



Università
Ca' Foscari
Venezia

Corso di laurea
magistrale
in MARKETING E COMUNICAZIONE

Tesi di laurea

**L'evoluzione dei processi decisionali nelle società calcistiche
professionistiche nell'era dell'Intelligenza Artificiale:
innovazione di processo e applicazione empirica.**

Relatrice

Prof.ssa Anna Cabigiosu

Laureando

Giacomo Fornasaro

Matricola 905940

Anno Accademico

2025/2026

INDICE

INTRODUZIONE	7
1. INNOVAZIONE DEI PROCESSI DECISIONALI: FONDAMENTI TEORICI E RUOLO DELL'AI	11
1.1 Innovazione di processo: definizione e rilevanza organizzativa	11
1.1.1 Il concetto di innovazione nelle organizzazioni	11
1.1.2 Innovazione di prodotto, tecnologica e di processo.....	13
1.1.3 Innovazione di processo e trasformazione delle routine organizzative	14
1.2 Innovazione nei processi decisionali organizzativi	16
1.2.1 Il processo decisionale nelle organizzazioni.....	16
1.2.2 Contesti ad alta densità cognitiva	17
1.2.3 Razionalità limitata, euristiche e bias cognitivi	18
1.2.4 Innovazione nei processi decisionali	19
1.3 Dalla decisione esperienziale alla decisione data-driven.....	21
1.3.1 Evoluzione dei modelli decisionali nelle organizzazioni	21
1.3.2 I limiti delle decisioni esperienziali e l'emergere dell'approccio data-driven.....	21
1.3.3 La transizione verso modelli decisionali data-driven	22
1.3.4 Integrazione tra intuizione, dati e implicazioni per l'innovazione decisionale	25
1.4 Artificial Intelligence come innovazione decisionale.....	26
1.4.1 Introduzione all'intelligenza artificiale nei contesti organizzativi	26
1.4.2 AI come innovazione di processo decisionale	26
1.4.3 Human-AI collaboration e intelligenza aumentata	27
1.5 Implicazioni organizzative dell'integrazione AI.....	31
1.5.1 Redistribuzione del potere decisionale	31
1.5.2 Trasparenza, accountability e fiducia nei sistemi di intelligenza artificiale	34
1.5.3 Standardizzazione dei processi e nuovi modelli operativi.....	35
1.5.4 Rischi e bias nei sistemi decisionali basati su intelligenza artificiale	37
2. TRASFORMAZIONE DEI PROCESSI DECISIONALI NELLE SOCIETA' CALCISTICHE PROFESSIONISTICHE	41
2.1 I club calcistici professionistici come organizzazioni complesse	41
2.1.1 Struttura organizzativa.....	41
2.1.2 Modelli di governance	43
2.1.3 La gestione economico-finanziaria.....	47
2.1.4 Il ruolo dei dati e delle tecnologie nella trasformazione delle società.....	49
2.2 Il modello decisionale tradizionale.....	51

2.2.1 Centralità dell'esperienza e conoscenza tacita	51
2.2.2 Reti relazionali informali e flussi decisionali non formalizzati.....	53
2.2.3 Lo scouting qualitativo come pratica decisionale tradizionale.....	56
2.2.4 Limiti del modello decisionale tradizionale in contesti complessi.....	58
2.3 Pressioni al cambiamento e innovazione di processo	61
2.3.1 Crescita economica del settore e aumento dei costi	61
2.3.2 Maggiore controllo degli investitori e professionalizzazione della governance	63
2.3.3 Disponibilità crescente di dati e sviluppo di KPI	65
2.3.4 Pressioni competitive e necessità di innovazione decisionale.....	68
2.3.5 Diffusione e prospettive di adozione delle tecnologie data-driven.....	70
2.4 Dalla logica esperienziale alla logica ibrida	72
2.4.1 Dal decision making intuitivo al supporto analitico	72
2.4.2 Complementarietà tra competenze umane e analisi dei dati.....	74
2.4.3 Resistenze organizzative e cambiamento culturale	77
2.4.4 Consolidamento della logica ibrida nei club professionistici	79
2.5 L'AI come innovazione di processo nel sistema calcistico	81
2.5.1 AI applicata allo scouting e all'identificazione dei talenti.....	81
2.5.2 AI per la valutazione degli asset sportivi	84
2.5.3 AI nelle decisioni di investimento e gestione del rischio	87
2.5.4 AI come supporto strategico per proprietà e management	90
2.6 Casi reali di utilizzo di AI e data analytics nel calcio professionistico.....	92
2.6.1 AI per lo scouting e il recruitment: il caso Brentford FC	92
2.6.2 AI per l'ottimizzazione di strategie di gioco: il caso FC Midtjylland	94
2.6.3 AI per valutazione delle performance e la strategia sportiva: il caso Liverpool FC.....	96
2.6.4 AI nello sviluppo dei talenti e nei settori giovanili: il caso Ajax Academy.....	98
2.6.5 Limiti e criticità emergenti nell'adozione dell'AI nel calcio.....	100
3. MODELLO OPERATIVO AI-BASED E APPLICAZIONE EMPIRICA NEL CALCIO PROFESSIONISTICO	102
3.1 Introduzione al capitolo e approccio metodologico	102
3.2 Footsights Optimizer – Struttura del modello decisionale AI-based	103
3.2.1 Data Acquisition – Raccolta e integrazione dei dati	110
3.2.2 Data Processing – Elaborazione e strutturazione del dato.....	114
3.2.3 Data Analysis – Analisi tramite AI e Machine Learning	119
3.2.4 Data Visualisation – Visualizzazione e supporto alle decisioni strategiche	121
3.2.5 Interpretazione manageriale e limiti del modello	124
3.3 Framework di confronto tra processo tradizionale e AI-based.....	127

3.3.1 Introduzione e presentazione del framework.....	127
3.3.2 Framework di confronto e analisi	130
3.4 Applicazione empirica del modello: caso studio, confronto e interpretazione dei risultati	137
3.4.1 Premessa metodologica e presentazione del caso.....	137
3.4.2 Applicazione pratica del modello Footsights Optimizer	138
3.4.3 Interpretazione dei risultati	145
3.5 Analisi qualitativa sull'adozione dell'AI nei processi decisionali nel calcio.....	147
3.5.1 Obiettivo dell'intervista e valore dell'analisi qualitativa.....	147
3.5.2 Implementazione del modello: resistenze culturali e condizioni organizzative	149
3.5.3 Integrazione tra AI e giudizio umano: trasformazione delle competenze professionali..	151
3.5.4 Limiti, rischi e scalabilità del modello AI-based	153
CONCLUSIONI.....	156
BIBLIOGRAFIA.....	161
RINGRAZIAMENTI.....	164

INTRODUZIONE

Negli ultimi anni, l'intelligenza artificiale e le tecnologie data-driven hanno assunto un ruolo sempre più rilevante nei processi decisionali delle organizzazioni. La crescente disponibilità di dati, lo sviluppo di sistemi analitici avanzati e la diffusione di modelli predittivi hanno modificato profondamente il modo in cui le imprese raccolgono, elaborano e utilizzano le informazioni a supporto delle proprie decisioni strategiche e operative. In questo scenario, l'innovazione non riguarda più soltanto la creazione di nuovi prodotti o l'introduzione di nuove tecnologie, ma coinvolge in modo sempre più significativo anche i processi interni attraverso cui le organizzazioni prendono decisioni, coordinano le proprie attività e costruiscono vantaggio competitivo.

Tale trasformazione assume particolare rilevanza nei contesti caratterizzati da elevata complessità informativa, incertezza e pressione competitiva. In questi ambienti, i modelli decisionali tradizionali, fondati prevalentemente sull'esperienza individuale, sull'intuizione e sulla conoscenza tacita, mostrano limiti crescenti nella capacità di gestire grandi quantità di informazioni e di confrontare in modo sistematico alternative differenti. L'introduzione di strumenti di intelligenza artificiale consente invece di ampliare la capacità analitica delle organizzazioni, supportando l'identificazione di pattern, la valutazione di scenari e la costruzione di processi decisionali più strutturati, documentabili e replicabili. Tuttavia, il valore dell'AI non risiede nella sostituzione del giudizio umano, ma nella possibilità di integrarlo con strumenti capaci di estendere le capacità cognitive dei decisori.

Il calcio professionistico rappresenta un contesto particolarmente adatto per osservare queste dinamiche. Le società calcistiche moderne non possono più essere interpretate esclusivamente come organizzazioni sportive, ma devono essere considerate imprese complesse, nelle quali risultati agonistici, sostenibilità economica, valorizzazione degli asset, gestione degli investitori, strategie commerciali e pressione competitiva si intrecciano continuamente. In particolare, le decisioni relative allo scouting, al recruitment e alla costruzione della rosa assumono un ruolo centrale, poiché incidono direttamente sia sulla performance sportiva sia sulla sostenibilità finanziaria del club.

Storicamente, tali decisioni sono state fondate soprattutto sull'esperienza degli scout, sulla conoscenza dei contesti competitivi, sulle reti relazionali e sull'osservazione diretta dei giocatori. Questo modello conserva ancora oggi un valore fondamentale, soprattutto per la capacità di cogliere aspetti qualitativi difficilmente misurabili attraverso indicatori numerici, come personalità, leadership, adattamento culturale, resilienza e compatibilità con il contesto tecnico. Tuttavia, l'aumento dei dati disponibili, la crescita dei costi di trasferimento, la maggiore attenzione degli investitori e la necessità di ridurre il rischio decisionale hanno favorito l'emergere di modelli più

strutturati, nei quali l'analisi quantitativa e gli strumenti AI-based vengono progressivamente integrati nei processi decisionali tradizionali.

La presente tesi si propone di analizzare l'evoluzione dei processi decisionali nelle società calcistiche professionistiche nell'era dell'intelligenza artificiale, con particolare attenzione al passaggio da modelli prevalentemente esperienziali a modelli ibridi, data-driven e AI-based. L'obiettivo principale non è dimostrare una superiorità assoluta della tecnologia rispetto al giudizio umano, ma comprendere in che modo l'introduzione di dati, algoritmi e strumenti di intelligenza artificiale possa modificare la struttura, la velocità, la formalizzazione e la qualità informativa del processo decisionale nei club professionistici. In questa prospettiva, l'AI viene interpretata come una forma di innovazione di processo, capace di trasformare le routine decisionali e le modalità attraverso cui le informazioni vengono raccolte, elaborate, condivise e utilizzate.

Il lavoro si sviluppa attraverso tre capitoli principali. Il primo capitolo costruisce il quadro teorico di riferimento, analizzando il concetto di innovazione di processo, l'evoluzione dei processi decisionali organizzativi e il passaggio dalla decisione esperienziale alla decisione data-driven. Particolare attenzione viene dedicata alla razionalità limitata, ai bias cognitivi, al ruolo dei dati nei processi decisionali e al concetto di intelligenza aumentata, secondo cui l'intelligenza artificiale non sostituisce il decisore umano, ma ne potenzia la capacità di analisi e interpretazione nei contesti complessi.

Il secondo capitolo applica tali concetti al contesto delle società calcistiche professionistiche. Dopo aver analizzato i club come organizzazioni complesse, il capitolo approfondisce il modello decisionale tradizionale, fondato su esperienza, conoscenza tacita, reti relazionali e scouting qualitativo. Successivamente vengono esaminate le principali pressioni al cambiamento che hanno favorito l'innovazione decisionale nel calcio, tra cui la crescita economica del settore, l'aumento dei costi, la professionalizzazione della governance, la disponibilità crescente di dati, lo sviluppo di KPI e la diffusione di strumenti analitici. Il capitolo si conclude con l'analisi del passaggio verso una logica ibrida e con la presentazione di alcuni casi reali di utilizzo di AI e data analytics nel calcio professionistico.

Il terzo capitolo rappresenta la parte applicativa ed empirica della tesi. Dopo aver introdotto il modello operativo "Footsights Optimizer", vengono analizzate le principali fasi del workflow AI-based: raccolta e integrazione dei dati, elaborazione e strutturazione del dato, analisi tramite AI e Machine Learning, visualizzazione degli output e interpretazione manageriale. Il modello viene poi utilizzato come base per costruire un framework di confronto tra processo decisionale tradizionale e processo AI-based, con l'obiettivo di valutare l'impatto dell'intelligenza artificiale in termini di efficienza,

capacità analitica, ampiezza dello scouting, formalizzazione, qualità degli output, riduzione dell'incertezza e ruolo del giudizio umano. La parte conclusiva del capitolo prevede inoltre un'applicazione empirica del modello e un'analisi qualitativa basata sulla prospettiva del consulente.

Nel complesso, la tesi intende contribuire alla comprensione dell'intelligenza artificiale non come semplice strumento tecnologico, ma come leva di trasformazione dei processi decisionali nelle organizzazioni sportive professionistiche. Il caso del calcio consente di osservare in modo concreto come dati e algoritmi possano modificare il modo in cui le decisioni vengono costruite, senza eliminare la centralità dell'esperienza, della competenza tecnica e dell'interpretazione umana. La decisione finale, soprattutto in un contesto complesso e incerto come quello calcistico, rimane infatti il risultato di un equilibrio tra analisi quantitativa, osservazione qualitativa, sensibilità professionale e valutazione strategica. È proprio in questa integrazione tra componente algoritmica e giudizio umano che si colloca il principale elemento di innovazione analizzato nel presente lavoro.

Metodologia utilizzata

La presente tesi adotta un approccio di ricerca di tipo teorico-applicativo, finalizzato ad analizzare l'evoluzione dei processi decisionali nelle società calcistiche professionistiche nell'era dell'Intelligenza Artificiale. Il lavoro si sviluppa attraverso una prima fase di analisi della letteratura scientifica, dedicata ai temi dell'innovazione di processo, del decision making organizzativo, della razionalità limitata, dei modelli data-driven e dell'integrazione tra intelligenza artificiale e giudizio umano. Tale quadro teorico viene successivamente applicato al contesto del calcio professionistico, con l'obiettivo di comprendere come l'aumento della complessità economica, organizzativa e informativa stia trasformando i modelli decisionali tradizionali dei club.

Dal punto di vista metodologico, la tesi combina l'analisi della letteratura con lo sviluppo di un framework interpretativo e con l'approfondimento di un caso empirico. In particolare, il primo capitolo costruisce le basi teoriche del lavoro, mentre il secondo capitolo trasferisce tali concetti al settore calcistico professionistico, analizzando l'evoluzione dai modelli decisionali basati prevalentemente sull'esperienza verso logiche ibride, data-driven e AI-based. Il terzo capitolo assume invece una prospettiva applicativa, attraverso la presentazione del modello operativo "Footsights Optimizer", la costruzione di un framework di confronto tra processo tradizionale e processo AI-based, l'analisi empirica del suo utilizzo in un contesto di scouting e recruitment e, nella parte conclusiva, un'analisi qualitativa condotta tramite intervista al consulente che ha sviluppato e applicato il modello.

L'analisi empirica si basa su un single case study qualitativo, costruito attraverso l'esame del modello Footsights Optimizer, dei materiali operativi disponibili e del confronto con il consulente che ha

sviluppato e applicato il modello. L'unità di analisi non è rappresentata dal club in senso generale, ma dal processo decisionale di scouting e recruitment prima e dopo l'introduzione di un workflow AI-based. L'obiettivo non è quindi produrre una generalizzazione statistica, ma comprendere in modo approfondito come l'integrazione di dati, algoritmi, strumenti di visualizzazione e competenze umane possa modificare il processo decisionale, rendendolo più strutturato, scalabile e documentabile. L'intervista al consulente consente inoltre di integrare l'analisi del modello con una prospettiva qualitativa sulle condizioni di implementazione, sulle resistenze culturali, sui limiti operativi e sulla scalabilità di un sistema AI-based all'interno dei processi decisionali calcistici.

Dichiarazione sull'utilizzo di strumenti di Intelligenza Artificiale

Il sottoscritto Giacomo Fornasaro, matricola numero 905940, iscritto presso Ca' Foscari al corso di Laurea magistrale in Marketing e Comunicazione, autore della tesi di laurea *L'evoluzione dei processi decisionali nelle società calcistiche professionistiche nell'era dell'Intelligenza Artificiale: Modello teorico e applicazione empirica*, relatrice Anna Cabigiosu, consapevole delle sanzioni previste dall'art. 76 del Testo unico, D.P.R. 28/12/2000 n.445, e della decadenza dei benefici prevista dall'art. 75 del medesimo Testo unico in caso di dichiarazioni false o mendaci, sotto la propria personale responsabilità ai sensi degli artt. 46 e 47 del D.P.R. 28/12/2000 n. 445, dichiara di aver fatto ricorso a tecnologie di intelligenza artificiale generativa per supportare vari aspetti della ricerca e della scrittura del suo elaborato finale, in particolare: ChatGPT, modello GPT-5.5 Thinking, versione disponibile nel periodo di redazione della tesi. Lo strumento è stato impiegato per:

- revisione e ottimizzazione dei testi per migliorarne chiarezza, coerenza e fluidità espositiva
- supporto alla formulazione preliminare di singoli passaggi testuali, successivamente verificati, rivisti e rielaborati dall'autore;
- produzione di immagini illustrative, schemi e tabelle di sintesi a supporto della parte teorica, metodologica e applicativa.

Tutto il materiale prodotto o rielaborato con il supporto dell'Intelligenza Artificiale è stato attentamente verificato, rivisto e rielaborato dall'autore attraverso il confronto con la letteratura scientifica utilizzata nella tesi, con i materiali empirici disponibili, con le informazioni emerse dall'intervista al consulente e con la struttura complessiva dell'elaborato.

L'autore dichiara che tutto il materiale generato dall'IA è stato attentamente verificato, rivisto e rielaborato dall'autore, che si assume la piena responsabilità per la qualità, l'accuratezza e l'integrità scientifica del lavoro.

1. INNOVAZIONE DEI PROCESSI DECISIONALI: FONDAMENTI TEORICI E RUOLO DELL'AI

1.1 Innovazione di processo: definizione e rilevanza organizzativa

1.1.1 Il concetto di innovazione nelle organizzazioni

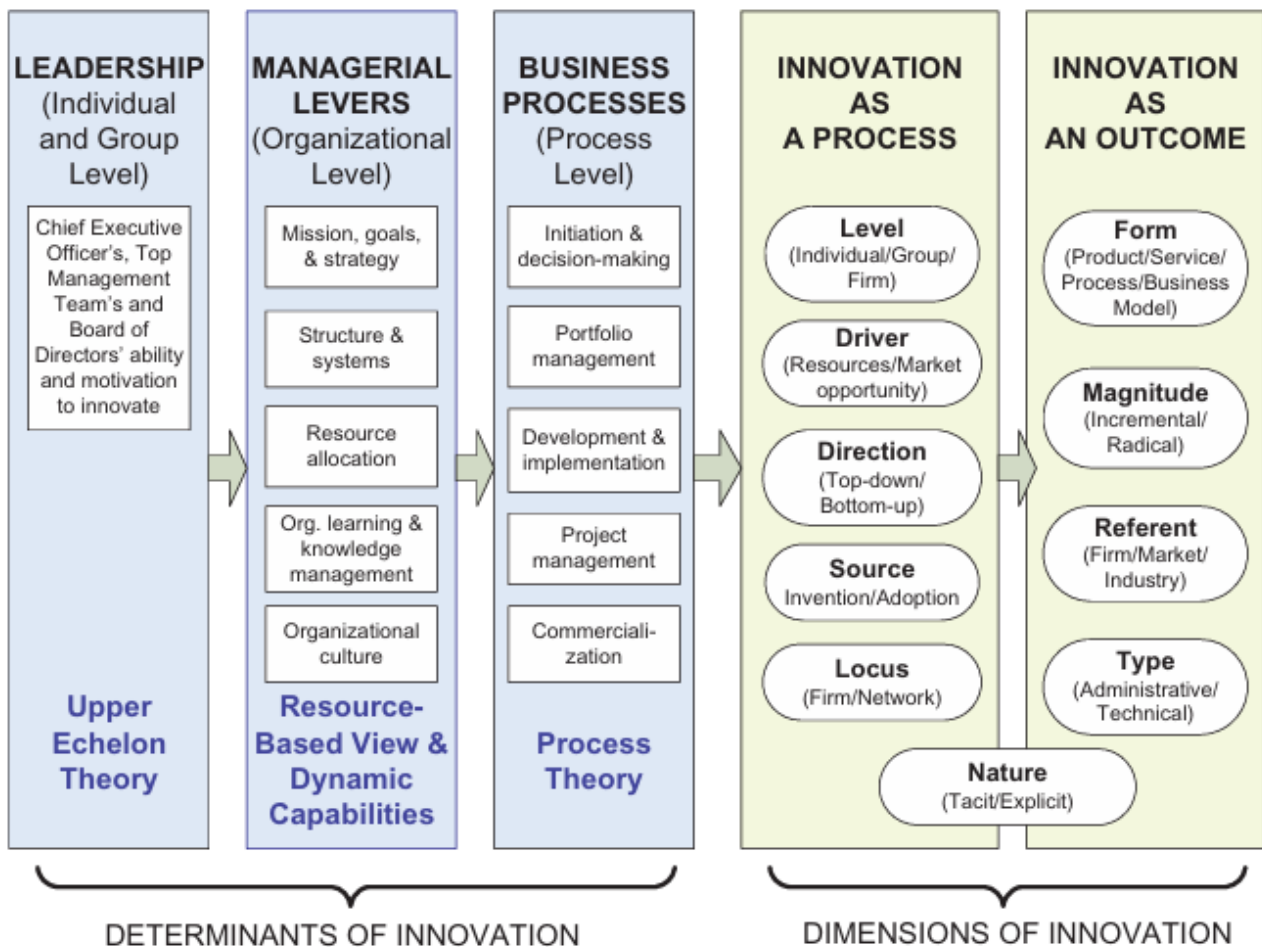
Nel contesto economico contemporaneo, caratterizzato da rapidi cambiamenti tecnologici e da una crescente competizione tra imprese, l'innovazione rappresenta uno dei principali fattori di successo organizzativo. Numerosi studi evidenziano infatti come la capacità di innovare costituisca una risorsa fondamentale per le organizzazioni, in quanto consente di adattarsi ai cambiamenti dell'ambiente competitivo, migliorare le performance e mantenere un vantaggio competitivo nel lungo periodo (Crossan e Apaydin, 2010).

In letteratura il concetto di innovazione è stato definito in diversi modi. In generale, l'innovazione può essere intesa come l'introduzione o l'adozione di nuove idee, pratiche o soluzioni che generano valore per l'organizzazione e per il contesto in cui essa opera. In questo senso, l'innovazione non riguarda esclusivamente la creazione di nuovi prodotti o tecnologie, ma include anche lo sviluppo di nuovi processi produttivi, nuovi modelli organizzativi e nuove modalità di gestione delle attività aziendali (Crossan e Apaydin, 2010).

L'innovazione può quindi essere interpretata sia come processo, sia come risultato: da un lato essa rappresenta l'insieme delle attività attraverso cui le organizzazioni sviluppano e introducono nuove soluzioni, mentre dall'altro lato costituisce l'esito di tali attività, che si traduce nell'introduzione concreta di nuovi prodotti, servizi o modalità operative. Questa duplice natura evidenzia come l'innovazione sia un fenomeno complesso che coinvolge diverse dimensioni dell'organizzazione.

Crossan e Apaydin (2010) propongono un framework integrato che consente di analizzare i principali elementi che influenzano i processi di innovazione nelle organizzazioni e i conseguenti risultati.

Figura 1.1 – Framework dell'innovazione organizzativa



Fonte: Crossan e Apaydin (2010)

La Figura 1.1 consente di leggere l'innovazione organizzativa come un fenomeno multidimensionale, che coincide non soltanto con l'introduzione di un nuovo output, ma con un processo più ampio che coinvolge attori, leve manageriali e processi interni. In particolare, il modello distingue tra i determinanti dell'innovazione — leadership, leve organizzative e business processes — e le sue principali dimensioni come outcome, tra cui rientrano forma, tipo, intensità e livello di novità. Ne emerge una visione dell'innovazione come processo sistemico, nel quale le decisioni organizzative e le modalità di coordinamento interno svolgono un ruolo essenziale. In questa prospettiva, l'innovazione di processo assume particolare rilievo, poiché riguarda direttamente il modo in cui l'organizzazione struttura le proprie attività, le proprie routine e i meccanismi attraverso cui orienta il cambiamento.

Questo approccio risulta rilevante per comprendere il ruolo dell'innovazione di processo all'interno delle organizzazioni, poiché consente di superare una visione limitata al solo sviluppo tecnologico o alla creazione di nuovi prodotti. Al contrario, il modello suggerisce che l'innovazione coinvolga

anche le modalità attraverso cui le attività vengono coordinate e gestite, evidenziando l'importanza delle routine organizzative e dei meccanismi informativi che ne sostengono il funzionamento.

In questa prospettiva, la figura rappresenta un riferimento utile per comprendere come i cambiamenti nei processi organizzativi possano incidere sulla capacità dell'impresa di adattarsi al contesto competitivo e di migliorare progressivamente le proprie prestazioni. Tale interpretazione costituisce il punto di partenza per l'analisi successiva dei processi decisionali organizzativi, che verranno approfonditi nel paragrafo seguente.

1.1.2 Innovazione di prodotto, tecnologica e di processo

Per comprendere il ruolo dell'innovazione di processo nei contesti organizzativi, è necessario distinguere tra le principali tipologie di innovazione individuate dalla letteratura. Una delle classificazioni più diffuse sull'innovazione riguarda la distinzione tra innovazione di prodotto e innovazione di processo. Le innovazioni di prodotto consistono nell'introduzione di nuovi beni o servizi oppure nel miglioramento significativo delle caratteristiche di quelli esistenti, con l'obiettivo di soddisfare nuovi bisogni dei clienti o di creare nuove opportunità di mercato. Le innovazioni di processo, invece, riguardano l'introduzione di nuovi metodi di produzione, distribuzione o gestione operativa che permettono di migliorare l'efficienza delle attività organizzative (Damanpour, 2010).

Questa distinzione evidenzia come le due tipologie di innovazione rispondano a logiche differenti. Le innovazioni di prodotto sono generalmente orientate verso l'esterno e mirano a generare valore per il mercato e per i clienti. Le innovazioni di processo, al contrario, hanno prevalentemente una dimensione interna e riguardano il modo in cui l'organizzazione realizza e gestisce le proprie attività operative. In altre parole, mentre l'innovazione di prodotto modifica ciò che l'impresa offre all'esterno, l'innovazione di processo riguarda il modo in cui tali prodotti o servizi vengono realizzati e distribuiti (Damanpour, 2010).

Accanto a questa distinzione, la letteratura individua anche una differenza tra innovazioni tecnologiche e innovazioni organizzative. Le innovazioni tecnologiche riguardano l'introduzione di nuove tecnologie, strumenti o sistemi produttivi che incidono direttamente sulle attività operative dell'impresa. Le innovazioni organizzative, invece, si riferiscono ai cambiamenti nelle strutture di gestione, nei sistemi amministrativi o nelle modalità di coordinamento delle attività aziendali (Damanpour, 2010).

Nella pratica, tuttavia, queste diverse tipologie di innovazione risultano spesso strettamente interconnesse. L'introduzione di nuove tecnologie, ad esempio, può richiedere modifiche nei processi organizzativi o nei sistemi decisionali dell'impresa. Di conseguenza, l'innovazione deve essere

considerata come un fenomeno multidimensionale che coinvolge simultaneamente aspetti tecnologici, organizzativi e gestionali.

1.1.3 Innovazione di processo e trasformazione delle routine organizzative

Se l'innovazione di prodotto modifica ciò che l'impresa offre al mercato, l'innovazione di processo interviene invece sul modo in cui le attività organizzative vengono svolte, coordinate e controllate. In quest'ottica, il suo impatto non riguarda soltanto l'efficienza operativa, ma anche l'assetto delle routine attraverso cui l'organizzazione gestisce il proprio funzionamento quotidiano. Le routine organizzative possono infatti essere intese come insiemi relativamente stabili di pratiche, sequenze operative e modalità di coordinamento che consentono all'impresa di garantire continuità alle proprie attività nel tempo (Tidd e Bessant, 2021). L'innovazione di processo assume quindi rilevanza non solo perché introduce nuovi metodi operativi, ma perché modifica concretamente il modo in cui tali routine vengono strutturate e rese coerenti con gli obiettivi organizzativi.

Da questo punto di vista, l'innovazione di processo non si esaurisce nella semplice sostituzione di una tecnica con un'altra, ma comporta spesso una revisione più ampia dei meccanismi attraverso cui l'organizzazione organizza e coordina le proprie attività. Le routine organizzative, infatti, non sono composte soltanto da azioni materiali, ma includono anche procedure informative e modalità relazionali che permettono ai diversi attori di operare in modo coordinato (Lusch e Nambisan, 2015). Per questa ragione, la trasformazione dei processi coinvolge frequentemente anche i flussi informativi interni, incidendo sulle modalità con cui le informazioni vengono generate, trasmesse e utilizzate tra funzioni, livelli gerarchici e unità operative. In questo senso, l'innovazione di processo può essere interpretata come un cambiamento nelle modalità attraverso cui l'organizzazione raccoglie, organizza e utilizza le informazioni necessarie allo svolgimento delle attività operative.

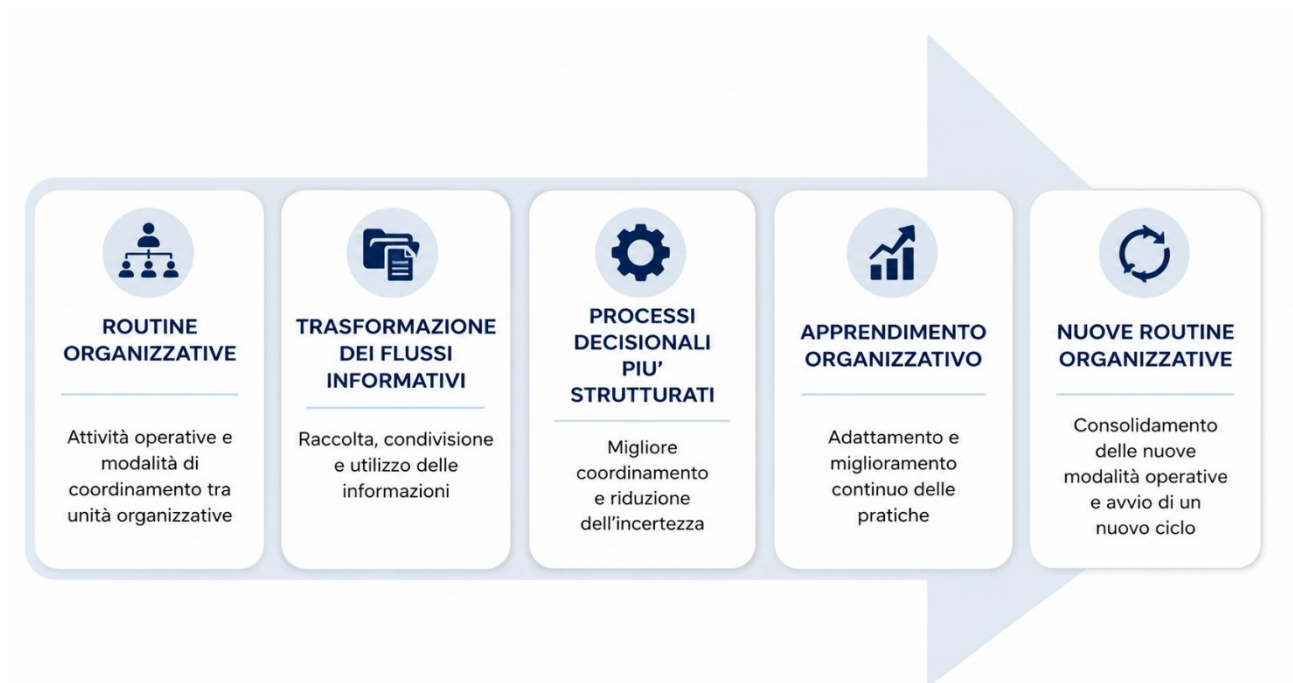
La crescente diffusione delle tecnologie digitali ha reso questa dimensione ancora più evidente. L'adozione di sistemi informativi avanzati e strumenti digitali consente alle organizzazioni di ridefinire le proprie routine operative, rendendole più integrate, tracciabili e standardizzate. In questo contesto, la digitalizzazione non rappresenta soltanto un supporto tecnico alle attività esistenti, ma agisce come fattore di trasformazione delle modalità operative, poiché modifica il rapporto tra attività, informazioni e coordinamento organizzativo (Tidd e Bessant, 2021; Lusch e Nambisan, 2015). L'innovazione di processo assume quindi una dimensione progressivamente più ampia, che comprende non soltanto l'esecuzione delle attività, ma anche l'infrastruttura informativa che ne consente il coordinamento e il controllo.

Un ulteriore elemento rilevante riguarda il rapporto tra trasformazione delle routine organizzative e capacità di apprendimento dell'organizzazione. Le routine, infatti, non costituiscono strutture

statiche, ma sistemi dinamici che possono essere progressivamente adattati e migliorati attraverso l'esperienza operativa e l'introduzione di nuove conoscenze. In questo senso, l'innovazione di processo contribuisce a favorire meccanismi di apprendimento organizzativo, poiché consente di sperimentare nuove modalità operative, valutarne l'efficacia e consolidare progressivamente pratiche più efficienti (Crossan e Apaydin, 2010). La possibilità di modificare e aggiornare le routine rappresenta quindi una condizione essenziale per affrontare contesti caratterizzati da elevata variabilità e incertezza, nei quali la capacità di adattamento organizzativo assume un ruolo determinante.

Le relazioni tra innovazione di processo, trasformazione delle routine organizzative e sviluppo di capacità di apprendimento possono essere rappresentate attraverso uno schema concettuale che evidenzia la natura dinamica e ciclica del cambiamento organizzativo.

Figura 1.2 – Innovazione di processo come trasformazione delle routine organizzative



Fonte: elaborazione propria con il supporto di ChatGPT (OpenAI), su Tidd e Bessant (2021) e Lusch e Nambisan (2015).

Come evidenziato nella Figura 1.2, l'innovazione di processo può essere interpretata come un fenomeno dinamico che coinvolge una sequenza di trasformazioni interconnesse. In particolare, il cambiamento delle routine organizzative determina una modifica dei flussi informativi interni, influenzando le modalità attraverso cui le informazioni vengono raccolte, condivise e utilizzate all'interno dell'organizzazione.

La ridefinizione dei flussi informativi contribuisce a rendere i processi decisionali più strutturati e coordinati, riducendo l'incertezza operativa e migliorando la qualità delle decisioni. Nel tempo, tali cambiamenti favoriscono lo sviluppo di meccanismi di apprendimento organizzativo, attraverso i quali le nuove modalità operative vengono consolidate e integrate nelle pratiche quotidiane.

Questo processo assume una natura ciclica, poiché l'apprendimento organizzativo genera a sua volta nuove routine, che diventano la base per ulteriori processi di innovazione. In questa prospettiva, l'innovazione di processo non rappresenta un evento isolato, ma un percorso evolutivo continuo che contribuisce al rafforzamento della capacità organizzativa di adattarsi a contesti complessi e in costante cambiamento.

Tale interpretazione costituisce il punto di partenza per l'analisi dei processi decisionali organizzativi, che verranno approfonditi nel paragrafo successivo.

1.2 Innovazione nei processi decisionali organizzativi

1.2.1 Il processo decisionale nelle organizzazioni

Il processo decisionale rappresenta uno degli elementi fondamentali per il funzionamento e la competitività delle organizzazioni, in quanto guida la definizione delle strategie, l'allocazione delle risorse e l'adattamento ai cambiamenti ambientali. In ambito manageriale, il decision making non è inteso come un atto isolato, bensì come un processo articolato e continuo, che si sviluppa attraverso diverse fasi tra loro interconnesse: identificazione del problema, raccolta e interpretazione delle informazioni, generazione delle alternative, valutazione delle opzioni e scelta finale.

Questa visione processuale implica che le decisioni non siano mai completamente individuali, ma emergano da un contesto organizzativo caratterizzato da interazioni, vincoli e dinamiche collettive. Come evidenziato dalla letteratura sull'innovazione e sui processi organizzativi, le decisioni si collocano all'interno di processi aziendali strutturati, ovvero insiemi di attività coordinate che mirano alla creazione di valore per l'organizzazione e per i suoi stakeholder (Kulkarni e Ipe, 2007).

In questo contesto, il processo decisionale assume una natura fortemente dinamica: le scelte non dipendono esclusivamente da criteri razionali, ma sono influenzate da fattori organizzativi, culturali e cognitivi. Inoltre, la crescente complessità dei mercati e la rapidità dei cambiamenti ambientali rendono il processo decisionale sempre più critico, richiedendo capacità di adattamento, apprendimento continuo e integrazione di conoscenze diverse.

Un ulteriore elemento di rilevanza è rappresentato dal ruolo della conoscenza: le decisioni organizzative si basano infatti sempre più sulla capacità di raccogliere, elaborare e condividere informazioni, rendendo il decision making un processo strettamente connesso alla gestione della conoscenza. In questo senso, il processo decisionale può essere interpretato come un meccanismo attraverso cui l'organizzazione trasforma informazioni e competenze in azioni strategiche.

1.2.2 Contesti ad alta densità cognitiva

All'interno delle organizzazioni, non tutti i processi decisionali presentano lo stesso livello di complessità. Alcuni contesti sono caratterizzati da una elevata densità cognitiva, ossia da un'intensità significativa di conoscenze, informazioni e competenze necessarie per prendere decisioni efficaci.

Questi contesti coincidono frequentemente con i cosiddetti Knowledge Intensive Business Processes (KIBPs), ovvero processi aziendali ad alta intensità di conoscenza, come lo sviluppo strategico, la ricerca di mercato, la progettazione di nuovi prodotti o la pianificazione finanziaria (Kulkarni e Ipe, 2007). Tali processi si distinguono per alcune caratteristiche specifiche:

- elevata complessità delle attività e delle decisioni coinvolte;
- forte dipendenza da competenze specialistiche;
- necessità di integrazione tra diverse fonti di conoscenza;
- presenza di elevata incertezza e ambiguità informativa;
- rilevanza strategica degli output prodotti.

In questi contesti, il processo decisionale assume una natura non lineare e fortemente iterativa. Le decisioni vengono costruite progressivamente attraverso interazioni tra individui e gruppi, e sono spesso il risultato di processi di negoziazione e condivisione della conoscenza. Inoltre, il valore generato da tali processi è generalmente elevato, ma difficilmente misurabile nel breve periodo, in quanto legato a risultati strategici e di lungo termine.

La crescente digitalizzazione e l'introduzione di tecnologie avanzate stanno ulteriormente amplificando la densità cognitiva dei processi decisionali. In particolare, l'intelligenza artificiale e i sistemi di supporto alle decisioni consentono di gestire grandi quantità di dati e di migliorare la capacità analitica delle organizzazioni, contribuendo a trasformare il modo in cui le decisioni vengono prese. Tuttavia, come sottolinea Jarrahi (2018), tali tecnologie non sostituiscono completamente il ruolo umano, ma piuttosto lo integrano, dando origine a forme di intelligenza aumentata.

1.2.3 Razionalità limitata, euristiche e bias cognitivi

Nonostante l'importanza delle decisioni per il funzionamento delle organizzazioni, la letteratura ha ampiamente dimostrato che gli individui non operano secondo criteri di razionalità perfetta. Al contrario, i decisori agiscono in condizioni di razionalità limitata, dovute a vincoli cognitivi, informativi e temporali (Simon, 1991).

Un contributo fondamentale alla comprensione dei processi decisionali è stato fornito dagli studi di economia comportamentale e psicologia cognitiva, in particolare dalle ricerche di Daniel Kahneman e Amos Tversky.

Secondo questa prospettiva, molte decisioni vengono prese attraverso processi cognitivi intuitivi e automatici, piuttosto che tramite un'analisi razionale approfondita. Kahneman distingue infatti due sistemi di pensiero: un sistema rapido, intuitivo e automatico (*System 1*), e un sistema più lento e deliberativo (*System 2*), che richiede maggiore sforzo cognitivo (Kahneman, 2003). La tabella 1.1 sintetizza le principali differenze tra i due sistemi cognitivi.

Tabella 1.1 – I sistemi cognitivi del processo decisionale

SYSTEM 1 – Intuizione	SYSTEM 2 - Ragionamento
Veloce	Lento
Automatico	Cosciente
Senza sforzo	Richiede sforzo
Emozionale	Controllato
Incosciente	Cosciente
Associativo	Governato da regole
Per decisioni di ogni giorno	Per decisioni complesse

Fonte: rielaborazione da Kahneman (2003)

Il primo sistema consente agli individui di prendere decisioni rapide in contesti complessi, ma può anche generare errori sistematici di valutazione, noti come bias cognitivi. Tra questi, ad esempio, vi sono la tendenza a sovrastimare eventi facilmente ricordabili o l'influenza del modo in cui un problema viene presentato (framing effect).

Nei contesti organizzativi, i due sistemi tendono a interagire continuamente. Le decisioni manageriali emergono spesso da una combinazione di intuizione ed elaborazione analitica, soprattutto in situazioni caratterizzate da elevata complessità e incertezza. Difatti, i decisori molte volte operano

sotto pressione temporale e con informazioni incomplete, condizioni che favoriscono l'utilizzo di scorciatoie cognitive e giudizi intuitivi.

Di conseguenza, la qualità delle decisioni organizzative dipende non solo dalla disponibilità di informazioni, ma anche dalla capacità dei decisori di interpretarle correttamente e di gestire i limiti cognitivi che caratterizzano il comportamento umano.

1.2.4 Innovazione nei processi decisionali

Negli ultimi anni, la crescente complessità dei mercati e l'aumento esponenziale della disponibilità di dati hanno portato molte organizzazioni a ripensare profondamente i propri processi decisionali. In questo contesto, l'innovazione non riguarda più esclusivamente lo sviluppo di nuovi prodotti o servizi, ma coinvolge in modo sempre più significativo anche il modo in cui le decisioni vengono formulate, supportate e implementate all'interno delle organizzazioni.

L'innovazione nei processi decisionali può essere definita come l'introduzione di nuovi strumenti, metodologie o strutture organizzative finalizzate a migliorare la qualità, la rapidità e l'efficacia delle decisioni manageriali. Tale trasformazione implica spesso una revisione sostanziale dei flussi informativi, delle modalità di analisi dei dati e delle pratiche attraverso cui le organizzazioni interpretano l'ambiente competitivo e orientano le proprie azioni strategiche.

A differenza delle innovazioni tecnologiche tradizionali, che si concentrano principalmente su prodotti o processi produttivi, l'innovazione decisionale agisce su una dimensione più profonda e trasversale, incidendo sui meccanismi cognitivi e organizzativi che guidano il comportamento dell'impresa. In questo senso, essa rientra nella più ampia categoria delle innovazioni manageriali, ovvero cambiamenti nelle pratiche, nei processi e nelle strutture organizzative che supportano il miglioramento delle performance (Damanpour e Aravind, 2011).

Un elemento centrale di questa trasformazione riguarda la crescente importanza dei dati e delle capacità analitiche. Le organizzazioni sono oggi chiamate a gestire volumi sempre più elevati di informazioni, provenienti da fonti eterogenee e caratterizzate da diversi livelli di affidabilità e rilevanza. Di conseguenza, i processi decisionali tendono a evolvere da modelli basati prevalentemente su esperienza e intuizione verso approcci più strutturati e supportati da evidenze empiriche. Questo passaggio, tuttavia, non implica l'abbandono del giudizio umano, ma piuttosto una sua integrazione con strumenti analitici avanzati.

In molti casi, l'innovazione nei processi decisionali si sviluppa anche attraverso l'integrazione di competenze distribuite tra diversi attori all'interno e all'esterno dell'organizzazione. In linea con la prospettiva della service-dominant logic, i processi decisionali possono essere interpretati come il

risultato dell'interazione tra molteplici soggetti che contribuiscono con risorse, conoscenze ed esperienze diverse alla creazione di valore (Lusch e Nambisan, 2015). In quest'ottica, la decisione non è più il risultato di un singolo individuo, ma emerge da dinamiche collaborative e relazionali.

Questo aspetto è particolarmente rilevante nei contesti ad alta densità cognitiva, dove la complessità delle decisioni richiede l'integrazione di competenze specialistiche e la condivisione continua di conoscenza. In questi casi, l'innovazione decisionale si traduce non solo nell'adozione di nuove tecnologie, ma anche nella trasformazione delle modalità attraverso cui le informazioni vengono condivise, interpretate e utilizzate per guidare l'azione organizzativa. Tra le principali leve di innovazione nei processi decisionali si possono individuare:

- l'introduzione di sistemi di supporto alle decisioni e strumenti di business analytics;
- la digitalizzazione dei flussi informativi e dei processi organizzativi;
- lo sviluppo di pratiche collaborative e interfunzionali;
- l'integrazione tra competenze umane e tecnologie avanzate.

In questo scenario, l'intelligenza artificiale emerge come uno dei principali driver di trasformazione dei processi decisionali. Come sottolinea Jarrahi (2018), l'AI non deve essere interpretata esclusivamente come uno strumento di automazione, ma come una tecnologia in grado di estendere le capacità cognitive umane, favorendo una maggiore integrazione tra analisi quantitativa e interpretazione qualitativa. In particolare, l'AI consente di elaborare grandi quantità di dati, individuare pattern nascosti e supportare i decisori nella valutazione delle alternative, contribuendo a migliorare la qualità complessiva delle decisioni.

Infine, è importante evidenziare come l'innovazione nei processi decisionali si inserisca in una visione più ampia dell'innovazione organizzativa come processo continuo e dinamico. Secondo Crossan e Apaydin (2010), l'innovazione deve essere intesa sia come processo sia come risultato, e implica la generazione, l'adozione e l'implementazione di nuove pratiche all'interno dell'organizzazione. In questo quadro, il miglioramento dei processi decisionali rappresenta una leva fondamentale per sostenere la capacità innovativa dell'impresa e per affrontare in modo efficace la complessità dei contesti competitivi contemporanei.

1.3 Dalla decisione esperienziale alla decisione data-driven

1.3.1 Evoluzione dei modelli decisionali nelle organizzazioni

L'analisi sviluppata nel paragrafo precedente ha evidenziato come i processi decisionali organizzativi siano sempre più caratterizzati da elevata complessità, integrazione di conoscenze e interdipendenza tra attori. In questo contesto, le decisioni non possono più essere interpretate come atti isolati, ma come espressione di processi articolati che si sviluppano all'interno di contesti ad alta densità cognitiva.

Storicamente, il decision making nelle organizzazioni si è basato in larga parte su forme di conoscenza tacita, maturata attraverso l'esperienza, l'apprendimento informale e la familiarità con specifiche situazioni operative. Questo approccio, definito "decisione esperienziale", si fonda sulla capacità dei decisori di riconoscere pattern ricorrenti e di attivare rapidamente schemi cognitivi consolidati.

Tale modalità decisionale presenta indubbi vantaggi, soprattutto in contesti relativamente stabili, nei quali l'esperienza accumulata consente di prendere decisioni rapide ed efficaci. Tuttavia, con l'aumento della complessità ambientale e la crescente disponibilità di informazioni, questo modello mostra limiti sempre più evidenti.

In particolare, la teoria della razionalità limitata evidenzia come i decisori non siano in grado di elaborare tutte le informazioni disponibili né di valutare in modo completo tutte le alternative possibili (Simon, 1991). Di conseguenza, essi tendono a semplificare la realtà, facendo ricorso a euristiche che, se da un lato consentono di ridurre la complessità, dall'altro possono generare bias sistematici nel processo decisionale (Kahneman, 2003).

1.3.2 I limiti delle decisioni esperienziali e l'emergere dell'approccio data-driven

I limiti della decisione esperienziale risultano particolarmente evidenti nei contesti ad alta densità cognitiva, nei quali la quantità e la varietà delle informazioni da elaborare superano le capacità cognitive individuali. In questi contesti, la complessità delle decisioni è ulteriormente amplificata dalla presenza di incertezza, ambiguità e interdipendenza tra variabili, come introdotto nel paragrafo 1.2.

In tali condizioni, basare le decisioni esclusivamente sull'intuizione e sull'esperienza può portare a risultati subottimali. In questo contesto, il concetto di razionalità limitata assume un ruolo particolarmente rilevante per comprendere i limiti dei modelli decisionali tradizionali. Secondo Simon (1991), gli individui non sono in grado di prendere decisioni pienamente razionali, poiché operano sotto vincoli cognitivi, informativi e temporali che ne limitano la capacità di analisi. Di

conseguenza, i decisori non ricercano la soluzione ottimale, ma tendono a individuare soluzioni “soddisfacenti”, ossia sufficientemente buone rispetto agli obiettivi e alle informazioni disponibili.

Questa prospettiva evidenzia come il processo decisionale sia inevitabilmente caratterizzato da semplificazioni e approssimazioni, che diventano ancora più marcate nei contesti ad alta densità cognitiva. In tali situazioni, l’aumento della quantità di informazioni disponibili non si traduce automaticamente in una migliore qualità delle decisioni, ma può al contrario generare fenomeni di sovraccarico informativo, rendendo ancora più difficile per i decisori individuare le alternative più appropriate. Il rischio è quello di affidarsi a interpretazioni parziali della realtà, trascurando informazioni rilevanti o non riuscendo a cogliere relazioni complesse tra i dati.

È proprio in risposta a queste criticità che le organizzazioni hanno iniziato a sviluppare modelli decisionali alternativi, fondati sull’utilizzo sistematico dei dati. La cosiddetta decisione data-driven rappresenta un approccio in cui le scelte manageriali vengono supportate da evidenze empiriche, analisi quantitative e modelli predittivi.

Lo sviluppo delle tecnologie di big data analytics ha avuto un ruolo fondamentale in questa trasformazione, consentendo alle organizzazioni di raccogliere, elaborare e interpretare grandi volumi di informazioni provenienti da fonti eterogenee (Wamba et al., 2017). In questo modo, i dati diventano una risorsa strategica, in grado di migliorare la qualità delle decisioni e di ridurre l’incertezza.

Tuttavia, il passaggio a un approccio data-driven non è immediato né privo di difficoltà. Esso richiede non solo l’adozione di tecnologie adeguate, ma anche una trasformazione culturale e organizzativa, che coinvolge competenze, processi e modalità di lavoro.

1.3.3 La transizione verso modelli decisionali data-driven

La transizione dalla decisione esperienziale a quella data-driven può essere interpretata come un processo evolutivo, in cui le organizzazioni passano progressivamente da logiche intuitive a logiche analitiche, senza tuttavia abbandonare completamente la dimensione esperienziale. Questo cambiamento è stato fortemente influenzato, negli ultimi due decenni, dallo sviluppo delle tecnologie digitali e dall’aumento esponenziale della quantità di dati disponibili, che hanno reso possibile l’adozione di nuovi modelli decisionali basati sull’analisi sistematica delle informazioni.

In questo contesto si afferma il concetto di data-driven decision making, ovvero un approccio manageriale che utilizza dati e strumenti analitici per supportare e migliorare le decisioni organizzative. A differenza dei modelli tradizionali, in cui il processo decisionale si fonda prevalentemente sull’esperienza e sull’intuizione, l’approccio data-driven si basa su evidenze

empiriche, analisi quantitative e modelli predittivi, consentendo una maggiore oggettività e precisione nelle scelte.

La rilevanza di questo approccio è confermata da diversi contributi empirici. In particolare, Brynjolfsson, Hitt e Kim (2011) evidenziano come le imprese che adottano pratiche decisionali basate sui dati tendano a ottenere performance superiori rispetto a quelle che si affidano principalmente all'intuizione manageriale. I risultati del loro studio mostrano infatti una correlazione positiva tra l'utilizzo sistematico dei dati e livelli più elevati di produttività e di efficienza organizzativa.

Un ruolo centrale in questa trasformazione è svolto dalle tecnologie di big data analytics, che consentono alle organizzazioni di raccogliere, elaborare e analizzare grandi volumi di informazioni provenienti da fonti eterogenee. Tali strumenti permettono di individuare pattern, tendenze e relazioni che difficilmente potrebbero emergere attraverso una semplice analisi intuitiva, contribuendo a migliorare la capacità di previsione e di supporto alle decisioni (Wamba et al., 2017).

La crescente importanza dei dati nei processi decisionali ha portato anche allo sviluppo di nuove capacità organizzative. In particolare, la letteratura evidenzia come le big data analytics capability rappresentino una risorsa strategica in grado di migliorare significativamente la performance delle imprese. Akter et al. (2016), ad esempio, mostrano come lo sviluppo di competenze avanzate nell'analisi dei dati consenta alle organizzazioni di supportare in modo più efficace le decisioni strategiche, grazie a informazioni più accurate e tempestive.

Allo stesso modo, Cao, Duan e El Banna (2019) sottolineano come l'utilizzo di strumenti di marketing analytics contribuisca allo sviluppo di nuove capacità dinamiche legate alla gestione e all'interpretazione delle informazioni, in particolare per quanto riguarda la comprensione del comportamento dei clienti. In questo senso, l'analisi dei dati non rappresenta soltanto un supporto operativo, ma diventa una componente fondamentale dei processi decisionali contemporanei.

In generale, si può affermare che l'evoluzione del processo decisionale dalla logica esperienziale a quella data-driven non riguarda soltanto gli strumenti utilizzati, ma implica una trasformazione più ampia delle modalità attraverso cui le organizzazioni raccolgono, interpretano e utilizzano le informazioni. La tabella 1.2 sintetizza le principali differenze tra i due tipi di approccio, evidenziando le implicazioni in termini di logica decisionale, modalità d'utilizzo dei dati e capacità di gestione della complessità.

Tabella 1.2 – Evoluzione del processo decisionale: differenze tra approccio esperienziale e data-driven.

<i>Dimensione</i>	<i>Decisione esperienziale</i>	<i>Decisione data-driven</i>
<i>Base della decisione</i>	Intuizione ed esperienza	Dati e analisi
<i>Tipo di conoscenza</i>	Tacita	Esplicita e strutturata
<i>Velocità decisionale</i>	Elevata	Variabile
<i>Accuratezza</i>	Variabile	Generalmente più elevata
<i>Gestione della complessità</i>	Limitata	Maggiore capacità analitica
<i>Replicabilità</i>	Bassa	Elevata
<i>Strumenti utilizzati</i>	Esperienza individuale	Analytics, modelli predittivi
<i>Rischio di bias</i>	Elevato	Ridotto (ma non eliminato)

Fonte: elaborazione propria su adattamento di Brynjolfsson et al. (2011); Wamba et al. (2017)

Come illustrato nella tabella 1.2, il passaggio alla decisione data-driven implica una serie di trasformazioni nei processi decisionali. In primo luogo, si osserva uno spostamento dalla conoscenza tacita, basata sull'esperienza individuale, verso forme di conoscenza esplicita e strutturata, supportate dall'analisi dei dati. Questo consente alle organizzazioni di migliorare la qualità delle decisioni, aumentando la capacità di individuare relazioni complesse e di prevedere scenari futuri

Un secondo elemento rilevante riguarda la maggiore replicabilità e trasparenza delle decisioni. A differenza dei modelli esperienziali, nei quali le scelte risultano spesso difficili da giustificare e trasferire, l'approccio data-driven permette di tracciare il processo decisionale e di basarli su evidenze verificabili. Questo aspetto risulta particolarmente importante nei contesti organizzativi complessi, dove le decisioni devono essere condivise tra più attori e integrate all'interno dei processi aziendali.

Tuttavia, la tabella evidenzia anche come l'approccio data-driven non elimini completamente i limiti del processo decisionale. Il rischio di bias non viene completamente annullato, ma piuttosto trasformato, in quanto può emergere nella selezione dei dati, nella costruzione dei modelli o nell'interpretazione dei risultati. Inoltre, la maggiore complessità degli strumenti analitici richiede competenze specifiche e una capacità critica nell'utilizzo delle informazioni

In questo senso, la transizione verso modelli decisionali data-driven non deve essere interpretata come una sostituzione della decisione esperienziale, ma come un'evoluzione che integra dati e capacità umane. Questa integrazione rappresenta il presupposto per l'ulteriore sviluppo dei processi

decisionali attraverso tecnologie avanzate, tra cui l'intelligenza artificiale, che verrà approfondita nel paragrafo successivo.

1.3.4 Integrazione tra intuizione, dati e implicazioni per l'innovazione decisionale

Come concluso nella sezione precedente, l'approccio data-driven si configura come un'evoluzione che integra dimensione intuitiva e analitica e non deve rappresentare una sostituzione della decisione esperienziale. I modelli decisionali più efficaci sono infatti quelli in grado di combinare l'analisi dei dati con l'esperienza e la capacità di interpretazione dei decisori.

In questa prospettiva, il ruolo umano rimane centrale, soprattutto nei contesti caratterizzati da elevata incertezza e ambiguità, nei quali l'interpretazione dei dati richiede competenze contestuali e capacità di giudizio. Come evidenziato da Jarrahi (2018), le tecnologie avanzate, e in particolare l'intelligenza artificiale, non devono essere considerate come strumenti di sostituzione, ma come strumenti di potenziamento delle capacità cognitive umane.

Questo porta allo sviluppo di modelli decisionali basati sulla collaborazione tra uomo e tecnologia, in cui i sistemi analitici supportano il processo decisionale senza eliminarne la componente umana. In tali modelli, il valore emerge dall'integrazione tra dati, algoritmi e competenze umane, dando origine a forme di decisione più complete e robuste.

Dal punto di vista organizzativo, questa trasformazione comporta importanti implicazioni. Le organizzazioni devono sviluppare nuove competenze analitiche, investire in infrastrutture tecnologiche e promuovere una cultura orientata ai dati. Allo stesso tempo, devono essere in grado di gestire i rischi associati all'uso dei dati, come il sovraccarico informativo, l'errata interpretazione dei risultati e le problematiche legate all'etica e alla privacy.

In definitiva, il passaggio dalla decisione esperienziale a quella data-driven rappresenta una trasformazione fondamentale nei processi decisionali organizzativi. Tale evoluzione, tuttavia, non implica l'abbandono delle competenze umane, ma piuttosto la loro valorizzazione attraverso l'integrazione con strumenti analitici avanzati. In questo contesto, l'intelligenza artificiale emerge come il naturale sviluppo di questo percorso evolutivo, configurandosi come una delle principali innovazioni nei processi decisionali, tema che verrà approfondito nel paragrafo successivo.

1.4 Artificial Intelligence come innovazione decisionale

1.4.1 Introduzione all'intelligenza artificiale nei contesti organizzativi

Negli ultimi anni, l'intelligenza artificiale è emersa come una delle tecnologie più rilevanti per la trasformazione dei processi organizzativi e decisionali. In termini generali, l'AI può essere definita come un insieme di sistemi e tecnologie in grado di svolgere compiti che normalmente richiederebbero l'intelligenza umana, come l'apprendimento, il riconoscimento di pattern, la previsione e il problem solving (Jarrahi, 2018). Questa definizione, pur nella sua semplicità, evidenzia come l'AI non sia una tecnologia singola, ma un insieme eterogeneo di strumenti e metodologie – tra cui machine learning, natural language processing e computer vision – che permettono alle organizzazioni di elaborare e interpretare grandi quantità di dati.

L'AI rappresenta un'evoluzione diretta dei modelli di data-driven decision making analizzati nel paragrafo precedente. Se infatti le tecnologie di analytics tradizionali si basano prevalentemente su modelli descrittivi e diagnostici, l'AI introduce una dimensione predittiva e, in alcuni casi, prescrittiva, consentendo di anticipare scenari futuri e suggerire azioni ottimali. In questo senso, il passaggio dall'analisi dei dati all'intelligenza artificiale può essere interpretato come uno sviluppo progressivo della capacità organizzativa di utilizzare le informazioni per guidare le decisioni.

Una distinzione importante riguarda proprio la differenza tra analytics tradizionale e AI. Mentre l'analisi tradizionale si fonda su modelli statistici definiti ex ante e su relazioni esplicite tra variabili, i sistemi di AI – in particolare quelli basati su machine learning – sono in grado di apprendere autonomamente dai dati, identificando pattern complessi e non lineari difficilmente individuabili dall'uomo. Questo passaggio segna l'ingresso in una nuova fase dei processi decisionali, in cui l'informazione non è più soltanto analizzata, ma anche “interpretata” e rielaborata in modo dinamico dai sistemi intelligenti.

In continuità con quanto discusso nel paragrafo 1.3, l'AI può quindi essere considerata come lo step successivo del data-driven decision making, in cui il ruolo dei dati non si limita a supportare le decisioni, ma contribuisce attivamente alla loro costruzione.

1.4.2 AI come innovazione di processo decisionale

L'introduzione dell'intelligenza artificiale nei contesti organizzativi non rappresenta soltanto un'evoluzione tecnologica, ma può essere interpretata come una vera e propria innovazione di processo decisionale. In linea con la letteratura sull'innovazione, essa comporta una modifica sostanziale dei flussi informativi, delle modalità di analisi e delle pratiche attraverso cui le decisioni vengono formulate (Damanpour, 2010).

Da questa prospettiva, l'AI si configura sia come innovazione di processo, in quanto altera le modalità operative attraverso cui le decisioni vengono prese, sia come innovazione manageriale, poiché introduce nuovi strumenti e logiche decisionali che influenzano il comportamento degli attori organizzativi (Damanpour and Aravind, 2011). In particolare, l'adozione di sistemi di AI comporta una ridefinizione del modo in cui le informazioni vengono raccolte, elaborate e utilizzate, spostando il focus da processi basati sull'esperienza individuale a processi supportati da analisi sistematiche e automatizzate.

In linea con la prospettiva proposta da Crossan e Apaydin (2010), l'innovazione può essere interpretata come un processo che coinvolge l'introduzione e l'implementazione di nuove pratiche organizzative. In questo senso, l'AI non rappresenta semplicemente uno strumento tecnico, ma una trasformazione più ampia che interessa l'intero sistema decisionale, influenzando ruoli, competenze e modalità di coordinamento.

È importante sottolineare come l'AI non debba essere considerata esclusivamente come un meccanismo di automazione, ma come un supporto alla decisione che amplia le capacità analitiche delle organizzazioni. Come evidenziato nella letteratura sui processi decisionali, le decisioni organizzative si sviluppano spesso in contesti ad alta complessità e incertezza, in cui la disponibilità di informazioni rilevanti rappresenta un fattore critico. In tali contesti, l'AI consente di migliorare la qualità delle decisioni, aumentando la capacità di analizzare dati complessi e di individuare relazioni significative.

1.4.3 Human-AI collaboration e intelligenza aumentata

Il contributo più rilevante dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali emerge quando essa viene interpretata non come sostituto dell'uomo, ma come strumento di intelligenza aumentata. In questa prospettiva, l'AI e il decisore umano operano in modo complementare, combinando capacità computazionali e capacità interpretative.

Secondo Jarrahi (2018), i processi decisionali organizzativi sono spesso caratterizzati da elevati livelli di incertezza, ambiguità e complessità, elementi che rendono difficile una completa automatizzazione. In questi contesti, l'AI può supportare il decisore umano attraverso l'analisi dei dati e la generazione di insight, mentre l'uomo mantiene un ruolo centrale nell'interpretazione dei risultati e nella definizione delle decisioni finali.

In particolare, è possibile distinguere i ruoli complementari dei due attori:

- l'AI eccelle nell'elaborazione di grandi quantità di dati, nell'identificazione di pattern e nella formulazione di previsioni;

- l'essere umano contribuisce con capacità di giudizio, comprensione del contesto, intuizione e valutazione strategica.

Questa complementarità si inserisce nel più ampio dibattito tra automazione e augmentation. Tale distinzione può essere ulteriormente approfondita alla luce del contributo di Raisch e Krakowski (2020), che evidenziano come i due approcci non rappresentino alternative mutuamente esclusive, ma piuttosto poli di una tensione organizzativa. In particolare, l'automazione si riferisce all'impiego dell'intelligenza artificiale per sostituire attività umane, soprattutto in compiti standardizzabili e ripetitivi, con l'obiettivo di aumentare efficienza, velocità e riduzione dei costi. Al contrario, l'augmentation implica una collaborazione tra uomo e macchina, in cui l'AI supporta e amplifica le capacità cognitive del decisore umano, senza sostituirlo.

Secondo questa prospettiva, mentre l'automazione tende a ridurre il coinvolgimento umano nei processi decisionali, l'augmentation lo ridefinisce, spostandolo verso attività a maggiore valore aggiunto, come l'interpretazione dei risultati, la valutazione strategica e la gestione dell'incertezza. Tuttavia, Raisch e Krakowski (2020) sottolineano come nella pratica organizzativa questi due modelli coesistano e si intreccino: l'adozione dell'AI genera infatti una dinamica paradossale in cui automazione e augmentation si influenzano reciprocamente, rendendo necessario un equilibrio tra efficienza operativa e capacità di adattamento.

In questo senso, l'intelligenza artificiale non introduce un modello decisionale completamente nuovo, ma contribuisce a ridefinire il ruolo del decisore umano all'interno di sistemi sempre più complessi e interconnessi, in cui il valore emerge proprio dall'integrazione tra capacità umane e capacità algoritmiche.

All'interno di questo quadro, le organizzazioni possono adottare diverse configurazioni di integrazione tra AI e decisori umani, che influenzano il modo in cui le decisioni vengono elaborate. La tabella 1.3 sintetizza le principali strutture di decision-making in base al livello di integrazione AI.

Tabella 1.3 – Struttura di decision-making organizzativo che coinvolgono algoritmi di AI

<i>Struttura organizzativa</i>	<i>Delega completa all'AI</i>	<i>Struttura ibrida 1 sequenziale AI → umano</i>	<i>Struttura ibrida 2 sequenziale umano → AI</i>	<i>Decisione aggregata umano-AI</i>
Specificità dello spazio decisionale	Alta (necessaria affinché l'AI possa operare)	Alta → Bassa (alta nella prima fase, più bassa nella fase finale della decisione)	Bassa → Alta (bassa nella prima fase con intervento umano, alta nella fase successiva con l'AI)	Bassa per decisioni assegnate agli umani; Alta per decisioni assegnate all'AI
Interpretabilità	Bassa (assenza di intervento umano)	Alta (grazie all'intervento umano nella decisione finale)	Bassa (per il coinvolgimento dell'AI nella decisione finale)	Alta per decisioni assegnate all'AI; Bassa per decisioni assegnate agli umani
Dimensione del set di alternative	Grande (non limitata dalle capacità cognitive umane)	Grande (per l'intervento dell'AI nella prima fase)	Piccola (limitata dall'intervento umano nella prima fase)	Piccola (lo stesso set di alternative viene valutato sia da umani sia da AI)
Velocità decisionale	Rapida (non limitata dalla capacità decisionale umana)	Lenta (la decisione umana rappresenta un collo di bottiglia)	Lenta (collo di bottiglia dovuto alla decisione umana iniziale)	Lenta (la decisione umana costituisce il collo di bottiglia)
Replicabilità	Alta (processo computazionalmente standardizzato)	Bassa (soggetta alla variabilità delle decisioni umane)	Bassa (soggetta alla variabilità delle decisioni umane)	Parziale (replicabilità garantita solo per le decisioni affidate all'AI)
Esempi	Pubblicità digitale, rilevamento delle frodi online, valutazione di idee	Sistemi di raccomandazione, pubblicità digitale, dynamic pricing, valutazione di idee	Analisi sportive, monitoraggio sanitario	Team di top management, consigli di amministrazione

Fonte: adattata da Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh (2019)

Come emerge dalla tabella, l'integrazione tra esseri umani e sistemi di intelligenza artificiale può assumere diverse configurazioni, che differiscono principalmente per il livello di autonomia attribuito agli algoritmi e per il ruolo assegnato ai decisori umani nelle diverse fasi del processo decisionale.

Nel primo caso, definito delega completa all'intelligenza artificiale, il processo decisionale viene interamente affidato agli algoritmi, che operano autonomamente sulla base di modelli computazionali e grandi quantità di dati. Questo approccio risulta particolarmente efficace in contesti caratterizzati da problemi ben strutturati e da obiettivi chiaramente definiti, nei quali è possibile formalizzare le variabili rilevanti e sviluppare modelli predittivi affidabili. In tali situazioni, gli algoritmi sono in grado di analizzare un numero molto elevato di alternative in tempi estremamente rapidi, garantendo al contempo un elevato livello di standardizzazione e replicabilità delle decisioni. Applicazioni tipiche di questo modello includono, ad esempio, i sistemi di raccomandazione utilizzati nelle piattaforme digitali, i sistemi di pricing dinamico o gli strumenti di rilevamento automatico delle frodi (Shrestha et al., 2019).

Accanto a questa configurazione completamente automatizzata, gli autori individuano diverse forme di decision-making ibrido, nelle quali l'interazione tra esseri umani e sistemi di intelligenza artificiale avviene in modo sequenziale o aggregato. Nelle strutture sequenziali, il processo decisionale è suddiviso in più fasi, alcune delle quali sono svolte dagli algoritmi mentre altre rimangono di competenza degli individui. Nel modello AI → umano, ad esempio, l'algoritmo analizza inizialmente i dati e genera un insieme di possibili alternative, che successivamente vengono valutate e interpretate da un decisore umano. In questo caso, il contributo umano consente di aumentare il grado di interpretabilità della decisione finale e di integrare nel processo elementi qualitativi difficilmente formalizzabili nei modelli algoritmici (Shrestha et al., 2019).

Nel modello opposto, umano → AI, la selezione iniziale delle alternative viene effettuata dagli individui, mentre gli algoritmi intervengono successivamente per analizzare in modo più approfondito le opzioni individuate e supportare la scelta finale attraverso strumenti analitici avanzati. Questa configurazione evidenzia come i sistemi di intelligenza artificiale possano essere utilizzati per rafforzare il processo decisionale umano, fornendo analisi più accurate e riducendo il rischio di errori derivanti da bias cognitivi o da una limitata capacità di elaborazione delle informazioni.

Un'ulteriore configurazione è rappresentata dal modello di decisione aggregata umano-AI, nel quale esseri umani e sistemi algoritmici valutano parallelamente lo stesso insieme di alternative e i risultati delle due analisi vengono successivamente integrati nel processo decisionale. Questo approccio consente di combinare la capacità degli algoritmi di elaborare grandi quantità di dati con la capacità

degli individui di interpretare il contesto organizzativo e considerare variabili qualitative o strategiche che non possono essere facilmente formalizzate nei modelli analitici.

Nel complesso, queste configurazioni evidenziano come l'intelligenza artificiale non debba essere interpretata esclusivamente come un sostituto del processo decisionale umano, ma piuttosto come uno strumento in grado di supportare e potenziare le capacità decisionali delle organizzazioni. Gli algoritmi risultano particolarmente efficienti nell'elaborazione di dati complessi, nell'identificazione di pattern e nella generazione di previsioni, mentre gli individui mantengono un ruolo centrale nella comprensione del contesto, nella gestione dell'incertezza e nella valutazione delle implicazioni strategiche delle decisioni (Jarrahi, 2018; Shrestha et al., 2019).

Pertanto, il passaggio da modelli decisionali basati prevalentemente sull'esperienza a modelli data-driven non implica l'eliminazione del decisore umano, ma piuttosto una trasformazione del suo ruolo all'interno del processo decisionale. In questo nuovo scenario, i manager sono chiamati sempre più frequentemente a interpretare e integrare le informazioni generate dai sistemi analitici, utilizzandole come supporto per decisioni più informate e coerenti con gli obiettivi strategici dell'organizzazione.

Questa evoluzione dei processi decisionali si inserisce in un più ampio processo di trasformazione delle organizzazioni guidato dalla crescente disponibilità di dati e dall'adozione di tecnologie digitali avanzate. In particolare, l'integrazione di strumenti di analisi dei dati e sistemi di intelligenza artificiale rappresenta uno degli elementi centrali delle trasformazioni organizzative contemporanee.

Per questo motivo, nel prossimo paragrafo, dopo aver analizzato il passaggio da decisioni basate sull'esperienza a modelli decisionali data-driven, verrà approfondito il ruolo più ampio che i dati e le tecnologie digitali stanno assumendo nei processi decisionali delle imprese e le conseguenti implicazioni rilevanti in termini di struttura, governance e dinamiche di potere che porta l'utilizzo dell'AI nei processi decisionali.

1.5 Implicazioni organizzative dell'integrazione AI

1.5.1 Redistribuzione del potere decisionale

L'introduzione dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali organizzativi non comporta soltanto l'adozione di nuovi strumenti tecnologici, ma determina una trasformazione significativa nella distribuzione del potere decisionale all'interno delle organizzazioni. In contesti caratterizzati da crescente complessità informativa e da elevata pressione competitiva, le decisioni non derivano più esclusivamente dall'esperienza individuale dei manager, ma emergono sempre più spesso dall'interazione tra sistemi algoritmici e attori umani (Jarrahi, 2018).

Tradizionalmente, il potere decisionale era concentrato nelle figure manageriali che disponevano di conoscenze tacite ed esperienza maturata nel tempo. Il processo decisionale si basava prevalentemente su giudizi soggettivi e su una limitata formalizzazione delle informazioni disponibili. L'introduzione di sistemi decisionali basati su dati ha progressivamente modificato questo equilibrio, ampliando lo spazio decisionale attraverso l'uso di analisi predittive e modelli di simulazione in grado di supportare i decisori nelle fasi più complesse del processo decisionale (Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh, 2019).

In questo scenario, il potere decisionale non viene eliminato, ma riorganizzato. Piuttosto che essere concentrato in singoli individui, tende a distribuirsi lungo una rete di interazioni tra persone e tecnologie. Come evidenziato da Raisch e Krakowski (2020), l'integrazione dell'intelligenza artificiale introduce una tensione tra due logiche complementari: da un lato, l'automazione di attività decisionali standardizzabili; dall'altro, l'augmentation delle capacità cognitive umane. Tale dinamica comporta una ridefinizione dei ruoli decisionali, in cui alcune decisioni possono essere delegate ai sistemi algoritmici, mentre altre continuano a richiedere l'intervento umano, soprattutto nelle fasi di interpretazione e valutazione strategica.

Secondo Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh (2019), l'introduzione dell'intelligenza artificiale conduce alla formazione di differenti configurazioni organizzative, nelle quali il contributo dell'AI varia in funzione del livello di autonomia attribuito ai sistemi tecnologici. Per comprendere come questa evoluzione incida sulla distribuzione del potere decisionale, è utile distinguere alcune configurazioni tipiche del processo decisionale uomo–AI.

Tabella 1.4 – Configurazioni del processo decisionale uomo-AI

<i>Struttura decisionale</i>	<i>Ruolo dell'AI</i>	<i>Ruolo umano</i>	<i>Impatto sul potere decisionale</i>
<i>Delega completa all'AI</i>	Analizza dati e prende decisioni	Supervisione minima	Potere concentrato nel sistema algoritmico
<i>Struttura ibrida (AI → umano)</i>	Genera alternative	Decide la soluzione finale	Potere condiviso
<i>Struttura ibrida (umano → AI)</i>	Supporta decisione umana	Imposta obiettivi	Potere guidato dall'uomo
<i>Decisione aggregata umano-AI</i>	Analizza e valuta insieme	Interpreta e valida	Potere distribuito

Fonte: adattata da Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh (2019)

Come evidenziato nella tabella 1.4, le diverse configurazioni decisionali implicano differenti livelli di delega e di controllo umano. Nei modelli caratterizzati da maggiore autonomia algoritmica, il potere decisionale tende a spostarsi verso i sistemi tecnologici, mentre il ruolo umano assume prevalentemente funzioni di supervisione e validazione. Al contrario, nelle configurazioni ibride e aggregate, il potere decisionale risulta distribuito tra attori umani e sistemi tecnologici, favorendo forme di collaborazione che combinano capacità computazionali e competenze interpretative. Questa varietà di configurazioni dimostra come la redistribuzione del potere decisionale non sia uniforme, ma dipenda dal contesto organizzativo e dal livello di complessità delle decisioni da affrontare (Jarrahi, 2018).

La redistribuzione del potere decisionale comporta inoltre l'emergere di nuove competenze e ruoli organizzativi. L'adozione di sistemi decisionali basati su dati richiede competenze legate all'analisi delle informazioni, alla gestione degli algoritmi e alla progettazione di sistemi informativi complessi. In molte organizzazioni, ciò ha favorito la nascita di nuove figure professionali, come data scientist e analisti di dati, contribuendo a rendere il processo decisionale più distribuito e meno dipendente da singoli individui (Tidd e Bessant, 2021).

Un ulteriore aspetto riguarda la necessità di nuove forme di controllo e supervisione. I sistemi algoritmici, infatti, incorporano scelte progettuali e criteri di classificazione che influenzano direttamente gli esiti decisionali. Come sottolinea Diakopoulos (2016), gli algoritmi possono prioritizzare, classificare e filtrare informazioni, introducendo implicitamente criteri che incidono

sulla qualità e sull'equità delle decisioni. Di conseguenza, la redistribuzione del potere decisionale deve essere accompagnata da meccanismi di controllo in grado di garantire trasparenza e responsabilità.

Nel complesso, la redistribuzione del potere decisionale rappresenta uno degli effetti più rilevanti dell'integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi organizzativi. Essa non implica una sostituzione del ruolo umano, ma una sua trasformazione verso attività a maggiore valore aggiunto, come l'interpretazione dei risultati e la valutazione strategica delle alternative disponibili. Tale evoluzione assume un'importanza particolare nei contesti caratterizzati da elevata complessità e incertezza decisionale, nei quali la rapidità e l'accuratezza delle decisioni rappresentano fattori critici per il successo organizzativo. In questa prospettiva, la redistribuzione del potere decisionale costituisce una delle principali dinamiche attraverso cui le organizzazioni contemporanee stanno ridefinendo le proprie modalità operative, preparando il terreno per modelli decisionali sempre più integrati tra competenze umane e capacità analitiche avanzate.

1.5.2 Trasparenza, accountability e fiducia nei sistemi di intelligenza artificiale

L'integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali organizzativi introduce non soltanto nuove modalità operative, ma anche nuove esigenze legate alla trasparenza dei processi decisionali e alla definizione delle responsabilità. Quando le decisioni vengono supportate o generate da sistemi algoritmici, diventa essenziale comprendere le logiche attraverso cui tali sistemi producono i propri risultati e valutare l'affidabilità delle informazioni su cui si basano. Questo aspetto assume particolare rilevanza nei contesti caratterizzati da elevata complessità decisionale, nei quali la qualità delle decisioni rappresenta un elemento determinante per la performance organizzativa (Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh, 2019).

Uno degli elementi più critici riguarda la trasparenza dei sistemi decisionali basati su intelligenza artificiale. Molti sistemi algoritmici operano attraverso modelli matematici complessi che risultano difficilmente interpretabili dagli utenti finali, generando quello che viene comunemente definito come *black box effect*: condizione per la quale c'è una possibilità limitata di comprendere il percorso logico che conduce a una determinata decisione, rendendo più difficile valutare l'adequatezza delle raccomandazioni prodotte dal sistema. Come evidenziato da Diakopoulos (2016), gli algoritmi incorporano inevitabilmente criteri di selezione, classificazione e priorità che influenzano gli esiti decisionali. In questo senso, la trasparenza non riguarda soltanto l'accesso ai dati, ma anche la comprensione dei meccanismi attraverso cui tali dati vengono elaborati.

La limitata interpretabilità dei sistemi algoritmici introduce nuove sfide in termini di accountability organizzativa. In presenza di decisioni supportate da intelligenza artificiale, può risultare complesso

individuare con precisione la responsabilità delle scelte adottate. Come sottolineano Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh (2019), l'introduzione dell'AI richiede una ridefinizione dei ruoli decisionali e l'individuazione di chi detiene la responsabilità finale delle decisioni. Tale esigenza ha portato allo sviluppo del concetto di *algorithmic accountability*, inteso come l'insieme di pratiche volte a garantire la tracciabilità e la verificabilità delle decisioni generate dai sistemi tecnologici (Diakopoulos, 2016).

Un ulteriore elemento cruciale riguarda il ruolo della fiducia nell'adozione efficace dei sistemi decisionali basati su intelligenza artificiale. La fiducia rappresenta una condizione fondamentale affinché i decisori umani utilizzino in modo sistematico le raccomandazioni prodotte dagli algoritmi. In assenza di fiducia, tali strumenti rischiano di essere percepiti come opachi o inaffidabili, limitandone l'effettiva integrazione nei processi organizzativi. Come evidenzia Jarrahi (2018), la costruzione della fiducia dipende dalla capacità dei sistemi di fornire risultati comprensibili e coerenti con le aspettative dei decisori, favorendo un'interazione efficace tra competenze umane e capacità computazionali.

La fiducia nei sistemi di intelligenza artificiale è influenzata anche da fattori organizzativi e culturali. L'introduzione di nuove tecnologie comporta infatti un cambiamento nelle modalità attraverso cui le decisioni vengono interpretate e valutate. In molti casi, l'adozione di sistemi algoritmici può generare resistenze organizzative, soprattutto quando tali strumenti vengono percepiti come una minaccia all'autonomia decisionale o al valore dell'esperienza individuale. La gestione di queste dinamiche richiede processi di implementazione gradualità e un coinvolgimento attivo degli attori organizzativi, al fine di favorire l'accettazione delle nuove tecnologie e la loro integrazione nei processi decisionali (Tidd e Bessant, 2021).

Nel complesso, trasparenza, *accountability* e fiducia rappresentano condizioni essenziali per garantire l'efficacia dei sistemi decisionali basati su intelligenza artificiale. L'integrazione dell'AI non può essere considerata esclusivamente come un cambiamento tecnologico, ma deve essere interpretata come una trasformazione organizzativa che richiede nuovi meccanismi di controllo, monitoraggio e validazione delle decisioni. Tale prospettiva assume particolare rilevanza nei contesti caratterizzati da elevata visibilità e da forte impatto delle decisioni sulle performance organizzative, nei quali la legittimità delle decisioni rappresenta un elemento fondamentale per la stabilità e la credibilità dell'organizzazione.

1.5.3 Standardizzazione dei processi e nuovi modelli operativi

L'integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali organizzativi favorisce una crescente standardizzazione delle attività decisionali e contribuisce allo sviluppo di nuovi modelli operativi basati su procedure formalizzate e replicabili. Se nei modelli decisionali tradizionali molte

scelte erano fortemente influenzate dall'esperienza individuale e da conoscenze tacite, l'adozione di sistemi basati su dati e algoritmi ha progressivamente reso necessario strutturare i processi decisionali secondo logiche più sistematiche e codificate (Tidd e Bessant, 2021).

La standardizzazione dei processi decisionali rappresenta una conseguenza diretta della crescente disponibilità di dati e della diffusione di strumenti analitici avanzati. I sistemi di intelligenza artificiale operano infatti su basi informative strutturate e richiedono la definizione di criteri chiari e condivisi per l'elaborazione delle informazioni. Ciò comporta la formalizzazione di procedure decisionali che consentono di raccogliere dati in modo coerente, analizzarli secondo modelli predefiniti e generare output utilizzabili dai decisori umani. Come evidenziato da Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh (2019), l'adozione di sistemi decisionali basati su intelligenza artificiale favorisce la creazione di flussi informativi standardizzati, riducendo la variabilità delle decisioni e aumentando la coerenza tra diverse unità organizzative.

Un elemento centrale di questo processo riguarda l'utilizzo crescente di indicatori quantitativi e sistemi di misurazione delle performance. L'introduzione di indicatori chiave di prestazione, comunemente noti come Key Performance Indicators (KPI), consente alle organizzazioni di monitorare in modo sistematico l'andamento delle attività e di valutare l'efficacia delle decisioni adottate. L'utilizzo di KPI contribuisce a rendere il processo decisionale più oggettivo e verificabile, favorendo l'allineamento tra obiettivi strategici e risultati operativi. In questo senso, la standardizzazione dei processi decisionali non implica una riduzione della flessibilità organizzativa, ma piuttosto l'introduzione di strumenti che consentono di gestire la complessità in modo più strutturato (Tidd e Bessant, 2021).

La diffusione di modelli decisionali standardizzati contribuisce inoltre alla creazione di nuovi modelli operativi basati su procedure replicabili e scalabili. L'intelligenza artificiale consente infatti di automatizzare alcune fasi del processo decisionale, come la raccolta e l'analisi dei dati, riducendo i tempi necessari per l'elaborazione delle informazioni e aumentando la capacità delle organizzazioni di rispondere rapidamente ai cambiamenti dell'ambiente competitivo. Come sottolineato da Raisch e Krakowski (2020), l'automazione delle attività ripetitive permette ai decisori umani di concentrarsi su attività a maggiore valore aggiunto, come l'interpretazione strategica dei risultati e la definizione delle priorità operative.

Un ulteriore effetto della standardizzazione riguarda la possibilità di integrare sistemi informativi diversi all'interno di un'unica infrastruttura decisionale. L'adozione di piattaforme digitali e strumenti di analisi avanzata consente alle organizzazioni di raccogliere dati provenienti da fonti eterogenee e di elaborarli secondo criteri uniformi. Questo processo favorisce la creazione di una base informativa

condivisa, che consente ai diversi attori organizzativi di accedere alle stesse informazioni e di prendere decisioni coerenti con gli obiettivi complessivi dell'organizzazione. In tal modo, la standardizzazione non si limita alla definizione di procedure operative, ma contribuisce alla costruzione di un linguaggio decisionale comune all'interno dell'organizzazione (Jarrahi, 2018).

È importante sottolineare che la standardizzazione dei processi decisionali non elimina completamente il ruolo del giudizio umano. Al contrario, essa consente di creare un quadro di riferimento stabile entro cui i decisori possono esercitare la propria capacità interpretativa. La presenza di procedure formalizzate riduce l'incertezza operativa e facilita il confronto tra alternative decisionali, migliorando la qualità complessiva delle decisioni adottate. In questo senso, la standardizzazione rappresenta un elemento abilitante per l'integrazione efficace tra competenze umane e sistemi tecnologici, piuttosto che un vincolo alla flessibilità organizzativa (Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh, 2019).

Nel lungo periodo, l'introduzione di modelli operativi standardizzati contribuisce anche alla diffusione di pratiche decisionali più uniformi tra diverse unità organizzative. Ciò favorisce la comparabilità dei risultati e consente alle organizzazioni di sviluppare sistemi di benchmarking interni, utili per identificare aree di miglioramento e ottimizzare l'allocazione delle risorse. La disponibilità di dati strutturati e comparabili consente inoltre di sviluppare modelli predittivi sempre più accurati, rafforzando la capacità dell'organizzazione di anticipare scenari futuri e di adattare le proprie strategie in modo tempestivo (Raisch e Krakowski, 2020).

Nel complesso, la standardizzazione dei processi decisionali rappresenta una delle principali trasformazioni introdotte dall'integrazione dell'intelligenza artificiale nelle organizzazioni contemporanee. Essa consente di ridurre la variabilità delle decisioni, migliorare la qualità delle informazioni disponibili e favorire la costruzione di modelli operativi più efficienti e replicabili. Tale evoluzione assume particolare rilevanza nei contesti caratterizzati da elevata complessità operativa e da una forte necessità di coordinamento tra diverse unità decisionali. In questi ambienti, la disponibilità di procedure standardizzate e indicatori condivisi rappresenta una condizione essenziale per garantire coerenza decisionale e sostenere processi di crescita organizzativa strutturata.

1.5.4 Rischi e bias nei sistemi decisionali basati su intelligenza artificiale

Nonostante i numerosi benefici associati all'introduzione dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali organizzativi, l'utilizzo di sistemi algoritmici comporta anche l'emergere di nuovi rischi e criticità che devono essere attentamente considerati. In particolare, l'affidamento crescente a sistemi basati su dati e modelli predittivi introduce potenziali fonti di errore e distorsione che possono influenzare la qualità delle decisioni e generare conseguenze indesiderate a livello organizzativo.

Comprendere tali rischi rappresenta una condizione fondamentale per garantire un'integrazione responsabile dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali complessi (Raisch e Krakowski, 2020).

Uno dei principali rischi associati all'utilizzo dell'intelligenza artificiale riguarda la presenza di bias algoritmici, ovvero distorsioni sistematiche nei risultati prodotti dai modelli analitici. Tali distorsioni possono derivare da molteplici fattori, tra cui la qualità dei dati utilizzati per l'addestramento degli algoritmi, le scelte metodologiche adottate nella progettazione dei modelli e le modalità attraverso cui i dati vengono selezionati e interpretati. Come evidenziato da Diakopoulos (2016), gli algoritmi riflettono inevitabilmente le caratteristiche dei dati su cui vengono costruiti; di conseguenza, eventuali errori o squilibri presenti nei dataset possono essere amplificati dal sistema, generando risultati distorti e potenzialmente fuorvianti.

La presenza di bias algoritmici evidenzia come i sistemi di intelligenza artificiale non possano essere considerati strumenti completamente oggettivi. Sebbene tali sistemi siano in grado di elaborare grandi quantità di dati e identificare relazioni complesse, essi operano sempre sulla base di modelli costruiti da esseri umani e alimentati da dati storici. Ciò significa che eventuali limiti o pregiudizi presenti nei dati originali possono influenzare direttamente le decisioni generate dal sistema. In questo senso, il rischio non risiede esclusivamente nella tecnologia, ma nella combinazione tra dati, modelli e interpretazioni umane (Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh, 2019).

Un ulteriore elemento critico riguarda il rischio di eccessiva dipendenza dai sistemi algoritmici, fenomeno comunemente definito come *automation bias*. Questo fenomeno si verifica quando i decisori umani tendono ad accettare automaticamente le raccomandazioni prodotte dai sistemi tecnologici, riducendo il livello di controllo critico sulle decisioni adottate. Come sottolineano Raisch e Krakowski (2020), l'eccessiva fiducia nei sistemi automatizzati può portare a una riduzione delle capacità decisionali umane, favorendo comportamenti passivi e una minore attenzione nella valutazione delle alternative disponibili. In tali situazioni, il rischio principale non è rappresentato dall'errore tecnologico in sé, ma dalla mancata capacità degli attori organizzativi di identificare e correggere eventuali anomalie.

Oltre ai bias e alla dipendenza tecnologica, l'utilizzo dell'intelligenza artificiale può introdurre nuove forme di rigidità nei processi decisionali. I modelli algoritmici, infatti, tendono a operare sulla base di schemi predefiniti e possono incontrare difficoltà nell'adattarsi a situazioni completamente nuove o caratterizzate da elevati livelli di incertezza. In contesti dinamici e imprevedibili, un'eccessiva standardizzazione dei processi decisionali può limitare la capacità dell'organizzazione di reagire in modo flessibile ai cambiamenti dell'ambiente esterno. Questo aspetto evidenzia l'importanza di

mantenere un equilibrio tra formalizzazione dei processi e capacità adattiva, evitando una dipendenza eccessiva da modelli decisionali rigidi (Tidd e Bessant, 2021).

Un altro rischio significativo riguarda la qualità e l'affidabilità dei dati utilizzati dai sistemi di intelligenza artificiale. I modelli decisionali basati su dati richiedono infatti informazioni accurate, aggiornate e coerenti per produrre risultati affidabili. La presenza di dati incompleti, obsoleti o inaccurati può compromettere l'intero processo decisionale, generando raccomandazioni non coerenti con la realtà operativa. In questo senso, la gestione della qualità dei dati rappresenta una componente fondamentale per il funzionamento efficace dei sistemi decisionali basati su intelligenza artificiale (Jarrahi, 2018).

È importante sottolineare che la presenza di rischi e criticità non implica necessariamente un rifiuto dell'utilizzo dell'intelligenza artificiale, ma evidenzia la necessità di adottare un approccio consapevole e critico nella gestione dei sistemi tecnologici. L'integrazione efficace dell'AI richiede infatti la definizione di meccanismi di supervisione umana e la costruzione di procedure di verifica che consentano di monitorare nel tempo le prestazioni dei sistemi algoritmici. Come evidenziato da Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh (2019), i modelli decisionali più efficaci sono quelli che combinano l'efficienza analitica delle tecnologie con la capacità umana di interpretare situazioni complesse e gestire l'incertezza.

Nel complesso, l'analisi dei rischi e dei bias associati ai sistemi decisionali basati su intelligenza artificiale consente di evidenziare come l'adozione di tali tecnologie richieda non soltanto competenze tecniche, ma anche una profonda consapevolezza organizzativa. La gestione dei rischi legati all'intelligenza artificiale rappresenta infatti una componente essenziale dei processi di innovazione organizzativa, contribuendo a garantire che l'utilizzo delle tecnologie digitali avvenga in modo responsabile e sostenibile nel tempo.

Alla luce delle trasformazioni analizzate, emerge come l'integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali rappresenti non soltanto un'evoluzione tecnologica, ma una vera e propria innovazione organizzativa, capace di modificare ruoli, procedure e modalità operative. Tali dinamiche assumono particolare rilevanza nei contesti caratterizzati da elevata complessità decisionale, incertezza delle performance e forte pressione competitiva. Tra questi, le società calcistiche professionistiche rappresentano un ambito particolarmente significativo, in cui l'adozione di modelli decisionali data-driven e sistemi basati su intelligenza artificiale sta progressivamente ridefinendo le modalità di gestione delle decisioni strategiche e operative. Alla luce di tali considerazioni, il capitolo successivo si propone di analizzare in modo specifico le caratteristiche dei processi decisionali nelle

società sportive, evidenziando le dinamiche di trasformazione che stanno interessando questo contesto.

2. TRASFORMAZIONE DEI PROCESSI DECISIONALI NELLE SOCIETÀ' CALCISTICHE PROFESSIONISTICHE

2.1 I club calcistici professionistici come organizzazioni complesse

2.1.1 Struttura organizzativa

La crescente complessità gestionale che caratterizza le società calcistiche professionistiche ha portato, nel corso degli ultimi decenni, a una progressiva evoluzione delle loro strutture organizzative. I club calcistici moderni non possono più essere considerati esclusivamente società calcistiche, ma devono essere interpretati come imprese complesse, dotate di articolate strutture funzionali e di processi decisionali che coinvolgono numerosi attori interni ed esterni.

Tradizionalmente, le società calcistiche presentavano strutture organizzative relativamente semplici, spesso dominate dalla figura del presidente o del proprietario, che esercitava un controllo diretto sulle principali decisioni sportive ed economiche. Tuttavia, la crescente professionalizzazione del settore e l'espansione delle attività economiche collegate al calcio hanno reso necessario l'introduzione di modelli organizzativi più formalizzati e strutturati. Oggi, le società calcistiche professionistiche sono generalmente organizzate secondo modelli gerarchici simili a quelli delle imprese di servizi, con una chiara distinzione tra funzioni operative, strategiche e di supporto (Relvas et al., 2010).

Una delle caratteristiche fondamentali delle strutture organizzative dei club calcistici moderni è la presenza di una distinzione funzionale tra area sportiva e area manageriale. L'area sportiva è responsabile delle attività direttamente collegate alla performance sul campo, includendo la gestione della prima squadra, del settore giovanile, dello staff tecnico e medico e delle attività di scouting. All'interno di questa area, una figura chiave è rappresentata dal direttore sportivo, responsabile della pianificazione delle strategie sportive e delle operazioni legate al mercato dei trasferimenti dei giocatori.

Parallelamente, l'area manageriale si occupa delle attività amministrative, finanziarie e commerciali del club. Questa area comprende funzioni quali la gestione delle risorse umane, la pianificazione finanziaria, il marketing, la comunicazione e la gestione delle relazioni con sponsor e media. La crescente rilevanza delle attività commerciali ha portato molti club a sviluppare divisioni specifiche dedicate al branding e allo sviluppo internazionale del marchio, con l'obiettivo di massimizzare le opportunità di ricavo e rafforzare la propria presenza nei mercati globali.

Un elemento particolarmente rilevante nell'evoluzione delle strutture organizzative dei club riguarda l'introduzione di figure manageriali specializzate, come il Chief Executive Officer (CEO) o il General

Manager, responsabili del coordinamento delle diverse funzioni aziendali e dell'implementazione delle strategie definite dal consiglio di amministrazione. Tale evoluzione riflette la crescente necessità di adottare modelli di gestione professionali, basati su competenze manageriali e strumenti analitici avanzati.

Secondo diversi studi empirici, le società calcistiche professionistiche tendono a sviluppare strutture organizzative sempre più simili tra loro, evidenziando un fenomeno di omogeneizzazione organizzativa a livello europeo. In particolare, Relvas et al. (2010) evidenziano come la maggior parte dei club di alto livello presenti strutture formali standardizzate, soprattutto per quanto riguarda la gestione dei settori giovanili e il coordinamento tra le diverse unità operative. Tale tendenza è riconducibile alla crescente pressione competitiva e alla necessità di adottare modelli organizzativi efficienti per garantire risultati sportivi ed economici sostenibili.

Oltre alla divisione tra area sportiva e manageriale, un ulteriore elemento distintivo delle strutture organizzative dei club è rappresentato dal ruolo delle accademie giovanili. I settori giovanili svolgono una funzione strategica non solo per lo sviluppo di talenti sportivi, ma anche per la sostenibilità economica dei club, poiché consentono la formazione di giocatori che possono essere integrati nella prima squadra o ceduti ad altre società, generando ricavi significativi. La gestione efficace delle accademie richiede una stretta integrazione tra personale tecnico, educativo e amministrativo, evidenziando ulteriormente la complessità organizzativa dei club professionistici.

La dimensione organizzativa dei club varia significativamente in funzione delle risorse disponibili e del livello competitivo in cui operano. I club appartenenti ai principali campionati europei dispongono generalmente di strutture più articolate, con numerosi dipartimenti specializzati e un elevato numero di dipendenti. Al contrario, i club di dimensioni minori tendono a presentare strutture più snelle, caratterizzate da una maggiore concentrazione delle responsabilità su un numero limitato di figure chiave.

Un aspetto particolarmente rilevante riguarda la crescente integrazione delle tecnologie digitali e dei sistemi informativi nei processi organizzativi dei club. L'adozione di strumenti digitali ha consentito di migliorare la gestione delle informazioni, facilitare la comunicazione interna e supportare i processi decisionali attraverso l'utilizzo di dati e analisi quantitative. Tale trasformazione rappresenta uno degli elementi più significativi dell'evoluzione organizzativa recente, contribuendo a rendere le società calcistiche sempre più simili a organizzazioni orientate alla conoscenza.

Infine, è importante sottolineare che la struttura organizzativa dei club calcistici non può essere analizzata esclusivamente in termini di gerarchia formale, ma deve essere considerata anche alla luce

delle relazioni informali e delle dinamiche di potere interne. Le decisioni strategiche, in particolare quelle relative alla composizione della squadra o agli investimenti economici, sono spesso influenzate da relazioni personali, esperienze pregresse e dinamiche di fiducia tra i diversi attori coinvolti.

In generale, la complessità organizzativa dei club professionistici può essere schematizzata così come mostrato nella figura 2.1.

Figura 2.1 – Struttura organizzativa tipica di un club sportivo professionistico



Fonte: elaborazione propria con il supporto di ChatGPT (OpenAI), su Relvas et al. (2010)

Nel complesso, l'evoluzione delle strutture organizzative delle società calcistiche professionistiche riflette la crescente complessità del settore e la necessità di adottare modelli di gestione efficienti e flessibili. La capacità di coordinare efficacemente le diverse funzioni aziendali rappresenta un fattore determinante per il successo sportivo ed economico dei club, rendendo la struttura organizzativa uno degli elementi centrali dell'analisi delle società calcistiche moderne.

2.1.2 Modelli di governance

L'evoluzione delle strutture organizzative delle società calcistiche professionistiche è strettamente collegata ai modelli di governance adottati dai club. La governance rappresenta l'insieme dei meccanismi attraverso i quali vengono definiti gli obiettivi strategici dell'organizzazione, allocati i poteri decisionali e monitorate le performance organizzative. Nel contesto del calcio professionistico,

tali meccanismi assumono caratteristiche peculiari rispetto ad altri settori economici, in quanto devono integrare logiche sportive, economiche e sociali spesso divergenti.

Storicamente, i modelli di governance dei club calcistici europei si sono sviluppati secondo configurazioni differenti, influenzate da fattori istituzionali, normativi e culturali. In particolare, è possibile individuare tre principali modelli di governance: il modello associativo, il modello societario e il modello ibrido. Il modello associativo è tipico dei club storicamente legati al territorio e gestiti attraverso strutture democratiche, in cui i soci esercitano un ruolo centrale nelle decisioni strategiche. In questo modello, il controllo dell'organizzazione è distribuito tra i membri dell'associazione, con l'obiettivo di preservare l'identità sportiva e sociale del club.

Il modello societario, invece, è caratterizzato dalla presenza di un proprietario o di un gruppo di investitori che detengono la maggioranza delle quote societarie e controllano direttamente le decisioni strategiche. Questo modello si è diffuso in modo significativo negli ultimi decenni, soprattutto nei principali campionati europei, in seguito alla crescente commercializzazione del calcio e all'ingresso di capitali privati nel settore. La trasformazione dei club in società di capitali ha contribuito a rafforzare l'orientamento economico delle decisioni e a favorire l'introduzione di pratiche manageriali più strutturate.

Tra questi due modelli estremi si collocano numerose configurazioni ibride, che combinano elementi associativi e societari. Tali configurazioni sono particolarmente diffuse nei contesti in cui la normativa nazionale impone vincoli specifici sulla proprietà dei club o sulla distribuzione dei diritti di voto. In questi casi, la governance assume caratteristiche complesse, poiché deve bilanciare gli interessi degli investitori con quelli dei soci e della comunità locale.

La tabella 2.1 sintetizza le principali differenze tra i modelli di governance delle società calcistiche professionistiche, in termini di caratteristiche principali, vantaggi e criticità che ogni configurazione comporta.

Tabella 2.1 – Principali modelli di governance nelle società calcistiche professionistiche

<i>Modello di governance</i>	<i>Caratteristiche principali</i>	<i>Vantaggi</i>	<i>Criticità</i>
<i>Modello associativo</i>	Proprietà distribuita tra i soci; struttura democratica; forte legame con il territorio	Maggiore partecipazione dei membri; forte identità sociale	Decisioni più lente; minore disponibilità di capitali
<i>Modello societario</i>	Controllo concentrato in un proprietario o gruppo di investitori; orientamento economico	Maggiore capacità di investimento; decisioni rapide	Rischio di decisioni orientate solo al profitto
<i>Modello ibrido</i>	Combinazione tra soci e investitori privati; equilibrio tra logiche sociali ed economiche	Maggiore flessibilità organizzativa	Complessità gestionale elevata

Fonte: elaborazione propria su Gammelsæter (2010), Relvas et al. (2010) e Franck (2010).

Un elemento distintivo della governance nelle società calcistiche riguarda la presenza di una pluralità di stakeholder con interessi eterogenei. Oltre agli azionisti o ai soci, i club devono considerare le aspettative di tifosi, sponsor, media, federazioni sportive e istituzioni pubbliche. Questa pluralità di attori rende il processo decisionale particolarmente articolato e richiede l'adozione di meccanismi di coordinamento efficaci. Secondo Gammelsæter (2010), i club sportivi commercializzati operano in contesti caratterizzati da pluralismo istituzionale, in cui coesistono diverse logiche organizzative che influenzano il comportamento degli attori e le scelte strategiche.

Il pluralismo istituzionale si manifesta, ad esempio, nella tensione tra obiettivi sportivi e obiettivi economici. Mentre le imprese tradizionali tendono a massimizzare il profitto, molte società calcistiche attribuiscono un valore prioritario ai risultati sportivi, anche a scapito della redditività economica. Questa dinamica contribuisce a spiegare perché numerosi club operino con margini finanziari ridotti o in condizioni di perdita, continuando comunque a investire ingenti risorse per migliorare la competitività sportiva.

Un ulteriore aspetto rilevante riguarda la definizione dei ruoli e delle responsabilità all'interno degli organi di governo. Nei club organizzati come società di capitali, le principali funzioni di governance sono generalmente affidate al consiglio di amministrazione, responsabile della definizione delle strategie e della supervisione delle attività operative. Il consiglio di amministrazione delega spesso la gestione quotidiana a figure esecutive, come il CEO o il direttore generale, che coordinano le attività delle diverse aree funzionali.

Parallelamente, il ruolo del presidente assume una rilevanza simbolica e strategica particolarmente significativa nel contesto calcistico. In molti club, il presidente rappresenta la figura di riferimento per tifosi, sponsor e istituzioni, contribuendo a definire l'identità e l'immagine del club. Tuttavia, la concentrazione del potere decisionale in una singola figura può comportare rischi in termini di governance, soprattutto nei casi in cui le decisioni vengano prese sulla base di logiche personali piuttosto che di analisi sistematiche.

L'evoluzione dei modelli di governance nel calcio professionistico è stata inoltre influenzata dall'introduzione di normative volte a garantire la sostenibilità finanziaria delle società sportive. In Europa, l'implementazione di regolamenti finanziari da parte delle istituzioni calcistiche ha contribuito a rafforzare i meccanismi di controllo e trasparenza, imponendo limiti alla spesa e promuovendo pratiche di gestione responsabile. Tali interventi normativi hanno reso necessario l'adozione di sistemi di monitoraggio finanziario sempre più sofisticati e l'integrazione di competenze manageriali specialistiche all'interno delle strutture di governance.

Dal punto di vista teorico, l'analisi della governance nelle società calcistiche può essere ricondotta a modelli di tipo multi-stakeholder, in cui il successo organizzativo dipende dalla capacità di soddisfare simultaneamente le esigenze di diversi gruppi di interesse. In questo contesto, la governance non si limita alla gestione delle risorse economiche, ma include anche la gestione delle relazioni sociali e istituzionali che caratterizzano il settore sportivo.

Un ulteriore fattore che contribuisce alla complessità della governance riguarda l'interdipendenza tra i club all'interno delle competizioni sportive. A differenza di altri settori economici, le società calcistiche non operano in modo completamente autonomo, ma devono coordinarsi con altre organizzazioni per garantire il funzionamento del sistema competitivo. Questa interdipendenza implica la necessità di adottare regole condivise e di partecipare a processi decisionali collettivi, ad esempio attraverso le leghe professionistiche o le federazioni nazionali.

In sintesi, i modelli di governance delle società calcistiche professionistiche riflettono la natura complessa e multidimensionale del settore. La presenza di molteplici stakeholder, la tensione tra obiettivi sportivi ed economici e l'elevato livello di regolamentazione rendono necessario l'utilizzo di strutture di governo flessibili e trasparenti. Comprendere tali modelli rappresenta un passaggio fondamentale per analizzare il funzionamento dei club moderni e per valutare l'impatto delle innovazioni organizzative e tecnologiche sui processi decisionali.

2.1.3 La gestione economico-finanziaria

La gestione economico-finanziaria rappresenta uno degli aspetti più critici e complessi delle società calcistiche professionistiche. Nel corso degli ultimi decenni, il calcio europeo ha attraversato una profonda trasformazione economica, passando da un modello prevalentemente locale e sportivo a un sistema globale caratterizzato da elevati livelli di investimento, forte esposizione mediatica e crescente competitività finanziaria. In questo contesto, la capacità di gestire in modo efficace le risorse economiche è diventata un fattore determinante per la sostenibilità e il successo dei club.

Dal punto di vista delle fonti di ricavo, le società calcistiche professionistiche presentano una struttura economica articolata, basata su una pluralità di flussi finanziari. Tradizionalmente, le principali fonti di entrata includevano i ricavi da biglietteria e abbonamenti, che rappresentavano il principale sostegno economico per i club. Tuttavia, con l'espansione dei media e delle piattaforme televisive, i diritti di trasmissione sono diventati una delle componenti più rilevanti del fatturato delle società calcistiche, contribuendo in modo significativo alla crescita complessiva del settore (Dobson e Goddard, 2001).

Oltre ai diritti televisivi, un ruolo sempre più importante è stato assunto dai ricavi commerciali, che includono sponsorizzazioni, accordi di partnership e attività di merchandising. La crescente globalizzazione del calcio ha permesso ai club più importanti di espandere il proprio brand a livello internazionale, generando nuove opportunità di monetizzazione attraverso accordi con aziende multinazionali e piattaforme digitali. Secondo recenti analisi finanziarie, i ricavi commerciali rappresentano oggi una quota crescente del totale delle entrate, contribuendo a differenziare le fonti di reddito e a ridurre la dipendenza da singoli flussi finanziari (UEFA, 2024).

Un'altra componente significativa delle entrate è costituita dai ricavi derivanti dalla partecipazione alle competizioni sportive, in particolare quelle organizzate a livello internazionale. La partecipazione a tornei di alto livello consente ai club di accedere a premi economici rilevanti, aumentando la disponibilità di risorse finanziarie e rafforzando la posizione competitiva dell'organizzazione. Tuttavia, tale dipendenza dai risultati sportivi introduce un elemento di incertezza che rende la pianificazione finanziaria particolarmente complessa.

Dal lato dei costi, le società calcistiche professionistiche presentano una struttura fortemente sbilanciata verso le spese legate al personale sportivo, in particolare agli stipendi dei giocatori e agli investimenti nel mercato dei trasferimenti. In molti club, i salari dei calciatori rappresentano la voce di costo più rilevante, spesso assorbendo una percentuale significativa del fatturato complessivo. Tale dinamica è strettamente collegata alla natura competitiva del settore, in cui l'acquisizione di giocatori di alto livello è considerata un elemento essenziale per ottenere risultati sportivi positivi.

Nonostante la crescita costante dei ricavi, numerosi studi evidenziano come molte società calcistiche operino in condizioni di fragilità finanziaria. Lago, Simmons e Szymanski (2006) sottolineano come il settore calcistico europeo sia caratterizzato da un persistente squilibrio tra entrate e spese, con numerosi club che registrano perdite operative nonostante l'aumento dei ricavi complessivi. Questo fenomeno è spesso attribuito alla forte pressione competitiva, che spinge le società a investire risorse significative per migliorare le prestazioni sportive, anche in assenza di adeguate garanzie economiche. Tale dinamica è valida ancora oggi, a distanza di vent'anni dall'analisi degli autori appena citati.

Una delle peculiarità del settore calcistico riguarda la tendenza dei club a privilegiare obiettivi sportivi rispetto a quelli economici. A differenza delle imprese tradizionali, che tendono a massimizzare il profitto, molte società calcistiche adottano strategie orientate alla massimizzazione delle vittorie o del prestigio sportivo. Questo comportamento può portare a decisioni finanziarie rischiose, come l'aumento eccessivo degli stipendi o l'acquisto di giocatori a costi elevati, con conseguenti difficoltà nel mantenere un equilibrio finanziario nel lungo periodo.

La persistenza di difficoltà economiche nel settore calcistico ha portato all'introduzione di strumenti di regolamentazione volti a garantire la sostenibilità finanziaria dei club. Tra questi strumenti, particolare rilevanza è stata attribuita ai sistemi di controllo finanziario introdotti dalle società calcistiche internazionali, che mirano a limitare l'indebitamento e promuovere una gestione responsabile delle risorse economiche. Tali meccanismi di regolazione hanno contribuito a migliorare la trasparenza finanziaria e a ridurre il rischio di fallimenti societari, favorendo una maggiore stabilità del sistema calcistico.

Un ulteriore elemento distintivo della gestione economico-finanziaria dei club riguarda il ruolo degli investitori e dei proprietari. Negli ultimi anni, numerose società calcistiche sono state acquisite da gruppi imprenditoriali o fondi di investimento, interessati a sfruttare il potenziale economico e mediatico del settore. L'ingresso di capitali privati ha contribuito ad aumentare la disponibilità di risorse finanziarie, ma ha anche introdotto nuove sfide legate alla gestione del rischio e alla definizione di strategie di lungo periodo.

Dal punto di vista operativo, la gestione economico-finanziaria richiede l'adozione di strumenti di pianificazione e controllo sempre più sofisticati. L'utilizzo di sistemi di budgeting, analisi dei costi e monitoraggio delle performance finanziarie consente ai club di migliorare l'efficienza delle proprie attività e di ridurre l'incertezza associata alle decisioni strategiche. In questo contesto, l'integrazione di tecnologie digitali e strumenti analitici rappresenta un fattore chiave per supportare i processi decisionali e migliorare la qualità delle informazioni disponibili.

Inoltre, la crescente complessità del contesto economico ha reso necessario lo sviluppo di strategie di diversificazione delle entrate. Molti club hanno avviato iniziative finalizzate a espandere le proprie attività oltre il contesto sportivo tradizionale, includendo progetti legati all'intrattenimento, al turismo sportivo e allo sviluppo immobiliare. Tali strategie consentono di ridurre la dipendenza dai risultati sportivi e di creare nuove opportunità di crescita economica.

In sintesi, la gestione economico-finanziaria delle società calcistiche professionistiche rappresenta un ambito caratterizzato da elevata complessità e forte esposizione al rischio. La capacità di bilanciare entrate e spese, pianificare investimenti sostenibili e adattarsi alle dinamiche del mercato rappresenta una condizione essenziale per garantire la continuità operativa e la competitività dei club nel lungo periodo. La comprensione di tali dinamiche costituisce un passaggio fondamentale per analizzare il funzionamento delle società calcistiche moderne e per valutare l'impatto delle innovazioni tecnologiche e organizzative sui processi decisionali.

2.1.4 Il ruolo dei dati e delle tecnologie nella trasformazione delle società

Negli ultimi due decenni, la diffusione delle tecnologie digitali e l'aumento esponenziale della disponibilità di dati hanno trasformato profondamente il modo in cui le società calcistiche professionistiche gestiscono le proprie attività. La crescente digitalizzazione dei processi organizzativi ha reso possibile raccogliere, analizzare e utilizzare grandi quantità di informazioni relative sia alle prestazioni sportive sia alle attività economiche e gestionali. In questo contesto, l'utilizzo dei dati rappresenta uno dei fattori più rilevanti nell'evoluzione delle società calcistiche moderne, contribuendo a migliorare l'efficienza organizzativa e la qualità dei processi decisionali.

Tradizionalmente, le decisioni all'interno dei club calcistici venivano prese principalmente sulla base dell'esperienza personale dei dirigenti e dello staff tecnico. Tuttavia, con l'introduzione di strumenti digitali avanzati e sistemi informativi integrati, i club hanno iniziato a sviluppare modelli decisionali sempre più orientati all'analisi quantitativa. Questo cambiamento ha portato alla nascita di un approccio definito *data-driven* (già analizzato nel primo capitolo), in cui le decisioni strategiche e operative vengono supportate da evidenze empiriche e analisi statistiche.

L'introduzione delle tecnologie digitali ha reso possibile la raccolta sistematica di dati relativi alle prestazioni sportive. Oggi, grazie all'utilizzo di sistemi di tracciamento e software di analisi video, è possibile monitorare in modo dettagliato le azioni dei giocatori durante le partite e gli allenamenti. I cosiddetti *soccer-logs*, ovvero registrazioni dettagliate degli eventi che avvengono durante una partita, costituiscono una delle principali fonti di dati utilizzate nei processi di analisi sportiva. Questi dati includono informazioni relative a passaggi, tiri, contrasti e posizionamenti dei giocatori,

consentendo di analizzare le dinamiche di gioco e valutare le prestazioni individuali e collettive (Pappalardo et al., 2019).

Parallelamente, l'utilizzo di tecnologie di *machine learning* e analisi predittiva ha reso possibile sviluppare modelli avanzati per la valutazione delle prestazioni dei giocatori e per il supporto alle attività di scouting. Strumenti analitici basati su grandi dataset consentono di classificare e confrontare le prestazioni degli atleti in modo multidimensionale, considerando variabili quali il ruolo in campo, le azioni svolte e l'impatto complessivo sulla partita. Approcci di questo tipo permettono ai club di individuare talenti con maggiore precisione e di ridurre l'incertezza associata alle decisioni di investimento nel mercato dei trasferimenti (Pappalardo et al., 2019).

Oltre alla dimensione sportiva, la diffusione dei dati ha avuto un impatto significativo anche sulle attività economiche e commerciali delle società calcistiche. L'analisi dei dati relativi ai tifosi e ai consumatori consente ai club di sviluppare strategie di marketing più mirate, migliorare l'esperienza degli spettatori e ottimizzare le campagne promozionali. L'utilizzo di tecniche di analisi avanzata consente, ad esempio, di prevedere i comportamenti di acquisto dei tifosi, personalizzare l'offerta di servizi e migliorare la gestione delle relazioni con gli stakeholder.

Secondo Davenport (2006), le organizzazioni che adottano strategie basate sull'analisi dei dati sono in grado di ottenere vantaggi competitivi significativi rispetto ai concorrenti, poiché possono prendere decisioni più informate e ridurre i margini di errore nei processi operativi. Tale considerazione vale tanto nelle società calcistiche, che non. Nel contesto calcistico, tale vantaggio competitivo si manifesta nella capacità di identificare opportunità di miglioramento delle prestazioni sportive, ottimizzare la gestione delle risorse finanziarie e sviluppare strategie di crescita sostenibile.

Un ulteriore ambito in cui i dati hanno assunto un ruolo centrale riguarda la gestione della salute e della preparazione fisica dei giocatori. L'utilizzo di dispositivi indossabili e sensori biometrici consente di monitorare parametri fisiologici quali frequenza cardiaca, velocità e distanza percorsa durante gli allenamenti. Queste informazioni permettono agli staff tecnici di pianificare programmi di allenamento personalizzati e di ridurre il rischio di infortuni, migliorando al contempo le prestazioni sportive complessive.

La crescente disponibilità di dati ha inoltre favorito lo sviluppo di nuove figure professionali all'interno delle società calcistiche, come i *data analyst* e gli specialisti in performance analysis. Queste figure svolgono un ruolo fondamentale nell'interpretazione dei dati e nella trasformazione delle informazioni raccolte in conoscenza utile per supportare le decisioni strategiche. L'integrazione

di competenze analitiche all'interno delle strutture organizzative rappresenta uno degli elementi più significativi della trasformazione digitale del settore.

Nonostante i numerosi vantaggi derivanti dall'utilizzo dei dati, l'adozione di modelli decisionali basati sull'analisi quantitativa presenta anche alcune criticità. Una delle principali sfide riguarda la gestione e l'interpretazione di grandi quantità di informazioni, che richiede competenze specialistiche e infrastrutture tecnologiche adeguate. Inoltre, l'affidamento esclusivo ai dati può comportare il rischio di sottovalutare fattori qualitativi difficilmente misurabili, come la motivazione dei giocatori o le dinamiche psicologiche del gruppo.

Un altro aspetto rilevante riguarda la qualità e l'affidabilità dei dati utilizzati. L'accuratezza delle analisi dipende infatti dalla precisione delle informazioni raccolte e dalla capacità di integrare dati provenienti da fonti diverse. In questo contesto, la standardizzazione dei sistemi di raccolta dati rappresenta una condizione essenziale per garantire la comparabilità delle analisi e migliorare l'efficacia dei modelli decisionali.

Nel complesso, l'introduzione delle tecnologie digitali e dei sistemi di analisi dei dati ha contribuito a trasformare profondamente il modo in cui le società calcistiche operano e prendono decisioni. I club moderni possono essere sempre più considerati organizzazioni orientate alla conoscenza, in cui il valore competitivo deriva non solo dalle risorse economiche o dal talento sportivo, ma anche dalla capacità di raccogliere, interpretare e utilizzare informazioni in modo efficace.

In conclusione, la crescente integrazione dei dati nei processi organizzativi rappresenta una delle principali direttrici di sviluppo delle società calcistiche professionistiche. Comprendere il ruolo delle tecnologie e delle analisi quantitative nel supporto alle decisioni costituisce un passaggio fondamentale per analizzare l'evoluzione del settore e per valutare l'impatto delle innovazioni digitali sui modelli di gestione dei club. Questo tema assume particolare rilevanza nel contesto attuale, caratterizzato da un'elevata competitività e da una crescente necessità di adottare strategie basate su informazioni affidabili e tempestive.

2.2 Il modello decisionale tradizionale

2.2.1 Centralità dell'esperienza e conoscenza tacita

Storicamente, i processi decisionali all'interno delle società calcistiche professionistiche si sono sviluppati in contesti caratterizzati da elevata incertezza e da una forte dipendenza dal giudizio umano. In tali contesti, l'esperienza individuale e la conoscenza tacita hanno rappresentato le principali risorse su cui si sono basate le decisioni manageriali e tecniche. A differenza di altri settori

economici caratterizzati da elevata formalizzazione e standardizzazione dei processi decisionali, le società calcistiche hanno tradizionalmente valorizzato l'intuizione e l'esperienza maturata nel tempo come strumenti fondamentali per interpretare situazioni complesse e prendere decisioni operative (Relvas et al., 2010).

Il concetto di conoscenza tacita rappresenta uno degli elementi centrali per comprendere il funzionamento dei modelli decisionali tradizionali nel contesto sportivo. Tale forma di conoscenza si distingue dalla conoscenza esplicita in quanto difficilmente formalizzabile o trasferibile attraverso documenti o procedure codificate. Essa si sviluppa attraverso l'esperienza diretta, l'osservazione e la partecipazione continua alle attività operative, ed è spesso incorporata nelle competenze individuali degli attori organizzativi. In ambito sportivo, la conoscenza tacita si manifesta, ad esempio, nella capacità di valutare il potenziale di un atleta, di interpretare dinamiche di squadra o di anticipare sviluppi tattici durante una competizione (Vaeyens et al., 2008).

Questa centralità della conoscenza tacita può essere interpretata anche alla luce della teoria della razionalità limitata, sviluppata da Simon (1997), secondo cui gli individui non dispongono di informazioni complete né della capacità cognitiva necessaria per analizzare tutte le alternative disponibili. Di conseguenza, le decisioni vengono spesso prese sulla base di informazioni parziali e attraverso l'utilizzo di euristiche, ovvero scorciatoie cognitive che consentono di semplificare la complessità decisionale. Nel contesto delle società calcistiche, tali euristiche si traducono frequentemente nell'affidamento al giudizio di esperti con lunga esperienza, come allenatori, osservatori o direttori sportivi, i quali sviluppano nel tempo schemi interpretativi che guidano le loro valutazioni.

L'esperienza accumulata nel tempo assume quindi un valore strategico non soltanto a livello individuale, ma anche a livello organizzativo. Le società calcistiche tendono infatti a valorizzare figure professionali con un elevato capitale esperienziale, riconoscendo in esse una risorsa fondamentale per affrontare contesti competitivi caratterizzati da elevata imprevedibilità. La gestione delle decisioni tecniche, come la selezione degli atleti o la definizione delle strategie di gara, si basa spesso su competenze sviluppate attraverso anni di pratica e osservazione diretta, piuttosto che su modelli analitici formalizzati (Relvas et al., 2010).

Un ulteriore elemento che contribuisce alla centralità dell'esperienza nei modelli decisionali tradizionali riguarda la natura stessa delle performance sportive. Le prestazioni degli atleti e delle squadre sono influenzate da numerosi fattori difficilmente quantificabili, come la motivazione individuale, la coesione del gruppo e le dinamiche psicologiche interne alla squadra. In assenza di strumenti analitici avanzati, tali fattori vengono interpretati principalmente attraverso l'esperienza

diretta degli operatori sportivi, che sviluppano nel tempo la capacità di riconoscere segnali deboli e di anticipare possibili evoluzioni delle prestazioni sportive (Vaeyens et al., 2008).

In questo senso, il modello decisionale tradizionale nelle società calcistiche può essere descritto come un sistema fortemente orientato all'esperienza e al giudizio umano, nel quale la conoscenza viene acquisita attraverso l'interazione diretta con il contesto operativo. Tale modello si è dimostrato efficace per lungo tempo, soprattutto in contesti caratterizzati da disponibilità limitata di dati strutturati e da una forte dipendenza dall'osservazione diretta delle prestazioni sportive. Tuttavia, proprio questa dipendenza dalla conoscenza tacita ha contribuito a rendere i processi decisionali difficilmente standardizzabili e replicabili, introducendo elementi di soggettività che, in alcuni casi, possono influenzare la qualità delle decisioni (Simon, 1997).

Un aspetto particolarmente rilevante riguarda il ruolo dell'esperienza nella costruzione della fiducia organizzativa. Nei contesti sportivi professionistici, le decisioni vengono spesso delegate a individui considerati esperti, la cui autorevolezza deriva dalla loro esperienza pregressa nel settore. Questa fiducia nei confronti degli esperti contribuisce a rafforzare la legittimità delle decisioni prese, ma allo stesso tempo può limitare l'introduzione di approcci alternativi basati su evidenze empiriche o su strumenti analitici innovativi. La dipendenza da figure esperte tende infatti a consolidare pratiche decisionali consolidate, rendendo più complesso il processo di innovazione organizzativa (Relvas et al., 2010).

Nel complesso, la centralità dell'esperienza e della conoscenza tacita rappresenta una caratteristica distintiva dei modelli decisionali tradizionali nelle società calcistiche professionistiche. Questo approccio, pur avendo garantito per lungo tempo un elevato grado di flessibilità decisionale, presenta alcune criticità legate alla difficoltà di formalizzare le conoscenze e di trasferirle tra diversi attori organizzativi. Tali limiti diventano particolarmente evidenti in contesti caratterizzati da crescente complessità e da una maggiore disponibilità di dati, nei quali la capacità di integrare conoscenze tacite e strumenti analitici rappresenta una sfida sempre più rilevante per le società calcistiche moderne.

Queste considerazioni introducono naturalmente il tema dei flussi informativi informali e delle reti relazionali, che rappresentano un ulteriore elemento distintivo dei modelli decisionali tradizionali e che verranno approfonditi nel paragrafo successivo.

2.2.2 Reti relazionali informali e flussi decisionali non formalizzati

Accanto alla centralità dell'esperienza e della conoscenza tacita, un ulteriore elemento distintivo dei modelli decisionali tradizionali nelle società calcistiche professionistiche è rappresentato dal ruolo delle reti relazionali informali. Tali reti costituiscono un'infrastruttura invisibile ma fondamentale

attraverso cui circolano informazioni, opportunità e conoscenze operative, influenzando in modo significativo la qualità e la tempestività delle decisioni. Nei club sportivi, infatti, i flussi informativi non seguono sempre canali formalizzati, ma si sviluppano frequentemente attraverso relazioni personali costruite nel tempo tra dirigenti, allenatori, osservatori e intermediari (Relvas et al., 2010).

Le reti relazionali informali rappresentano un meccanismo di coordinamento particolarmente efficace in contesti caratterizzati da elevata incertezza e da tempi decisionali ridotti. Nel calcio professionistico, ad esempio, la disponibilità tempestiva di informazioni su un atleta o su una possibile opportunità di mercato può rappresentare un vantaggio competitivo determinante. In questi contesti, la fiducia personale e la reputazione professionale assumono un ruolo centrale nel facilitare lo scambio informativo, consentendo ai decisori di accedere rapidamente a conoscenze che non sono sempre disponibili attraverso fonti ufficiali o documentate (Gammelsæter, 2010).

Un aspetto particolarmente rilevante riguarda il ruolo degli intermediari e degli osservatori all'interno delle reti relazionali. Figure come agenti sportivi, scout e consulenti rappresentano nodi fondamentali di tali reti, contribuendo alla diffusione di informazioni su giocatori, allenatori e opportunità di investimento. La loro attività si basa in larga misura su relazioni personali consolidate e su una conoscenza approfondita del contesto sportivo, che consente loro di individuare rapidamente segnali rilevanti per il processo decisionale. Questo sistema relazionale, pur essendo efficace nel facilitare l'accesso alle informazioni, introduce al contempo elementi di variabilità e difficoltà di controllo, poiché le informazioni trasmesse non sempre seguono criteri standardizzati o verificabili (Relvas et al., 2010).

La presenza di flussi informativi informali contribuisce inoltre a rendere i processi decisionali fortemente dipendenti dalla struttura relazionale dell'organizzazione. Nei club sportivi professionistici, le decisioni relative al mercato dei giocatori, alla selezione degli allenatori o alla gestione delle strategie sportive vengono spesso influenzate da relazioni personali tra dirigenti e operatori del settore. Questo fenomeno è particolarmente evidente nelle fasi di scouting e negoziazione, dove la disponibilità di informazioni privilegiate può rappresentare un elemento decisivo per il successo delle operazioni (Franck, 2010).

Dal punto di vista organizzativo, l'utilizzo di reti relazionali informali può essere interpretato come una risposta adattiva alla complessità del contesto sportivo. In assenza di sistemi informativi avanzati e di basi dati strutturate, le organizzazioni hanno storicamente fatto affidamento su relazioni fidate per ridurre l'incertezza e migliorare la qualità delle decisioni. Tale approccio, tuttavia, presenta anche alcune criticità, in quanto rende difficile la standardizzazione dei processi e limita la possibilità di condividere sistematicamente le informazioni tra diversi livelli organizzativi (Relvas et al., 2010).

Un ulteriore elemento da considerare riguarda la dipendenza dalle relazioni personali, che può generare fenomeni di chiusura informativa e ridurre la trasparenza decisionale. Quando le informazioni circolano prevalentemente attraverso canali informali, risulta più complesso verificare l'affidabilità delle fonti e valutare l'effettiva qualità dei dati utilizzati nelle decisioni. Questo può portare alla formazione di reti ristrette e autoreferenziali, nelle quali le decisioni vengono influenzate da relazioni consolidate piuttosto che da evidenze oggettive. In tali contesti, il rischio di bias cognitivi e di valutazioni soggettive aumenta significativamente, contribuendo a rendere i processi decisionali meno prevedibili e meno replicabili (Simon, 1997).

Per comprendere meglio le caratteristiche del modello decisionale tradizionale basato su reti informali, è utile sintetizzare gli elementi principali che lo caratterizzano. A tal fine, la Tabella 2.2 riassume le principali caratteristiche dei flussi informativi tradizionali nelle società calcistiche professionistiche.

Tabella 2.2 – Caratteristiche dei flussi decisionali tradizionali nelle società calcistiche

<i>Elemento</i>	<i>Caratteristiche principali</i>
<i>Fonte delle informazioni</i>	Relazioni personali e reti informali
<i>Tipo di conoscenza</i>	Tacita ed esperienziale
<i>Modalità di comunicazione</i>	Contatti diretti, telefonici o personali
<i>Formalizzazione</i>	Limitata o assente
<i>Velocità di diffusione</i>	Elevata ma poco controllata
<i>Criticità principali</i>	Difficoltà di verifica, soggettività, scarsa tracciabilità

Fonte: elaborazione propria su Simon (1997), Relvas et al. (2010), Gammelsæter (2010) e Franck (2010).

Come evidenziato nella Tabella 2.2, i flussi decisionali tradizionali si basano su una combinazione di conoscenza tacita e relazioni personali, che consentono una rapida circolazione delle informazioni ma riducono la possibilità di formalizzare e controllare i processi decisionali. Questa configurazione ha rappresentato per lungo tempo una soluzione efficace per affrontare contesti caratterizzati da elevata incertezza e da disponibilità limitata di dati strutturati. Tuttavia, con l'aumento della complessità organizzativa e della pressione competitiva, i limiti di tale modello sono diventati progressivamente più evidenti.

In particolare, la crescente dimensione economica del settore sportivo e la necessità di gestire investimenti sempre più rilevanti hanno reso necessario un maggiore controllo dei flussi informativi

e una più elevata standardizzazione delle procedure decisionali. La dipendenza esclusiva da reti relazionali informali, pur continuando a rappresentare una componente rilevante del sistema decisionale, ha iniziato a mostrare limiti significativi in termini di affidabilità, trasparenza e replicabilità delle decisioni. Questo scenario ha progressivamente favorito l'emergere di nuove esigenze organizzative, orientate verso una maggiore formalizzazione delle informazioni e l'introduzione di strumenti analitici in grado di supportare il processo decisionale.

Alla luce di queste considerazioni, risulta evidente come le reti relazionali informali abbiano costituito per lungo tempo un elemento strutturale dei modelli decisionali tradizionali nelle società calcistiche professionistiche. Tuttavia, la loro crescente complessità e i limiti associati alla gestione informale delle informazioni hanno contribuito a creare le condizioni per una progressiva evoluzione dei processi decisionali, aprendo la strada all'introduzione di pratiche più strutturate e sistematiche.

Queste dinamiche conducono naturalmente al tema dello scouting qualitativo, che rappresenta una delle principali applicazioni operative del modello decisionale tradizionale e che verrà analizzato nel paragrafo successivo.

2.2.3 Lo scouting qualitativo come pratica decisionale tradizionale

Tra le pratiche che meglio rappresentano il funzionamento dei modelli decisionali tradizionali nelle società calcistiche professionistiche, lo scouting qualitativo occupa un ruolo centrale. Tale attività consiste nell'osservazione diretta degli atleti da parte di figure specializzate, con l'obiettivo di valutarne le caratteristiche tecniche, fisiche e comportamentali al fine di supportare decisioni strategiche relative al reclutamento e allo sviluppo dei talenti. Nel contesto storico del calcio professionistico, lo scouting si è sviluppato come un processo fortemente basato sull'esperienza individuale e sull'interpretazione soggettiva delle prestazioni, piuttosto che su analisi strutturate di dati quantitativi (Vaeyens et al., 2008).

Tradizionalmente, gli osservatori sportivi svolgevano la propria attività attraverso la partecipazione diretta alle competizioni, raccogliendo informazioni mediante l'osservazione visiva delle prestazioni degli atleti. Questa modalità operativa consentiva di cogliere aspetti difficilmente misurabili attraverso indicatori numerici, come la capacità decisionale in campo, la leadership o l'adattabilità a diversi contesti di gioco. Tali elementi venivano successivamente sintetizzati in report qualitativi, spesso redatti secondo schemi non standardizzati e basati prevalentemente sull'esperienza e sul giudizio personale dell'osservatore (Vaeyens et al., 2008).

La rilevanza dello scouting qualitativo può essere compresa anche considerando la natura complessa delle performance sportive. Le prestazioni degli atleti dipendono da una molteplicità di fattori

interconnessi, che includono dimensioni fisiche, tecniche, tattiche e psicologiche. In assenza di strumenti analitici avanzati, la valutazione di tali fattori richiedeva la capacità di integrare informazioni eterogenee in modo rapido ed efficace. In questo senso, l'esperienza maturata dagli scout rappresentava una risorsa fondamentale per interpretare situazioni complesse e formulare giudizi affidabili (Relvas et al., 2010).

Dal punto di vista cognitivo, il processo di scouting tradizionale può essere interpretato come un esempio di utilizzo di euristiche esperte, ovvero strategie decisionali sviluppate attraverso l'esperienza ripetuta. Gli scout tendono infatti a riconoscere pattern ricorrenti nelle prestazioni sportive, sviluppando nel tempo la capacità di individuare rapidamente segnali rilevanti per la valutazione degli atleti. Tale capacità deriva dall'interazione continua con il contesto operativo e dall'accumulo di conoscenze tacite che difficilmente possono essere formalizzate in modelli espliciti (Simon, 1997).

Un elemento particolarmente rilevante riguarda il ruolo della soggettività nelle valutazioni qualitative. Sebbene l'esperienza rappresenti un fattore determinante per la qualità delle decisioni, essa introduce inevitabilmente margini di variabilità tra diversi osservatori. Studi empirici hanno evidenziato come valutazioni effettuate da scout differenti possano presentare discrepanze significative, anche quando riferite allo stesso atleta e allo stesso contesto di osservazione. Questo fenomeno evidenzia come la dipendenza da giudizi individuali possa generare risultati non sempre coerenti o replicabili, contribuendo a rendere il processo decisionale vulnerabile a bias cognitivi e interpretativi (Vaeyens et al., 2008).

Oltre alla valutazione delle competenze tecniche, lo scouting tradizionale includeva anche l'analisi di fattori contestuali e comportamentali, come l'atteggiamento dell'atleta, la capacità di lavorare in squadra e il comportamento sotto pressione. Tali elementi, pur essendo fondamentali per la performance complessiva, risultano difficili da misurare attraverso indicatori standardizzati e richiedono una valutazione qualitativa basata sull'osservazione diretta. Questo rafforza ulteriormente il ruolo centrale dell'esperienza e della conoscenza tacita nei processi decisionali tradizionali (Relvas et al., 2010).

Un ulteriore aspetto riguarda la natura iterativa del processo di scouting. La valutazione di un atleta non avveniva generalmente attraverso una singola osservazione, ma richiedeva un monitoraggio continuo nel tempo. Gli scout partecipavano a numerose competizioni, raccogliendo informazioni progressivamente e aggiornando le proprie valutazioni sulla base dell'evoluzione delle prestazioni sportive. Questo approccio dinamico consentiva di ridurre l'incertezza associata alle decisioni di

reclutamento, ma richiedeva al contempo un significativo investimento di tempo e risorse organizzative.

Dal punto di vista organizzativo, lo scouting qualitativo rappresentava anche un importante strumento di costruzione del vantaggio competitivo. I club con una rete di osservatori più estesa e con competenze più sviluppate erano in grado di individuare talenti emergenti prima dei concorrenti, acquisendo un vantaggio strategico significativo. Tuttavia, tale vantaggio dipendeva in larga misura dalla qualità delle relazioni personali e dall'esperienza individuale degli operatori coinvolti, rendendo difficile replicare sistematicamente i risultati ottenuti (Franck, 2010).

Nonostante la sua lunga tradizione e la sua rilevanza operativa, il modello di scouting qualitativo ha progressivamente evidenziato alcuni limiti strutturali. In particolare, l'aumento della quantità di informazioni disponibili e la crescente pressione economica hanno reso sempre più difficile affidarsi esclusivamente a valutazioni qualitative. La necessità di confrontare un numero elevato di potenziali atleti e di gestire investimenti economici rilevanti ha evidenziato l'importanza di integrare strumenti più strutturati all'interno del processo decisionale. Questo scenario ha contribuito a mettere in evidenza i limiti del modello tradizionale, preparando il terreno per una progressiva evoluzione verso approcci più sistematici e basati sull'analisi dei dati.

Alla luce di queste considerazioni, lo scouting qualitativo può essere interpretato come una delle manifestazioni più evidenti del modello decisionale tradizionale nelle società calcistiche professionistiche. Pur rappresentando un elemento fondamentale nella storia del management sportivo, tale approccio evidenzia criticità crescenti in contesti caratterizzati da elevata complessità e da crescente disponibilità di informazioni. Questi limiti introducono naturalmente il tema delle criticità del modello decisionale tradizionale, che verrà analizzato nel paragrafo successivo.

2.2.4 Limiti del modello decisionale tradizionale in contesti complessi

Sebbene il modello decisionale tradizionale basato sull'esperienza, sulle reti relazionali informali e sullo scouting qualitativo abbia rappresentato per lungo tempo una soluzione efficace per affrontare l'incertezza tipica del contesto sportivo, la crescente complessità del settore ha progressivamente messo in evidenza una serie di limiti strutturali. Tali limiti non derivano esclusivamente dall'inefficacia del modello tradizionale, ma piuttosto dalla trasformazione del contesto competitivo, che richiede oggi livelli di precisione, tempestività e accountability sempre più elevati.

Uno dei principali limiti riguarda la forte dipendenza dalla soggettività individuale. Come evidenziato nei paragrafi precedenti, molte decisioni tradizionali si basano sull'esperienza e sull'intuizione degli operatori, elementi che rappresentano risorse preziose ma che introducono inevitabilmente margini

di variabilità tra diversi decisori. In presenza di più osservatori o dirigenti coinvolti nello stesso processo decisionale, le valutazioni possono differire in modo significativo, rendendo difficile il confronto sistematico tra alternative diverse. Questo fenomeno è coerente con quanto descritto dalla teoria della razionalità limitata, secondo cui gli individui tendono a semplificare la complessità attraverso euristiche che, pur facilitando il processo decisionale, possono generare errori sistematici o valutazioni incomplete (Simon, 1997).

Un secondo limite rilevante riguarda la difficoltà di standardizzazione dei processi decisionali. Nei modelli tradizionali, le informazioni vengono spesso raccolte e interpretate secondo criteri non uniformi, rendendo complesso costruire procedure replicabili e verificabili nel tempo. La mancanza di standardizzazione rende difficile confrontare decisioni prese in momenti diversi o da attori differenti, riducendo la possibilità di apprendere sistematicamente dall'esperienza organizzativa. In contesti caratterizzati da elevata complessità, questa difficoltà rappresenta un ostacolo significativo allo sviluppo di pratiche decisionali efficienti e coerenti (Relvas et al., 2010).

Un ulteriore elemento critico riguarda la limitata capacità di gestione di grandi quantità di informazioni. Nel contesto sportivo contemporaneo, le decisioni devono spesso essere prese sulla base di un numero crescente di variabili, che includono non solo le prestazioni sportive, ma anche indicatori economici, finanziari e organizzativi. I modelli decisionali tradizionali, basati prevalentemente sull'osservazione diretta e sull'esperienza individuale, risultano poco adatti a gestire volumi informativi complessi e a integrare informazioni provenienti da fonti diverse. Questo limite diventa particolarmente evidente nelle fasi di mercato, nelle quali i club devono valutare simultaneamente numerosi atleti e considerare implicazioni economiche sempre più rilevanti (Franck, 2010).

La crescente dimensione economica del settore sportivo ha contribuito ad amplificare ulteriormente tali criticità. Negli ultimi decenni, i club professionistici hanno registrato un aumento significativo dei ricavi e dei costi operativi, accompagnato da una maggiore attenzione da parte di investitori, sponsor e istituzioni finanziarie. Questo scenario ha reso necessario un maggiore controllo delle decisioni e una più elevata capacità di giustificare le scelte strategiche adottate. In un contesto caratterizzato da investimenti economici sempre più rilevanti, l'affidamento esclusivo su giudizi soggettivi risulta progressivamente meno sostenibile, poiché aumenta il rischio associato a decisioni non supportate da evidenze sistematiche (Franck, 2010).

Un ulteriore limite del modello tradizionale riguarda la scarsa tracciabilità delle decisioni. Quando i processi decisionali si basano prevalentemente su relazioni informali e conoscenze tacite, risulta difficile ricostruire a posteriori le motivazioni che hanno condotto a una determinata scelta. Questa

mananza di tracciabilità può generare difficoltà nella valutazione delle performance decisionali e limitare la possibilità di identificare eventuali errori o inefficienze. Inoltre, la ridotta trasparenza dei processi può compromettere la fiducia degli stakeholder e rendere più complessa la gestione delle responsabilità organizzative.

Accanto a questi aspetti, è importante considerare anche la crescente pressione competitiva che caratterizza il settore sportivo professionistico. L'elevato livello di competizione tra club, unito alla crescente internazionalizzazione delle competizioni sportive, ha aumentato la necessità di adottare strategie decisionali più rapide e informate. In questo contesto, la capacità di individuare tempestivamente opportunità di mercato o di identificare talenti emergenti rappresenta un fattore determinante per il successo sportivo ed economico. I modelli decisionali tradizionali, pur essendo flessibili, risultano spesso troppo lenti o insufficientemente strutturati per rispondere in modo efficace a tali esigenze (Relvas et al., 2010).

Nel complesso, i limiti del modello decisionale tradizionale non devono essere interpretati come un segnale della sua totale inefficacia, ma piuttosto come l'indicazione di una crescente necessità di evoluzione. Le pratiche basate sull'esperienza e sulla conoscenza tacita continuano infatti a rappresentare una componente fondamentale dei processi decisionali nelle società calcistiche. Tuttavia, l'aumento della complessità organizzativa, la disponibilità crescente di dati e la maggiore pressione economica hanno reso evidente l'importanza di integrare strumenti più strutturati all'interno del processo decisionale.

Questa progressiva tensione tra modelli tradizionali e nuove esigenze organizzative rappresenta il punto di partenza per comprendere le trasformazioni che hanno interessato il settore sportivo negli ultimi decenni. In particolare, la crescente disponibilità di informazioni e l'aumento delle responsabilità economiche hanno contribuito a generare una serie di pressioni al cambiamento, che hanno spinto le società calcistiche verso l'adozione di pratiche decisionali più formalizzate e sistematiche.

Alla luce di queste considerazioni, il modello decisionale tradizionale può essere interpretato come una fase storica fondamentale nello sviluppo delle società calcistiche professionistiche, ma allo stesso tempo come un sistema progressivamente messo sotto pressione dalle trasformazioni del contesto competitivo. L'analisi di tali pressioni rappresenta il passaggio successivo per comprendere l'evoluzione dei processi decisionali nel settore sportivo, e verrà approfondita nel paragrafo seguente.

2.3 Pressioni al cambiamento e innovazione di processo

2.3.1 Crescita economica del settore e aumento dei costi

Negli ultimi decenni, il settore sportivo professionistico, e in particolare quello calcistico, ha conosciuto una trasformazione profonda dal punto di vista economico e organizzativo. Da attività prevalentemente legata alla dimensione sportiva e territoriale, il calcio professionistico si è progressivamente trasformato in un settore economico complesso, caratterizzato da elevati volumi di ricavi, significativi investimenti finanziari e crescente esposizione al rischio economico. Questa evoluzione ha rappresentato uno dei principali fattori che hanno contribuito a mettere sotto pressione i modelli decisionali tradizionali, rendendo necessario lo sviluppo di approcci più strutturati e sistematici (Franck, 2010).

Uno dei cambiamenti più evidenti riguarda la crescita dei ricavi complessivi del settore, trainata in larga misura dall'espansione dei diritti televisivi, dalle sponsorizzazioni commerciali e dall'internazionalizzazione delle competizioni sportive. La crescente visibilità globale del calcio ha attratto nuovi investitori e partner commerciali, contribuendo ad aumentare significativamente le risorse economiche disponibili per i club professionistici. Tuttavia, tale crescita dei ricavi è stata accompagnata da un aumento ancora più marcato dei costi operativi, in particolare quelli legati ai salari dei giocatori e alle operazioni di trasferimento (UEFA, 2024).

L'incremento dei costi salariali rappresenta uno degli aspetti più rilevanti di questa trasformazione. Nei principali campionati europei, la competizione per l'acquisizione dei migliori talenti ha determinato un aumento progressivo degli stipendi dei giocatori, generando una dinamica inflazionistica che ha reso sempre più onerosa la gestione delle squadre professionistiche. Questo fenomeno è stato ulteriormente accentuato dalla crescente mobilità internazionale degli atleti e dalla presenza di intermediari specializzati, che hanno contribuito ad aumentare la complessità delle trattative e i costi associati alle operazioni di mercato (Lago et al., 2006).

Accanto alla crescita dei salari, anche i costi legati ai trasferimenti dei giocatori hanno registrato un incremento significativo. L'acquisizione di un atleta rappresenta oggi un investimento economico rilevante, che comporta non solo il pagamento del cartellino, ma anche costi accessori legati a commissioni, bonus e incentivi contrattuali. In questo contesto, ogni decisione di investimento comporta un livello di rischio elevato, poiché il rendimento sportivo di un atleta non può essere previsto con assoluta certezza. La necessità di ridurre l'incertezza associata a tali decisioni ha contribuito a rafforzare l'esigenza di strumenti decisionali più accurati e sistematici (Franck, 2010).

Un ulteriore elemento che ha contribuito alla crescita della complessità economica riguarda l'evoluzione delle fonti di ricavo dei club sportivi. Oltre ai tradizionali introiti derivanti dalla vendita

dei biglietti, i club moderni devono gestire una molteplicità di flussi finanziari, che includono diritti televisivi, sponsorizzazioni, merchandising e attività commerciali internazionali. Questa diversificazione delle fonti di ricavo ha ampliato le responsabilità manageriali e ha reso necessaria una maggiore capacità di pianificazione finanziaria e di gestione strategica delle risorse (UEFA, 2024).

La crescente dimensione economica del settore ha inoltre contribuito ad aumentare la pressione competitiva tra le società calcistiche. I club si trovano oggi a competere non solo sul piano sportivo, ma anche su quello economico e gestionale, cercando di massimizzare le proprie risorse per migliorare le performance sportive e garantire la sostenibilità finanziaria nel lungo periodo. Questo scenario ha reso evidente come le decisioni tradizionali basate esclusivamente sull'esperienza e sull'intuizione non fossero più sufficienti per gestire investimenti sempre più rilevanti e complessi (Franck, 2010).

Nel complesso, la crescita economica del settore sportivo professionistico ha trasformato radicalmente il contesto decisionale in cui operano i club. Le decisioni che in passato potevano essere prese sulla base dell'esperienza individuale e della conoscenza tacita si sono progressivamente trasformate in scelte strategiche con implicazioni economiche sempre più rilevanti. Tale trasformazione può essere sintetizzata attraverso una sequenza di fattori interconnessi che hanno progressivamente aumentato la complessità decisionale all'interno delle società calcistiche.

Figura 2.2 – Evoluzione della complessità economica nei club professionistici



Fonte: elaborazione propria con il supporto di ChatGPT (OpenAI), su UEFA (2024), Franck (2010), Lago et al. (2006)

Come evidenziato nella Figura 2.2, la crescita dei ricavi ha generato un aumento progressivo dei costi operativi, in particolare quelli legati ai salari e ai trasferimenti degli atleti. Questo processo ha contribuito ad amplificare il rischio finanziario associato alle decisioni sportive, rendendo sempre più necessario adottare approcci decisionali strutturati e basati su analisi sistematiche. La sequenza rappresentata nella figura evidenzia come l'evoluzione economica del settore non sia stata un fenomeno isolato, ma il risultato di una serie di dinamiche cumulative che hanno progressivamente aumentato la complessità organizzativa.

Un fenomeno particolarmente significativo che emerge dall'analisi economica del settore sportivo riguarda la presenza di vincoli di bilancio deboli (soft budget constraints), che caratterizzano molti club professionistici. In numerosi casi, le società calcistiche hanno continuato a sostenere livelli di spesa elevati anche in presenza di risultati economici negativi, confidando nel supporto finanziario di investitori o istituzioni pubbliche. Questa dinamica ha contribuito ad aumentare ulteriormente il rischio finanziario e ha evidenziato la necessità di sviluppare strumenti decisionali più rigorosi e orientati alla sostenibilità economica (Storm e Nielsen, 2012).

Alla luce di queste trasformazioni, la crescita dei costi e delle responsabilità economiche può essere interpretata come uno dei principali fattori che hanno contribuito a generare pressioni al cambiamento nei modelli decisionali tradizionali. Tuttavia, l'evoluzione del settore non riguarda esclusivamente la dimensione economica, ma coinvolge anche la struttura della governance e il ruolo crescente degli investitori, aspetti che verranno approfonditi nel paragrafo successivo.

2.3.2 Maggiore controllo degli investitori e professionalizzazione della governance

Accanto alla crescita economica del settore e all'aumento dei costi operativi, un ulteriore fattore che ha contribuito in modo significativo alla trasformazione dei processi decisionali nelle società calcistiche professionistiche riguarda il crescente ruolo degli investitori e la progressiva professionalizzazione della governance. Con l'espansione del valore economico del calcio professionistico, molti club hanno attirato l'interesse di soggetti finanziari, gruppi imprenditoriali e fondi di investimento, determinando una trasformazione profonda nella struttura proprietaria e nei meccanismi di controllo organizzativo (Franck, 2010).

Storicamente, molte società calcistiche erano caratterizzate da modelli gestionali relativamente informali, spesso basati sulla presenza di figure dirigenziali con forte esperienza sportiva ma con limitate competenze manageriali. Tuttavia, la crescente dimensione economica del settore ha reso necessario l'introduzione di modelli di gestione più strutturati, capaci di garantire una maggiore trasparenza e una più efficace allocazione delle risorse. Questo processo ha portato alla progressiva separazione tra funzioni sportive e funzioni manageriali, già evidenziata nel paragrafo 2.1,

rafforzando il ruolo di figure professionali specializzate nella gestione economica e strategica delle società calcistiche (Relvas et al., 2010).

L'ingresso di nuovi investitori ha rappresentato uno dei principali motori di questa trasformazione. Gli investitori istituzionali e i gruppi imprenditoriali che acquisiscono quote di proprietà dei club richiedono livelli elevati di controllo sulle decisioni strategiche, con particolare attenzione agli aspetti finanziari e alla sostenibilità economica nel medio-lungo periodo. In questo contesto, le decisioni non possono più basarsi esclusivamente sull'intuizione o sull'esperienza individuale, ma devono essere supportate da analisi sistematiche e da informazioni verificabili. La presenza di investitori ha quindi contribuito a introdurre una logica decisionale più orientata alla responsabilità e alla rendicontazione dei risultati (Franck, 2010).

Un aspetto particolarmente rilevante riguarda la crescente enfasi sul concetto di accountability, ovvero la responsabilità dei decisori nel giustificare le scelte effettuate e nel dimostrare l'efficacia delle strategie adottate. Nei club professionistici, la necessità di rendere conto delle decisioni agli stakeholder — tra cui investitori, sponsor e istituzioni sportive — ha favorito l'introduzione di procedure più formalizzate e di sistemi di controllo più rigorosi. Questo processo ha contribuito a ridurre l'autonomia decisionale basata esclusivamente sull'esperienza individuale, promuovendo una maggiore integrazione tra competenze sportive e competenze manageriali (Relvas et al., 2010).

La professionalizzazione della governance si manifesta anche attraverso l'introduzione di nuove figure organizzative e di strutture decisionali più articolate. Nei club moderni, accanto alle figure tradizionali legate alla gestione sportiva, si affermano ruoli manageriali dedicati alla pianificazione finanziaria, al controllo di gestione e alla gestione strategica delle risorse. Questa evoluzione riflette la crescente necessità di coordinare decisioni che coinvolgono dimensioni sportive ed economiche simultaneamente, aumentando la complessità dei processi decisionali (Gammelsæter, 2010).

Un ulteriore elemento che caratterizza la professionalizzazione della governance riguarda l'adozione di strumenti di controllo e monitoraggio delle performance organizzative. L'aumento delle responsabilità economiche e la crescente attenzione alla sostenibilità finanziaria hanno reso necessario sviluppare sistemi di valutazione più accurati, capaci di monitorare non solo i risultati sportivi, ma anche gli indicatori economici e finanziari. Questo cambiamento ha contribuito a spostare progressivamente l'attenzione dalle decisioni basate su percezioni individuali verso decisioni supportate da informazioni strutturate e verificabili.

Dal punto di vista organizzativo, la crescente influenza degli investitori ha inoltre contribuito a modificare il rapporto tra proprietà e management. Nei modelli tradizionali, le decisioni erano spesso

concentrate nelle mani di un numero limitato di individui con forte esperienza sportiva. Nei modelli più recenti, invece, le decisioni tendono a essere condivise tra diversi livelli organizzativi, includendo figure con competenze differenti e responsabilità specifiche. Questo processo ha favorito una maggiore formalizzazione dei flussi decisionali e ha contribuito a rendere i processi più trasparenti e coordinati (Relvas et al., 2010).

Nel complesso, l'ingresso di investitori e la progressiva professionalizzazione della governance hanno rappresentato un passaggio fondamentale nella trasformazione dei processi decisionali nelle società calcistiche professionistiche. La crescente responsabilità economica e la necessità di garantire la sostenibilità finanziaria hanno reso evidente l'importanza di adottare modelli decisionali più strutturati e sistematici. In questo contesto, la disponibilità di informazioni affidabili e comparabili ha assunto un ruolo sempre più centrale, favorendo lo sviluppo di strumenti di misurazione delle performance e di indicatori quantitativi.

Queste trasformazioni hanno contribuito a creare le condizioni per l'introduzione di nuove pratiche decisionali basate sull'utilizzo sistematico dei dati e sulla definizione di indicatori chiave di performance (KPI). L'emergere di tali strumenti rappresenta una delle conseguenze più significative della professionalizzazione della governance e costituisce il punto di partenza per comprendere la crescente diffusione di modelli decisionali data-driven nel settore sportivo, tema che verrà approfondito nel paragrafo successivo.

2.3.3 Disponibilità crescente di dati e sviluppo di KPI

Negli ultimi anni, uno dei fattori che ha contribuito in modo più significativo alla trasformazione dei processi decisionali nelle società calcistiche professionistiche riguarda la crescente disponibilità di dati e la progressiva diffusione di strumenti di misurazione delle performance. L'evoluzione tecnologica e la digitalizzazione delle attività sportive hanno reso possibile raccogliere, archiviare e analizzare una quantità sempre maggiore di informazioni, modificando profondamente le modalità attraverso cui le decisioni vengono formulate all'interno dei club professionistici.

Tradizionalmente, le informazioni disponibili per supportare le decisioni sportive erano limitate e spesso basate su osservazioni qualitative e percezioni soggettive. Gli allenatori e gli osservatori utilizzavano principalmente la propria esperienza e conoscenza tacita per valutare le prestazioni degli atleti e pianificare le strategie sportive. Tuttavia, l'introduzione di nuove tecnologie di raccolta e analisi dei dati ha progressivamente ampliato il numero e la qualità delle informazioni disponibili, consentendo una valutazione più accurata delle prestazioni individuali e collettive (Mackenzie e Cushion, 2013).

Un ruolo centrale in questa trasformazione è stato svolto dallo sviluppo di sistemi di tracciamento digitale e di analisi delle performance sportive. Tecnologie come i sistemi GPS, le piattaforme di video analysis e i database statistici hanno reso possibile monitorare con precisione parametri fisici, tecnici e tattici degli atleti. Ad esempio, oggi è possibile misurare con elevata accuratezza la distanza percorsa da un giocatore, la velocità media, il numero di passaggi riusciti o la posizione occupata in campo durante una partita. Queste informazioni consentono ai decisori di valutare le prestazioni sportive in modo più oggettivo rispetto al passato, riducendo la dipendenza da giudizi esclusivamente soggettivi (Gudmundsson e Horton, 2017).

Parallelamente, la crescente disponibilità di dati ha favorito la diffusione di sistemi informativi integrati, capaci di raccogliere informazioni provenienti da fonti differenti e di renderle disponibili ai decisori in modo strutturato. Nei club professionistici, tali sistemi consentono di integrare dati sportivi, economici e organizzativi, permettendo una visione più completa delle performance complessive dell'organizzazione. Questa integrazione rappresenta un elemento fondamentale per supportare decisioni che coinvolgono contemporaneamente dimensioni sportive e finanziarie (UEFA, 2024).

In questo contesto, assume particolare rilevanza il concetto di Key Performance Indicators (KPI), ovvero indicatori quantitativi utilizzati per monitorare e valutare le prestazioni organizzative. I KPI rappresentano strumenti fondamentali per tradurre dati complessi in informazioni sintetiche e facilmente interpretabili, facilitando il processo decisionale e migliorando la capacità di controllo delle attività organizzative. L'introduzione di KPI ha consentito ai club sportivi di sviluppare una cultura orientata alla misurazione sistematica delle performance, favorendo una maggiore trasparenza e una più efficace gestione delle risorse (UEFA, 2024).

I KPI utilizzati nelle società calcistiche professionistiche possono essere classificati in diverse categorie, in base alla dimensione organizzativa che intendono monitorare. La tabella seguente sintetizza alcune delle principali tipologie di indicatori utilizzati nei club professionistici.

Tabella 2.3 – Principali tipologie di KPI nelle società calcistiche professionistiche

<i>Categoria di KPI</i>	<i>Esempi di indicatori</i>	<i>Finalità principale</i>
<i>KPI sportivi</i>	Gol segnati, assist, passaggi riusciti, expected goals (xG), distanza percorsa	Valutare la performance tecnica e tattica degli atleti
<i>KPI fisici</i>	Velocità media, accelerazioni, carico di lavoro, recupero fisico	Monitorare la condizione atletica e prevenire infortuni
<i>KPI economico-finanziari</i>	Ricavi, costi salariali, margini operativi, valore dei trasferimenti	Valutare la sostenibilità economica del club
<i>KPI gestionali</i>	Tasso di utilizzo degli impianti, performance del settore giovanile	Supportare la pianificazione organizzativa
<i>KPI commerciali</i>	Vendite merchandising, engagement dei tifosi, audience digitale	Monitorare le performance di marketing e branding

Fonte: elaborazione propria su UEFA (2024); Gudmundsson e Horton (2017); Mackenzie e Cushion (2013).

Come evidenziato nella Tabella 2.3, i KPI rappresentano strumenti fondamentali per tradurre dati complessi in indicatori sintetici e operativi. La possibilità di monitorare simultaneamente diverse dimensioni — sportive, fisiche, economiche e commerciali — consente ai decisori di adottare una visione più integrata delle performance organizzative. Questo approccio contribuisce a ridurre l'incertezza decisionale e a migliorare la qualità delle scelte strategiche.

Un ulteriore aspetto rilevante riguarda la crescente diffusione di database strutturati e di piattaforme di analisi avanzata, che consentono di archiviare grandi quantità di dati e di analizzarli in modo sistematico. La disponibilità di dataset dettagliati relativi alle prestazioni sportive ha reso possibile sviluppare modelli statistici sempre più sofisticati, capaci di individuare pattern e relazioni tra variabili che in passato risultavano difficili da identificare. Questo processo ha contribuito a trasformare il modo in cui le informazioni vengono utilizzate all'interno delle società calcistiche, favorendo l'adozione di decisioni basate su evidenze empiriche (Pappalardo et al., 2019).

La crescente importanza dei dati ha inoltre modificato il ruolo degli analisti all'interno dei club professionistici. Negli ultimi anni, molte società calcistiche hanno introdotto nuove figure professionali specializzate nell'analisi dei dati e nella gestione delle informazioni. Questi professionisti collaborano con allenatori e dirigenti per interpretare i risultati delle analisi e tradurli in indicazioni operative, contribuendo a rendere il processo decisionale più informato e strutturato (Gudmundsson e Horton, 2017).

Nel complesso, la diffusione dei dati e l'introduzione di KPI hanno rappresentato un passaggio fondamentale nella trasformazione dei processi decisionali nel settore sportivo professionistico. L'adozione di strumenti di misurazione quantitativa ha contribuito a ridurre la dipendenza da valutazioni puramente intuitive, favorendo lo sviluppo di una cultura decisionale più orientata all'evidenza empirica. Tuttavia, nonostante la crescente disponibilità di dati, il processo decisionale non è diventato esclusivamente quantitativo, ma ha progressivamente assunto una forma ibrida, in cui competenze analitiche ed esperienza umana continuano a coesistere.

Questa evoluzione rappresenta il presupposto per comprendere come le società calcistiche abbiano iniziato a integrare modelli decisionali sempre più avanzati e tecnologie analitiche sofisticate. In particolare, la disponibilità di dati strutturati ha creato le condizioni necessarie per l'introduzione di strumenti di analisi predittiva e di modelli decisionali basati su algoritmi, che verranno approfonditi nel paragrafo successivo dedicato allo sviluppo di nuove logiche decisionali e alla progressiva integrazione di approcci data-driven nelle attività sportive.

2.3.4 Pressioni competitive e necessità di innovazione decisionale

L'insieme delle trasformazioni economiche, organizzative e tecnologiche analizzate nei paragrafi precedenti ha contribuito a modificare profondamente il contesto competitivo in cui operano le società calcistiche professionistiche. L'aumento dei costi, la crescente presenza di investitori e la diffusione sistematica dei dati hanno progressivamente intensificato la pressione competitiva tra i club, rendendo sempre più complessa la gestione delle decisioni strategiche e operative.

Nel contesto sportivo professionistico, la competizione si manifesta su più livelli simultaneamente. Da un lato, i club competono sul piano sportivo per ottenere risultati agonistici e raggiungere posizioni di vertice nelle competizioni nazionali e internazionali. Dall'altro lato, la competizione si estende alla dimensione economica e gestionale, in cui le organizzazioni devono dimostrare la propria capacità di gestire risorse finanziarie limitate e di garantire la sostenibilità economica nel lungo periodo. Questa duplice dimensione della competizione contribuisce ad aumentare l'incertezza decisionale, rendendo necessario sviluppare modelli decisionali sempre più sofisticati (Szymanski, 2009).

Un elemento particolarmente rilevante riguarda la crescente incertezza associata alle performance sportive. A differenza di molti altri settori economici, il risultato di una competizione sportiva è intrinsecamente incerto e influenzato da molteplici fattori difficilmente controllabili. Le prestazioni degli atleti possono variare nel tempo, gli infortuni possono modificare improvvisamente l'equilibrio competitivo e le dinamiche di gioco possono generare risultati inattesi. Questa condizione di

incertezza rende particolarmente complesso valutare in anticipo gli effetti delle decisioni strategiche, aumentando il rischio associato agli investimenti sportivi (Szymanski, 2009).

La crescente pressione competitiva ha inoltre accentuato la necessità di ottimizzare l'utilizzo delle risorse disponibili. Nei contesti caratterizzati da elevata competizione, anche piccole differenze nelle decisioni strategiche possono determinare vantaggi competitivi significativi. La capacità di individuare talenti emergenti, pianificare strategie di investimento efficaci e gestire in modo efficiente le risorse umane e finanziarie rappresenta oggi un fattore determinante per il successo organizzativo. In questo scenario, l'adozione di strumenti analitici e di modelli decisionali strutturati diventa un elemento chiave per ridurre l'incertezza e migliorare la qualità delle decisioni (Gudmundsson e Horton, 2017).

Un ulteriore fattore che contribuisce ad aumentare la pressione competitiva riguarda la crescente diffusione di pratiche innovative tra i club professionistici. L'introduzione di nuove tecnologie e di strumenti analitici avanzati ha determinato un effetto di imitazione tra le organizzazioni, in cui l'adozione di soluzioni innovative da parte di alcuni club ha spinto altri a sviluppare strategie analoghe per non perdere competitività. Questo processo, tipico dei contesti caratterizzati da elevata competizione, favorisce la diffusione progressiva dell'innovazione e contribuisce a trasformare i modelli decisionali tradizionali (Franck, 2010).

Dal punto di vista organizzativo, le pressioni competitive hanno reso evidente la necessità di integrare competenze diverse all'interno dei processi decisionali. Le decisioni sportive non possono più essere considerate attività isolate, ma devono essere coordinate con le esigenze economiche e strategiche dell'organizzazione. Questo processo ha favorito lo sviluppo di modelli decisionali più collaborativi, in cui informazioni provenienti da diverse aree organizzative vengono integrate per supportare scelte più informate e coerenti.

In questo contesto, l'innovazione decisionale assume un ruolo centrale come risposta alle crescenti pressioni ambientali. L'introduzione di nuovi strumenti di analisi, l'utilizzo sistematico dei dati e la formalizzazione delle procedure decisionali rappresentano elementi fondamentali per affrontare l'incertezza e migliorare la qualità delle scelte organizzative. L'innovazione nei processi decisionali non riguarda soltanto l'adozione di nuove tecnologie, ma implica anche un cambiamento culturale e organizzativo, in cui l'utilizzo delle informazioni diventa parte integrante delle pratiche decisionali quotidiane.

Un aspetto particolarmente significativo riguarda la progressiva trasformazione del ruolo dell'esperienza nei processi decisionali. Se nei modelli tradizionali l'esperienza rappresentava il

principale riferimento per l'interpretazione delle informazioni, nei contesti contemporanei essa tende a essere integrata con strumenti analitici e indicatori quantitativi. Questo cambiamento non implica la scomparsa del giudizio umano, ma piuttosto la sua evoluzione verso forme di collaborazione con sistemi informativi sempre più avanzati. La crescente disponibilità di dati e l'utilizzo di KPI hanno infatti creato le condizioni per sviluppare modelli decisionali in cui intuizione ed evidenze empiriche coesistono in modo complementare (Gudmundsson e Horton, 2017).

Nel complesso, le pressioni competitive che caratterizzano il settore sportivo professionistico possono essere interpretate come il risultato dell'interazione tra fattori economici, organizzativi e tecnologici. L'aumento della complessità gestionale e la necessità di ridurre l'incertezza decisionale hanno progressivamente spinto le società calcistiche ad adottare modelli decisionali più strutturati e basati sull'analisi delle informazioni. Questo processo rappresenta una delle principali condizioni che hanno favorito il passaggio da modelli decisionali prevalentemente esperienziali a modelli sempre più orientati all'integrazione tra competenze umane e strumenti analitici.

Alla luce di queste considerazioni, emerge come la crescente pressione competitiva non rappresenti soltanto una sfida per le società calcistiche, ma anche un'opportunità per sviluppare nuove modalità decisionali e migliorare la qualità delle scelte strategiche. L'evoluzione dei processi decisionali verso modelli più strutturati e integrati costituisce infatti il presupposto fondamentale per comprendere la transizione verso logiche decisionali ibride, in cui esperienza umana e strumenti analitici vengono utilizzati in modo complementare.

Tuttavia, nonostante la crescente disponibilità di dati e strumenti analitici, l'effettiva adozione di tali tecnologie non avviene in modo uniforme tra tutte le società calcistiche, ma risulta influenzata da fattori organizzativi, economici e strategici che determinano livelli differenti di maturità tecnologica all'interno del sistema professionistico.

2.3.5 Diffusione e prospettive di adozione delle tecnologie data-driven

Nonostante le numerose pressioni verso una crescente formalizzazione dei processi decisionali e verso l'adozione di strumenti analitici avanzati, è importante sottolineare come il panorama del calcio professionistico non presenti un livello uniforme di sviluppo tecnologico tra le diverse società. Il sistema calcistico professionistico italiano è infatti composto da un numero elevato di club distribuiti su più livelli competitivi: la Serie A e la Serie B sono organizzate in gironi unici, mentre la Serie C è articolata in tre gironi distinti, per un totale complessivo di circa cento società professionistiche operative a livello nazionale (FIGC, 2025). Questa ampiezza strutturale rappresenta un elemento fondamentale per comprendere la varietà dei modelli organizzativi e decisionali presenti all'interno del sistema calcistico.

All'interno di tale contesto, le società calcistiche presentano caratteristiche profondamente differenti in termini di disponibilità economica, dimensione organizzativa, competenze manageriali e orientamento strategico. Tali differenze incidono in modo significativo sulla capacità di adottare innovazioni tecnologiche e modelli decisionali basati sui dati. La letteratura evidenzia infatti come i club professionistici non costituiscano realtà omogenee, ma organizzazioni caratterizzate da assetti strutturali diversificati e da modalità operative influenzate da fattori culturali e organizzativi specifici (Relvas et al., 2010). In particolare, la presenza di pratiche decisionali informali e di differenze nei livelli di comunicazione tra aree tecniche, dirigenziali e settori giovanili conferma l'elevata eterogeneità che caratterizza il funzionamento dei club calcistici.

In questo scenario, l'introduzione di strumenti analitici avanzati e di sistemi basati su intelligenza artificiale non avviene in modo simultaneo o uniforme, ma dipende da una combinazione di fattori quali la disponibilità di risorse finanziarie, la dimensione del club, la presenza di competenze specialistiche e, soprattutto, la visione strategica della proprietà e del management. Alcune società, in particolare nei livelli competitivi più elevati, hanno intrapreso percorsi strutturati di digitalizzazione e analisi dei dati, integrando progressivamente strumenti di supporto decisionale nelle attività sportive e gestionali. Al contrario, molte altre realtà, soprattutto nei livelli inferiori o in contesti caratterizzati da risorse limitate, continuano a basare le proprie decisioni prevalentemente su logiche esperienziali e conoscenze tacite, mantenendo un approccio più tradizionale alla gestione delle informazioni.

Un ulteriore elemento di differenziazione riguarda l'ambito di applicazione delle tecnologie analitiche all'interno delle strutture societarie. Nella maggior parte dei casi, l'utilizzo di strumenti data-driven e di soluzioni basate su AI si concentra inizialmente sulla prima squadra, dove le decisioni relative allo scouting, al mercato dei trasferimenti e alla gestione delle performance sportive producono effetti economici diretti e rapidamente osservabili. Tuttavia, negli ultimi anni si osserva un crescente interesse verso l'estensione di tali strumenti anche ai settori giovanili, con l'obiettivo di migliorare i processi di identificazione e sviluppo del talento. In questo ambito, la letteratura evidenzia come la valutazione dei giovani atleti rappresenti un processo complesso e multidimensionale, che richiede l'integrazione di informazioni tecniche, fisiche e comportamentali, rendendo particolarmente rilevante il supporto di strumenti analitici in grado di affiancare l'esperienza degli osservatori (Mackenzie and Cushion, 2013).

Nel complesso, tali considerazioni evidenziano come il processo di trasformazione digitale e l'adozione di tecnologie basate sui dati rappresentino un fenomeno progressivo e disomogeneo, che riflette la varietà strutturale e organizzativa tipica del calcio professionistico. L'evoluzione dei modelli decisionali non avviene quindi attraverso una sostituzione immediata delle pratiche tradizionali, ma

attraverso un percorso graduale di integrazione tra conoscenze esperienziali e strumenti analitici, che porta progressivamente all'emergere di configurazioni decisionali sempre più ibride.

In questo senso, le pressioni al cambiamento descritte nel presente paragrafo non determinano un abbandono delle logiche decisionali tradizionali, ma favoriscono l'avvio di un processo di integrazione tra esperienza umana e supporto analitico, ponendo le basi per l'evoluzione verso modelli decisionali ibridi che saranno approfonditi nel paragrafo successivo.

2.4 Dalla logica esperienziale alla logica ibrida

2.4.1 Dal decision making intuitivo al supporto analitico

Le trasformazioni economiche, organizzative e tecnologiche descritte nei paragrafi precedenti hanno progressivamente modificato il modo in cui le decisioni vengono formulate all'interno delle società calcistiche professionistiche. In particolare, l'aumento della disponibilità di dati e lo sviluppo di sistemi di analisi delle performance hanno contribuito a introdurre nuove modalità di supporto alle decisioni, segnando il passaggio da una logica prevalentemente intuitiva a una logica sempre più supportata da evidenze empiriche.

Nel modello decisionale tradizionale, analizzato nel paragrafo 2.2, le decisioni erano fortemente influenzate dall'esperienza individuale e dalla conoscenza tacita accumulata nel tempo. Allenatori, osservatori e dirigenti basavano le proprie valutazioni su competenze maturate attraverso l'osservazione diretta del gioco e l'interazione con atleti e collaboratori. Questo approccio, pur dimostrandosi efficace in contesti caratterizzati da limitata disponibilità di informazioni strutturate, risultava esposto a rischi legati alla soggettività delle valutazioni e alla difficoltà di confrontare sistematicamente alternative decisionali (Mackenzie e Cushion, 2013).

Con l'introduzione di tecnologie digitali e sistemi di raccolta dati, le società calcistiche hanno progressivamente iniziato a integrare strumenti analitici all'interno dei propri processi decisionali. L'utilizzo di database statistici, sistemi di video analysis e piattaforme di monitoraggio delle prestazioni ha consentito di affiancare alle valutazioni qualitative indicatori quantitativi in grado di fornire una rappresentazione più oggettiva delle performance sportive. Questa trasformazione non è avvenuta in modo improvviso, ma si è sviluppata gradualmente, attraverso l'introduzione progressiva di strumenti di supporto alle decisioni (Gudmundsson e Horton, 2017).

Un ambito particolarmente significativo in cui si è manifestata questa evoluzione riguarda l'attività di scouting. Tradizionalmente, la valutazione dei giocatori era affidata all'osservazione diretta e all'esperienza degli scout, che analizzavano le prestazioni degli atleti sulla base di criteri

prevalentemente qualitativi. Con la crescente disponibilità di dati statistici, questa attività ha iniziato a essere supportata da indicatori quantitativi relativi alle prestazioni individuali, come il numero di passaggi riusciti, la precisione nei tiri o la capacità di recupero del possesso. L'integrazione tra osservazione diretta e analisi statistica ha consentito di migliorare la qualità delle valutazioni e di ridurre l'incertezza associata alle decisioni di investimento sui giocatori (Pappalardo et al., 2019).

Analogamente, anche l'analisi delle prestazioni di squadra ha beneficiato dell'introduzione di strumenti analitici. L'utilizzo di software di video analysis ha permesso agli allenatori di esaminare in modo sistematico le dinamiche di gioco, individuando schemi ricorrenti e comportamenti tattici difficilmente osservabili durante lo svolgimento della partita. Questo tipo di analisi consente di integrare la percezione soggettiva dell'allenatore con informazioni strutturate, migliorando la capacità di pianificazione delle strategie di gara e di allenamento (Gudmundsson e Horton, 2017).

È importante sottolineare che l'introduzione di strumenti analitici non ha determinato l'abbandono delle pratiche tradizionali basate sull'esperienza. Piuttosto, ha contribuito a modificare il modo in cui tali competenze vengono utilizzate, favorendo una progressiva integrazione tra intuizione ed evidenze empiriche. In molti club professionistici, le decisioni continuano a essere prese da figure con forte esperienza sportiva, ma tali decisioni sono sempre più supportate da informazioni quantitative che consentono di verificare e rafforzare le valutazioni soggettive.

Questo processo ha portato alla diffusione di una logica decisionale che può essere definita data-informed, ovvero basata sull'utilizzo dei dati come supporto alle decisioni, senza tuttavia sostituire completamente il giudizio umano. A differenza dei modelli completamente data-driven, in cui le decisioni sono fortemente guidate da algoritmi e modelli predittivi, la logica data-informed mantiene un ruolo centrale per l'esperienza e l'interpretazione umana, utilizzando i dati come strumento di verifica e di supporto alle intuizioni maturate sul campo.

Un ulteriore elemento che caratterizza questa fase di transizione riguarda l'introduzione di nuove figure professionali all'interno delle società calcistiche. La crescente disponibilità di dati ha infatti favorito la nascita di ruoli specializzati nell'analisi delle informazioni, come data analysts e performance analysts, che collaborano con allenatori e dirigenti per interpretare i risultati delle analisi e trasformarli in indicazioni operative. L'integrazione tra competenze tecniche e competenze analitiche rappresenta uno degli elementi distintivi dei modelli decisionali contemporanei e contribuisce a rendere i processi decisionali più strutturati e coordinati (Gudmundsson e Horton, 2017).

Dal punto di vista organizzativo, la progressiva introduzione di strumenti analitici ha contribuito a modificare anche le modalità di comunicazione interna e di condivisione delle informazioni. I dati raccolti durante allenamenti e competizioni vengono oggi elaborati e distribuiti tra diverse aree funzionali, favorendo una maggiore collaborazione tra staff tecnico e management. Questa integrazione informativa consente di ridurre le asimmetrie informative e di migliorare la qualità complessiva delle decisioni organizzative.

Nel complesso, il passaggio da un modello decisionale puramente intuitivo a un modello supportato da strumenti analitici rappresenta una delle trasformazioni più significative nel contesto delle società calcistiche professionistiche. L'introduzione progressiva dei dati ha contribuito a ridurre la dipendenza da valutazioni esclusivamente soggettive, favorendo lo sviluppo di processi decisionali più informati e sistematici. Tuttavia, questa evoluzione non ha comportato una sostituzione dell'esperienza umana, ma piuttosto una sua trasformazione, orientata verso l'integrazione con strumenti analitici sempre più avanzati.

Questa fase di transizione rappresenta il primo passo verso la definizione di modelli decisionali realmente ibridi, in cui competenze umane e strumenti analitici operano in modo complementare. Il tema della complementarietà tra esperienza e analisi dei dati verrà approfondito nel paragrafo successivo, dedicato all'esame delle modalità attraverso cui tali competenze vengono integrate nei processi decisionali contemporanei.

2.4.2 Complementarietà tra competenze umane e analisi dei dati

Il progressivo sviluppo di strumenti analitici e la crescente disponibilità di dati non hanno determinato la sostituzione delle competenze umane nei processi decisionali delle società calcistiche professionistiche. Al contrario, tali trasformazioni hanno favorito l'emergere di modelli decisionali basati sulla complementarietà tra esperienza umana e analisi quantitativa, dando origine a una logica decisionale ibrida in cui le informazioni generate dai dati vengono integrate con il giudizio esperto dei decisori.

Nel contesto sportivo professionistico, le decisioni sono spesso caratterizzate da un elevato grado di complessità e da una forte componente di incertezza. Le prestazioni degli atleti, l'evoluzione delle strategie di gioco e le dinamiche competitive rendono difficile prevedere con precisione gli esiti delle decisioni. In questo scenario, l'esperienza degli allenatori, degli scout e dei dirigenti continua a rappresentare una risorsa fondamentale, in quanto consente di interpretare le informazioni disponibili alla luce del contesto specifico in cui opera l'organizzazione (Mackenzie e Cushion, 2013).

Parallelamente, l'analisi dei dati ha introdotto nuove modalità di supporto alle decisioni, permettendo di individuare pattern e relazioni difficilmente osservabili attraverso la sola esperienza diretta. L'utilizzo di indicatori quantitativi consente, ad esempio, di confrontare in modo sistematico le prestazioni di diversi giocatori, identificare tendenze ricorrenti e valutare l'efficacia di specifiche strategie tattiche. Tuttavia, l'interpretazione di tali informazioni richiede competenze umane in grado di contestualizzare i risultati e di trasformarli in decisioni operative (Gudmundsson e Horton, 2017).

La complementarità tra competenze umane e analisi dei dati si manifesta in modo evidente in numerosi ambiti operativi dei club professionistici. Un esempio significativo riguarda la valutazione dei talenti, in cui le informazioni statistiche vengono utilizzate per supportare l'osservazione diretta degli scout. I dati possono evidenziare indicatori di performance rilevanti, ma la valutazione finale continua a dipendere dalla capacità dello scout di interpretare tali informazioni alla luce di fattori qualitativi, come l'attitudine mentale del giocatore o la sua capacità di adattarsi a un determinato contesto competitivo.

Analogamente, nella pianificazione tattica delle partite, l'analisi dei dati consente di individuare punti di forza e debolezza degli avversari, fornendo indicazioni utili per la preparazione delle strategie di gioco. Tuttavia, la definizione delle scelte tattiche finali rimane responsabilità dell'allenatore, che utilizza la propria esperienza per valutare la fattibilità delle soluzioni proposte e adattare alle caratteristiche della propria squadra (Gudmundsson e Horton, 2017).

La crescente integrazione tra competenze umane e analisi quantitativa ha inoltre favorito la diffusione di team multidisciplinari all'interno delle società calcistiche. In molti club professionistici, le decisioni vengono oggi formulate attraverso la collaborazione tra diverse figure professionali, tra cui allenatori, analisti di performance, dirigenti e responsabili finanziari. Questa configurazione organizzativa consente di combinare prospettive differenti e di ridurre il rischio di errori decisionali derivanti da una visione limitata del problema (Relvas et al., 2010).

La complementarità tra esperienza e analisi dei dati può essere sintetizzata attraverso una distinzione tra le principali attività decisionali svolte nei club professionistici e il contributo specifico offerto dalle competenze umane e dagli strumenti analitici. La tabella seguente rappresenta una sintesi delle modalità attraverso cui tali componenti interagiscono nei processi decisionali contemporanei.

Tabella 2.4 Complementarietà tra competenze umane e analisi dei dati nei club professionistici

<i>Ambito decisionale</i>	<i>Contributo umano</i>	<i>Contributo analitico</i>
Valutazione dei talenti	Osservazione qualitativa, giudizio tecnico, valutazione comportamentale	Analisi statistiche delle performance, confronto tra indicatori
Pianificazione tattica	Esperienza dell'allenatore, conoscenza dello stile di gioco	Analisi video, identificazione pattern di gioco
Decisioni di mercato	Conoscenza del contesto competitivo, valutazione del potenziale	Analisi storica delle prestazioni, valutazione comparativa
Gestione della performance	Monitoraggio dello stato psicologico e motivazionale	Indicatori fisici e biometrici, analisi del carico di lavoro
Valutazione strategica	Interpretazione del contesto organizzativo	Analisi dei risultati economici e sportivi

Fonte: elaborazione propria su Gudmundsson e Horton (2017); Mackenzie e Cushion (2013); Relvas et al. (2010).

Come evidenziato nella Tabella 2.4, la complementarietà tra competenze umane e strumenti analitici rappresenta un elemento centrale dei modelli decisionali contemporanei. Le informazioni generate dai dati non sostituiscono il giudizio umano, ma ne ampliano le capacità, consentendo ai decisori di operare su basi informative più solide. Questo approccio contribuisce a migliorare la qualità delle decisioni e a ridurre l'incertezza associata alle scelte strategiche.

Un ulteriore aspetto rilevante riguarda il ruolo della fiducia nei confronti degli strumenti analitici. L'integrazione efficace tra esperienza e dati richiede che i decisori comprendano il funzionamento delle tecnologie utilizzate e sviluppino una fiducia adeguata nei risultati prodotti dalle analisi. Nei contesti in cui tale fiducia non è presente, l'utilizzo dei dati può risultare limitato o inefficace, rallentando il processo di innovazione decisionale.

Nel complesso, la complementarietà tra competenze umane e analisi dei dati rappresenta uno degli elementi distintivi della transizione verso modelli decisionali ibridi nelle società calcistiche professionistiche. L'integrazione tra intuizione ed evidenza empirica consente di sfruttare i vantaggi di entrambe le componenti, migliorando la capacità di affrontare contesti caratterizzati da elevata complessità e incertezza.

Tuttavia, nonostante i benefici associati all'introduzione di strumenti analitici, la transizione verso modelli decisionali ibridi non avviene sempre in modo lineare. In molti casi, l'introduzione di nuove tecnologie incontra resistenze organizzative e culturali, legate alla difficoltà di modificare pratiche consolidate e alla percezione dei dati come elemento di controllo o di riduzione dell'autonomia decisionale. Queste dinamiche rappresentano un aspetto fondamentale della trasformazione dei processi decisionali e verranno approfondite nel paragrafo successivo, dedicato all'analisi delle resistenze organizzative e dei cambiamenti culturali associati all'introduzione di nuovi strumenti decisionali.

2.4.3 Resistenze organizzative e cambiamento culturale

Nonostante i benefici associati all'introduzione di strumenti analitici e alla crescente disponibilità di dati, la transizione verso modelli decisionali ibridi nelle società calcistiche professionistiche non avviene sempre in modo rapido e lineare. In molti casi, l'adozione di nuovi strumenti e pratiche decisionali incontra resistenze organizzative e culturali, legate alla difficoltà di modificare modelli operativi consolidati e alla necessità di ridefinire ruoli e responsabilità all'interno dell'organizzazione.

Le resistenze al cambiamento sono particolarmente evidenti nei contesti in cui l'esperienza individuale ha storicamente rappresentato la principale fonte di legittimazione professionale. Nel settore calcistico professionistico, figure come allenatori e osservatori hanno costruito nel tempo la propria autorevolezza sulla base della conoscenza tacita e della capacità di interpretare il gioco attraverso l'esperienza diretta. L'introduzione di strumenti analitici può essere percepita, in alcuni casi, come una minaccia alla propria autonomia decisionale o come un tentativo di sostituire competenze maturate nel tempo con modelli quantitativi (Mackenzie e Cushion, 2013).

Un ulteriore fattore che contribuisce alla resistenza organizzativa riguarda la difficoltà di comprendere e interpretare correttamente le informazioni generate dai sistemi analitici. L'utilizzo efficace dei dati richiede competenze specifiche e una conoscenza adeguata delle tecnologie utilizzate. In assenza di tali competenze, i decisori possono sviluppare una diffidenza nei confronti dei risultati delle analisi, preferendo affidarsi a modalità decisionali tradizionali. Questa dinamica evidenzia l'importanza della formazione e dello sviluppo di competenze digitali all'interno delle società calcistiche (Gudmundsson e Horton, 2017).

Le resistenze al cambiamento non riguardano soltanto gli individui, ma coinvolgono anche le strutture organizzative e le routine operative. L'introduzione di nuovi strumenti analitici implica spesso la revisione dei flussi informativi e delle modalità di comunicazione interna. Le informazioni che in passato venivano gestite in modo informale devono essere raccolte, organizzate e condivise attraverso

sistemi strutturati. Questo processo richiede un adattamento delle pratiche lavorative e può generare tensioni tra le diverse aree funzionali dell'organizzazione (Relvas et al., 2010).

Un aspetto particolarmente rilevante riguarda il rapporto tra dati e interpretazione umana. Nei contesti in cui l'utilizzo dei dati è ancora limitato, le decisioni vengono spesso giustificate sulla base dell'esperienza individuale. L'introduzione di indicatori quantitativi può mettere in discussione tali decisioni, rendendo visibili eventuali incongruenze tra percezioni soggettive e risultati oggettivi. Questa situazione può generare conflitti tra approcci differenti alla decisione, rallentando l'adozione di modelli decisionali innovativi.

Tuttavia, è importante sottolineare che le resistenze organizzative non rappresentano necessariamente un ostacolo permanente all'innovazione. In molti casi, esse costituiscono una fase fisiologica del processo di cambiamento, che consente alle organizzazioni di adattare gradualmente le proprie pratiche operative. La diffusione di strumenti analitici tende infatti a consolidarsi nel tempo, man mano che i decisori acquisiscono familiarità con le nuove tecnologie e ne riconoscono i benefici operativi.

Il cambiamento culturale rappresenta quindi una componente essenziale della transizione verso modelli decisionali ibridi. Le società calcistiche che riescono a integrare efficacemente strumenti analitici e competenze umane sono generalmente quelle che promuovono una cultura orientata all'apprendimento continuo e alla sperimentazione. In questi contesti, l'utilizzo dei dati viene percepito non come un vincolo, ma come una risorsa in grado di migliorare la qualità delle decisioni e di supportare l'attività degli operatori (Gudmundsson e Horton, 2017).

Un ulteriore elemento che favorisce il cambiamento culturale riguarda la creazione di spazi di collaborazione tra diverse figure professionali. L'interazione tra analisti, allenatori e dirigenti consente di sviluppare un linguaggio comune e di facilitare la comprensione reciproca delle informazioni. Questo processo contribuisce a ridurre le resistenze iniziali e a favorire una maggiore integrazione tra competenze differenti, migliorando l'efficacia complessiva dei processi decisionali.

Nel contesto sportivo professionistico, la gestione del cambiamento culturale assume quindi un ruolo centrale per garantire l'effettiva integrazione dei dati nei processi decisionali. L'adozione di strumenti analitici non rappresenta infatti soltanto una trasformazione tecnologica, ma implica un cambiamento più ampio nelle modalità attraverso cui le organizzazioni interpretano le informazioni e formulano le proprie strategie.

Nel complesso, le resistenze organizzative e le dinamiche di cambiamento culturale rappresentano una fase fondamentale del processo di transizione verso modelli decisionali ibridi. La capacità di

gestire tali dinamiche influisce direttamente sulla velocità e sull'efficacia dell'innovazione decisionale all'interno dei club professionistici. Le organizzazioni che riescono a superare le resistenze iniziali e a sviluppare una cultura orientata all'utilizzo dei dati sono generalmente quelle che mostrano una maggiore capacità di adattamento ai cambiamenti del contesto competitivo.

Alla luce di queste considerazioni, emerge come la transizione verso modelli decisionali ibridi non sia soltanto un processo tecnico, ma anche un processo culturale e organizzativo. Il consolidamento di tali modelli rappresenta il passaggio finale di questa evoluzione e costituisce il presupposto per comprendere come le società calcistiche possano integrare in modo stabile strumenti analitici avanzati nei propri processi decisionali, tema che verrà approfondito nel paragrafo successivo.

2.4.4 Consolidamento della logica ibrida nei club professionistici

Le trasformazioni descritte nei paragrafi precedenti mostrano come il passaggio verso modelli decisionali ibridi non rappresenti un cambiamento temporaneo o marginale, ma costituisca una tendenza ormai consolidata all'interno delle società calcistiche professionistiche. La crescente integrazione tra esperienza umana e strumenti analitici ha progressivamente modificato le modalità attraverso cui le decisioni vengono formulate, dando origine a nuovi modelli operativi caratterizzati da un utilizzo sistematico delle informazioni.

Negli ultimi anni, numerosi club professionistici hanno avviato processi strutturati finalizzati all'integrazione stabile delle attività analitiche nei propri sistemi organizzativi. L'introduzione di dipartimenti dedicati all'analisi delle performance rappresenta uno degli indicatori più evidenti di questa trasformazione. Tali strutture sono responsabili della raccolta, elaborazione e interpretazione dei dati relativi alle prestazioni sportive, contribuendo a supportare le decisioni tecniche e strategiche dell'organizzazione. La presenza di queste unità organizzative testimonia il passaggio da un utilizzo occasionale dei dati a una gestione sistematica delle informazioni (Gudmundsson e Horton, 2017).

Parallelamente, anche le modalità di collaborazione tra le diverse figure professionali hanno subito un'evoluzione significativa. Nei modelli decisionali tradizionali, le decisioni erano spesso concentrate nelle mani di un numero limitato di individui con forte esperienza sportiva. Nei modelli contemporanei, invece, le decisioni tendono a essere formulate attraverso processi più collaborativi, che coinvolgono competenze differenti e favoriscono l'integrazione tra prospettive qualitative e quantitative. Questa configurazione organizzativa consente di migliorare la qualità delle decisioni e di ridurre il rischio associato a valutazioni basate su informazioni incomplete (Relvas et al., 2010).

Un ulteriore segnale del consolidamento della logica ibrida riguarda l'adozione stabile di strumenti digitali e sistemi informativi avanzati. Le società calcistiche professionistiche utilizzano oggi

piattaforme integrate che consentono di raccogliere e analizzare dati provenienti da diverse fonti, come allenamenti, competizioni e attività di scouting. L'integrazione di tali sistemi consente di migliorare la tracciabilità delle informazioni e di supportare decisioni basate su evidenze empiriche, favorendo una maggiore coerenza tra le diverse aree organizzative (UEFA, 2024).

Il consolidamento della logica ibrida si manifesta anche nella crescente diffusione di pratiche decisionali basate sull'interazione continua tra esperienza e analisi dei dati. In molti club professionistici, le decisioni relative alla selezione dei giocatori, alla pianificazione delle strategie di gara e alla gestione delle risorse vengono oggi formulate attraverso un processo iterativo, in cui le valutazioni qualitative vengono integrate con indicatori quantitativi. Questo approccio consente di migliorare la qualità complessiva delle decisioni e di ridurre l'incertezza associata ai contesti competitivi (Gudmundsson e Horton, 2017).

La progressiva stabilizzazione di modelli decisionali ibridi può essere interpretata come il risultato dell'interazione tra fattori tecnologici, organizzativi e culturali. L'introduzione di nuove tecnologie ha reso disponibili strumenti analitici sempre più avanzati, mentre la professionalizzazione delle strutture organizzative ha favorito la diffusione di competenze specializzate. Allo stesso tempo, il cambiamento culturale ha contribuito a modificare la percezione del ruolo dei dati, trasformandoli da semplice supporto operativo a elemento centrale del processo decisionale.

Per comprendere in modo sintetico questa evoluzione, è possibile rappresentare il passaggio dai modelli decisionali tradizionali ai modelli ibridi attraverso una sequenza progressiva che evidenzia le principali fasi di trasformazione.

Figura 2.3 – Evoluzione del modello decisionale nei club professionistici



Fonte: elaborazione propria con il supporto di ChatGPT (OpenAI), su Gudmundsson e Horton (2017); Mackenzie e Cushion (2013).

Come illustrato nella Figura 2.3, l'evoluzione dei modelli decisionali nelle società calcistiche professionistiche può essere interpretata come un processo progressivo, in cui ogni fase si sviluppa a partire da quella precedente. Il modello esperienziale, basato prevalentemente sull'intuizione e sulla conoscenza tacita, rappresenta il punto di partenza di questa evoluzione. L'introduzione di dati e indicatori quantitativi ha successivamente favorito lo sviluppo di modelli decisionali supportati da informazioni strutturate. Infine, l'integrazione tra esperienza e analisi dei dati ha dato origine a modelli decisionali ibridi, che caratterizzano oggi molte società calcistiche professionistiche.

È importante sottolineare che la logica ibrida non rappresenta un punto di arrivo definitivo, ma piuttosto una fase intermedia in un processo di trasformazione più ampio. La crescente disponibilità di dati e lo sviluppo di tecnologie analitiche avanzate stanno infatti creando le condizioni per l'introduzione di strumenti decisionali ancora più sofisticati, capaci di supportare in modo automatizzato alcune attività decisionali.

Nel complesso, il consolidamento della logica ibrida rappresenta una tappa fondamentale nell'evoluzione dei processi decisionali nelle società calcistiche professionistiche. L'integrazione stabile tra competenze umane e strumenti analitici ha contribuito a migliorare la qualità delle decisioni e a rafforzare la capacità delle organizzazioni di affrontare contesti caratterizzati da elevata complessità e incertezza.

Alla luce di queste considerazioni, emerge come la progressiva diffusione di modelli decisionali ibridi costituisca il presupposto fondamentale per comprendere l'introduzione di tecnologie di intelligenza artificiale nei processi decisionali delle società calcistiche professionistiche. La crescente capacità di integrare dati e competenze umane rappresenta infatti la base su cui si sviluppano le applicazioni di AI, che verranno analizzate nel paragrafo successivo dedicato al ruolo dell'intelligenza artificiale come innovazione di processo nel sistema sportivo.

2.5 L'AI come innovazione di processo nel sistema calcistico

2.5.1 AI applicata allo scouting e all'identificazione dei talenti

Tra le diverse aree di applicazione dell'intelligenza artificiale nel calcio professionistico, una delle più rilevanti riguarda l'attività di scouting e l'identificazione dei talenti. Come evidenziato nei paragrafi precedenti, lo scouting rappresenta una delle funzioni decisionali più critiche per le società calcistiche, poiché le decisioni relative all'acquisizione dei giocatori comportano investimenti economici significativi e influenzano direttamente le performance sportive e finanziarie del club. In

questo contesto, l'introduzione dell'intelligenza artificiale ha contribuito a trasformare profondamente le modalità attraverso cui i talenti vengono individuati e valutati.

Tradizionalmente, l'attività di scouting si basava prevalentemente sull'osservazione diretta delle prestazioni degli atleti e sull'esperienza degli scout. Questi professionisti analizzavano le caratteristiche tecniche, tattiche e comportamentali dei giocatori attraverso la visione delle partite e la raccolta di informazioni qualitative. Sebbene tale approccio abbia consentito per molti anni di individuare talenti emergenti, esso risultava fortemente dipendente dalle capacità individuali degli osservatori e dalla disponibilità limitata di informazioni comparabili tra diversi contesti competitivi (Mackenzie e Cushion, 2013).

Con la crescente disponibilità di dati e l'introduzione di strumenti analitici avanzati, l'attività di scouting ha progressivamente integrato indicatori quantitativi e database strutturati. I club professionistici hanno iniziato a raccogliere grandi quantità di informazioni relative alle prestazioni degli atleti, utilizzando sistemi di tracking e piattaforme di analisi statistica. Questo processo ha favorito lo sviluppo di modelli di scouting data-driven, in cui le valutazioni qualitative vengono affiancate da dati oggettivi in grado di migliorare la precisione delle decisioni (Gudmundsson e Horton, 2017).

L'introduzione dell'intelligenza artificiale ha rappresentato un ulteriore passo evolutivo in questa direzione. I sistemi basati su algoritmi di machine learning consentono oggi di analizzare grandi quantità di dati provenienti da diverse fonti, identificando pattern complessi e relazioni tra variabili che difficilmente potrebbero essere individuate attraverso metodi tradizionali. Tali modelli permettono di valutare simultaneamente numerosi indicatori di performance, fornendo una visione più completa del potenziale di un giocatore (Pappalardo et al., 2019).

Un esempio significativo di applicazione dell'intelligenza artificiale nello scouting riguarda lo sviluppo di sistemi di ranking automatizzato dei giocatori. Attraverso l'utilizzo di algoritmi predittivi, è possibile classificare gli atleti sulla base delle loro prestazioni passate e stimare il loro potenziale futuro. Modelli come quelli descritti da Pappalardo et al. (2019) consentono di confrontare giocatori appartenenti a campionati differenti, superando i limiti delle valutazioni basate esclusivamente sull'osservazione diretta. Questo approccio consente ai club di ampliare il numero di giocatori analizzati e di individuare opportunità di mercato che potrebbero non essere immediatamente visibili attraverso metodi tradizionali.

Un ulteriore ambito di applicazione riguarda l'analisi dei dati *spatio-temporali*, che consentono di monitorare con precisione i movimenti dei giocatori durante le partite. L'utilizzo di dataset dettagliati

relativi alle posizioni degli atleti permette di analizzare il comportamento tattico e la capacità di adattamento a diverse situazioni di gioco. Queste informazioni risultano particolarmente utili per valutare la compatibilità di un giocatore con lo stile di gioco di una determinata squadra, contribuendo a migliorare la qualità delle decisioni di reclutamento (Gudmundsson e Horton, 2017).

L'adozione di sistemi di intelligenza artificiale nello scouting consente inoltre di ridurre l'incertezza associata alle decisioni di investimento sui giocatori. L'acquisizione di un atleta rappresenta infatti una decisione complessa, che implica la valutazione simultanea di numerosi fattori, tra cui prestazioni tecniche, condizioni fisiche e potenziale di crescita. Gli algoritmi predittivi permettono di stimare la probabilità di successo di un giocatore in contesti differenti, supportando i decisori nella selezione delle alternative più promettenti.

È importante sottolineare che l'introduzione dell'intelligenza artificiale non ha eliminato il ruolo degli scout, ma ha contribuito a trasformarne le funzioni. Gli scout continuano a svolgere un ruolo fondamentale nell'interpretazione delle informazioni e nella valutazione qualitativa degli atleti, ma operano oggi in un contesto caratterizzato da una maggiore disponibilità di dati e strumenti analitici. Questo cambiamento riflette una logica di intelligenza aumentata, in cui l'AI supporta le capacità decisionali umane senza sostituirle completamente, in linea con quanto discusso nel capitolo 1 (Raisch e Krakowski, 2020).

La trasformazione dello scouting può essere sintetizzata attraverso un'evoluzione progressiva delle modalità di valutazione dei talenti, che evidenzia il passaggio da approcci esclusivamente qualitativi a modelli sempre più supportati da tecnologie avanzate.

Tabella 2.5 — Evoluzione delle tecniche di scouting nel calcio professionistico

<i>Fase</i>	<i>Caratteristiche principali</i>	<i>Strumenti utilizzati</i>
<i>Scouting tradizionale</i>	Valutazioni basate su osservazione diretta e intuizione	Scout, report qualitativi
<i>Scouting data-driven</i>	Integrazione di dati statistici e indicatori di performance	Database giocatori, KPI, video analysis
<i>Scouting supportato da AI</i>	Analisi predittiva e ranking automatizzato dei giocatori	Machine learning, modelli predittivi

Fonte: elaborazione propria su Gudmundsson e Horton (2017); Pappalardo et al. (2019); Raisch e Krakowski (2020).

Come evidenziato nella Tabella 2.5, l'evoluzione dello scouting nel calcio professionistico riflette una trasformazione progressiva dei processi decisionali, in cui ogni fase introduce nuovi strumenti e

competenze senza eliminare completamente quelli precedenti. Lo scouting supportato da intelligenza artificiale rappresenta quindi un'estensione delle pratiche tradizionali, piuttosto che una loro sostituzione.

Un ulteriore vantaggio associato all'utilizzo dell'intelligenza artificiale riguarda la capacità di ampliare l'orizzonte di analisi dei club professionistici. In passato, le attività di scouting erano limitate da vincoli geografici e logistici, che riducevano il numero di giocatori osservabili direttamente. L'utilizzo di database globali e strumenti analitici consente oggi di analizzare un numero molto elevato di atleti appartenenti a contesti competitivi differenti, aumentando la probabilità di individuare talenti emergenti a costi relativamente contenuti.

Nel complesso, l'intelligenza artificiale rappresenta una delle innovazioni più significative nei processi di scouting delle società calcistiche professionistiche. L'integrazione tra competenze umane e strumenti analitici avanzati consente di migliorare la qualità delle valutazioni e di ridurre il rischio associato alle decisioni di investimento sui giocatori. Tuttavia, l'utilizzo dell'AI nello scouting non esaurisce le possibilità applicative di queste tecnologie, che trovano impiego anche nella valutazione economica degli asset sportivi e nella pianificazione strategica delle risorse.

Alla luce di queste considerazioni, emerge come l'intelligenza artificiale stia progressivamente trasformando il modo in cui i club professionistici interpretano le informazioni e formulano le proprie decisioni. L'applicazione dell'AI alla valutazione economica degli atleti e alla gestione delle risorse rappresenta un ulteriore sviluppo di questa evoluzione e verrà approfondita nel paragrafo successivo.

2.5.2 AI per la valutazione degli asset sportivi

Nel contesto del calcio professionistico contemporaneo, i giocatori rappresentano uno degli asset più rilevanti per le società calcistiche, sia dal punto di vista sportivo sia dal punto di vista economico. Le decisioni relative all'acquisizione, alla valorizzazione e alla gestione degli atleti comportano investimenti finanziari significativi e influenzano direttamente la sostenibilità economica dei club. In questo scenario, l'introduzione di strumenti di intelligenza artificiale ha contribuito a migliorare le modalità attraverso cui gli asset sportivi vengono valutati e gestiti.

Tradizionalmente, la valutazione economica dei giocatori era basata su criteri relativamente semplici, come l'età, l'esperienza e le prestazioni recenti. Le decisioni relative al valore di mercato di un atleta venivano spesso formulate sulla base dell'esperienza dei dirigenti e della conoscenza del contesto competitivo. Tuttavia, questo approccio risultava limitato dalla difficoltà di considerare simultaneamente un numero elevato di variabili e di stimare con precisione l'evoluzione futura delle prestazioni sportive (Franck, 2010).

Con la crescente disponibilità di dati e lo sviluppo di sistemi analitici avanzati, la valutazione degli asset sportivi ha iniziato a integrare modelli quantitativi capaci di analizzare molteplici dimensioni della performance. L'introduzione di database strutturati ha consentito di raccogliere informazioni dettagliate sulle prestazioni individuali degli atleti, rendendo possibile confrontare giocatori appartenenti a contesti competitivi differenti e valutare in modo più accurato il loro contributo potenziale alla squadra (Gudmundsson e Horton, 2017).

L'utilizzo dell'intelligenza artificiale ha ulteriormente ampliato le possibilità di analisi, consentendo di sviluppare modelli predittivi in grado di stimare il valore futuro di un giocatore. Attraverso algoritmi di machine learning, è possibile analizzare dati storici relativi alle prestazioni sportive e identificare pattern ricorrenti che consentono di prevedere l'evoluzione delle performance nel tempo. Questo tipo di analisi risulta particolarmente utile nelle decisioni di investimento, in quanto consente di stimare il ritorno economico associato all'acquisizione di un atleta (Pappalardo et al., 2019).

Un ambito applicativo particolarmente rilevante riguarda la valutazione del valore di mercato dei giocatori. Nei club professionistici, la determinazione del valore economico di un atleta rappresenta una decisione complessa, che deve tenere conto di fattori sportivi, economici e contrattuali. L'intelligenza artificiale consente di integrare tali variabili all'interno di modelli predittivi capaci di stimare il valore atteso di un giocatore sulla base delle sue prestazioni passate e delle caratteristiche del mercato sportivo. Questo approccio contribuisce a migliorare la trasparenza delle decisioni e a ridurre il rischio associato alle operazioni di mercato (UEFA, 2024).

Un ulteriore elemento che caratterizza l'utilizzo dell'AI nella valutazione degli asset sportivi riguarda la possibilità di analizzare il rischio associato agli investimenti. L'acquisizione di un giocatore comporta infatti una serie di incertezze, legate non solo alle prestazioni future, ma anche alla probabilità di infortuni o di variazioni nelle condizioni fisiche. Gli algoritmi predittivi possono essere utilizzati per stimare il rischio di infortunio o il declino delle performance, fornendo ai decisori informazioni utili per valutare la sostenibilità dell'investimento nel lungo periodo (Gudmundsson e Horton, 2017).

Oltre alla valutazione del valore economico degli atleti, l'intelligenza artificiale può essere utilizzata anche per supportare le decisioni relative alla gestione dei contratti e alla pianificazione delle carriere sportive. I modelli predittivi consentono di analizzare l'evoluzione delle prestazioni nel tempo e di individuare il momento più opportuno per rinnovare un contratto o per cedere un giocatore sul mercato. Questo tipo di analisi contribuisce a migliorare l'efficienza nella gestione delle risorse umane e a ottimizzare il valore complessivo del portafoglio giocatori.

La crescente attenzione alla dimensione economica del calcio professionistico ha inoltre rafforzato il ruolo degli strumenti analitici nella gestione strategica degli asset. I club professionistici devono oggi considerare i giocatori non solo come risorse sportive, ma anche come investimenti finanziari che contribuiscono alla creazione di valore nel lungo periodo. In questo contesto, l'intelligenza artificiale rappresenta uno strumento particolarmente efficace per supportare la pianificazione strategica e migliorare la qualità delle decisioni economiche (Franck, 2010).

Per sintetizzare le principali modalità attraverso cui l'intelligenza artificiale contribuisce alla valutazione degli asset sportivi, è possibile distinguere alcune funzioni fondamentali che caratterizzano l'utilizzo di queste tecnologie nei club professionistici.

Tabella 2.6 – Principali applicazioni dell’AI nella valutazione degli asset sportivi

<i>Funzione</i>	<i>Obiettivo principale</i>	<i>Esempi di applicazione</i>
<i>Valutazione del valore di mercato</i>	Stimare il valore economico futuro dei giocatori	Analisi performance storiche e trend di mercato
<i>Previsione delle performance</i>	Stimare l’evoluzione futura delle prestazioni	Modelli predittivi basati su dati storici
<i>Analisi del rischio</i>	Ridurre l’incertezza associata agli investimenti	Previsione rischio infortuni o calo prestazioni
<i>Gestione del portafoglio giocatori</i>	Ottimizzare la composizione della rosa	Supporto a rinnovi contrattuali e trasferimenti

Fonte: elaborazione propria su Gudmundsson e Horton (2017); Franck (2010); UEFA (2024); Pappalardo et al. (2019).

Come evidenziato nella Tabella 2.6, l'intelligenza artificiale contribuisce a trasformare la valutazione degli asset sportivi da un processo prevalentemente qualitativo a un processo strutturato e supportato da analisi quantitative. La possibilità di integrare informazioni provenienti da diverse fonti consente ai decisori di sviluppare una visione più completa delle opportunità e dei rischi associati agli investimenti sportivi.

Nel complesso, l'utilizzo dell'intelligenza artificiale nella valutazione degli asset sportivi rappresenta una delle innovazioni più significative nei processi decisionali delle organizzazioni calcistiche. L'integrazione tra competenze umane e strumenti analitici consente di migliorare l'accuratezza delle valutazioni economiche e di supportare decisioni più consapevoli e sostenibili. Tuttavia, l'analisi degli asset rappresenta solo una delle dimensioni in cui l'intelligenza artificiale può essere utilizzata per supportare le decisioni strategiche.

La crescente disponibilità di modelli predittivi e strumenti analitici avanzati ha infatti aperto nuove possibilità anche nella gestione delle decisioni di investimento e nella valutazione dei rischi associati alle operazioni di mercato. Questi aspetti verranno approfonditi nel paragrafo successivo, dedicato all'analisi del ruolo dell'intelligenza artificiale nelle decisioni di investimento e nella gestione del rischio nel calcio professionistico.

2.5.3 AI nelle decisioni di investimento e gestione del rischio

Nel calcio professionistico contemporaneo, le decisioni di investimento risultano essere uno degli ambiti più critici e complessi per le società calcistiche. L'acquisizione di un giocatore, la pianificazione delle strategie di mercato o la definizione delle priorità di investimento richiedono valutazioni accurate e comportano un elevato livello di rischio economico. In questo contesto, l'intelligenza artificiale ha iniziato a svolgere un ruolo sempre più rilevante nel supportare i decisori nella gestione dell'incertezza e nell'ottimizzazione delle scelte strategiche.

Tradizionalmente, le decisioni di investimento nei club professionistici erano basate prevalentemente sull'esperienza dei dirigenti e sulla conoscenza del contesto competitivo. Le scelte relative all'acquisto o alla cessione di un giocatore venivano formulate sulla base di valutazioni qualitative e della percezione del potenziale rendimento sportivo. Tuttavia, l'aumento dei costi e la crescente pressione competitiva hanno reso evidente la necessità di adottare strumenti decisionali più strutturati, capaci di supportare analisi complesse e di ridurre il rischio associato agli investimenti (Franck, 2010).

L'introduzione dell'intelligenza artificiale ha contribuito a trasformare queste dinamiche, offrendo nuove possibilità di analisi e simulazione. I sistemi basati su algoritmi di machine learning consentono infatti di elaborare grandi quantità di dati e di simulare scenari alternativi, permettendo ai decisori di valutare le conseguenze potenziali delle proprie scelte prima della loro implementazione. Questo approccio consente di migliorare la qualità delle decisioni e di ridurre l'incertezza associata alle operazioni di mercato (Gudmundsson e Horton, 2017).

Uno degli ambiti più rilevanti riguarda la valutazione comparativa delle alternative di investimento. Nei contesti in cui i club devono scegliere tra diversi giocatori o strategie di mercato, l'intelligenza artificiale può essere utilizzata per confrontare in modo sistematico le caratteristiche delle alternative disponibili. Attraverso modelli predittivi, è possibile stimare la probabilità di successo associata a ciascuna opzione, considerando variabili come prestazioni passate, condizioni fisiche, età e compatibilità con lo stile di gioco della squadra. Questo tipo di analisi consente ai decisori di individuare le alternative più efficienti e di ridurre il rischio di scelte inefficaci (Pappalardo et al., 2019).

Un ulteriore aspetto riguarda la possibilità di utilizzare l'intelligenza artificiale per simulare scenari futuri e valutare l'impatto economico delle decisioni di investimento. Nei club professionistici, l'acquisizione di un giocatore comporta non solo un costo immediato, ma anche una serie di implicazioni finanziarie nel medio e lungo periodo. Gli algoritmi predittivi consentono di stimare l'impatto delle decisioni sul bilancio del club, considerando fattori come il valore di mercato futuro del giocatore, il contributo alle performance sportive e il potenziale ritorno economico derivante dalle competizioni (UEFA, 2024).

La gestione del rischio rappresenta un'altra dimensione centrale delle decisioni di investimento nel calcio professionistico. L'incertezza associata alle prestazioni sportive, alle condizioni fisiche degli atleti e alle dinamiche di mercato rende difficile prevedere con precisione gli esiti delle decisioni. L'intelligenza artificiale consente di analizzare grandi quantità di dati storici e di identificare fattori di rischio che potrebbero influenzare negativamente le performance future. Ad esempio, l'analisi dei dati relativi agli infortuni consente di stimare la probabilità che un giocatore subisca problemi fisici, supportando i decisori nella valutazione della sostenibilità dell'investimento (Gudmundsson e Horton, 2017).

Oltre alla gestione del rischio individuale, l'intelligenza artificiale può essere utilizzata per ottimizzare la composizione complessiva della rosa dei giocatori. Nei club professionistici, la costruzione della squadra richiede un equilibrio tra diversi ruoli, competenze e caratteristiche individuali. I modelli analitici consentono di simulare diverse configurazioni della rosa, valutando l'impatto di ciascuna opzione sulle prestazioni complessive della squadra. Questo approccio contribuisce a migliorare l'efficienza delle decisioni e a ridurre il rischio di squilibri organizzativi.

Un elemento particolarmente rilevante riguarda l'integrazione tra valutazioni sportive ed economiche. Le decisioni di investimento non possono essere considerate esclusivamente dal punto di vista tecnico, ma devono tenere conto delle implicazioni finanziarie e strategiche. L'intelligenza artificiale consente di combinare dati sportivi ed economici all'interno di modelli decisionali integrati, favorendo una visione più completa delle opportunità e dei rischi associati agli investimenti (Franck, 2010).

Per sintetizzare le principali modalità attraverso cui l'intelligenza artificiale supporta le decisioni di investimento nei club professionistici, è possibile individuare alcune funzioni chiave che caratterizzano l'utilizzo di tali tecnologie.

Tabella 2.7 — Funzioni dell’AI nelle decisioni di investimento e gestione del rischio

<i>Funzione</i>	<i>Obiettivo</i>	<i>Esempi applicativi</i>
<i>Analisi comparativa</i>	Confrontare alternative di investimento	Valutazione tra più giocatori disponibili
<i>Simulazione scenari</i>	Prevedere conseguenze future delle decisioni	Simulazione impatto economico di un trasferimento
<i>Valutazione del rischio</i>	Identificare potenziali criticità	Previsione rischio infortuni o calo prestazioni
<i>Ottimizzazione della rosa</i>	Migliorare l’equilibrio della squadra	Simulazione combinazioni di giocatori
<i>Supporto strategico</i>	Integrare dimensioni sportive ed economiche	Pianificazione investimenti pluriennali

Fonte: elaborazione propria su Gudmundsson e Horton (2017); Franck (2010); UEFA (2024); Pappalardo et al. (2019).

Come evidenziato nella Tabella 2.7, l’intelligenza artificiale contribuisce a trasformare le decisioni di investimento da attività basate prevalentemente sull’esperienza individuale a processi strutturati e supportati da modelli analitici avanzati. L’utilizzo di strumenti predittivi consente ai decisori di analizzare simultaneamente numerose variabili e di sviluppare una comprensione più approfondita delle dinamiche che influenzano le performance sportive ed economiche.

Nel complesso, l’integrazione dell’intelligenza artificiale nelle decisioni di investimento rappresenta una delle innovazioni più significative nei processi decisionali delle società calcistiche professionistiche. La possibilità di simulare scenari alternativi e di analizzare il rischio associato alle diverse opzioni consente di migliorare la qualità delle decisioni e di ridurre l’incertezza associata alle operazioni di mercato. Tuttavia, il ruolo dell’intelligenza artificiale non si limita al supporto delle decisioni operative, ma si estende anche alla dimensione strategica, coinvolgendo direttamente i livelli più alti della governance organizzativa.

Alla luce di queste considerazioni, emerge come l’intelligenza artificiale stia progressivamente assumendo un ruolo centrale nel supporto alle decisioni strategiche delle società calcistiche professionistiche. L’utilizzo dell’AI a livello manageriale e direzionale rappresenta l’evoluzione più avanzata di questo processo e verrà approfondito nel paragrafo successivo, dedicato al ruolo dell’intelligenza artificiale come supporto strategico per proprietà e management.

2.5.4 AI come supporto strategico per proprietà e management

Nel contesto del calcio professionistico contemporaneo, l'intelligenza artificiale non rappresenta soltanto uno strumento operativo per supportare attività specifiche come lo scouting o la valutazione degli asset, ma assume un ruolo sempre più rilevante anche a livello strategico e direzionale. L'integrazione di sistemi analitici avanzati consente infatti ai livelli più alti della governance organizzativa — proprietà, top management e direzione generale — di disporre di strumenti in grado di supportare decisioni complesse e di lungo periodo.

Come evidenziato nei paragrafi precedenti, le società calcistiche professionistiche sono caratterizzate da strutture decisionali multilivello, in cui diverse figure partecipano alla definizione delle strategie sportive ed economiche. In questo contesto, la crescente disponibilità di dati e strumenti analitici ha contribuito a rafforzare il ruolo dell'informazione come risorsa strategica, rendendo necessario lo sviluppo di sistemi in grado di integrare dati provenienti da diverse aree organizzative. L'intelligenza artificiale consente di aggregare informazioni relative alle performance sportive, alla gestione economica e alle dinamiche di mercato, favorendo una visione più completa e integrata delle attività del club (Relvas et al., 2010).

Uno degli ambiti più rilevanti riguarda il supporto alle decisioni strategiche di lungo periodo. I club professionistici operano in contesti caratterizzati da elevata incertezza e forte pressione competitiva, in cui la pianificazione strategica assume un ruolo fondamentale per garantire la sostenibilità economica e il successo sportivo. L'utilizzo dell'intelligenza artificiale consente di analizzare scenari complessi e di valutare le conseguenze delle decisioni nel medio e lungo periodo. Attraverso modelli predittivi e strumenti di simulazione, i decisori possono stimare l'impatto di diverse strategie, come l'investimento in nuovi giocatori, lo sviluppo del settore giovanile o l'espansione delle attività commerciali (UEFA, 2024).

Un ulteriore elemento che caratterizza l'utilizzo dell'intelligenza artificiale a livello strategico riguarda il miglioramento dei processi di monitoraggio delle performance organizzative. Nei club professionistici, la valutazione delle performance non riguarda esclusivamente i risultati sportivi, ma include anche indicatori economici e gestionali. L'integrazione di sistemi analitici consente di monitorare in tempo reale l'andamento delle attività e di individuare eventuali criticità, supportando i decisori nella definizione di interventi correttivi tempestivi. Questo approccio contribuisce a rafforzare la capacità delle organizzazioni di adattarsi rapidamente ai cambiamenti del contesto competitivo (Franck, 2010).

L'intelligenza artificiale svolge inoltre un ruolo rilevante nel supporto alla comunicazione tra i diversi livelli della governance organizzativa. Nei club professionistici, la presenza di molteplici attori

decisionali rende necessario lo sviluppo di strumenti in grado di facilitare la condivisione delle informazioni e di garantire la coerenza tra le diverse decisioni strategiche. I sistemi analitici consentono di rappresentare in modo chiaro e sintetico dati complessi, favorendo una migliore comprensione delle dinamiche organizzative e contribuendo a migliorare la qualità del dialogo tra proprietà, management e area tecnica (Relvas et al., 2010).

Un ulteriore ambito applicativo riguarda il supporto alle decisioni relative alla sostenibilità economica dei club. Negli ultimi anni, la crescente attenzione alla stabilità finanziaria ha reso necessario adottare strumenti in grado di monitorare l’equilibrio tra costi e ricavi e di valutare la sostenibilità delle strategie di investimento. L’intelligenza artificiale consente di analizzare dati economici complessi e di individuare eventuali squilibri finanziari, supportando i decisori nella definizione di politiche più sostenibili nel lungo periodo (UEFA, 2024).

Oltre agli aspetti economici, l’intelligenza artificiale può contribuire anche alla definizione delle strategie sportive complessive. Le decisioni relative alla costruzione della squadra, allo sviluppo del settore giovanile o alla definizione dello stile di gioco richiedono una visione integrata delle risorse disponibili e degli obiettivi strategici del club. L’utilizzo di modelli analitici consente di valutare diverse opzioni strategiche e di individuare le soluzioni più coerenti con la visione organizzativa e con le caratteristiche del contesto competitivo (Gudmundsson e Horton, 2017).

Per sintetizzare il ruolo dell’intelligenza artificiale nei processi decisionali strategici delle società calcistiche professionistiche, è possibile individuare alcune funzioni principali che caratterizzano l’utilizzo di queste tecnologie ai livelli più alti della governance.

Tabella 2.8 — Ruolo dell’AI nelle decisioni strategiche delle società calcistiche

<i>Livello decisionale</i>	<i>Funzione dell’AI</i>	<i>Esempi applicativi</i>
<i>Proprietà</i>	Supporto alla pianificazione strategica	Definizione strategie di investimento pluriennali
<i>Top management</i>	Monitoraggio delle performance organizzative	Analisi KPI sportivi ed economici
<i>Direzione sportiva</i>	Coordinamento decisioni tecniche e strategiche	Pianificazione mercato e sviluppo rosa
<i>Governance complessiva</i>	Integrazione delle informazioni	Supporto al dialogo tra livelli decisionali

Fonte: elaborazione propria su Relvas et al. (2010); Franck (2010); UEFA (2024); Gudmundsson e Horton (2017).

Come evidenziato nella Tabella 2.8, l'intelligenza artificiale contribuisce a rafforzare la capacità delle società calcistiche di gestire decisioni complesse e di sviluppare strategie coerenti nel lungo periodo. L'utilizzo di strumenti analitici avanzati consente ai decisori di integrare informazioni provenienti da diverse aree organizzative, migliorando la qualità delle decisioni e favorendo una maggiore coerenza tra obiettivi sportivi ed economici.

Nel complesso, l'integrazione dell'intelligenza artificiale nei livelli strategici delle società calcistiche rappresenta una delle trasformazioni più significative nei processi decisionali contemporanei. L'adozione di sistemi analitici avanzati consente di supportare decisioni complesse, ridurre l'incertezza e migliorare la capacità delle organizzazioni di adattarsi ai cambiamenti del contesto competitivo.

Alla luce delle analisi sviluppate nel presente capitolo, emerge come il calcio professionistico rappresenti un contesto particolarmente significativo per osservare la trasformazione dei processi decisionali organizzativi. La combinazione tra elevata incertezza, crescente complessità gestionale e disponibilità di dati rende questo settore un laboratorio privilegiato per lo studio dell'integrazione tra competenze umane e tecnologie intelligenti. In questo senso, il passaggio da modelli decisionali tradizionali a modelli progressivamente più data-driven e AI-supported rappresenta non solo un'evoluzione tecnologica, ma una vera e propria trasformazione organizzativa. Tale trasformazione verrà approfondita in modo specifico ed empirico nel capitolo successivo, nel quale verranno analizzati casi concreti di utilizzo di sistemi integrati tra uomo e AI.

2.6 Casi reali di utilizzo di AI e data analytics nel calcio professionistico

2.6.1 AI per lo scouting e il recruitment: il caso Brentford FC

Negli ultimi anni, l'utilizzo sistematico di dati e modelli analitici nei processi di scouting e recruitment ha rappresentato una delle principali aree di innovazione nei club calcistici professionistici. Come discusso nei paragrafi precedenti, lo scouting costituisce una delle attività decisionali più critiche all'interno delle organizzazioni sportive, poiché da esso dipendono in larga misura la qualità della rosa, la sostenibilità economica e le prospettive competitive del club. In questo contesto, molti club hanno progressivamente adottato modelli data-driven per supportare l'identificazione e la valutazione dei calciatori, riducendo la dipendenza esclusiva dall'intuizione e dall'esperienza degli osservatori tradizionali (Anderson e Sally, 2013).

È tuttavia importante sottolineare che le prime applicazioni nel calcio professionistico si sono sviluppate prevalentemente nell'ambito della data analytics tradizionale, basata sull'analisi

descrittiva e comparativa delle performance sportive. Solo successivamente tali sistemi si sono evoluti verso modelli più avanzati, fondati su tecniche di intelligenza artificiale e machine learning, in grado di sviluppare modelli predittivi e di identificare pattern complessi all'interno di grandi quantità di dati sportivi. Questo passaggio rappresenta uno sviluppo coerente con quanto discusso nel Capitolo 1 (Gudmundsson e Horton, 2017; Decroos et al., 2019).

Uno dei casi più emblematici di utilizzo sistematico di dati nei processi di scouting, successivamente evoluti verso logiche predittive tipiche dell'intelligenza artificiale, è rappresentato dal Brentford Football Club, società inglese (militante nella massima serie inglese dal 2021) che negli ultimi anni ha sviluppato un modello decisionale fortemente basato sull'analisi quantitativa delle performance sportive. L'introduzione di questo approccio è strettamente legata alla figura del proprietario Matthew Benham, imprenditore con una solida esperienza nel settore delle scommesse sportive e nell'analisi statistica. L'ingresso di Benham nella proprietà del club ha segnato un cambiamento significativo nelle modalità di gestione delle decisioni sportive, favorendo l'adozione di modelli analitici avanzati per la selezione e la valutazione dei calciatori (Anderson e Sally, 2013).

Il modello adottato dal Brentford si ispira in parte ai principi del cosiddetto Moneyball approach, già diffuso in altri sport professionistici, e si fonda sull'utilizzo sistematico di dati statistici per individuare giocatori sottovalutati dal mercato. In particolare, il club ha sviluppato sistemi di analisi delle performance basati su indicatori quantitativi relativi alle azioni di gioco, alle capacità offensive e difensive e alla coerenza delle prestazioni nel tempo. L'evoluzione tecnologica ha successivamente consentito di integrare tali sistemi con modelli predittivi basati su tecniche di machine learning, utilizzati per stimare il potenziale rendimento futuro dei giocatori e supportare decisioni relative agli investimenti sportivi (Gudmundsson e Horton, 2017).

Uno degli elementi distintivi del modello Brentford è rappresentato dalla progressiva integrazione tra analisi quantitativa e valutazione qualitativa. L'utilizzo dei dati non sostituisce completamente l'attività degli osservatori, ma consente di orientare in modo più mirato le attività di scouting, riducendo il numero di profili da analizzare e aumentando l'efficacia del processo decisionale. In questo senso, l'intelligenza artificiale assume un ruolo di strumento di supporto decisionale, coerentemente con il paradigma dell'augmented intelligence discusso nel Capitolo 1, in cui l'analisi algoritmica affianca il giudizio umano senza sostituirlo (Jarrahi, 2018).

Un ulteriore aspetto rilevante riguarda l'organizzazione interna del processo decisionale. Nel caso del Brentford, l'introduzione di modelli data-driven ha comportato la creazione di strutture dedicate all'analisi dei dati, composte da analisti con competenze statistiche e informatiche. Questi professionisti collaborano con la direzione sportiva e con lo staff tecnico, contribuendo alla

produzione di report analitici che supportano le decisioni relative al recruitment e alla gestione della rosa. Tale integrazione tra competenze tecniche e competenze sportive rappresenta un esempio concreto di come l'innovazione tecnologica possa trasformare i flussi informativi e decisionali all'interno delle organizzazioni sportive (Anderson e Sally, 2013).

I risultati ottenuti dal Brentford negli ultimi anni evidenziano in modo concreto l'efficacia di questo modello. Prima dell'introduzione sistematica di modelli analitici, il club militava stabilmente nelle divisioni inferiori del calcio inglese; nella stagione 2013–2014 ha ottenuto la promozione dalla League One con un secondo posto finale, mentre nella stagione successiva ha raggiunto il quinto posto in Championship, qualificandosi per i playoff promozione. Negli anni successivi, il club ha mantenuto una presenza stabile nelle posizioni di vertice e ha raggiunto la semifinale della EFL Cup nella stagione 2020–2021, evidenziando una crescita sportiva significativa associata all'adozione di approcci analitici e data-driven (AnalyiSport, 2022).

Dal punto di vista teorico, il caso Brentford evidenzia chiaramente il passaggio da modelli decisionali basati su dati descrittivi a sistemi progressivamente più evoluti, in cui tecniche di intelligenza artificiale consentono di elaborare grandi volumi di informazioni e di supportare decisioni complesse in contesti caratterizzati da elevata incertezza. In questo senso, l'esperienza del club rappresenta un esempio concreto di applicazione delle logiche data-driven e AI-based descritte nei paragrafi precedenti, contribuendo a dimostrare come l'innovazione tecnologica possa tradursi in vantaggi competitivi tangibili nel contesto del calcio professionistico.

2.6.2 AI per l'ottimizzazione di strategie di gioco: il caso FC Midtjylland

Un ulteriore esempio particolarmente significativo di utilizzo di dati e modelli analitici nei processi decisionali sportivi è rappresentato dal Football Club Midtjylland, società della prima serie danese che ha sviluppato uno dei modelli più innovativi nell'applicazione dell'analisi quantitativa al calcio professionistico. Analogamente al Brentford, anche il Midtjylland ha introdotto un approccio sistematico all'utilizzo dei dati, con particolare attenzione all'analisi delle performance di gioco e alla definizione di strategie tattiche ottimizzate.

Il processo di innovazione intrapreso dal club danese è stato fortemente influenzato dall'ingresso nella proprietà di Matthew Benham, figura già coinvolta nello sviluppo del modello Brentford. Tale connessione ha favorito l'introduzione di metodologie basate sull'analisi statistica e probabilistica delle performance sportive, con l'obiettivo di ridurre l'incertezza nelle decisioni tattiche e migliorare l'efficacia delle azioni di gioco (Anderson e Sally, 2013).

Una delle principali aree di applicazione delle tecnologie analitiche nel Midtjylland riguarda l'ottimizzazione delle situazioni di gioco su palla inattiva (set pieces), come calci d'angolo e punizioni. Attraverso l'analisi sistematica di grandi quantità di dati relativi alle azioni di gioco, il club ha sviluppato modelli probabilistici in grado di identificare schemi tattici più efficaci e prevedere la probabilità di successo di specifiche configurazioni di gioco. Tali modelli rappresentano un esempio concreto di evoluzione verso sistemi decisionali basati su logiche predittive, coerenti con i principi dell'intelligenza artificiale applicata ai contesti sportivi (Gudmundsson e Horton, 2017).

Nel tempo, l'utilizzo di dati nel Midtjylland si è progressivamente evoluto da semplici analisi descrittive verso l'impiego di strumenti più sofisticati, tra cui tecniche di machine learning finalizzate all'identificazione automatica di pattern ricorrenti nelle situazioni di gioco. L'analisi di sequenze di eventi sportivi, resa possibile dalla disponibilità di dataset sempre più dettagliati, ha consentito al club di sviluppare modelli in grado di supportare decisioni tattiche basate su evidenze quantitative piuttosto che esclusivamente sull'esperienza degli allenatori (Jarrahi, 2018; Decroos et al., 2019).

Dal punto di vista organizzativo, l'introduzione di sistemi analitici avanzati ha comportato la creazione di un'infrastruttura dedicata alla raccolta e all'elaborazione dei dati di gioco. Gli analisti collaborano strettamente con lo staff tecnico, fornendo indicazioni operative relative alla preparazione delle partite e alla definizione delle strategie tattiche. In questo contesto, l'intelligenza artificiale assume un ruolo di supporto decisionale tattico, contribuendo all'elaborazione di informazioni complesse che vengono successivamente interpretate e integrate nel processo decisionale umano.

I risultati ottenuti dal Midtjylland negli anni successivi all'introduzione sistematica di modelli analitici evidenziano in modo concreto l'efficacia di questo approccio. Il club ha conquistato il primo titolo della Danish Superliga nella stagione 2014–2015, seguito da ulteriori successi nazionali negli anni successivi, consolidando la propria posizione tra le principali realtà del calcio danese. In particolare, l'adozione di modelli analitici applicati alle situazioni di gioco su palla inattiva ha contribuito a trasformare tali momenti in una fonte sistematica di vantaggio competitivo, dimostrando come l'utilizzo di modelli predittivi e algoritmi di analisi avanzata possa contribuire a migliorare l'efficacia delle strategie sportive anche in contesti caratterizzati da risorse economiche limitate rispetto ai club di maggiori dimensioni (Anderson e Sally, 2013; AnalyiSport, 2022).

Dal punto di vista teorico, il caso Midtjylland rappresenta un esempio particolarmente significativo di applicazione dell'intelligenza artificiale ai processi decisionali tattici. L'utilizzo di modelli predittivi per l'analisi delle situazioni di gioco evidenzia come l'AI possa essere impiegata non solo per la selezione dei calciatori, ma anche per l'ottimizzazione delle strategie operative durante le

competizioni. In questo senso, l'esperienza del club conferma la rilevanza delle tecnologie AI-based come strumenti di innovazione di processo nei contesti sportivi professionistici, contribuendo a rafforzare la transizione verso modelli decisionali sempre più strutturati e supportati da evidenze quantitative.

2.6.3 AI per valutazione delle performance e la strategia sportiva: il caso Liverpool FC

Un ulteriore esempio particolarmente rilevante di utilizzo avanzato di dati e modelli predittivi nei processi decisionali calcistici è rappresentato dal Liverpool Football Club (società tra le più importanti al mondo, vincitrice di 6 Champions League e 20 campionati inglesi), una delle organizzazioni sportive che ha integrato in modo sistematico strumenti analitici nei processi di valutazione delle performance e di pianificazione strategica. A differenza di club di dimensioni più ridotte, il Liverpool rappresenta un caso significativo perché dimostra come l'adozione di modelli data-driven e AI-based possa essere efficace anche in contesti caratterizzati da elevata complessità organizzativa e da aspettative sportive molto elevate.

L'introduzione di modelli analitici avanzati nel Liverpool è strettamente legata alla proprietà del gruppo Fenway Sports Group, che ha promosso un approccio decisionale basato sull'utilizzo sistematico di dati quantitativi. Questo approccio si è tradotto nella creazione di un dipartimento dedicato all'analisi dei dati e allo sviluppo di modelli predittivi, con l'obiettivo di supportare le decisioni relative al recruitment dei giocatori, alla gestione delle performance sportive e alla pianificazione strategica della squadra (Anderson e Sally, 2013).

Uno degli elementi distintivi del modello Liverpool riguarda l'utilizzo di sistemi avanzati di raccolta e analisi dei dati di gioco, basati su tecnologie di tracking e su database contenenti informazioni dettagliate relative alle prestazioni individuali e collettive. L'elevata disponibilità di dati ha consentito lo sviluppo di modelli statistici e algoritmi predittivi in grado di stimare il contributo potenziale dei giocatori alle performance della squadra. In questo contesto, tecniche riconducibili all'intelligenza artificiale e al machine learning vengono utilizzate per identificare pattern complessi e per valutare scenari alternativi relativi alle decisioni di mercato e alla gestione della rosa (Gudmundsson e Horton, 2017; Decroos et al., 2019).

Un'applicazione particolarmente significativa riguarda la selezione dei calciatori attraverso modelli predittivi che combinano indicatori tecnici, tattici e fisici. Tali modelli consentono di stimare il rendimento atteso dei giocatori in specifici contesti tattici, contribuendo a ridurre l'incertezza associata alle decisioni di investimento nel mercato dei trasferimenti. Questo approccio ha consentito al Liverpool di individuare profili di giocatori coerenti con le esigenze tattiche della squadra,

migliorando l'efficienza delle scelte strategiche e riducendo il rischio di errori di valutazione (Anderson e Sally, 2013).

Oltre al recruitment, l'intelligenza artificiale viene utilizzata anche per il monitoraggio continuo delle performance sportive e per la prevenzione degli infortuni. L'analisi integrata di dati relativi al carico di lavoro, alle prestazioni fisiche e alle condizioni fisiologiche degli atleti consente di sviluppare modelli predittivi finalizzati all'identificazione precoce di situazioni di rischio. Questo tipo di applicazione rappresenta un esempio concreto di come l'AI possa contribuire non solo al miglioramento delle performance sportive, ma anche alla tutela della salute degli atleti e alla sostenibilità delle attività sportive nel lungo periodo (Gudmundsson e Horton, 2017).

Dal punto di vista organizzativo, l'introduzione di sistemi analitici avanzati ha determinato una trasformazione significativa dei flussi informativi e decisionali all'interno del club. Gli analisti collaborano con lo staff tecnico e con la direzione sportiva, fornendo informazioni strutturate che supportano la definizione delle strategie di gioco e delle politiche di investimento. Questo modello organizzativo riflette una logica di human-AI collaboration, coerente con il paradigma dell'intelligenza aumentata discusso nel Capitolo 1, in cui l'analisi algoritmica supporta il giudizio umano senza sostituirlo (Jarrahi, 2018).

I risultati ottenuti dal Liverpool negli anni successivi all'adozione sistematica di modelli analitici evidenziano in modo concreto l'efficacia di questo approccio. In particolare, il club ha raggiunto traguardi sportivi di massimo livello internazionale, tra cui la vittoria della UEFA Champions League nella stagione 2018–2019 e della Premier League nella stagione 2019–2020, interrompendo un digiuno di oltre 30 anni nella massima competizione nazionale. Tali risultati sono stati accompagnati da una maggiore stabilità nelle prestazioni sportive e da una gestione più efficiente delle risorse economiche, evidenziando come l'integrazione tra analisi dei dati, modelli predittivi e competenze tecniche possa contribuire in modo significativo al successo competitivo nel calcio professionistico (Anderson e Sally, 2013; Gudmundsson e Horton, 2017).

Dal punto di vista teorico, il caso Liverpool rappresenta un esempio avanzato di integrazione tra sistemi di analisi dei dati e strumenti di intelligenza artificiale nei processi decisionali sportivi. L'utilizzo di modelli predittivi per la valutazione delle performance e per la pianificazione strategica evidenzia come l'AI possa contribuire a trasformare i processi decisionali da logiche prevalentemente esperienziali a modelli strutturati e basati su evidenze quantitative. In questo senso, l'esperienza del Liverpool conferma la rilevanza dell'intelligenza artificiale come leva di innovazione di processo nei contesti sportivi professionistici, rafforzando la transizione verso modelli decisionali sempre più integrati e data-driven.

2.6.4 AI nello sviluppo dei talenti e nei settori giovanili: il caso Ajax Academy

Un ulteriore ambito in cui l'intelligenza artificiale e i sistemi di analisi avanzata stanno progressivamente assumendo un ruolo rilevante riguarda lo sviluppo del talento e la gestione dei settori giovanili, ambiti che rappresentano una componente strategica per la sostenibilità sportiva ed economica dei club professionistici. In questo contesto, uno dei casi più significativi a livello internazionale è rappresentato dall'Ajax Amsterdam (per molti la squadra olandese più importante, vincitrice 36 volte del campionato locale e 4 della Champions League) società storicamente riconosciuta per l'elevata qualità del proprio settore giovanile e per l'attenzione sistematica allo sviluppo delle competenze individuali dei calciatori (Larsen et al., 2020)).

Il modello organizzativo dell'Ajax si fonda su un approccio strutturato alla formazione dei giovani atleti, caratterizzato da una forte integrazione tra competenze tecniche, metodologie di allenamento e sistemi di monitoraggio delle performance. Nel corso degli ultimi anni, l'evoluzione delle tecnologie digitali ha consentito di affiancare ai metodi tradizionali strumenti di raccolta e analisi dei dati sempre più sofisticati, contribuendo a migliorare la qualità delle decisioni relative alla selezione, allo sviluppo e alla valutazione dei giovani calciatori (Gudmundsson e Horton, 2017).

Dal punto di vista organizzativo, il sistema di scouting e formazione dell'Ajax si caratterizza per una struttura particolarmente estesa e formalizzata. In particolare, il club collabora con circa 40 club affiliati e si avvale del supporto di circa 60 osservatori volontari distribuiti sul territorio, elementi che consentono di ampliare in modo significativo la base di reclutamento e monitoraggio dei giovani talenti. Questa rete strutturata consente di raccogliere dati su un numero elevato di giovani calciatori e di alimentare sistemi analitici finalizzati alla valutazione del potenziale sportivo (Larsen et al., 2020).

In particolare, l'utilizzo di sistemi di tracking e analisi delle performance ha permesso al club di raccogliere informazioni dettagliate relative ai movimenti dei giocatori, alle caratteristiche fisiche e alle abilità tecniche, fin dalle prime fasi del percorso formativo. Questi dati vengono elaborati attraverso modelli analitici avanzati che consentono di identificare pattern ricorrenti nelle prestazioni individuali e di stimare il potenziale di sviluppo dei giovani atleti. L'introduzione di modelli predittivi basati su tecniche di machine learning ha reso possibile analizzare grandi quantità di informazioni nel tempo, contribuendo a supportare decisioni relative alla progressione dei giocatori all'interno delle diverse categorie giovanili (Decroos et al., 2019).

Un aspetto particolarmente rilevante riguarda la possibilità di monitorare in modo continuo l'evoluzione delle competenze dei giovani calciatori, consentendo allo staff tecnico di adattare i programmi di allenamento alle caratteristiche individuali degli atleti. Questo approccio riflette una

logica coerente con il paradigma dell'intelligenza aumentata discusso nei capitoli precedenti, in cui i sistemi basati sull'intelligenza artificiale non sostituiscono il giudizio umano, ma supportano l'interpretazione delle informazioni e la definizione delle strategie di sviluppo sportivo (Jarrahi, 2018).

Dal punto di vista organizzativo, l'introduzione di sistemi analitici nel settore giovanile ha contribuito a trasformare le modalità di gestione del talento, favorendo una maggiore formalizzazione dei processi decisionali e una più efficace integrazione tra osservazioni qualitative e valutazioni quantitative. In questo senso, l'utilizzo dell'intelligenza artificiale consente di ridurre l'incertezza associata alla valutazione del potenziale dei giovani calciatori, uno degli ambiti tradizionalmente più complessi e caratterizzati da elevata variabilità (Gudmundsson e Horton, 2017).

L'esperienza dell'Ajax evidenzia inoltre come l'utilizzo di tecnologie basate sui dati possa essere esteso progressivamente a diverse fasce di età, coinvolgendo non solo la prima squadra ma anche le categorie giovanili. In molti contesti calcistici avanzati, tali strumenti vengono introdotti progressivamente già nelle fasce giovanili intermedie, consentendo una raccolta sistematica di dati longitudinali sullo sviluppo degli atleti. Questo elemento assume particolare rilevanza nel contesto del calcio professionistico contemporaneo, in cui la capacità di sviluppare talenti interni rappresenta un fattore competitivo fondamentale e contribuisce alla sostenibilità economica delle organizzazioni sportive. L'adozione di sistemi analitici fin dalle prime fasi del percorso formativo consente infatti di identificare precocemente i profili più promettenti e di pianificare interventi mirati per massimizzare il loro potenziale di crescita (Larsen et al., 2020).

Dal punto di vista teorico, il caso Ajax rappresenta un esempio significativo di applicazione dell'intelligenza artificiale ai processi decisionali relativi allo sviluppo del talento, evidenziando come le tecnologie digitali possano contribuire a rendere più sistematiche e strutturate le attività di formazione sportiva. L'integrazione tra dati, modelli predittivi e competenze tecniche consente di trasformare un processo tradizionalmente basato sull'esperienza individuale in un sistema decisionale supportato da evidenze quantitative, coerentemente con i principi dell'innovazione di processo discussi nei capitoli precedenti.

Nel complesso, i casi analizzati nel presente paragrafo evidenziano come l'intelligenza artificiale stia progressivamente trasformando diversi ambiti decisionali all'interno delle organizzazioni calcistiche professionistiche, dallo scouting alla pianificazione tattica, dalla valutazione delle performance allo sviluppo del talento. Tali evidenze empiriche confermano la rilevanza delle tecnologie AI-based come strumenti di innovazione di processo e dimostrano come l'integrazione tra analisi dei dati e competenze umane possa contribuire a migliorare l'efficacia e la sostenibilità delle decisioni sportive.

2.6.5 Limiti e criticità emergenti nell'adozione dell'AI nel calcio

L'analisi dei casi presentati evidenzia come, accanto ai benefici associati all'utilizzo dell'intelligenza artificiale, emergano anche una serie di limiti e criticità che influenzano l'efficacia e la diffusione di tali tecnologie nei contesti calcistici professionistici. Sebbene club come Brentford, FC Midtjylland, Liverpool e Ajax abbiano dimostrato la possibilità di migliorare i processi decisionali attraverso l'impiego di modelli analitici avanzati, tali esperienze evidenziano anche come l'introduzione dell'AI non rappresenti una soluzione automatica e priva di rischi.

Uno dei principali limiti riguarda la dipendenza dalla qualità e dalla disponibilità dei dati. I sistemi di intelligenza artificiale richiedono grandi quantità di informazioni strutturate e affidabili per generare risultati accurati; tuttavia, nel calcio molte variabili rilevanti risultano difficilmente quantificabili. Aspetti quali la motivazione individuale, la capacità di adattamento a un nuovo contesto culturale o le dinamiche relazionali all'interno della squadra rappresentano elementi complessi da tradurre in indicatori numerici. Anche nei club più avanzati dal punto di vista tecnologico, la presenza di dati incompleti o non omogenei può influenzare negativamente l'affidabilità delle previsioni e generare decisioni non ottimali (Gudmundsson e Horton, 2017).

Un secondo elemento critico riguarda il rischio di eccessiva fiducia nei modelli quantitativi, fenomeno che può portare a sottovalutare l'importanza dell'esperienza e dell'intuizione umana. Come evidenziato nei capitoli precedenti, i sistemi basati su intelligenza artificiale risultano particolarmente efficaci nell'individuare pattern ricorrenti e correlazioni statistiche, ma non sono in grado di cogliere pienamente la complessità del contesto sportivo, soprattutto in situazioni caratterizzate da eventi imprevedibili o da fattori psicologici difficilmente misurabili. Anche nei club orientati ai dati, alcune decisioni supportate da modelli quantitativi non hanno prodotto gli esiti attesi, evidenziando come l'uso dei dati debba essere sempre accompagnato da una valutazione critica e contestuale delle informazioni disponibili (Anderson e Sally, 2013).

Le criticità emergono inoltre sul piano organizzativo e culturale, poiché l'introduzione di tecnologie analitiche richiede un cambiamento significativo nelle modalità operative e nelle relazioni tra le diverse figure professionali. In molti contesti calcistici, caratterizzati da una forte tradizione decisionale basata sull'esperienza e su relazioni informali, l'integrazione di strumenti analitici può incontrare resistenze da parte dello staff tecnico o dirigenziale. Tali resistenze sono spesso legate alla percezione che l'intelligenza artificiale possa limitare l'autonomia decisionale o mettere in discussione il valore dell'esperienza professionale maturata nel tempo (Relvas et al., 2010).

Un ulteriore limite riguarda la sostenibilità economica dell'adozione delle tecnologie AI-based, soprattutto per i club di dimensioni medio-piccole. L'implementazione di infrastrutture tecnologiche

avanzate richiede investimenti significativi in termini di software, hardware e competenze specialistiche, elementi che non tutte le società calcistiche sono in grado di sostenere. Di conseguenza, l'adozione dell'intelligenza artificiale tende a concentrarsi inizialmente nei club con maggiori risorse economiche e strutture organizzative più sviluppate, contribuendo potenzialmente ad ampliare il divario competitivo tra le diverse realtà del sistema calcistico (Franck, 2010).

Infine, i casi analizzati dimostrano come l'introduzione dell'intelligenza artificiale non elimini completamente l'incertezza che caratterizza il contesto sportivo. Anche in presenza di sistemi analitici avanzati, le decisioni relative alla selezione dei giocatori o alla pianificazione strategica continuano a essere influenzate da variabili imprevedibili e da fattori esterni al controllo dei modelli quantitativi. Questo aspetto conferma come l'intelligenza artificiale debba essere interpretata come uno strumento di supporto alle decisioni piuttosto che come un meccanismo sostitutivo del giudizio umano, coerentemente con il paradigma dell'intelligenza aumentata discusso nei capitoli precedenti (Raisch e Krakowski, 2020).

Nel complesso, l'analisi delle criticità evidenzia come l'efficacia dell'intelligenza artificiale nei contesti calcistici dipenda non solo dalla disponibilità di tecnologie avanzate, ma anche dalla capacità organizzativa dei club di integrare tali strumenti nei propri processi decisionali in modo coerente e progressivo. I benefici osservati nei casi analizzati risultano quindi strettamente legati alla presenza di competenze adeguate, a una cultura organizzativa favorevole all'innovazione e a una gestione consapevole dei limiti intrinseci delle tecnologie digitali.

Alla luce delle evidenze teoriche ed empiriche presentate nel presente capitolo, emerge come l'intelligenza artificiale rappresenti una leva significativa di innovazione nei processi decisionali delle società calcistiche professionistiche, ma anche un fenomeno complesso che richiede modelli strutturati di integrazione. Il capitolo successivo si propone pertanto di formalizzare un modello operativo di integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali di un club calcistico professionistico, analizzandone le fasi di implementazione e valutandone l'impatto attraverso l'applicazione a un caso reale.

3. MODELLO OPERATIVO AI-BASED E APPLICAZIONE EMPIRICA NEL CALCIO PROFESSIONISTICO

3.1 Introduzione al capitolo e approccio metodologico

Dopo aver analizzato nei capitoli precedenti l'evoluzione dei modelli decisionali data-driven e l'impatto delle tecnologie basate sull'intelligenza artificiale nei processi organizzativi e sportivi, il presente capitolo si propone di sviluppare un'applicazione empirica di tali concetti nel contesto del calcio professionistico. In particolare, l'obiettivo è analizzare in che modo l'introduzione di strumenti AI-based possa modificare concretamente i processi decisionali di un club calcistico, con specifico riferimento alle attività di scouting, valutazione dei giocatori e supporto alle decisioni strategiche.

A differenza dei capitoli precedenti, caratterizzati da un'impostazione prevalentemente teorica e concettuale, questa parte della ricerca adotta una prospettiva maggiormente applicativa, finalizzata a comprendere non solo se l'intelligenza artificiale possa rappresentare un vantaggio competitivo per le organizzazioni sportive, ma soprattutto come e perché tali tecnologie incidano sui flussi operativi e decisionali all'interno dei club professionistici. L'attenzione viene quindi posta sul cambiamento del processo decisionale, sulle modalità di integrazione tra competenze umane e sistemi algoritmici e sulle implicazioni organizzative derivanti dall'utilizzo di modelli AI-based.

L'analisi empirica sviluppata nel presente capitolo prende come riferimento il caso di un consulente strategico operante nel calcio professionistico, attivo nell'ambito della direzione sportiva, dello scouting analitico e della consulenza data-driven per club, investitori e organizzazioni sportive. Il professionista coinvolto possiede esperienza diretta nella gestione tecnica e organizzativa di club professionistici e ha sviluppato nel tempo un approccio operativo fondato sull'integrazione tra analisi quantitativa, competenze calcistiche e visione manageriale.

L'esperienza del consulente si è sviluppata nel corso degli anni attraverso collaborazioni con società appartenenti a differenti livelli competitivi e contesti organizzativi. In ambito maschile, il percorso ha incluso attività con club militanti nei campionati professionistici italiani di Serie A, Serie B e Serie C, oltre a società di Serie D caratterizzate da strutture più snelle e risorse economiche maggiormente contenute. In ambito femminile, l'attività si è estesa a contesti di Serie A Women e Serie B Women, consentendo di osservare l'applicazione dei modelli di analisi anche in un segmento del calcio professionistico in forte crescita e progressiva strutturazione.

L'attività del consulente si concentra in particolare sull'utilizzo di strumenti di player intelligence, strategic scouting e performance analysis, attraverso l'impiego di database proprietari contenenti decine di migliaia di profili calciatore, sistemi di valutazione basati su KPI tecnico-tattici e modelli

di supporto alle decisioni sportive e strategiche. Tale approccio si inserisce pienamente nel paradigma data-driven e AI-based discusso nei capitoli precedenti, in quanto combina l'elaborazione di grandi quantità di dati sportivi con l'interpretazione qualitativa da parte di figure professionali esperte.

In questo contesto, particolare attenzione verrà dedicata al modello operativo proprietario denominato “Footsights Optimizer”, sviluppato come sistema di supporto ai processi decisionali in ambito calcistico professionistico. Il modello integra attività di raccolta dati, analisi quantitativa, valutazione tecnico-tattica e interpretazione manageriale, con l'obiettivo di supportare club e organizzazioni sportive nelle decisioni relative allo scouting, alla costruzione della rosa e alla valorizzazione degli asset sportivi.

A partire da questo framework operativo, il capitolo analizzerà il processo di scouting sia nella sua configurazione tradizionale sia nella sua evoluzione successiva all'introduzione di strumenti AI-based, attraverso un confronto tra modello pre-AI e modello post-AI. L'analisi sarà sviluppata sia mediante metriche quantitative relative ai tempi, agli output e all'efficienza del processo decisionale, sia attraverso una valutazione qualitativa delle implicazioni organizzative, delle difficoltà operative, dei limiti e delle potenzialità dell'intelligenza artificiale nel contesto calcistico professionistico.

In questo modo, il capitolo mira non soltanto a descrivere un caso applicativo concreto, ma anche a comprendere in che misura l'intelligenza artificiale possa configurarsi come una reale innovazione di processo nei club calcistici professionistici, contribuendo alla trasformazione delle modalità con cui vengono raccolte, interpretate e utilizzate le informazioni nei processi decisionali sportivi.

3.2 Footsights Optimizer – Struttura del modello decisionale AI-based

Il modello “Footsights Optimizer” rappresenta un framework operativo AI-based sviluppato per supportare i processi decisionali nel calcio professionistico, con particolare riferimento alle attività di scouting, recruitment e valutazione strategica dei giocatori. Il sistema nasce dall'integrazione tra analisi quantitativa, strumenti di Intelligenza Artificiale, competenze calcistiche e interpretazione manageriale, con l'obiettivo di trasformare grandi quantità di dati sportivi in informazioni utili per il supporto alle decisioni tecniche e organizzative.

Il sistema è stato sviluppato da Daniele Bianchi all'interno del progetto Footsights, con il supporto progressivo di collaboratori specializzati nell'analisi dati, nello scouting e nella performance analysis. Footsights Optimizer è il risultato di circa un anno e mezzo di sviluppo e test interni, durante i quali

il modello è stato progressivamente affinato sia dal punto di vista metodologico sia dal punto di vista operativo.

L'origine del sistema è legata all'esigenza di rendere più scalabile lo scouting data-driven. Le prime esperienze operative erano infatti basate su attività di tagging manuale delle partite, un processo estremamente utile per comprendere in profondità le dinamiche del dato calcistico, ma al tempo stesso molto dispendioso in termini di tempo e difficilmente replicabile su larga scala. Questa fase iniziale ha permesso di acquisire una conoscenza diretta dei criteri di classificazione degli eventi di gioco, delle differenze tra provider, delle possibili incoerenze nei dataset e dell'importanza della pulizia e della qualità del dato come prerequisito fondamentale per qualsiasi modello analitico affidabile.

A partire da questa esperienza, Footsights Optimizer è stato progressivamente sviluppato come modello operativo capace di superare i limiti del lavoro manuale, mantenendo però il valore della conoscenza calcistica maturata nella fase di analisi diretta. L'obiettivo non era semplicemente automatizzare il processo, ma costruire un sistema in grado di ordinare, filtrare e interpretare grandi quantità di dati, rendendo più efficiente la fase di prima scrematura e permettendo agli analisti e ai decisori sportivi di concentrare il proprio lavoro sulle attività a maggiore valore aggiunto: video analysis, valutazione qualitativa, contestualizzazione del profilo e confronto strategico con le esigenze del club.

Il modello nasce quindi dall'integrazione tra esperienza pratica di scouting internazionale, competenze analitiche e necessità manageriale di rendere il processo decisionale più rapido, tracciabile e scalabile. In particolare, l'attività di scouting internazionale ha rappresentato uno dei principali ambiti di applicazione del sistema, poiché l'analisi di mercati ampi, eterogenei e spesso meno coperti dai processi tradizionali richiede strumenti capaci di aumentare il numero di profili monitorabili senza ridurre la qualità dell'interpretazione finale.

Ad oggi, Footsights Optimizer è un modello operativo già utilizzato nell'ambito di collaborazioni con club professionistici italiani ed esteri, agenzie, aziende e operatori di mercato. Il sistema viene impiegato principalmente come infrastruttura interna di analisi e produzione degli output: i clienti non utilizzano necessariamente in autonomia la piattaforma, ma ricevono report, shortlist, dossier, dashboard sintetiche e analisi già elaborate e contestualizzate rispetto alle proprie esigenze. Questa impostazione deriva dall'esperienza maturata nel tempo, che ha evidenziato come il valore percepito dal cliente non risieda tanto nell'accesso diretto allo strumento, quanto nella possibilità di ricevere informazioni già selezionate, interpretate e trasformate in supporto concreto alla decisione.

Footsights Optimizer deve quindi essere interpretato come un modello operativo proprietario già applicato in contesti reali, ma ancora in costante evoluzione. Le principali direttrici di sviluppo riguardano l'aumento dell'automazione nelle fasi di acquisizione e processazione dei dati, con l'obiettivo di ridurre ulteriormente le attività ripetitive, migliorare la velocità di aggiornamento dei dataset e rafforzare la capacità del sistema di produrre output sempre più tempestivi, coerenti e funzionali ai processi decisionali dei diversi clienti.

A differenza dei modelli tradizionali di scouting, fondati prevalentemente su osservazioni qualitative e reti relazionali costruite dagli scout, Footsights Optimizer si basa su un workflow strutturato nel quale raccolta dati, elaborazione algoritmica, interpretazione analitica e supporto decisionale operano in maniera integrata. Il sistema non si limita infatti a produrre statistiche o ranking automatici, ma mira a costruire un ecosistema informativo condiviso tra area scouting, analisti, direzione sportiva e management del club.

Prima di descrivere nel dettaglio la struttura operativa del modello, è necessario chiarire anche la logica economica e organizzativa sottostante a Footsights Optimizer. Il sistema non deve infatti essere interpretato come una semplice piattaforma software venduta al club in modo standardizzato, ma come un ecosistema ibrido che integra tecnologia, dati, competenze analitiche e consulenza calcistica specializzata. Il valore del modello non risiede esclusivamente nell'accesso a un database o nella visualizzazione di indicatori statistici, ma nella capacità di trasformare grandi quantità di dati grezzi in output operativi, leggibili e direttamente utilizzabili nei processi decisionali di club, agenzie, intermediari, investitori e proprietà sportive.

Dal punto di vista del modello di business, Footsights Optimizer si fonda su una logica modulare. Le formule di collaborazione possono variare in funzione del tipo di cliente, degli obiettivi perseguiti e del livello di integrazione richiesto. Un club professionistico, ad esempio, può utilizzare il modello per supportare il processo di scouting, recruitment, analisi della performance o pianificazione della rosa; un'agenzia o un intermediario può invece impiegarlo per valorizzare un profilo calciatore, individuare mercati coerenti o costruire dossier tecnici a supporto delle attività di rappresentanza; un investitore o una proprietà può infine utilizzarlo come strumento di supporto alla valutazione strategica di asset sportivi, rose o opportunità di mercato.

In una fase iniziale, il modello prevedeva anche la possibilità di fornire al cliente un accesso diretto alla piattaforma e agli ambienti di visualizzazione. Tuttavia, l'esperienza operativa ha evidenziato come questa modalità potesse risultare dispersiva per molti interlocutori. La maggior parte dei clienti

non cerca necessariamente un accesso autonomo a strumenti complessi, ma output già elaborati, sintetizzati e contestualizzati rispetto alle proprie esigenze decisionali. Per questo motivo, il modello si è progressivamente orientato verso una formula managed service, nella quale Footsights non si limita a mettere a disposizione una piattaforma, ma affianca il cliente come un collaboratore esterno di alto profilo, capace di integrare competenze trasversali nel lavoro quotidiano dell'organizzazione.

Questa impostazione consente di superare uno dei limiti più frequenti nell'adozione di strumenti data-driven nel calcio: la distanza tra disponibilità del dato e reale utilizzabilità manageriale dell'informazione. Un club può infatti avere accesso a numerose piattaforme e provider, ma non essere necessariamente in grado di trasformare tali dati in decisioni più efficaci. Footsights Optimizer interviene proprio in questo passaggio, attraverso attività di pulizia, selezione, normalizzazione, interpretazione e contestualizzazione degli output in relazione alla richiesta specifica, al modello tecnico, al contesto competitivo e agli obiettivi economico-sportivi del cliente.

Dal punto di vista commerciale, la formula preferenziale è rappresentata da collaborazioni continuative, generalmente strutturate attraverso contratti annuali o progetti con obiettivi e KPI misurabili. Questa configurazione permette di integrare Footsights Optimizer all'interno del workflow del cliente, garantendo continuità nell'aggiornamento delle analisi, nella produzione degli output e nel confronto con area tecnica, scouting, direzione sportiva e management. Accanto a questa formula, possono esistere anche collaborazioni a progetto, utilizzate per rispondere a esigenze specifiche e circoscritte, come una ricerca di mercato, una valutazione comparativa di profili, un report su un allenatore o un'analisi personalizzata legata a rinnovi, investimenti o strategie di rosa.

L'offerta può essere ricondotta a due macro-aree operative. La prima è l'area Performance, nella quale rientrano strumenti e servizi orientati all'analisi della squadra, della partita e del contesto competitivo. In questa area possono essere inclusi il Match Data Studio, finalizzato allo studio della propria partita; l'Opponent Data Analysis, dedicata all'analisi dell'avversario; la My Team Analysis, orientata allo studio di un range di partite o di un'intera stagione per individuare pattern ricorrenti; e le Custom Analysis, costruite su richieste specifiche del cliente.

La seconda macro-area è quella Scouting o Market, maggiormente legata ai processi di recruitment, valutazione dei profili e supporto alle decisioni di mercato. In questa area rientrano servizi come Club Request, finalizzato alla ricerca di profili coerenti con una specifica esigenza tecnica o strategica; Creazione Database & Fast Analysis, orientato alla costruzione di basi informative e prime scremature rapide; Coach Finder, dedicato all'individuazione di allenatori coerenti con un

determinato progetto tecnico; Coach Report, Player Report e Custom Report, utilizzabili per analisi individuali, rinnovi contrattuali, valutazioni comparative o approfondimenti specifici.

Un aspetto rilevante riguarda la struttura dei dati utilizzati. Footsights Optimizer non richiede necessariamente al cliente di fornire direttamente i dati o di possedere internamente specifiche licenze. Il modello può infatti integrare dati provenienti da provider esterni specializzati e da database già disponibili all'interno dell'ecosistema Footsights. Il cliente acquista quindi prevalentemente un processo analitico e consulenziale, non soltanto l'accesso a una fonte dati. In altri termini, la componente distintiva non è il dato grezzo in sé, ma il lavoro di trasformazione del dato in informazione decisionale.

All'interno di questa struttura, è possibile distinguere tra diverse tipologie di dati e diversi livelli di costo. I dati evento rappresentano generalmente la base principale del modello e hanno una maggiore scalabilità economica, poiché possono essere ottenuti attraverso abbonamenti annuali, esportazioni strutturate o integrazioni API. Essi consentono di analizzare azioni specifiche di gioco, come passaggi, tiri, duelli, dribbling, recuperi palla e altre variabili tecnico-tattiche rilevanti. I dati tracking, invece, permettono un livello di analisi più avanzato, legato ai movimenti senza palla, all'occupazione degli spazi, alle distanze tra reparti e alle dinamiche collettive. Tuttavia, questa tipologia di dato comporta costi superiori e una maggiore complessità di integrazione. Soluzioni basate su tracking data o API specifiche, come quelle offerte da provider specializzati nel dato posizionale, possono infatti prevedere costi significativamente più elevati, spesso a partire da importi nell'ordine di decine di migliaia di euro annui.

La struttura economica del modello dipende quindi da diversi fattori: ampiezza dei mercati monitorati, profondità dell'analisi richiesta, frequenza degli aggiornamenti, tipologia di dati utilizzati, livello di personalizzazione degli output e grado di affiancamento consulenziale. Un progetto limitato alla produzione di un report o di una shortlist richiede un impegno diverso rispetto a una collaborazione continuativa nella quale Footsights Optimizer viene integrato stabilmente nel processo decisionale del cliente. Allo stesso modo, un'analisi basata su dati evento presenta una struttura di costo diversa rispetto a un progetto che richiede dati tracking, modelli predittivi avanzati o dashboard personalizzate.

In termini manageriali, il costo del modello deve essere interpretato non soltanto come una spesa per un servizio analitico, ma come un investimento finalizzato a migliorare la qualità, la velocità e la tracciabilità del processo decisionale. I principali benefici per il cliente riguardano la riduzione dei

tempi di analisi, la possibilità di monitorare un numero maggiore di profili, l'aumento della quantità di alternative valutabili, la migliore documentabilità del processo e l'allineamento tra area tecnica, scouting e management. In particolare, nei processi di recruitment, l'utilizzo del modello consente di ridurre il tempo dedicato alle fasi di prima scrematura e di concentrare il lavoro umano sulle attività a maggiore valore aggiunto, come video analysis, osservazione live, valutazione del contesto e decisione finale.

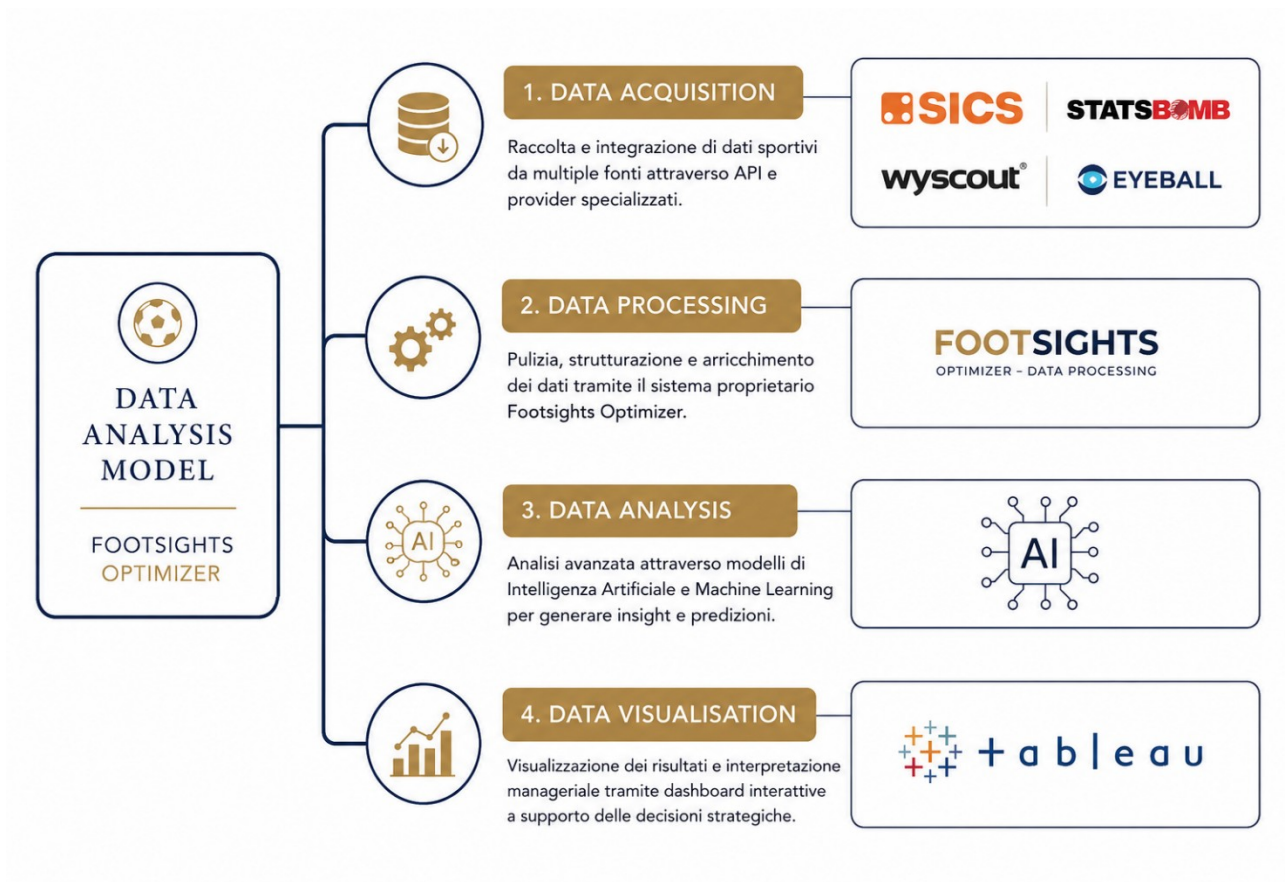
È importante sottolineare che Footsights Optimizer non sostituisce il lavoro dello scout, del direttore sportivo o dello staff tecnico. Il modello opera come infrastruttura di supporto, capace di aumentare la capacità analitica dell'organizzazione e di rendere più strutturato il processo decisionale. L'output prodotto dal sistema non rappresenta una decisione automatica, ma una base informativa avanzata che deve essere interpretata, validata e contestualizzata da professionisti competenti. Per questa ragione, il modello può essere definito come un workflow proprietario potenziato dall'intelligenza artificiale, nel quale alcune fasi di raccolta, elaborazione e comparazione vengono automatizzate o semi-automatizzate, mentre la valutazione finale rimane affidata al giudizio umano.

Nel complesso, il modello di business di Footsights Optimizer riflette la natura ibrida dell'innovazione data-driven nel calcio professionistico. Il valore non deriva soltanto dalla tecnologia o dalla quantità di dati disponibili, ma dalla combinazione tra infrastruttura analitica, competenze calcistiche, interpretazione manageriale e capacità di fornire output concretamente utilizzabili. Questa impostazione consente al modello di adattarsi a clienti differenti, mantenendo come elemento centrale la trasformazione del dato grezzo in conoscenza operativa a supporto delle decisioni sportive e strategiche

Dal punto di vista operativo, invece, il modello si articola in quattro fasi principali: la raccolta e integrazione dei dati (Data Acquisition), l'elaborazione, pulizia e strutturazione delle informazioni tramite il sistema proprietario di processing dei dati (Data Processing), l'analisi avanzata attraverso strumenti di Intelligenza Artificiale e Machine Learning (Data Analysis) e, infine, la visualizzazione e interpretazione manageriale degli output a supporto delle decisioni strategiche (Data Visualisation). Ogni fase contribuisce alla costruzione di un processo decisionale progressivamente più rapido, scalabile e strutturato rispetto ai modelli tradizionali.

La Figura 3.1 rappresenta schematicamente la struttura operativa del modello "Footsights Optimizer", evidenziando le principali fasi del workflow e le tecnologie integrate all'interno del processo.

Figura 3.1 – Struttura del modello Footsights Optimizer.



Fonte: elaborazione propria con il supporto di ChatGPT (OpenAI), sulla base del modello "Footsights Optimizer".

L'obiettivo del modello non consiste nella sostituzione del giudizio umano attraverso sistemi automatizzati, ma nella costruzione di un processo decisionale supportato dai dati, capace di ridurre il sovraccarico informativo, aumentare la capacità analitica del club e migliorare l'efficienza organizzativa delle attività di scouting e recruitment. In questo senso, il framework si inserisce nel paradigma dell'augmented intelligence discusso nei capitoli precedenti, nel quale l'Intelligenza Artificiale agisce come strumento di supporto e accelerazione del processo decisionale, mentre la valutazione finale rimane affidata alle competenze professionali degli operatori sportivi.

Le quattro fasi che compongono il modello verranno approfondite nel dettaglio nei paragrafi successivi, al fine di analizzarne il funzionamento operativo, il ruolo all'interno del processo decisionale e le implicazioni organizzative derivanti dall'integrazione di strumenti AI-based nel contesto del calcio professionistico.

3.2.1 Data Acquisition – Raccolta e integrazione dei dati

La prima fase del modello “Footsights Optimizer” riguarda la raccolta, l’integrazione e l’organizzazione delle informazioni necessarie a supportare il processo decisionale del club. In un contesto caratterizzato da una crescente disponibilità di dati sportivi, la costruzione di un’infrastruttura informativa affidabile rappresenta infatti il presupposto fondamentale per lo sviluppo di sistemi decisionali data-driven e AI-based. L’efficacia delle successive attività di elaborazione e analisi dipende in larga misura dalla qualità, dalla completezza e dalla coerenza dei dati raccolti.

Dal punto di vista metodologico, è necessario distinguere tra dati evento (event data) e dati tracking (tracking data), poiché rappresentano due categorie informative profondamente differenti. Gli event data descrivono azioni specifiche che avvengono durante la partita, come passaggi, tiri, dribbling, contrasti o recuperi palla. Ogni evento viene registrato con informazioni contestuali quali minuto di gioco, posizione sul campo, giocatori coinvolti ed esito dell’azione. Questa tipologia di dato costituisce oggi la base principale dei processi di scouting e performance analysis, poiché consente di misurare in maniera strutturata il comportamento tecnico-tattico di squadre e calciatori.

I tracking data, invece, derivano da sistemi di tracciamento ottico o GPS e registrano continuamente la posizione dei giocatori e del pallone durante tutta la partita, generalmente con frequenze molto elevate, pari anche a 25 rilevazioni al secondo. Questa tipologia di dato consente di analizzare aspetti molto più complessi rispetto ai semplici eventi di gioco, come l’occupazione degli spazi, la sincronizzazione dei movimenti, le distanze tra reparti, l’intensità fisica e le dinamiche collettive della squadra.

Nel settore calcistico professionistico, i dati evento possono provenire da piattaforme specializzate come Wyscout, SICS, StatsBomb ed Eyeball; nel caso specifico di Footsights Optimizer, tuttavia, il modello utilizza principalmente dati evento provenienti da Wyscout, SICS ed Eyeball. Tali strumenti consentono di raccogliere grandi quantità di informazioni relative alle performance individuali e collettive dei calciatori, costituendo oggi una delle principali basi informative dei processi di scouting e performance analysis nel calcio professionistico.

Per comprendere il funzionamento della fase di Data Acquisition è utile descrivere sinteticamente la natura delle principali piattaforme utilizzate nel settore. Wyscout rappresenta una delle piattaforme più diffuse a livello internazionale per scouting, video analysis e consultazione di dati calcistici. Nata in Italia e successivamente acquisita da Hudl, società statunitense specializzata in soluzioni video e performance analysis per lo sport, Wyscout mette a disposizione dei club un ampio database di partite, video, profili giocatore, statistiche individuali e strumenti di ricerca avanzata. La piattaforma consente

agli operatori sportivi di osservare partite complete, analizzare singoli eventi di gioco, costruire shortlist e confrontare profili appartenenti a campionati e competizioni differenti.

I dati presenti su Wyscout derivano principalmente dalla raccolta e dall'analisi di video gara provenienti da competizioni ufficiali. Le partite vengono acquisite, archiviate e successivamente codificate attraverso processi di tagging, che associano agli eventi di gioco informazioni relative al tipo di azione, al giocatore coinvolto, alla squadra, alla posizione in campo, all'esito e al contesto dell'evento. In questo modo, il video viene trasformato in un insieme strutturato di dati evento interrogabili e confrontabili. Il valore della piattaforma non risiede quindi soltanto nell'ampiezza del database video, ma anche nella possibilità di collegare ciascun dato statistico al relativo contenuto video, consentendo agli scout e agli analisti di verificare qualitativamente ciò che emerge dall'analisi quantitativa.

SICS è invece una realtà italiana specializzata nello sviluppo di software e servizi per match analysis, performance analysis e supporto agli staff tecnici. La piattaforma si rivolge principalmente a club, allenatori, match analyst e strutture tecniche che necessitano di strumenti per analizzare partite, organizzare informazioni video, produrre report e monitorare aspetti tecnico-tattici della performance. Rispetto a piattaforme maggiormente orientate allo scouting globale, SICS presenta una vocazione più vicina al lavoro quotidiano dello staff tecnico, alla preparazione della gara e all'analisi delle prestazioni della propria squadra e degli avversari.

Anche in questo caso, l'acquisizione del dato avviene prevalentemente attraverso l'analisi video e la codifica degli eventi di gioco. I dati vengono prodotti mediante processi di osservazione, tagging e classificazione delle azioni, che permettono di trasformare la partita in una sequenza di eventi analizzabili. A seconda del servizio e del livello di integrazione richiesto, tali informazioni possono essere utilizzate per generare report, statistiche, clip video, dashboard e contenuti utili alla preparazione tecnica e tattica. La funzione principale di SICS consiste quindi nel rendere più strutturato e accessibile il lavoro di analisi svolto dagli staff, collegando il dato tecnico alla dimensione video e operativa della partita.

StatsBomb rappresenta invece una piattaforma orientata alla produzione di dati calcistici avanzati e modelli analitici ad alta granularità. Fondata come società specializzata in football analytics e successivamente acquisita da Hudl, StatsBomb si è distinta nel mercato per la profondità dei propri event data e per lo sviluppo di metriche avanzate utilizzate nello scouting, nella performance analysis e nella valutazione dei giocatori. I suoi dataset includono informazioni estremamente dettagliate sugli eventi di gioco e possono essere integrati con modelli statistici, visualizzazioni e strumenti di analisi avanzata.

La raccolta dei dati StatsBomb avviene attraverso un processo strutturato di codifica degli eventi, nel quale operatori specializzati e strumenti tecnologici contribuiscono alla registrazione accurata delle azioni di gioco. La piattaforma è nota per la ricchezza delle variabili associate agli eventi, come la pressione sul portatore, la posizione dei giocatori coinvolti, la body part utilizzata, il tipo di azione e altri elementi contestuali che permettono una lettura più approfondita della performance. In alcune configurazioni, StatsBomb integra inoltre dati più avanzati, come quelli relativi alla posizione dei giocatori nei momenti chiave dell'azione, ampliando le possibilità di analisi tattica e collettiva.

Eyeball, infine, è una piattaforma più recente e focalizzata soprattutto sul video scouting internazionale e sull'analisi di giovani calciatori. Il suo posizionamento è particolarmente rilevante per club, agenzie e operatori interessati a monitorare mercati meno coperti dai principali provider tradizionali, con particolare attenzione a fasce d'età giovanili e contesti competitivi emergenti. La piattaforma consente di accedere a video, statistiche, highlight e informazioni su un numero elevato di giovani profili, rendendo più scalabile il lavoro di osservazione su mercati geograficamente distanti o difficilmente raggiungibili attraverso lo scouting tradizionale.

Il modello di acquisizione dati di Eyeball si basa prevalentemente sulla raccolta di filmati di partite, spesso attraverso club partner o sistemi di ripresa dedicati, successivamente analizzati tramite processi tecnologici e attività di classificazione delle azioni. La piattaforma combina quindi video, dati prestativi e strumenti di scouting, con l'obiettivo di rendere più accessibili profili che, in assenza di una copertura strutturata, potrebbero rimanere fuori dal perimetro osservativo dei club professionistici. In questo senso, Eyeball rappresenta un esempio di come la combinazione tra video, dati e tecnologie AI-assisted possa contribuire ad ampliare la copertura dello scouting internazionale, soprattutto nei mercati giovanili.

Nel complesso, queste piattaforme condividono una logica comune: trasformare eventi osservabili all'interno della partita in dati strutturati, interrogabili e utilizzabili nei processi decisionali. Tuttavia, esse differiscono per copertura geografica, profondità del dato, target di utilizzo e orientamento operativo. Wyscout è maggiormente associata allo scouting globale e alla combinazione tra video e dati; SICS è più vicina alla match analysis e al lavoro quotidiano degli staff tecnici; StatsBomb si distingue per l'elevata granularità dei dati evento e lo sviluppo di metriche avanzate; Eyeball si posiziona soprattutto sullo scouting video-data di giovani calciatori e mercati meno coperti. Per Footsights Optimizer, l'integrazione di dati provenienti da provider diversi consente quindi di costruire una base informativa più ampia e articolata, ma richiede al tempo stesso attività di pulizia, normalizzazione e contestualizzazione per rendere i dataset effettivamente comparabili all'interno dello stesso workflow analitico.

Uno degli aspetti centrali della fase di Data Acquisition riguarda la capacità di integrare dati provenienti da fonti differenti all'interno di un unico ecosistema informativo. Nel modello Footsights Optimizer, tale attività avviene attraverso sistemi di importazione automatizzata mediante API (Application Programming Interface), che consentono lo scambio diretto di dati tra piattaforme differenti, file CSV (Comma-Separated Values), utilizzati per l'esportazione e l'organizzazione strutturata delle informazioni, e database condivisi, che permettono di centralizzare grandi quantità di dati provenienti da campionati, competizioni e provider diversi. Sebbene il processo di integrazione tramite file CSV richieda una componente più manuale rispetto ai collegamenti diretti tramite API, esso rappresenta comunque una soluzione estremamente diffusa e funzionale nel calcio professionistico contemporaneo.

Negli ultimi anni, inoltre, i dati tracking sono diventati progressivamente più accessibili grazie allo sviluppo di tecnologie basate su computer vision e tracciamento video tramite telecamere. Aziende come SkillCorner stanno assumendo un ruolo sempre più rilevante nel mercato sport-tech, offrendo sistemi capaci di ricostruire il posizionamento tridimensionale dei giocatori direttamente dalle riprese televisive delle partite, senza la necessità di installare infrastrutture fisiche dedicate all'interno degli stadi. Questa evoluzione ha aumentato significativamente la scalabilità del tracking data nel calcio professionistico, consentendo anche a club privi di infrastrutture proprietarie avanzate di accedere a dati posizionali caratterizzati da un elevato livello di accuratezza.

Attraverso questi sistemi è possibile ottenere informazioni estremamente dettagliate sui movimenti collettivi e individuali dei calciatori, ampliando in maniera significativa le possibilità di analisi tattica, scouting avanzato e sviluppo di modelli predittivi basati sull'Intelligenza Artificiale. Se i dati evento descrivono principalmente “cosa” accade durante una partita, i dati tracking consentono invece di comprendere “come” e “perché” determinate situazioni si sviluppano sul campo. Per questo motivo, i sistemi decisionali più avanzati tendono progressivamente a integrare entrambe le tipologie di dati, combinando profondità tattica, analisi quantitativa e capacità predittiva.

Parallelamente alla raccolta dei dati, il modello prevede una fase preliminare di controllo qualitativo delle informazioni. La qualità del dato rappresenta infatti un elemento cruciale per il corretto funzionamento dell'intero framework decisionale, poiché eventuali errori, incoerenze o mancanze informative possono compromettere l'affidabilità delle analisi successive. Per questo motivo, il sistema include attività di verifica, pulizia e uniformazione dei dataset, finalizzate a garantire la comparabilità delle informazioni provenienti da contesti competitivi differenti.

Un ulteriore elemento rilevante riguarda la possibilità di ampliare significativamente l'ampiezza geografica e competitiva dello scouting. A differenza dei modelli tradizionali, fortemente limitati

dalla presenza fisica degli osservatori e dalle risorse disponibili, l'utilizzo di database integrati consente di monitorare simultaneamente migliaia di giocatori appartenenti a campionati e categorie differenti. In questo senso, la fase di raccolta dati contribuisce già nelle prime fasi del processo a ridurre alcuni dei principali vincoli operativi e cognitivi tipici dello scouting tradizionale, aumentando la capacità informativa e analitica del club.

Nel complesso, la fase di Data Acquisition costituisce quindi la base operativa del modello "Footsights Optimizer", poiché consente di costruire un sistema informativo centralizzato, aggiornato e scalabile, necessario per supportare le successive attività di elaborazione, analisi e interpretazione decisionale.

3.2.2 Data Processing – Elaborazione e strutturazione del dato

La seconda fase del modello "Footsights Optimizer" riguarda l'elaborazione e la strutturazione dei dati raccolti nella fase precedente. Se la Data Acquisition consente di costruire la base informativa del sistema, il Data Processing ha invece la funzione di trasformare il dato grezzo in una forma ordinata, comparabile e utilizzabile per le successive attività di analisi. Nel calcio professionistico contemporaneo, infatti, il problema principale non è più soltanto la disponibilità delle informazioni, ma la capacità di organizzarle e trasformarle in strumenti realmente funzionali alle decisioni sportive e manageriali.

All'interno del modello Footsights Optimizer, questa fase assume un ruolo centrale perché permette di passare da una semplice raccolta di dati evento a una struttura analitica capace di supportare la prima scrematura dei profili. I dati provenienti da piattaforme come Wyscout, SICS ed Eyeball vengono quindi sottoposti a processi di pulizia, ordinamento, standardizzazione e normalizzazione, necessari per renderli coerenti tra loro e confrontabili all'interno dello stesso sistema. Questa attività è particolarmente rilevante perché, come evidenziato nella fase di acquisizione, i diversi provider possono adottare criteri di tagging differenti, generando possibili variazioni nella classificazione degli eventi di gioco.

Il data cleaning rappresenta quindi un passaggio preliminare indispensabile. Attraverso questa attività vengono individuate eventuali incoerenze, duplicazioni, valori anomali o differenze di formato all'interno dei dataset. Successivamente, i dati vengono uniformati secondo criteri comuni, in modo da poter essere elaborati attraverso modelli comparativi. Tale processo consente di ridurre il rischio che la qualità o la struttura originaria del dato condizioni negativamente l'affidabilità degli output successivi. In altri termini, prima ancora di produrre ranking, score o indicatori sintetici, il modello deve garantire che le informazioni di partenza siano sufficientemente pulite, coerenti e interpretabili.

Nel caso specifico di Footsights Optimizer, il sistema utilizza esclusivamente dati tecnico-tattici derivanti da event data. A partire da tali dati, il modello costruisce caratteristiche specifiche per ciascun ruolo, distinguendo tra portiere, difensore centrale, terzino, centrocampista, esterno offensivo, trequartista e attaccante. Questa distinzione è fondamentale perché la performance di un calciatore non può essere valutata attraverso criteri generici e uniformi per tutti i ruoli. Ogni posizione richiede infatti competenze differenti e, di conseguenza, indicatori diversi devono assumere un peso diverso all'interno del processo valutativo.

Per questa ragione, Footsights Optimizer si fonda su modelli di pesatura ruolo-specifici, sviluppati e testati internamente per oltre un anno e mezzo. Tali pesature consentono di attribuire importanza differente alle variabili considerate in funzione del ruolo analizzato. Ad esempio, gli indicatori rilevanti per valutare un difensore centrale non coincidono con quelli necessari per valutare un esterno offensivo o un trequartista. Nel primo caso possono assumere maggiore importanza aspetti come duelli difensivi, intercetti, contrasti o efficacia nella costruzione dal basso; nel secondo, invece, possono risultare più significativi indicatori legati a dribbling, progressioni, occasioni create, passaggi chiave o contributo offensivo.

A partire da queste pesature, il sistema genera ranking e score di performance attraverso un indicatore sintetico denominato "Performance Index". Tale indice viene normalizzato sia in scala 0-10 sia in valore assoluto, permettendo una comparazione più intuitiva tra giocatori appartenenti a stagioni, campionati e contesti competitivi differenti. La normalizzazione del dato rappresenta un passaggio essenziale, poiché consente di ridurre la complessità informativa e di rendere leggibili grandi quantità di informazioni all'interno di un'unica metrica comparativa.

Il Performance Index non viene però interpretato come un valore assoluto e autosufficiente. Per evitare una lettura eccessivamente meccanica della performance statistica, il modello lo affianca a un "Indice di Attendibilità", anch'esso espresso in scala 0-10. Questo secondo indicatore considera fattori come il livello competitivo del campionato, il minutaggio del giocatore e la rilevanza del campione osservato rispetto al ruolo analizzato. In questo modo, il sistema non si limita a classificare i calciatori sulla base della sola performance numerica, ma introduce un elemento di contestualizzazione qualitativa del dato.

L'Indice di Attendibilità è particolarmente importante perché consente di distinguere tra una performance statisticamente elevata e una performance realmente solida dal punto di vista decisionale. Un giocatore con pochi minuti disputati, ad esempio, potrebbe ottenere valori prestativi molto alti in alcune metriche, ma presentare un livello di attendibilità inferiore rispetto a un profilo con maggiore continuità e un campione di osservazione più ampio. Allo stesso modo, una

performance ottenuta in un campionato meno competitivo deve essere interpretata diversamente rispetto a una performance simile registrata in un contesto tecnico di livello superiore.

Oltre alla produzione di ranking e score comparativi, la fase di Data Processing consente di predisporre prime classificazioni dei profili analizzati. Il sistema può infatti organizzare i giocatori sulla base di caratteristiche simili, costruendo gruppi comparabili e rendendo più semplice la successiva individuazione di profili coerenti con specifiche esigenze tecniche o strategiche. In questa fase possono inoltre essere impostati alert automatici legati a criteri prestabiliti, come giocatori in scadenza contrattuale, giovani titolari emergenti o profili che mostrano una crescita improvvisa delle performance.

Questi output non rappresentano ancora la decisione finale, ma costituiscono una base informativa strutturata sulla quale costruire le successive attività di analisi. Il valore del Data Processing consiste infatti nella capacità di ridurre il sovraccarico informativo tipico dello scouting tradizionale, trasformando un insieme ampio e disordinato di dati in una selezione più leggibile, ordinata e funzionale. In questo modo, il lavoro degli analisti e degli scout può concentrarsi su profili già filtrati e resi comparabili, ottimizzando il tempo destinato alla video analysis, all'osservazione live e alla valutazione qualitativa.

Un esempio concreto di questa logica riguarda l'utilizzo della piattaforma Eyeball, specializzata nella raccolta di dati relativi a campionati minori e mercati meno coperti dai principali provider internazionali. Attraverso l'elaborazione dei dataset esportati in formato CSV e l'applicazione di modelli algoritmici successivi alla fase di data cleaning, è possibile ordinare e classificare automaticamente profili provenienti da campionati giovanili e senior, in particolare nel contesto africano. Questo processo consente di ampliare significativamente la capacità di monitoraggio su mercati difficilmente accessibili attraverso i canali tradizionali.

Dal punto di vista operativo, tale approccio permette di aumentare la scalabilità dello scouting internazionale, incrementando il numero di giocatori analizzabili in maniera approfondita rispetto ai processi tradizionali. Nel caso analizzato, l'utilizzo di un sistema strutturato di elaborazione e classificazione dei dati ha contribuito a triplicare il numero di profili valutati in modo approfondito e a ridurre il tempo operativo di circa l'80%. In questo senso, il focus operativo si sposta progressivamente dalla quantità di osservazioni effettuate alla qualità dell'interpretazione finale.

Nel complesso, la fase di Data Processing rappresenta quindi il passaggio attraverso cui Footsights Optimizer trasforma i dati evento raccolti da fonti differenti in una base analitica ordinata, normalizzata e comparabile. Attraverso data cleaning, pesature ruolo-specifiche, Performance Index,

Indice di Attendibilità, ranking e prime classificazioni, il modello costruisce le condizioni necessarie per la fase successiva di Data Analysis, nella quale gli output elaborati vengono ulteriormente interpretati attraverso strumenti AI-based e modelli di Machine Learning.

Un ulteriore aspetto rilevante nella fase di Data Acquisition riguarda la gestione della privacy e della sicurezza dei dati dei calciatori nello scambio informativo tra piattaforme differenti. Nel calcio professionistico, infatti, i dati utilizzati nei processi di scouting e performance analysis possono riguardare informazioni tecniche, fisiche, prestative e, in alcuni casi, dati più sensibili legati alla condizione atletica o sanitaria del giocatore. Per questo motivo, l'integrazione tra provider esterni, database proprietari e strumenti di analisi deve essere interpretata non soltanto come un problema tecnico, ma anche come una questione di governance del dato.

Nel caso di Footsights Optimizer, il modello utilizza prevalentemente dati tecnico-tattici e prestativi provenienti da provider specializzati, già raccolti e distribuiti secondo le condizioni contrattuali e le policy di trattamento previste dalle singole piattaforme. Footsights non si configura quindi come soggetto che raccoglie direttamente dati personali dai calciatori, ma come utilizzatore e rielaboratore di dataset provenienti da fonti terze, all'interno dei limiti di utilizzo previsti dagli accordi commerciali con i provider. Questo aspetto è importante perché consente di distinguere tra la produzione originaria del dato, che rimane in capo alle piattaforme o ai soggetti che lo raccolgono, e la successiva attività di elaborazione, normalizzazione e interpretazione svolta dal modello.

La gestione della privacy richiede quindi una distinzione tra diverse tipologie di dati. I dati evento, come passaggi, tiri, duelli, recuperi palla o azioni tecniche registrate durante una partita, presentano generalmente un livello di criticità inferiore rispetto a dati biometrici, medici o tracking estremamente granulari. Pur essendo riferibili a singoli calciatori, essi descrivono prestazioni sportive osservabili all'interno di competizioni ufficiali e vengono normalmente trattati all'interno di piattaforme di scouting e performance analysis. I dati tracking e i dati fisico-atletici, invece, possono comportare maggiori implicazioni in termini di privacy, soprattutto quando consentono un monitoraggio dettagliato del movimento, del carico fisico o dello stato di condizione dell'atleta. Per questa ragione, l'utilizzo di dati più granulari richiede una maggiore attenzione alle basi giuridiche del trattamento, alle autorizzazioni contrattuali, ai limiti di accesso e alle modalità di conservazione.

Dal punto di vista organizzativo, non esiste necessariamente un unico network orchestrator che governa l'intero ecosistema dei dati calcistici. Il mercato è infatti composto da diversi attori, ciascuno con un ruolo specifico: i provider raccolgono, classificano e distribuiscono i dati; i club e le organizzazioni sportive li utilizzano nei propri processi decisionali; soggetti come Footsights li integrano e li rielaborano per produrre insight, report e supporti alla decisione. In questo scenario, la

governance del dato è distribuita e dipende dagli accordi contrattuali, dalle licenze d'uso e dalle responsabilità attribuite ai diversi soggetti coinvolti.

All'interno di questo ecosistema, Footsights Optimizer può essere interpretato come un orchestratore operativo del dato, ma non come un unico orchestratore centrale dell'intero network. La sua funzione consiste nel raccogliere dati provenienti da fonti autorizzate, integrarli all'interno di un workflow proprietario, verificarne la coerenza, normalizzarli e trasformarli in output utilizzabili dal cliente. L'orchestrazione riguarda quindi il processo analitico interno, non il controllo originario di tutte le fonti informative. In altri termini, Footsights coordina il dato nella fase di elaborazione e interpretazione, ma non sostituisce il ruolo dei provider né accentra l'intera catena di produzione del dato sportivo.

Per ridurre i rischi legati alla circolazione delle informazioni, il modello si fonda su alcuni principi operativi. In primo luogo, viene applicato un principio di minimizzazione del dato, utilizzando soltanto le informazioni effettivamente necessarie rispetto all'obiettivo dell'analisi. In secondo luogo, l'accesso ai dataset e agli output è limitato ai soggetti coinvolti nel progetto e funzionale al processo decisionale. In terzo luogo, gli output vengono prevalentemente restituiti in forma di report, shortlist, dashboard sintetiche o dossier, evitando una circolazione non controllata dell'intero dataset originario. Infine, quando possibile, l'analisi viene orientata verso indicatori aggregati, comparativi o normalizzati, riducendo l'esposizione di informazioni non necessarie rispetto alla finalità decisionale.

Un ulteriore elemento riguarda la tracciabilità del processo. La presenza di workflow strutturati, database organizzati e procedure di data cleaning consente di mantenere maggiore controllo sulle fonti utilizzate, sulle trasformazioni applicate e sugli output prodotti. Questo aspetto assume rilievo non soltanto per la qualità dell'analisi, ma anche per la responsabilità organizzativa nella gestione dei dati. Sapere da quale fonte proviene un'informazione, come è stata elaborata e per quale finalità viene utilizzata permette di rendere il processo più trasparente e verificabile.

Nel complesso, la gestione della privacy nel modello Footsights Optimizer si basa su una logica di governance distribuita e controllo operativo interno. I provider esterni mantengono un ruolo centrale nella raccolta e distribuzione originaria dei dati; Footsights interviene nella fase di integrazione, elaborazione e interpretazione; il cliente finale riceve output già selezionati e contestualizzati rispetto alle proprie esigenze. In questo modo, il modello cerca di conciliare l'esigenza di utilizzare dati sportivi sempre più dettagliati con la necessità di garantire un trattamento ordinato, proporzionato e coerente delle informazioni relative ai calciatori.

3.2.3 Data Analysis – Analisi tramite AI e Machine Learning

La terza fase del modello “Footsights Optimizer” riguarda l’analisi avanzata delle informazioni precedentemente raccolte, pulite e strutturate. Dopo la fase di Data Processing, nella quale i dati evento vengono trasformati in indicatori, score e classificazioni preliminari, la Data Analysis ha l’obiettivo di attribuire significato analitico a tali output, individuando relazioni, pattern e profili potenzialmente rilevanti per le esigenze tecniche e strategiche del club.

In questo contesto, l’Intelligenza Artificiale può essere intesa come l’insieme di sistemi e tecnologie capaci di simulare alcuni processi cognitivi tipici dell’essere umano, come l’analisi, il riconoscimento di pattern e l’elaborazione di informazioni complesse. All’interno di tale ambito, il Machine Learning rappresenta una componente specifica dell’AI e si fonda sulla capacità dei sistemi di apprendere dai dati, identificando correlazioni e migliorando progressivamente la propria capacità analitica attraverso processi statistici e algoritmici.

Applicata al calcio professionistico, questa logica consente di superare una lettura meramente descrittiva del dato. Il valore dell’analisi non consiste infatti soltanto nel misurare ciò che è accaduto, ma nel riconoscere segnali utili all’interno di grandi volumi di informazioni: trend di crescita, anomalie prestative, profili sottovalutati, compatibilità tattiche e ricorrenze statistiche che potrebbero non emergere attraverso una valutazione puramente osservativa. In questo senso, l’AI non produce semplicemente più informazioni, ma contribuisce a rendere le informazioni più selettive, interpretabili e orientate alla decisione.

Nel caso di Footsights Optimizer, la fase di Data Analysis utilizza gli output elaborati nella fase precedente come base per costruire letture più approfondite dei profili analizzati. Gli indicatori sintetici, gli score e gli indici di attendibilità non vengono quindi considerati come risultati finali, ma come strumenti attraverso cui orientare il processo interpretativo. La loro funzione è quella di ridurre la complessità iniziale del mercato e permettere agli operatori sportivi di concentrare l’attenzione su giocatori già filtrati secondo criteri coerenti con il ruolo, il contesto competitivo e le necessità della rosa.

Un aspetto centrale di questa fase è la capacità del modello di supportare processi di comparazione tra calciatori appartenenti a campionati, stagioni e contesti differenti. Attraverso modelli algoritmici e logiche di confronto, Footsights Optimizer consente di individuare profili simili, alternative funzionali e giocatori compatibili con determinati parametri tecnico-tattici. Questa funzione risulta particolarmente utile nei processi di recruitment, dove la valutazione di un singolo obiettivo di mercato può essere affiancata dall’identificazione di profili comparabili, potenzialmente più sostenibili o più coerenti con la strategia del club.

La Data Analysis permette inoltre di intercettare segnali che, nei processi tradizionali, potrebbero rimanere marginali o emergere con maggiore ritardo. L'individuazione di un giovane titolare in crescita, di un giocatore con miglioramento improvviso in specifiche metriche o di un profilo sottovalutato in un campionato meno visibile rappresenta un esempio di come l'analisi algoritmica possa ampliare la capacità esplorativa dello scouting. Il modello non si limita quindi a confermare profili già noti, ma può contribuire a far emergere opportunità che richiederebbero tempi e risorse significativamente maggiori attraverso procedure esclusivamente manuali.

In questa prospettiva, l'AI agisce come un filtro intelligente all'interno del processo decisionale. Il suo compito non è decidere autonomamente quale giocatore acquistare, osservare o segnalare, ma ridurre il rumore informativo e orientare l'attenzione verso alternative più coerenti con gli obiettivi del club. La decisione finale rimane affidata alle competenze degli operatori sportivi, ma viene supportata da una base analitica più ampia, ordinata e oggettivabile.

La fase di Data Analysis può essere ulteriormente supportata da strumenti AI complementari, come NotebookLM, Julius e Genspark, utilizzati per facilitare attività di ricerca, sintesi e interpretazione preliminare delle informazioni. Questi strumenti possono contribuire alla lettura di dataset complessi, alla generazione di report di supporto e all'individuazione di connessioni tra variabili, rendendo più rapido il passaggio dall'elaborazione tecnica del dato alla sua comprensione operativa. Tuttavia, essi non sostituiscono il modello decisionale né la valutazione professionale, ma agiscono come supporti aggiuntivi all'interno di un ecosistema informativo più ampio.

Il valore della Data Analysis dipende quindi dall'integrazione tra capacità algoritmica e conoscenza calcistica. Gli output prodotti dal sistema devono essere interpretati alla luce del modello di gioco, del ruolo richiesto, del livello competitivo, delle caratteristiche della rosa e degli obiettivi strategici del club. Un dato statisticamente positivo può assumere significati differenti a seconda del contesto in cui viene prodotto; allo stesso modo, un profilo apparentemente meno evidente può risultare particolarmente interessante se letto in relazione a specifiche esigenze tattiche o di mercato.

Nel complesso, la fase di Data Analysis rappresenta il passaggio attraverso cui Footsights Optimizer trasforma una base informativa strutturata in insight operativi a supporto dello scouting, del recruitment e della valutazione dei giocatori. Attraverso modelli AI-based e logiche di Machine Learning, il sistema consente di individuare pattern, comparare profili, riconoscere segnali rilevanti e ridurre la complessità decisionale. Tale fase prepara il successivo momento di Data Visualisation, nel quale gli output analitici vengono resi leggibili, condivisibili e utilizzabili nei processi decisionali strategici.

3.2.4 Data Visualisation – Visualizzazione e supporto alle decisioni strategiche

La quarta fase del modello “Footsights Optimizer” riguarda la visualizzazione degli output analitici e la loro trasformazione in strumenti concretamente utilizzabili nei processi decisionali del club. Dopo la raccolta, l’elaborazione e l’analisi dei dati, il valore del modello dipende infatti dalla capacità di rendere le informazioni prodotte leggibili, condivisibili e funzionali alle esigenze operative e strategiche dell’organizzazione. In questo senso, la Data Visualisation non rappresenta una semplice fase grafica o descrittiva, ma costituisce il momento in cui il dato viene tradotto in supporto decisionale.

Dal punto di vista operativo, le dashboard sviluppate tramite software come Tableau consentono di organizzare gli output del modello in ambienti visivi strutturati, nei quali ranking, score, indicatori di performance, confronti tra profili e informazioni di contesto possono essere consultati in maniera più immediata. Tali strumenti risultano particolarmente utili per analyst e figure specializzate, poiché permettono di esplorare grandi volumi di informazioni, filtrare i profili in base a criteri specifici e monitorare l’evoluzione dei giocatori nel tempo.

Tuttavia, affinché il processo possa incidere realmente sulle decisioni strategiche, la visualizzazione tecnica del dato non è sufficiente. Le informazioni devono essere reinterpretate e sintetizzate in contenuti facilmente comprensibili anche per stakeholder che non possiedono competenze analitiche avanzate, come direzione sportiva, area tecnica, management societario e proprietà. Per questo motivo, nel workflow di Footsights Optimizer la fase di output finale assume una funzione manageriale: non si limita a mostrare dati, ma li organizza in una forma utile alla discussione, alla valutazione e alla scelta.

In questa prospettiva, strumenti AI-assisted come NotebookLM, Julius e Genspark possono supportare la trasformazione di dataset complessi in report sintetici, strutturati e orientati alla decisione. La loro funzione non consiste nell’automatizzare la scelta finale, ma nel facilitare la sintesi delle informazioni, la costruzione di report interpretativi e la comunicazione degli insight prodotti dal modello. L’obiettivo non è aumentare la quantità di informazioni percepite dal management, ma ridurre la complessità del processo decisionale attraverso contenuti chiari, immediatamente leggibili e coerenti con le esigenze operative del club.

L’output finale del modello rappresenta quindi il punto di connessione tra area analitica, area scouting, area tecnica, direzione sportiva e management societario. Il valore strategico non risiede soltanto nella capacità di raccogliere dati o sviluppare modelli analitici, ma nella possibilità di costruire un linguaggio comune tra i diversi livelli dell’organizzazione. In questo modo, le decisioni diventano maggiormente argomentabili, verificabili e coerenti con gli obiettivi complessivi del club.

Sul piano strategico, Footsights Optimizer può supportare la pianificazione sportiva, la costruzione della rosa e la definizione delle strategie di recruitment. Il sistema non viene quindi utilizzato esclusivamente per generare ranking o screening operativi, ma come piattaforma informativa capace di collegare la valutazione dei giocatori al modello competitivo e organizzativo della società. Attraverso questa logica, il recruitment non viene interpretato come semplice ricerca di talenti, ma come parte integrante della strategia sportiva ed economica del club.

Uno dei principali vantaggi riguarda la possibilità di allineare la selezione dei profili al modello di business e all'identità tecnica della società. I giocatori possono infatti essere valutati non soltanto sulla base della performance statistica, ma anche in funzione della sostenibilità economica, della prospettiva di valorizzazione, della compatibilità con il contesto competitivo e della coerenza rispetto alle esigenze tecnico-tattiche della squadra. In questo modo, il dato diventa uno strumento a supporto della coerenza strategica delle decisioni sportive.

Il modello consente inoltre di costruire shortlist coerenti con differenti strategie societarie. In alcuni casi, il focus può essere orientato verso giocatori giovani e valorizzabili, con elevato potenziale di crescita patrimoniale; in altri, invece, verso profili più esperti e immediatamente performanti, definiti "instant player", capaci di aumentare rapidamente il livello competitivo della squadra. La costruzione della shortlist diventa quindi il risultato di un processo più strutturato, nel quale performance, contesto, sostenibilità e obiettivi societari vengono integrati all'interno della valutazione.

L'utilizzo di workflow AI-based permette anche di rafforzare la capacità di programmazione del club. Attraverso database dinamici, ranking evolutivi e sistemi di monitoraggio continuo, il processo di recruitment diventa progressivamente più scalabile e strutturato rispetto ai modelli tradizionali. Il club può infatti monitorare nel tempo sia profili esterni sia giocatori già presenti all'interno della rosa, valutando l'evoluzione delle performance, la sostenibilità tecnica delle scelte effettuate e le possibili strategie future di mercato.

Un ulteriore ambito di applicazione riguarda la valutazione della compatibilità tattica dei giocatori rispetto al modello di gioco della squadra. In diversi casi, l'analisi quantitativa può portare a riconsiderare strategie di mercato inizialmente ritenute valide, evidenziando ad esempio una scarsa funzionalità del profilo rispetto alle esigenze dell'allenatore, alla struttura della rosa o al contesto competitivo in cui il giocatore dovrebbe inserirsi. Il dato non rappresenta quindi soltanto uno strumento descrittivo, ma un supporto concreto alla coerenza delle scelte sportive.

Anche nei processi negoziali e nella gestione delle opportunità di mercato, la disponibilità di informazioni strutturate produce un vantaggio competitivo significativo. La possibilità di confrontare

mercati differenti, analizzare percorsi storici dei giocatori e costruire alternative comparabili permette infatti ai club di affrontare le trattative con un livello informativo superiore rispetto ai modelli tradizionali. In questo senso, Footsights Optimizer contribuisce a ridurre le asimmetrie informative tipiche del mercato calcistico, aumentando la capacità di pianificazione e valutazione degli investimenti sportivi.

Un aspetto particolarmente rilevante riguarda il rapporto tra quantità di informazioni e velocità decisionale. L'aumento dei dati disponibili rischia potenzialmente di rallentare i processi organizzativi, soprattutto quando le informazioni non vengono sintetizzate in modo efficace. L'obiettivo del modello consiste invece nel trasformare grandi volumi informativi in processi decisionali più rapidi, pratici ed efficienti. Maggiore disponibilità di dati implica infatti maggiore necessità di elaborazione, sintesi e visualizzazione; il vantaggio competitivo emerge quindi dalla capacità di rendere il dato immediatamente utilizzabile.

In questa fase assume rilievo anche il monitoraggio continuo del processo. L'efficacia di un sistema AI-based non dipende soltanto dalla qualità iniziale dei dati o dalla sofisticazione degli algoritmi, ma dalla capacità del club di verificare nel tempo la qualità degli output prodotti e di correggere progressivamente il workflow decisionale. Nel caso di Footsights Optimizer, il feedback non viene interpretato come una semplice verifica statistica, ma come un processo di validazione operativa e apprendimento organizzativo.

La validazione del modello avviene attraverso il confronto tra output analitici, osservazioni qualitative e rendimento effettivo dei giocatori nel tempo. Profili identificati anticipatamente rispetto al mercato, giocatori successivamente affermatasi in contesti competitivi superiori o segnalazioni rivelatesi coerenti con le esigenze tecniche dei club rappresentano elementi utili per valutare la qualità del processo. In questo senso, il feedback non riguarda soltanto il funzionamento tecnico del modello, ma la capacità complessiva del workflow di supportare concretamente scouting, recruitment e pianificazione sportiva.

Il monitoraggio continuo consente inoltre di mantenere elevata la qualità del dataset e la coerenza metodologica del sistema. L'evoluzione delle piattaforme di raccolta dati, l'introduzione di nuove variabili e le differenze qualitative tra campionati richiedono infatti un costante lavoro di aggiornamento, pulizia e ricalibrazione. Il framework di Footsights Optimizer mantiene una propria stabilità metodologica, ma può essere progressivamente adattato nei pesi attribuiti alle variabili e nelle modalità di interpretazione dei dataset in funzione dell'evoluzione del contesto competitivo.

Il processo di feedback coinvolge infine anche allenatori e direzioni sportive, che partecipano alla definizione delle caratteristiche ricercate nei giocatori e alla valutazione finale delle shortlist elaborate dal sistema. Questo passaggio è fondamentale perché consente di integrare gli output analitici con le esigenze tattiche, strategiche e organizzative del club. La qualità del processo non dipende quindi esclusivamente dalla tecnologia, ma dall'efficacia dell'intera filiera organizzativa: pulizia del dato, elaborazione analitica, visualizzazione, interpretazione tecnica, comunicazione interna e decisione finale.

Nel complesso, la fase di Data Visualisation rappresenta il momento conclusivo del workflow operativo di Footsights Optimizer, poiché trasforma gli insight analitici in output leggibili, condivisibili e orientati all'azione. Attraverso dashboard, report sintetici, strumenti AI-assisted e processi di feedback continuo, il modello consente di collegare analisi dei dati, competenze calcistiche e decisioni manageriali. Il suo valore non risiede quindi soltanto nella capacità di produrre informazioni, ma nella possibilità di renderle effettivamente utilizzabili per costruire processi decisionali più rapidi, coerenti e strategicamente sostenibili.

3.2.5 Interpretazione manageriale e limiti del modello

Le quattro fasi descritte nei paragrafi precedenti consentono di ricostruire il funzionamento operativo del modello “Footsights Optimizer”, dalla raccolta del dato fino alla sua visualizzazione e trasformazione in output decisionale. Tuttavia, per comprendere pienamente il valore del modello, è necessario evidenziare un aspetto trasversale all'intero workflow: l'Intelligenza Artificiale non elimina il ruolo del giudizio umano, ma ne modifica le condizioni di esercizio. Il sistema non deve quindi essere interpretato come uno strumento sostitutivo dello scout, dell'analista, del direttore sportivo o dell'allenatore, bensì come un'infrastruttura di supporto capace di rendere il processo decisionale più strutturato, rapido e informato.

Nel modello tradizionale di scouting, il processo decisionale tendeva spesso a partire da segnalazioni soggettive, reti relazionali, contatti con intermediari, osservazioni dirette e conoscenze accumulate dagli scout nel corso del tempo. In questo schema, il dato statistico assumeva frequentemente una funzione secondaria o successiva, utilizzata per confermare impressioni già emerse attraverso l'osservazione qualitativa. Nei modelli AI-based, invece, la logica del processo viene parzialmente riconfigurata: la prima scrematura dei profili può avvenire attraverso ranking, score, indicatori comparativi e filtri algoritmici, mentre l'osservazione video, la valutazione live e il giudizio tecnico intervengono in una fase successiva, su un insieme di alternative già più ristretto e coerente.

Questo cambiamento non riduce l'importanza delle competenze umane, ma ne ridefinisce il ruolo. Lo scout e l'analista non sono più chiamati soltanto a individuare manualmente un numero elevato di

profili, ma a interpretare, verificare e contestualizzare gli output prodotti dal sistema. Allo stesso modo, il direttore sportivo non agisce esclusivamente come decisore finale sulla base di intuizioni, esperienza e relazioni di mercato, ma assume progressivamente una funzione di coordinamento dell'ecosistema informativo, integrando dati quantitativi, valutazioni tecniche, vincoli economici, esigenze dell'allenatore e obiettivi strategici della società.

Il vantaggio competitivo del modello non deriva quindi dal semplice accesso ai dati. Nel calcio professionistico contemporaneo, molte piattaforme informative sono ormai disponibili a un numero crescente di club, agenzie e operatori. Ciò che genera reale valore è la capacità di selezionare i dati rilevanti, interpretarli correttamente e collegarli al contesto specifico in cui la decisione deve essere presa. Due organizzazioni possono avere accesso agli stessi database, ma produrre decisioni profondamente diverse in funzione delle competenze interne, della qualità del processo analitico e della capacità di integrare il dato con la conoscenza calcistica.

In questo senso, Footsights Optimizer si colloca all'interno di una logica di augmented intelligence. Il modello amplia la capacità analitica dell'organizzazione, riduce il sovraccarico informativo e consente di individuare profili che potrebbero sfuggire ai processi tradizionali, ma la valutazione finale rimane necessariamente umana e contestuale. Il dato può suggerire una compatibilità statistica, evidenziare una crescita prestativa o segnalare un'opportunità di mercato, ma non può esaurire da solo la complessità della decisione sportiva.

Esistono infatti numerose dimensioni rilevanti per la valutazione di un calciatore che risultano difficilmente misurabili attraverso dati evento, ranking o modelli algoritmici. Fattori come l'adattamento culturale, la capacità di gestire la pressione ambientale, la leadership, la resilienza, la personalità, l'etica del lavoro, la compatibilità con lo spogliatoio e la disponibilità ad adattarsi a un nuovo contesto tattico e organizzativo non possono essere pienamente catturati da un indicatore numerico. Questi elementi richiedono osservazione diretta, confronto con lo staff tecnico, conoscenza del contesto e valutazioni qualitative approfondite.

Per questo motivo, la video analysis e l'osservazione live continuano a rappresentare momenti fondamentali del processo decisionale. L'AI può ridurre il numero di profili da analizzare, ordinare le alternative e segnalare elementi di interesse, ma la valutazione tecnica del gesto, della postura, della capacità di lettura del gioco, della reazione agli errori e dell'intelligenza situazionale richiede ancora competenze professionali difficilmente automatizzabili. Il dato può orientare lo sguardo, ma non può sostituire completamente l'esperienza di chi conosce il gioco e ne interpreta le dinamiche.

Un ulteriore limite riguarda il rischio di attribuire ai dati un grado di oggettività superiore a quello effettivamente posseduto. Ogni output analitico dipende infatti dalla qualità del dataset, dalle scelte metodologiche, dai criteri di tagging, dalle pesature attribuite alle variabili e dal contesto competitivo in cui la performance viene prodotta. Un ranking non rappresenta una verità assoluta, ma una rappresentazione strutturata della realtà costruita sulla base di determinate ipotesi analitiche. La sua utilità dipende quindi dalla capacità degli operatori di comprenderne presupposti, limiti e condizioni di validità.

Il rischio manageriale più rilevante consiste nel considerare l'AI come una soluzione automatica al problema decisionale. In realtà, l'aumento della capacità analitica non elimina l'incertezza tipica del calcio, né rende completamente prevedibile il rendimento futuro di un giocatore. Il trasferimento da un campionato a un altro, il cambio di sistema di gioco, la relazione con l'allenatore, il contesto societario e le dinamiche emotive possono modificare profondamente la performance di un calciatore. Di conseguenza, il modello deve essere utilizzato come strumento di supporto e non come meccanismo decisionale autosufficiente.

La qualità del processo dipende quindi dalla capacità dell'organizzazione di integrare tecnologia, competenze calcistiche e visione manageriale. Un sistema AI-based produce valore solo se inserito all'interno di una filiera decisionale coerente, nella quale i dati vengono raccolti correttamente, elaborati in modo rigoroso, visualizzati in forma comprensibile e interpretati da figure in grado di collegare l'evidenza quantitativa alla realtà sportiva. In assenza di questa integrazione, anche il modello più sofisticato rischia di generare output poco utili o difficilmente applicabili.

Nel complesso, Footsights Optimizer non deve essere interpretato come un modello finalizzato ad automatizzare la decisione sportiva, ma come uno strumento capace di aumentare la qualità del processo decisionale. Il suo contributo principale consiste nel ridurre la complessità informativa, ampliare la capacità di scouting, rendere più trasparenti i criteri di valutazione e supportare il confronto tra profili alternativi. La decisione finale resta tuttavia il risultato di un equilibrio tra analisi quantitativa, osservazione qualitativa, esperienza professionale e valutazione strategica. È proprio in questa integrazione tra dato e giudizio umano che si colloca il valore più rilevante del modello AI-based analizzato.

3.3 Framework di confronto tra processo tradizionale e AI-based

3.3.1 Introduzione e presentazione del framework

Dopo aver descritto la struttura operativa del modello “Footsights Optimizer”, è necessario definire un framework teorico attraverso cui confrontare il processo decisionale tradizionale con quello supportato da strumenti AI-based. Tale confronto non ha l’obiettivo di stabilire una superiorità assoluta dell’uno o dell’altro approccio, ma di analizzare in che modo l’introduzione di dati, algoritmi e sistemi di Intelligenza Artificiale possa modificare la struttura, la velocità, la formalizzazione e la qualità informativa del processo decisionale all’interno di un club calcistico professionistico.

L’evoluzione dei processi decisionali nel calcio professionistico ha infatti modificato progressivamente il modo in cui le società raccolgono, organizzano, interpretano e utilizzano le informazioni nelle attività di scouting e recruitment. Come discusso nei capitoli precedenti, l’adozione di strumenti data-driven e AI-based non rappresenta soltanto un cambiamento tecnologico, ma una trasformazione più ampia delle routine organizzative e delle modalità attraverso cui le decisioni vengono costruite, condivise e giustificate all’interno dell’organizzazione.

Nel contesto dello scouting e del recruitment, il processo tradizionale si fonda prevalentemente sull’esperienza degli osservatori, sulla conoscenza tacita, sulle reti relazionali, sulle segnalazioni di intermediari e sull’osservazione diretta dei giocatori. Questo modello conserva un valore rilevante, soprattutto per la capacità di cogliere aspetti qualitativi, contestuali e comportamentali difficilmente misurabili attraverso indicatori numerici. La valutazione dal vivo, la video analysis, la conoscenza dei contesti competitivi e la sensibilità tecnica degli scout continuano infatti a rappresentare elementi essenziali nella comprensione del valore reale di un calciatore.

Tuttavia, il modello tradizionale presenta anche alcuni limiti strutturali. La quantità di profili analizzabili è fortemente condizionata dal tempo e dalle risorse umane disponibili; le informazioni possono risultare frammentate tra diversi osservatori o strumenti di lavoro; i criteri di valutazione non sempre sono espliciti e standardizzati; il processo può essere esposto a bias soggettivi e a una forte dipendenza dalle competenze individuali degli operatori coinvolti. Uno dei principali problemi operativi riguarda inoltre il tempo necessario per allineare le informazioni tra scouting, area tecnica e direzione sportiva, soprattutto quando il numero di profili monitorati cresce in modo significativo.

La nascita del modello “Footsights Optimizer” deriva proprio dall’esigenza di superare tali limiti organizzativi. Nella fase iniziale, il processo di produzione dei dati e di analisi veniva svolto in larga parte manualmente, con un elevato livello di approfondimento qualitativo ma con tempi operativi estremamente elevati. In alcuni casi, l’elaborazione completa di una singola partita richiedeva circa otto ore di lavoro, rendendo il metodo qualitativamente efficace ma difficilmente sostenibile e non

scalabile su larga scala. La scalabilità del workflow rappresentava quindi una prima esigenza concreta: automatizzare o semi-automatizzare le attività ripetitive e a basso valore aggiunto, per concentrare il lavoro umano sulle fasi di interpretazione tecnica, analisi contestuale e valutazione strategica.

Il processo AI-based introduce, in questo senso, una logica maggiormente strutturata e scalabile. Attraverso la raccolta sistematica dei dati, la costruzione di indicatori comparativi, l'utilizzo di ranking, score, filtri algoritmici, cluster funzionali e sistemi di visualizzazione, il club può ampliare il numero di alternative considerate, ridurre i tempi di prima scrematura e rendere più espliciti i criteri alla base della valutazione. Il decisore non parte più da un insieme indistinto di possibilità, ma da una base informativa già ordinata, selezionata e contestualizzata.

Questo cambiamento non implica la sostituzione dello scouting tradizionale, ma una sua riorganizzazione. L'AI non elimina il giudizio umano, ma modifica il modo in cui esso viene esercitato: scout, analisti, direzione sportiva e staff tecnico non sono più chiamati soltanto a individuare manualmente un numero elevato di profili, ma a interpretare, verificare e contestualizzare gli output prodotti dal sistema. La componente umana rimane quindi centrale, ma viene progressivamente spostata dalle fasi più ripetitive di raccolta e scrematura verso le attività a maggiore valore interpretativo, come la video analysis, l'osservazione live, la valutazione tattica e la decisione finale.

Il framework di confronto proposto si concentra quindi sul processo decisionale, più che sul solo esito finale della decisione. In particolare, l'analisi prende in considerazione alcune dimensioni ritenute centrali per valutare l'impatto dell'AI nei processi di scouting e recruitment: il tempo decisionale, il numero di alternative analizzate, l'ampiezza geografica e competitiva dello scouting, la frequenza di aggiornamento delle informazioni, la qualità e la leggibilità degli output prodotti, il livello di formalizzazione del processo, la strutturazione informativa, gli strumenti utilizzati, il supporto alla decisione, la collaborazione organizzativa, la riduzione dell'incertezza, la scalabilità complessiva del modello e il ruolo del giudizio umano.

Tali dimensioni permettono di osservare il cambiamento generato dall'AI non come semplice introduzione di una tecnologia, ma come trasformazione del processo organizzativo attraverso cui le informazioni vengono raccolte, elaborate, interpretate e utilizzate. Il valore del modello non risiede quindi soltanto nella disponibilità di dati o algoritmi, ma nella capacità di costruire un'infrastruttura decisionale più rapida, documentabile, condivisa e coerente con gli obiettivi tecnici, economici e strategici del club.

Il framework assume quindi una funzione metodologica. Esso consente di confrontare in modo ordinato il modello decisionale tradizionale e il modello AI-based sviluppato attraverso Footsights Optimizer. In questo modo, il confronto non viene limitato alla misurazione dell'efficienza operativa, ma permette di analizzare anche le implicazioni organizzative, manageriali e qualitative dell'integrazione dell'Intelligenza Artificiale nei processi decisionali dei club calcistici professionistici.

3.3.2 Framework di confronto e analisi

Tabella 3.1 – Confronto operativo tra processo tradizionale e processo AI-based

<i>Dimensione di analisi</i>	<i>Indicatore di confronto</i>	<i>Processo tradizionale</i>	<i>Processo AI-based</i>
Efficienza del processo	Tempo medio necessario per identificare, filtrare e validare i profili	Processo lungo e frammentato, basato su osservazioni progressive, report manuali e numerosi passaggi intermedi. L’elaborazione completa di una singola partita richiede circa 8 ore di lavoro.	Riduzione dei tempi grazie a screening automatizzati, ranking, clustering e aggiornamento continuo dei dataset. Riduzione di circa l’80% del tempo operativo nella fase di prima scrematura.
Capacità analitica	Numero di giocatori analizzati e portati alla fase di approfondimento	Numero limitato di profili analizzabili, fortemente dipendente dal tempo e dalle risorse umane disponibili. Approfondimento di circa 4 profili a settimana.	Maggiore capacità di analisi simultanea su grandi database. Oltre 12 profili settimanali portati alle fasi avanzate del processo decisionale.
Ampiezza dello scouting	Copertura geografica e competitiva del processo	Focus prevalente su mercati conosciuti, facilmente osservabili o raggiungibili tramite reti relazionali e presenza fisica degli osservatori.	Possibilità di monitorare campionati, categorie giovanili e mercati meno coperti. Analisi anche di mercati meno accessibili, come campionati africani, giovanili e competizioni minori.
Aggiornamento informativo	Frequenza di aggiornamento dei dati e delle valutazioni	Informazioni aggiornate in modo discontinuo, sulla base di report manuali, osservazioni periodiche o nuove segnalazioni.	Dataset aggiornabili con continuità, monitoraggio dinamico dei profili, ranking evolutivi e possibilità di intercettare variazioni di rendimento nel tempo.
Produzione informativa	Numero, profondità e leggibilità dei report prodotti	Report spesso sintetici, non sempre standardizzati e dipendenti dallo stile del singolo osservatore.	Report dettagliati, comparativi e strutturati, supportati da dashboard e strumenti AI-assisted, con maggiore leggibilità per scouting, area tecnica, direzione sportiva e proprietà.
Formalizzazione del processo	Presenza di KPI, criteri standardizzati, ruoli e cluster definiti	Valutazioni prevalentemente soggettive, basate su criteri impliciti e difficilmente replicabili.	Utilizzo sistematico di KPI, pesature ruolo-specifiche, Performance Index, Indice di Attendibilità, ranking, cluster funzionali e nomenclature condivise.
Strutturazione informativa	Utilizzo di database condivisi, dashboard e archivi storici	Informazioni disperse tra scout, report individuali, note personali e strumenti non integrati.	Integrazione centralizzata dei dati, dashboard condivise, database storici, archivi digitali e maggiore accessibilità delle informazioni nel tempo.
Infrastruttura e strumenti utilizzati	Tipologia di strumenti a supporto del workflow	Osservazione live, video analysis tradizionale, note individuali, report manuali e database non sempre centralizzati.	Integrazione di Wyscout, SICS, Eyeball, algoritmi interni, modelli di pesatura, Tableau, NotebookLM, Julius e Genspark all’interno di un ecosistema informativo organizzato.

Fonte: elaborazione propria sulla base del modello “Footsights Optimizer”.

Tabella 3.2 – Confronto decisionale e organizzativo tra processo tradizionale e processo AI-based

<i>Dimensione di analisi</i>	<i>Indicatore di confronto</i>	<i>Processo tradizionale</i>	<i>Processo AI-based</i>
<i>Supporto decisionale</i>	Livello di supporto analitico alle decisioni sportive	Decisioni fortemente dipendenti da intuizione, esperienza individuale, osservazione qualitativa e reti relazionali.	Decisioni supportate da evidenze quantitative, comparazioni strutturate, ranking, benchmark e output documentabili.
<i>Qualità degli output decisionali</i>	Coerenza della shortlist con esigenze tattiche, tecniche, economiche e strategiche	Maggiore variabilità degli output e rischio di incoerenza tra profilo individuato e bisogni reali del club.	Shortlist più mirate e coerenti con modello di gioco, ruolo richiesto, sostenibilità economica, strategia societaria e obiettivi di valorizzazione dell'asset.
<i>Riduzione dell'incertezza</i>	Capacità di confrontare profili differenti e ridurre i falsi positivi	Confronti limitati, difficoltà di standardizzazione e maggiore esposizione a bias soggettivi.	Comparazione sistematica e multidimensionale tra giocatori, benchmark statistici e maggiore capacità di filtrare profili apparentemente interessanti ma poco funzionali.
<i>Collaborazione organizzativa</i>	Integrazione tra scouting, analyst, area tecnica, direzione sportiva e management	Flussi informativi separati, poco coordinati e dipendenti da comunicazioni informali o relazioni personali.	Maggiore integrazione tra area tecnica e area analitica grazie a report condivisi, dashboard, database comuni e linguaggio standardizzato.
<i>Scalabilità del processo</i>	Capacità di estendere il processo a più giocatori, mercati e contesti competitivi	Scalabilità limitata dalle risorse umane disponibili, dal tempo necessario per osservare i profili e dalla copertura territoriale degli scout.	Elevata replicabilità del workflow e possibilità di estendere il monitoraggio a nuovi mercati, competizioni e categorie senza aumento proporzionale delle risorse.
<i>Ruolo del giudizio umano</i>	Peso dell'osservazione qualitativa e dell'esperienza professionale	Centrale fin dall'inizio del processo, dalla ricerca dei profili alla decisione finale.	Integrato con dati e strumenti AI-based. Il giudizio umano si concentra soprattutto su interpretazione, video analysis, osservazione live, contestualizzazione e decisione finale.
<i>Rischio decisionale</i>	Possibilità di errore derivante da bias soggettivi, dati incompleti o interpretazioni parziali	Elevata dipendenza dall'esperienza individuale, con rischio di bias, dispersione informativa e scarsa tracciabilità del processo.	Riduzione parziale del rischio grazie a dati, comparazioni e report strutturati. Permane la necessità di valutazione qualitativa per aspetti non misurabili, come adattamento culturale, leadership, resilienza e compatibilità con lo spogliatoio.

Fonte: elaborazione propria sulla base del modello "Footsights Optimizer".

Le Tabelle 3.1 e 3.2 sintetizzano il framework di confronto tra processo tradizionale e processo AI-based. La divisione in due tabelle risponde a una distinzione analitica precisa: la prima raccoglie le dimensioni prevalentemente operative del workflow, mentre la seconda si concentra sulle implicazioni decisionali e organizzative. Questa distinzione consente di leggere l'impatto di Footsights Optimizer su due livelli complementari: da un lato, il modo in cui cambiano la raccolta, l'elaborazione e la gestione delle informazioni; dall'altro, il modo in cui tali informazioni incidono sulla qualità della decisione, sulla collaborazione interna e sul ruolo del giudizio umano.

Il framework di confronto proposto, inoltre, consente di interpretare il passaggio dal modello tradizionale di scouting al modello AI-based non come una semplice evoluzione tecnologica, ma come una trasformazione più ampia del processo decisionale. La tabella evidenzia infatti che l'introduzione di Footsights Optimizer incide su diverse dimensioni tra loro collegate: la velocità del processo, la capacità di analizzare alternative, l'ampiezza dello scouting, la standardizzazione delle informazioni, la qualità degli output, la collaborazione tra le aree del club e il ruolo del giudizio umano. In questo senso, il valore del modello non risiede soltanto nella possibilità di utilizzare più dati, ma nella capacità di organizzare tali dati all'interno di un workflow coerente, replicabile e funzionale alle decisioni sportive.

Un primo elemento centrale riguarda l'efficienza del processo e la sua scalabilità. Nel modello tradizionale, la ricerca e la validazione dei profili dipendono in larga misura dal lavoro manuale degli scout, dalla disponibilità di tempo e dalla capacità del club di coordinare osservazioni, report e segnalazioni provenienti da fonti differenti. Questo approccio mantiene un'elevata profondità qualitativa, ma tende a generare un processo lungo, frammentato e difficilmente sostenibile quando aumenta il numero di giocatori da monitorare. Nel caso analizzato, prima dello sviluppo del modello Footsights Optimizer, alcune attività di raccolta, elaborazione e analisi richiedevano tempi molto elevati: l'elaborazione completa di una singola partita poteva arrivare a circa otto ore di lavoro, rendendo il processo accurato ma poco scalabile.

L'introduzione di workflow data-driven modifica questa dinamica perché consente di automatizzare o semi-automatizzare le attività più ripetitive e a minor valore aggiunto, come la prima raccolta dei dati, la costruzione di ranking preliminari, il clustering dei profili e la scrematura iniziale. In questo modo, il tempo umano non viene eliminato, ma riallocato verso attività più complesse e interpretative. La riduzione di circa l'80% del tempo nella fase di prima scrematura assume quindi un significato manageriale rilevante: non indica soltanto che il processo diventa più veloce, ma che il club può concentrare le proprie risorse sulle fasi a maggiore valore decisionale, come la video analysis, l'osservazione live, il confronto tecnico tra profili e la valutazione della compatibilità con il contesto sportivo.

Questa maggiore efficienza si collega direttamente alla capacità analitica del modello. Nel processo tradizionale, il numero di profili che possono essere approfonditi in modo serio è inevitabilmente limitato dalle risorse disponibili. Il lavoro dello scout richiede tempo, osservazione, contestualizzazione e confronto, e ciò riduce il numero di alternative che riescono effettivamente ad arrivare alla fase di shortlist. Nel caso analizzato, il workflow precedente consentiva di portare alla valutazione avanzata circa quattro profili a settimana. Con Footsights Optimizer, invece, la possibilità di filtrare e ordinare grandi volumi di dati permette di superare i dodici profili settimanali approfondibili, senza compromettere la qualità dell'analisi finale. Il vantaggio non è quindi soltanto quantitativo, ma decisionale: aumentare il numero di alternative significa offrire al decision maker un insieme più ampio e diversificato di opzioni, riducendo il rischio che la scelta finale derivi da un campione troppo ristretto o da opportunità individuate casualmente attraverso reti relazionali.

L'ampliamento delle alternative si collega anche all'ampiezza geografica e competitiva dello scouting. Il modello tradizionale tende spesso a concentrarsi su mercati già conosciuti, su campionati facilmente accessibili o su contesti nei quali il club dispone di osservatori, contatti e relazioni consolidate. Questo può generare una forma di path dependency informativa: il club osserva soprattutto ciò che è già dentro il proprio perimetro di conoscenza. Il modello AI-based, invece, permette di ampliare tale perimetro attraverso l'integrazione di database, piattaforme dati e sistemi di screening capaci di monitorare simultaneamente campionati, categorie e mercati differenti. L'utilizzo di piattaforme come Eyeball, ad esempio, consente di osservare in modo più sistematico contesti meno coperti dai principali provider internazionali, come campionati africani, competizioni giovanili e tornei minori. In questo senso, Footsights Optimizer non si limita ad accelerare lo scouting, ma ne amplia concretamente il raggio d'azione, aumentando la probabilità di individuare opportunità sottovalutate o non ancora pienamente visibili al mercato.

Un secondo nucleo di analisi riguarda la formalizzazione e la strutturazione delle informazioni. Nel modello tradizionale, una parte rilevante della conoscenza scouting rimane incorporata nelle persone: negli appunti degli scout, nella loro memoria, nella loro sensibilità tecnica, nelle reti relazionali costruite nel tempo e nelle valutazioni qualitative prodotte caso per caso. Questo rappresenta certamente una risorsa, ma anche un limite organizzativo. Quando la conoscenza resta prevalentemente individuale, il processo diventa difficilmente replicabile, poco documentabile e vulnerabile alla perdita di know-how nel caso in cui una figura chiave lasci il club. Tale aspetto richiama quanto discusso nel Capitolo 1 a proposito dell'apprendimento organizzativo: la conoscenza produce valore solo se riesce a circolare all'interno dell'organizzazione e a essere disponibile nei punti in cui vengono prese le decisioni (Simon, 1991).

Da questo punto di vista, Footsights Optimizer contribuisce a trasformare parte della conoscenza scouting da patrimonio individuale a patrimonio organizzativo. Database condivisi, dashboard, ranking storici, report standardizzati e archivi digitali consentono infatti di conservare, aggiornare e riutilizzare le informazioni nel tempo. La strutturazione informativa non riguarda soltanto l'ordine dei dati, ma la possibilità di costruire una memoria decisionale del club. Un profilo analizzato oggi può essere rivalutato in futuro, confrontato con giocatori simili, monitorato nel tempo o reinserito in una shortlist qualora cambino le esigenze tecniche, economiche o tattiche della società. In questo modo, lo scouting non viene più interpretato come una sequenza di valutazioni isolate, ma come un processo cumulativo di apprendimento.

La formalizzazione del processo assume quindi un valore particolarmente rilevante. L'utilizzo di KPI condivisi, pesature ruolo-specifiche, cluster funzionali, nomenclature comuni e criteri di comparazione consente di ridurre l'ambiguità interpretativa e migliorare la comunicazione tra scouting, analyst, direzione sportiva e staff tecnico. Questo non significa eliminare la componente soggettiva della valutazione calcistica, ma costruire una base comune a partire dalla quale il giudizio umano possa essere esercitato in modo più coerente. La standardizzazione, in questo senso, non è una forma di rigidità, ma uno strumento di coordinamento organizzativo. Essa permette di rendere il processo più leggibile, più trasparente e più facilmente discutibile tra attori con competenze differenti.

Anche gli strumenti utilizzati devono essere letti in questa prospettiva. Nel modello tradizionale, gli strumenti principali sono l'osservazione live, la video analysis, le note individuali e i report qualitativi. Nel modello AI-based, questi strumenti non vengono sostituiti, ma integrati all'interno di un ecosistema più ampio, nel quale piattaforme come Wyscout, SICS ed Eyeball dialogano con algoritmi interni, dashboard Tableau e strumenti AI-assisted come NotebookLM, Julius e Genspark. Il valore del modello non dipende quindi dalla semplice disponibilità di software o database, ma dalla capacità di collegare strumenti diversi in un workflow unico e orientato alla decisione. Questo punto è coerente con quanto emerso nel Capitolo 1 in relazione al data-driven decision making: il dato genera valore manageriale solo quando viene trasformato in conoscenza utilizzabile e inserito in processi decisionali concreti (Provost & Fawcett, 2013).

Un terzo aspetto riguarda la qualità degli output decisionali. Nel calcio professionistico, una decisione di recruitment non può essere valutata soltanto sulla base della capacità di individuare il giocatore più performante in senso assoluto. Il problema decisionale è più complesso: il club deve identificare il profilo più funzionale rispetto al modello di gioco, al ruolo richiesto, alla sostenibilità economica, alla strategia sportiva, al contesto competitivo e agli obiettivi di valorizzazione dell'asset. Per questo motivo, il concetto di "giocatore funzionale" rappresenta uno degli elementi più importanti del

framework. Un calciatore può presentare ottimi indicatori statistici, ma risultare poco adatto al sistema tattico dell'allenatore, alla struttura della rosa, al livello competitivo del campionato o alla cultura organizzativa del club.

Il modello Footsights Optimizer supporta la qualità dell'output proprio perché consente di costruire shortlist più coerenti e mirate. Ranking, cluster, benchmark statistici e indicatori di attendibilità permettono di filtrare i profili non soltanto in base alla performance, ma anche in base alla loro compatibilità con esigenze specifiche. In questo modo, il sistema contribuisce a ridurre il rischio di “falsi positivi”, ossia giocatori apparentemente interessanti sul piano quantitativo ma poco funzionali rispetto al contesto reale in cui dovrebbero essere inseriti. La qualità della decisione non deriva quindi dall'automatismo del dato, ma dalla combinazione tra analisi quantitativa, osservazione qualitativa e interpretazione strategica.

Questo porta direttamente al tema della riduzione dell'incertezza. Ogni decisione di mercato nel calcio professionistico resta caratterizzata da un elevato grado di rischio. Il rendimento futuro di un giocatore dipende da variabili difficilmente controllabili: adattamento culturale, pressione ambientale, relazione con l'allenatore, dinamiche di spogliatoio, stabilità psicologica, contesto familiare, minutaggio, infortuni e caratteristiche del campionato di arrivo. Il modello AI-based può ridurre una parte dell'incertezza, perché aumenta la quantità e la qualità delle informazioni disponibili, rende più sistematico il confronto tra alternative e consente di documentare meglio il processo. Tuttavia, non può eliminarla del tutto. In questo senso, il framework conferma quanto discusso nel Capitolo 1 in relazione alla razionalità limitata: le organizzazioni prendono decisioni in condizioni di informazione incompleta, capacità cognitive limitate e incertezza ambientale, e per questo costruiscono strumenti e routine per rendere il processo decisionale più gestibile, senza poterlo rendere perfettamente razionale (Simon, 1991).

La riduzione dell'incertezza prodotta dal modello deve quindi essere interpretata in modo realistico. Footsights Optimizer non trasforma il recruitment in un processo deterministico, ma consente di ridurre il rumore informativo e di aumentare la qualità della valutazione preliminare. Il dato permette di restringere il campo, ordinare le alternative e mettere in evidenza profili potenzialmente interessanti; la valutazione umana rimane però necessaria per interpretare ciò che il dato non riesce a cogliere pienamente. Aspetti come leadership, resilienza, mentalità competitiva, etica del lavoro, disponibilità all'adattamento e capacità di integrarsi in un nuovo contesto tattico e relazionale continuano a richiedere osservazione diretta, colloqui, conoscenza del contesto e confronto con lo staff tecnico.

Un ulteriore elemento di valore riguarda la collaborazione organizzativa. Nel modello tradizionale, i flussi informativi tra scouting, area tecnica, direzione sportiva e management possono risultare separati o poco coordinati. Le informazioni circolano spesso attraverso canali informali, relazioni personali o report prodotti con criteri differenti. Ciò può generare disallineamenti tra chi osserva i giocatori, chi li analizza, chi definisce le esigenze tecniche e chi prende la decisione finale. Il modello AI-based, invece, favorisce la costruzione di un linguaggio comune tra le diverse aree del club. Dashboard, report condivisi, nomenclature standardizzate e criteri di confronto rendono più semplice discutere i profili su basi comuni, riducendo le ambiguità e aumentando la trasparenza del processo.

Questo aspetto è particolarmente rilevante nel calcio professionistico contemporaneo, dove le decisioni di recruitment non sono più esclusivamente tecniche. Come discusso nel Capitolo 2, i club professionistici operano come organizzazioni complesse, nelle quali performance sportiva, sostenibilità economica, valorizzazione degli asset, relazioni con la proprietà e pressione competitiva si intrecciano continuamente. Di conseguenza, la scelta di un giocatore non riguarda soltanto l'allenatore o lo scout, ma coinvolge direzione sportiva, management, proprietà e, in alcuni casi, investitori. In tale contesto, la possibilità di costruire decisioni più documentabili e argomentabili rappresenta un vantaggio organizzativo importante, perché consente di collegare la valutazione tecnica alla strategia complessiva della società.

Il ruolo del giudizio umano rappresenta infine il punto di equilibrio dell'intero framework. Nel modello tradizionale, intuizione, esperienza e osservazione qualitativa sono centrali fin dall'inizio del processo. Nel modello AI-based, queste componenti non scompaiono, ma vengono riposizionate. L'AI supporta soprattutto le fasi di raccolta, screening, ordinamento e comparazione; l'essere umano mantiene un ruolo decisivo nella lettura del contesto, nella validazione degli output, nella video analysis, nell'osservazione live e nella decisione finale. Questo passaggio è coerente con la logica dell'augmented intelligence discussa nel Capitolo 1: l'AI non deve essere interpretata come sostituto del decisore umano, ma come strumento capace di estenderne la capacità cognitiva nei contesti caratterizzati da complessità informativa (Jarrahi, 2018).

La competenza calcistica, quindi, non viene ridotta dall'introduzione del modello, ma assume una funzione diversa. Lo scout non è più chiamato soltanto a individuare manualmente un numero elevato di profili, ma a verificare e contestualizzare quelli emersi dal sistema. L'analista non si limita a produrre dati, ma contribuisce a trasformarli in insight interpretabili. Il direttore sportivo non decide esclusivamente sulla base dell'intuizione o della relazione di mercato, ma coordina un ecosistema informativo più ampio, nel quale dati, osservazioni, vincoli economici, esigenze tattiche e strategia societaria devono essere integrati. Questo cambiamento ridefinisce le competenze richieste agli

operatori sportivi, aumentando l'importanza della capacità di dialogare con strumenti analitici senza perdere la sensibilità tecnica e contestuale propria del calcio.

Il framework mostra quindi che il modello Footsights Optimizer produce valore soprattutto quando viene interpretato come infrastruttura organizzativa e non come semplice strumento statistico. Il suo contributo principale consiste nel rendere il processo di scouting più rapido, ampio, strutturato, documentabile e condiviso. Allo stesso tempo, il modello mantiene aperta una dimensione critica: il rischio decisionale non viene eliminato. Anche gli output AI-based dipendono dalla qualità dei dati, dai criteri di tagging, dalle scelte metodologiche, dalle pesature attribuite alle variabili e dalla capacità degli operatori di interpretare correttamente i risultati. Un ranking, una dashboard o una shortlist non rappresentano una verità oggettiva, ma una rappresentazione organizzata della realtà costruita sulla base di determinate ipotesi analitiche.

Nel complesso, il confronto tra processo tradizionale e processo AI-based evidenzia una trasformazione del recruitment da attività prevalentemente individuale e frammentata a workflow maggiormente organizzato, scalabile e integrato. Footsights Optimizer permette di ridurre i tempi, aumentare le alternative, ampliare i mercati osservabili, standardizzare parte del processo e migliorare la qualità delle informazioni disponibili. Tuttavia, il suo valore non dipende dalla sostituzione dello scouting tradizionale, ma dalla capacità di integrarlo con strumenti analitici e AI-based. La decisione finale rimane il risultato di un equilibrio tra dati, esperienza, osservazione qualitativa e valutazione strategica. È proprio questa integrazione tra componente algoritmica e giudizio umano a rappresentare il principale elemento di innovazione del modello analizzato.

3.4 Applicazione empirica del modello: caso studio, confronto e interpretazione dei risultati

3.4.1 Premessa metodologica e presentazione del caso

L'applicazione empirica del modello Footsights Optimizer viene presentata attraverso un caso reale sviluppato durante la stagione sportiva 2023-2024 per conto di un club professionistico spagnolo partecipante alla UEFA Champions League nella medesima stagione.

Per ragioni di riservatezza professionale e tutela degli accordi commerciali intercorsi tra le parti, il nome della società non verrà esplicitamente riportato. L'obiettivo del caso studio non è analizzare l'esito di una specifica operazione di mercato, bensì illustrare in modo concreto il funzionamento del modello Footsights Optimizer all'interno di un processo reale di scouting e recruitment.

La richiesta iniziale proveniente dall'area sportiva del club riguardava la ricerca di un centrocampista difensivo (Defensive Midfielder - DMF) da inserire all'interno del processo di monitoraggio e

valutazione del mercato internazionale. In particolare, il profilo richiesto doveva appartenere al cluster definito come "costruttore di gioco – play difensivo", ovvero un giocatore caratterizzato da una partecipazione elevata alla fase di costruzione e sviluppo del possesso, elevata affidabilità nella trasmissione del pallone, qualità nella verticalizzazione verso la trequarti offensiva e capacità di imporsi nei duelli difensivi. Il range anagrafico individuato era compreso tra i 23 e i 27 anni, mentre il limite economico previsto per l'operazione era pari a circa 25 milioni di euro.

Dal punto di vista metodologico, il caso risulta particolarmente significativo poiché consente di osservare l'intero workflow operativo sviluppato attraverso Footsights Optimizer, dalla traduzione della richiesta tecnica in parametri misurabili fino alla costruzione della shortlist finale dei profili ritenuti maggiormente coerenti con le esigenze del club.

Le fonti informative utilizzate comprendevano principalmente dataset derivanti da piattaforme specializzate di scouting e performance analysis, successivamente integrati all'interno del database proprietario Footsights. I dati evento raccolti sono stati elaborati attraverso modelli di pesatura sviluppati internamente, finalizzati a trasformare una richiesta qualitativa proveniente dall'area tecnica in un sistema quantitativo di screening e comparazione dei profili monitorati.

L'obiettivo del processo non era identificare il giocatore statisticamente migliore in senso assoluto, ma individuare i profili maggiormente funzionali rispetto alle caratteristiche tecniche, tattiche ed economiche richieste dal club. In quest'ottica, Footsights Optimizer è stato utilizzato come strumento di supporto alla fase di pre-selezione e organizzazione delle informazioni, consentendo di ridurre la complessità del processo di recruitment e di concentrare le successive attività di video analysis e valutazione qualitativa su un numero più ristretto di alternative ad elevata coerenza funzionale.

Il caso rappresenta quindi un'applicazione concreta del modello teorico descritto nei paragrafi precedenti, permettendo di osservare come l'integrazione tra dati evento, algoritmi di screening, interpretazione tecnica e valutazione umana possa contribuire alla costruzione di un processo decisionale maggiormente strutturato, trasparente e scalabile rispetto ai modelli tradizionali di scouting.

3.4.2 Applicazione pratica del modello Footsights Optimizer

L'applicazione pratica del modello Footsights Optimizer al caso analizzato consente di osservare in modo concreto il passaggio dalla struttura teorico-operativa descritta nel paragrafo 3.2 alla sua effettiva implementazione all'interno di un processo reale di scouting e recruitment. Il workflow applicato mantiene la logica generale del modello, articolata nelle fasi di Data Acquisition, Data Processing, Data Analysis e Data Visualisation, ma viene adattato alla richiesta specifica formulata dall'area sportiva del club. In questo modo, il paragrafo non si limita a descrivere il funzionamento

astratto del sistema, ma mostra come una richiesta tecnico-tattica complessa possa essere tradotta in un processo strutturato di raccolta, elaborazione, analisi e validazione dei profili.

Il primo passaggio del workflow ha riguardato la raccolta e l'interpretazione della richiesta proveniente dall'area sportiva del club. L'obiettivo non consisteva semplicemente nell'identificare un centrocampista difensivo, ma nel ricercare un profilo con caratteristiche tecnico-tattiche estremamente specifiche. La richiesta individuava un giocatore in grado di partecipare attivamente alla costruzione della manovra, mantenere elevata affidabilità nel possesso, sviluppare progressioni offensive attraverso il passaggio e contribuire in maniera significativa alle fasi difensive. A questi requisiti tecnici venivano associati ulteriori vincoli legati all'età del giocatore, al valore economico dell'operazione e al livello competitivo dei campionati di provenienza.

Questa fase preliminare rappresenta un passaggio fondamentale del modello Footsights Optimizer, poiché consente di trasformare una richiesta qualitativa proveniente dall'area tecnica in un insieme strutturato di criteri analizzabili. Il profilo richiesto dal club corrispondeva infatti a un Defensive Midfielder appartenente al cluster del “costruttore di gioco – play difensivo”, ovvero un centrocampista capace di agire come riferimento nella prima costruzione, garantire continuità nella circolazione del pallone, verticalizzare verso zone avanzate del campo e offrire allo stesso tempo un contributo solido nelle situazioni di duello e recupero difensivo. La definizione del profilo target ha quindi costituito il punto di partenza dell'intero processo applicativo, permettendo di collegare le esigenze tecnico-tattiche del club a variabili osservabili e confrontabili.

Fase 1: Data Acquisition

Una volta definito il profilo target, il processo è entrato nella fase di Data Acquisition, finalizzata alla costruzione della base informativa necessaria per avviare lo screening. In questa fase sono stati raccolti e organizzati dati evento provenienti da piattaforme specializzate di scouting e performance analysis, successivamente integrati all'interno del database proprietario Footsights. L'obiettivo era costruire un perimetro di analisi sufficientemente ampio da includere giocatori provenienti da contesti competitivi differenti, ma al tempo stesso coerente con i vincoli tecnici, anagrafici ed economici indicati dal club.

Il database iniziale comprendeva oltre 32.000 profili appartenenti a differenti mercati e campionati. Tale ampiezza informativa rappresenta uno degli elementi distintivi del processo AI-based rispetto ai modelli tradizionali, nei quali il numero di giocatori analizzabili dipende in larga misura dal tempo disponibile, dalla copertura geografica degli osservatori e dalle reti relazionali del club. Nel caso analizzato, invece, l'integrazione dei dati all'interno del sistema Footsights ha consentito di partire

da un universo informativo molto esteso, successivamente filtrato attraverso criteri coerenti con la richiesta del club.

La fase di raccolta dati ha permesso quindi di delimitare progressivamente il campo di osservazione, selezionando profili potenzialmente compatibili con il ruolo di centrocampista difensivo richiesto, con il range anagrafico individuato e con il limite economico previsto per l'operazione. In questo modo, la Data Acquisition non ha rappresentato una semplice attività di accumulazione informativa, ma il primo passaggio di un processo orientato alla costruzione di una base dati utilizzabile per lo screening successivo. La qualità e l'ampiezza del dato raccolto hanno costituito il presupposto per l'efficacia delle fasi successive di elaborazione, confronto e interpretazione.

Fase 2: Data Processing – Modello DMF, pesature e Indice di Funzionalità

Dopo la raccolta e l'organizzazione dei dati, il processo è proseguito con la fase di Data Processing, nella quale la richiesta tecnica è stata tradotta in un modello specifico dedicato al ruolo di Defensive Midfielder. L'obiettivo della modellizzazione non era identificare il miglior centrocampista in senso assoluto, ma costruire una rappresentazione statistica del profilo funzionale ricercato dal club. In altri termini, il modello non mirava a produrre una graduatoria generale dei centrocampisti difensivi più performanti, ma a misurare il grado di coerenza tra ciascun giocatore e le caratteristiche specifiche richieste dall'area sportiva.

Per raggiungere questo risultato sono stati selezionati gli indicatori tecnico-tattici maggiormente coerenti con le esigenze espresse dal club. Le variabili considerate riguardavano sia la partecipazione alla costruzione del gioco sia l'affidabilità nella trasmissione, la capacità di verticalizzare, la continuità nel possesso e il contributo difensivo nei duelli. Successivamente, ogni variabile è stata pesata in funzione della sua importanza relativa all'interno del profilo ricercato. Questo passaggio risulta particolarmente rilevante, poiché consente di evitare una valutazione generica e uniforme della performance, adattando invece il sistema di analisi alla specificità del ruolo e della richiesta.

La costruzione dei pesi rappresenta uno degli aspetti distintivi del modello Footsights Optimizer. Tali pesature derivano infatti da un processo di validazione progressiva sviluppato nel tempo attraverso l'integrazione di competenze statistiche, conoscenze tecnico-tattiche e verifica empirica dei risultati ottenuti sul mercato. Nel caso analizzato, la logica di pesatura ha permesso di attribuire maggiore rilevanza alle caratteristiche ritenute essenziali per il cluster del “costruttore di gioco – play difensivo”, distinguendo quindi questo profilo da altre possibili interpretazioni del ruolo di centrocampista difensivo.

Una volta completata la fase di modellizzazione, i parametri definiti sono stati integrati all'interno del database Footsights Optimizer. Attraverso l'elaborazione dei dati evento disponibili, il sistema ha generato per ogni giocatore un indicatore sintetico denominato "Indice di Funzionalità". L'obiettivo dell'indice consiste nel misurare il grado di coerenza tra le caratteristiche del singolo giocatore e il profilo tecnico richiesto dal club. In questo modo, migliaia di profili appartenenti a campionati differenti possono essere ordinate e confrontate secondo un criterio unico e coerente con le esigenze del processo di recruitment.

L'Indice di Funzionalità non rappresenta una valutazione assoluta della qualità del giocatore, ma una misura della sua compatibilità rispetto alla richiesta specifica formulata dall'area sportiva. Questa distinzione è fondamentale, perché consente di evitare una lettura eccessivamente meccanica del ranking. Un giocatore può infatti essere molto performante in senso generale, ma non necessariamente funzionale al contesto tecnico, tattico ed economico richiesto dal club. Al contrario, un profilo meno evidente sul piano della reputazione o del valore di mercato può risultare particolarmente interessante se presenta caratteristiche coerenti con il benchmark definito.

Un ulteriore passaggio del Data Processing ha riguardato la contestualizzazione competitiva e la segmentazione dei mercati. Uno dei rischi principali dei processi basati esclusivamente sui dati riguarda infatti il confronto diretto tra giocatori appartenenti a contesti competitivi differenti. Per ridurre questo rischio, Footsights Optimizer prevede una fase di contestualizzazione successiva all'elaborazione dei ranking. Nel caso analizzato, i profili sono stati suddivisi in cluster competitivi omogenei. Le principali leghe europee (campionato inglese, italiano, spagnolo, tedesco e francese) sono state inserite nella categoria "Europa Fascia 1", mentre campionati come Eredivisie (Olanda), Liga Portugal, Bundesliga Austriaca e Pro League belga sono stati classificati nella categoria "Europa Fascia 2". Analogamente, Brasileirão Serie A e Primera División Argentina sono stati inseriti all'interno della categoria "Sud America Fascia 1".

Questa segmentazione ha consentito di interpretare correttamente i risultati prodotti dall'algoritmo, evitando confronti potenzialmente distorti tra contesti caratterizzati da livelli competitivi differenti. Il valore di una performance, infatti, non può essere letto indipendentemente dal campionato in cui viene prodotta, dal livello degli avversari, dall'intensità competitiva e dalle caratteristiche tattiche del contesto di riferimento. La suddivisione in cluster ha quindi permesso di rendere più robusta la fase comparativa, introducendo un elemento di contestualizzazione necessario per trasformare i dati in informazioni realmente utilizzabili.

Fase 3: Data Analysis – Ranking, screening e prima validazione

Completata la fase di elaborazione e contestualizzazione, il sistema ha prodotto una graduatoria dei profili ritenuti maggiormente funzionali rispetto alla richiesta iniziale. Questa fase corrisponde al momento di Data Analysis applicata, nel quale gli output generati dal Data Processing vengono interpretati per individuare pattern, coerenze e potenziali opportunità di mercato. L'obiettivo non consisteva nel confermare automaticamente il risultato prodotto dal modello, ma nell'utilizzare il ranking come strumento di orientamento e riduzione della complessità informativa.

Attraverso l'utilizzo dell'Indice di Funzionalità, Footsights Optimizer ha trasformato il database iniziale composto da oltre 32.000 profili in una prima shortlist di 36 giocatori ritenuti coerenti con le caratteristiche richieste dal club. Questo passaggio rappresenta uno degli elementi più rilevanti del caso, poiché mostra concretamente come il modello consenta di ridurre drasticamente il numero di alternative da approfondire senza rinunciare all'ampiezza iniziale dell'analisi. Il sistema ha quindi operato come filtro intelligente, capace di ordinare grandi volumi informativi e indirizzare l'attenzione degli operatori verso profili ad alta coerenza funzionale.

A questo punto è iniziata la prima fase di validazione umana del processo. I ranking prodotti da Footsights Optimizer sono stati analizzati dal team attraverso una verifica tecnica finalizzata a identificare eventuali anomalie statistiche, limitazioni del dataset o situazioni particolarmente influenzate dal contesto competitivo. L'obiettivo non era sostituire l'interpretazione calcistica con l'output algoritmico, ma verificare la coerenza tra evidenza statistica e realtà tecnica del profilo osservato.

Questa fase rappresenta uno dei punti di incontro più importanti tra supporto algoritmico e competenza umana. Il modello consente di selezionare e ordinare le alternative, ma la lettura degli output richiede comunque una valutazione professionale. La presenza di un indicatore elevato, infatti, non implica automaticamente l'idoneità del giocatore, così come un valore leggermente inferiore non determina necessariamente l'esclusione di un profilo. Il ranking deve essere interpretato alla luce del ruolo richiesto, del contesto competitivo, dell'utilizzo tattico del giocatore nel club di appartenenza e della coerenza complessiva con le esigenze della società interessata.

La Data Analysis ha quindi permesso di spostare il lavoro umano dalla ricerca manuale dei profili alla loro verifica e contestualizzazione. In questo senso, il modello non riduce il valore dello scout o dell'analista, ma ne modifica la funzione all'interno del processo. Gli operatori non sono più chiamati soltanto a individuare un numero elevato di possibili candidati, ma a valutare in modo più approfondito un insieme già filtrato di alternative, aumentando la qualità della fase successiva di video analysis e osservazione qualitativa.

Fase 4: Data Visualisation – Costruzione della shortlist e validazione qualitativa

La fase conclusiva del workflow ha riguardato la trasformazione dei risultati analitici in output leggibili e utilizzabili dal club. In coerenza con quanto descritto nel paragrafo 3.2.4, la Data Visualisation non deve essere intesa soltanto come rappresentazione grafica dei dati, ma come il momento in cui gli insight prodotti dal modello vengono organizzati in una forma funzionale alla discussione e alla decisione. Nel caso analizzato, l'output principale del processo è stato rappresentato dalla costruzione della shortlist finale, composta dai profili ritenuti maggiormente coerenti rispetto al benchmark tecnico definito dal club.

Rispetto al dataset iniziale, composto da centinaia o migliaia di giocatori potenzialmente osservabili, il processo ha consentito di ridurre drasticamente il numero di alternative da approfondire, concentrando le risorse del club sui profili caratterizzati dal più elevato livello di funzionalità rispetto alla richiesta iniziale. La shortlist rappresenta quindi il principale output operativo prodotto dal workflow Footsights Optimizer: non una decisione finale, ma una base informativa ordinata e interpretabile sulla quale sviluppare le successive attività di analisi tecnica, video analysis e valutazione qualitativa.

Un elemento ulteriore del workflow ha riguardato l'integrazione di strumenti basati su Intelligenza Artificiale nelle fasi successive alla produzione dei ranking. Sebbene il cuore del processo fosse rappresentato dall'Indice di Funzionalità sviluppato all'interno di Footsights Optimizer, l'AI è stata utilizzata come supporto nell'organizzazione, nella sintesi e nell'interpretazione delle informazioni prodotte dal sistema. In particolare, i risultati ottenuti dall'elaborazione quantitativa sono stati successivamente integrati in ambienti di lavoro supportati da strumenti di Intelligenza Artificiale generativa, finalizzati a facilitare la lettura dei dati, la costruzione di report sintetici e la comparazione tra differenti profili presenti nella shortlist.

Questo approccio ha consentito di accelerare ulteriormente la fase di analisi preliminare, trasformando grandi volumi di informazioni statistiche in output maggiormente leggibili e utilizzabili da scouting, area tecnica e direzione sportiva. L'AI non è stata quindi impiegata come strumento autonomo di selezione dei giocatori, ma come supporto alla gestione della conoscenza e alla produzione degli insight decisionali. In linea con il paradigma dell'intelligenza aumentata discusso nei capitoli precedenti, il ruolo della tecnologia è stato quello di aumentare la capacità degli operatori di interpretare le informazioni disponibili, lasciando comunque alle competenze umane la responsabilità della validazione tecnica e della decisione finale.

Al termine delle fasi di elaborazione, contestualizzazione e screening, il modello ha prodotto una shortlist composta da alcuni profili ritenuti particolarmente coerenti rispetto al benchmark tecnico

definito dal club. L'obiettivo di questa fase non era identificare automaticamente il giocatore da acquisire, ma costruire un insieme ristretto di alternative caratterizzate da elevata funzionalità rispetto alle caratteristiche richieste.

Tra i profili emersi con maggiore frequenza all'interno del ranking figurava Joey Veerman, centrocampista del PSV Eindhoven, identificato dal modello come uno dei giocatori maggiormente coerenti rispetto alle esigenze di costruzione della manovra. L'analisi evidenziava una notevole capacità di verticalizzazione e una partecipazione costante allo sviluppo del possesso, supportata da un elevato volume di tocchi palla. Come principale area di miglioramento emergeva una minore pulizia nella trasmissione rispetto ad altri profili presenti nella shortlist.

Un secondo profilo particolarmente rilevante era rappresentato da Florentino Luís, centrocampista del Benfica. Il sistema lo identificava come uno dei giocatori maggiormente aderenti al modello ricercato grazie alla sua elevata partecipazione alla costruzione del gioco, alla qualità nella trasmissione corta e alla capacità di combinare affidabilità nel possesso e aggressività nei duelli difensivi. L'unico elemento di attenzione riguardava il suo utilizzo non sempre continuativo all'interno del club di appartenenza, aspetto che richiedeva un successivo approfondimento contestuale.

Tra i profili provenienti dai principali campionati europei emergeva inoltre Daniel Boloca, centrocampista del Sassuolo, identificato come una soluzione particolarmente interessante per qualità nella trasmissione del pallone e impatto immediato avuto nel campionato italiano. In questo caso, il limite principale evidenziato dal processo riguardava la minore esperienza internazionale rispetto agli altri candidati presenti nella shortlist.

La shortlist comprendeva anche Youssouf Ndayishimiye, giocatore del Nizza, caratterizzato da una buona partecipazione alla costruzione della manovra e da un profilo particolarmente efficace nei duelli difensivi e nelle situazioni di contatto fisico. L'analisi statistica evidenziava tuttavia livelli di verticalizzazione inferiori rispetto a quelli richiesti dal benchmark definito dal club.

Particolarmente interessante risultava inoltre il profilo di Jerdy Schouten, centrocampista del PSV Eindhoven, che il modello individuava come uno dei giocatori più equilibrati rispetto alle esigenze complessive della richiesta. I dati mostravano una crescita progressiva della partecipazione alla costruzione del gioco, elevata affidabilità nei duelli difensivi e una costante evoluzione della qualità nella trasmissione del pallone. L'unico aspetto che lo collocava leggermente sotto il benchmark ideale riguardava la capacità di verticalizzazione negli ultimi trenta metri di campo.

Infine, tra i profili monitorati figurava anche Fredrik Aursnes, calciatore del Benfica, valutato positivamente per l'affidabilità dimostrata sia nelle competizioni nazionali sia in ambito internazionale. Tuttavia, l'analisi contestuale evidenziava come il giocatore fosse stato impiegato prevalentemente in ruoli differenti rispetto a quello oggetto della ricerca, oltre a presentare un'età leggermente superiore rispetto al range individuato inizialmente dal club.

L'elemento più interessante emerso da questa fase riguarda la capacità del modello di produrre una shortlist composta da profili appartenenti a contesti competitivi differenti ma accomunati da caratteristiche funzionali coerenti con la richiesta iniziale. In particolare, il sistema non ha privilegiato esclusivamente giocatori appartenenti ai principali campionati europei, ma ha evidenziato come il concetto di funzionalità possa emergere anche in mercati differenti, purché opportunamente contestualizzati attraverso i cluster competitivi definiti nella fase precedente.

La successiva attività di video analysis e approfondimento qualitativo ha consentito di validare gran parte delle evidenze prodotte dal modello, confermando come il principale contributo di Footsights Optimizer non risieda nell'automatizzazione della decisione finale, ma nella capacità di ridurre significativamente il numero di alternative da analizzare e di indirizzare l'attenzione degli operatori verso profili ad elevata coerenza funzionale rispetto alle esigenze del club. In questo senso, la shortlist non rappresenta il punto di arrivo definitivo del processo decisionale, ma il principale output intermedio attraverso cui il modello consente di collegare analisi quantitativa, valutazione tecnica e giudizio umano.

3.4.3 Interpretazione dei risultati

L'applicazione del modello Footsights Optimizer al caso analizzato consente di osservare concretamente come l'integrazione di workflow data-driven possa modificare il processo decisionale all'interno delle attività di scouting e recruitment. L'obiettivo del caso non era individuare automaticamente il giocatore da acquisire, ma costruire un processo in grado di trasformare una richiesta tecnica complessa in un insieme ristretto di alternative ad elevata coerenza funzionale.

Uno degli elementi più significativi emersi dall'applicazione riguarda la capacità del modello di gestire grandi volumi informativi senza compromettere la qualità della fase di valutazione successiva. Nel caso analizzato, il database iniziale comprendeva oltre 32.000 profili appartenenti a differenti mercati e contesti competitivi. Attraverso l'utilizzo dell'Indice di Funzionalità sviluppato all'interno di Footsights Optimizer, il sistema è stato in grado di trasformare questo universo informativo in una prima shortlist composta da 36 giocatori ritenuti coerenti con le caratteristiche richieste dal club.

Questo risultato evidenzia uno degli aspetti centrali del modello: il valore non risiede nella capacità di raccogliere un numero maggiore di dati, ma nella capacità di ridurre la complessità decisionale. In

un contesto professionistico caratterizzato da un'offerta di informazioni sempre più ampia, il vero problema non consiste infatti nell'accesso al dato, ma nella capacità di selezionare rapidamente le alternative realmente rilevanti per il processo di recruitment.

Dal punto di vista organizzativo, il principale contributo del modello è rappresentato dalla trasformazione della fase di screening. Tradizionalmente, una parte significativa del tempo operativo veniva dedicata all'identificazione preliminare dei possibili candidati, attività spesso influenzata da disponibilità limitata di informazioni, conoscenza parziale dei mercati e inevitabili vincoli temporali. Attraverso l'Indice di Funzionalità, Footsights Optimizer consente invece di spostare il focus del lavoro umano dalla ricerca delle informazioni alla loro interpretazione. In questo senso, il sistema non elimina il ruolo dello scout o dell'analista, ma aumenta la loro capacità di lavorare su alternative già selezionate secondo criteri coerenti con le esigenze del club.

Un elemento particolarmente interessante emerso dal caso riguarda la capacità del modello di identificare profili che, pur non appartenendo inizialmente ai radar dei principali club europei, presentavano caratteristiche altamente compatibili con il benchmark tecnico richiesto. Il caso di Daniel Boloca rappresenta un esempio significativo. Nel momento in cui l'analisi è stata effettuata, il giocatore stava attraversando una fase di forte crescita professionale ma non era ancora percepito come un profilo abitualmente associato a club appartenenti alla fascia più alta del calcio europeo. L'emersione del suo nome all'interno della shortlist evidenzia come il modello possa contribuire a identificare opportunità che potrebbero risultare meno evidenti attraverso approcci esclusivamente tradizionali.

L'applicazione empirica conferma inoltre uno dei principi teorici discussi nei capitoli precedenti: il dato non sostituisce la valutazione umana. Sebbene il modello abbia prodotto una shortlist coerente con la richiesta iniziale, la fase successiva di video analysis e approfondimento qualitativo è risultata fondamentale per validare i risultati ottenuti. In alcuni casi, infatti, le evidenze statistiche sono state confermate dalle osservazioni video; in altri, sono emersi elementi contestuali che hanno richiesto una revisione della valutazione iniziale. Questo aspetto conferma come il processo decisionale continui a richiedere una combinazione tra analisi quantitativa e interpretazione tecnica.

Proprio per questo motivo, Footsights Optimizer non deve essere interpretato come uno strumento di selezione automatica del talento, bensì come un sistema di supporto alle decisioni. Il suo contributo principale consiste nella riduzione dell'incertezza iniziale e nella costruzione di un ambiente informativo maggiormente strutturato all'interno del quale scouting, area tecnica e direzione sportiva possono operare in modo più efficiente.

I risultati ottenuti mostrano inoltre una forte coerenza con il framework teorico sviluppato nel paragrafo 3.3. In particolare, emergono con chiarezza gli effetti positivi sulle dimensioni di analisi relative al tempo decisionale, al numero di alternative analizzate, alla formalizzazione del processo e alla qualità attesa delle decisioni. La capacità di passare da oltre 32.000 profili a una shortlist di 36 giocatori attraverso criteri strutturati rappresenta una dimostrazione concreta di come i modelli AI-based possano supportare la gestione della complessità senza sostituire il ruolo del decisore umano.

Dal punto di vista teorico, il caso conferma inoltre le riflessioni sviluppate nei primi capitoli in relazione al concetto di razionalità limitata. L'integrazione di strumenti come Footsights Optimizer non elimina tali limiti, ma contribuisce a ridurne l'impatto attraverso una migliore organizzazione delle informazioni disponibili. In questo senso, il modello si inserisce pienamente nella logica descritta nel Capitolo 1, nella quale l'Intelligenza Artificiale non sostituisce il decisore, ma ne potenzia la capacità di analizzare alternative e supportare il processo di scelta.

Nel complesso, il caso studio dimostra come l'adozione di workflow AI-based possa contribuire a trasformare il recruitment calcistico da attività prevalentemente basata sulla ricerca manuale delle informazioni a processo strutturato di gestione della conoscenza. Il principale vantaggio competitivo non risiede nella tecnologia in sé, ma nella capacità di utilizzare tale tecnologia per costruire processi decisionali più rapidi, documentabili, scalabili e coerenti con le esigenze organizzative dei club professionistici contemporanei.

3.5 Analisi qualitativa sull'adozione dell'AI nei processi decisionali nel calcio

3.5.1 Obiettivo dell'intervista e valore dell'analisi qualitativa

Dopo aver presentato l'applicazione empirica del modello Footsights Optimizer e averne interpretato i principali risultati operativi e decisionali, il presente paragrafo introduce un ulteriore livello di analisi, di natura qualitativa. Se il paragrafo precedente ha permesso di osservare il funzionamento concreto del modello all'interno di un processo reale di scouting e recruitment, l'obiettivo di questa sezione è comprendere più in profondità le implicazioni manageriali, organizzative e professionali legate all'adozione di strumenti AI-based nel calcio professionistico.

L'analisi qualitativa viene sviluppata attraverso la prospettiva del consulente che ha progettato, sviluppato e applicato il modello Footsights Optimizer in contesti operativi reali. Tale scelta metodologica consente di integrare l'analisi del caso con una lettura interna al processo, fondata sull'esperienza diretta di una figura professionale coinvolta sia nella costruzione tecnica del modello sia nella sua applicazione pratica all'interno di dinamiche decisionali calcistiche. L'intervista non

viene quindi utilizzata come semplice testimonianza descrittiva, ma come strumento interpretativo attraverso cui far emergere aspetti difficilmente rilevabili attraverso la sola analisi dei dati o del workflow operativo.

Dal punto di vista metodologico, l'intervista è stata impostata come intervista qualitativa semi-strutturata, costruita attorno ad alcune aree tematiche coerenti con gli obiettivi della ricerca. In particolare, il confronto con il consulente ha riguardato le modalità di implementazione del modello, le condizioni organizzative necessarie alla sua adozione, il rapporto tra Intelligenza Artificiale e giudizio umano, la trasformazione delle competenze professionali coinvolte nei processi di scouting e recruitment, nonché i principali limiti e le possibilità di scalabilità del modello. Le informazioni raccolte non sono state riportate in forma di trascrizione integrale domanda-risposta, ma sono state rielaborate attraverso una lettura tematica, con l'obiettivo di integrare l'analisi empirica del caso con una prospettiva qualitativa e manageriale.

L'utilità dell'analisi qualitativa risiede quindi nella possibilità di osservare l'adozione dell'Intelligenza Artificiale non soltanto come innovazione tecnologica, ma come trasformazione organizzativa. Come discusso nei capitoli precedenti, l'introduzione di strumenti data-driven nei club calcistici non modifica unicamente la disponibilità di informazioni, ma incide sulle routine decisionali, sui ruoli professionali, sui flussi di comunicazione e sulle modalità attraverso cui le decisioni vengono costruite e giustificate. Per questo motivo, comprendere la prospettiva di chi ha sviluppato e applicato il modello permette di arricchire l'analisi empirica con una valutazione più ampia delle condizioni di efficacia e delle criticità del processo.

L'intervista assume dunque una funzione complementare rispetto al caso studio. Mentre l'applicazione empirica ha mostrato come Footsights Optimizer possa trasformare una richiesta tecnica in una shortlist strutturata di profili, l'analisi qualitativa permette di comprendere quali fattori incidano sulla reale adozione del modello all'interno del settore calcistico. L'attenzione viene posta, in particolare, sul modo in cui il modello viene percepito dagli operatori, sulla capacità dell'organizzazione di integrare competenze differenti e sulla necessità di mantenere un equilibrio tra supporto algoritmico e interpretazione umana.

Nei paragrafi successivi verranno quindi approfondite tre principali aree tematiche emerse dall'intervista. La prima riguarda le difficoltà di implementazione del modello, con particolare riferimento alle resistenze culturali e alle condizioni organizzative necessarie per favorire l'adozione di strumenti AI-based. La seconda si concentra sull'integrazione tra Intelligenza Artificiale e giudizio umano, analizzando come cambiano le competenze e le responsabilità delle figure coinvolte nei processi di scouting e recruitment. La terza, infine, affronta i limiti, i rischi e la scalabilità del modello,

evidenziando le condizioni entro cui l'AI può realmente contribuire a migliorare la qualità dei processi decisionali nel calcio professionistico.

3.5.2 Implementazione del modello: resistenze culturali e condizioni organizzative

L'introduzione di modelli AI-based all'interno dei processi di scouting e recruitment non rappresenta esclusivamente una sfida tecnologica, ma soprattutto una sfida culturale e organizzativa. Come evidenziato nei capitoli precedenti, il calcio professionistico è storicamente un ambiente nel quale molte decisioni vengono costruite attraverso esperienza diretta, osservazione sul campo, intuizione e reti relazionali sviluppate nel tempo. In questo contesto, l'inserimento di strumenti basati su dati, algoritmi e modelli di supporto alle decisioni può generare iniziali resistenze da parte degli operatori coinvolti nel processo.

L'esperienza maturata nello sviluppo e nell'applicazione di Footsights Optimizer ha evidenziato come le principali resistenze siano emerse soprattutto da parte degli scout tradizionali e, in alcuni casi, delle direzioni sportive maggiormente legate a modelli decisionali consolidati. In entrambe le situazioni, la difficoltà iniziale non era legata necessariamente alla qualità delle informazioni prodotte dal sistema, ma alla percezione che l'introduzione di strumenti data-driven potesse rappresentare una minaccia al valore dell'esperienza professionale accumulata negli anni.

Una delle obiezioni più frequenti emerse durante le prime fasi di implementazione può essere sintetizzata in due affermazioni ricorrenti: «preferisco vedere il giocatore» e «i dati servono, ma poi conta il campo». Tali osservazioni evidenziano una contrapposizione spesso presente tra approccio tradizionale e approccio analitico. In realtà, l'obiettivo del modello non è mai stato sostituire l'osservazione diretta o l'esperienza dello scout, bensì integrare queste competenze all'interno di un processo più strutturato ed efficiente.

Il principale equivoco riguarda quindi la percezione del dato come alternativa all'osservazione umana. L'applicazione empirica del modello ha mostrato come il valore dell'analisi dati emerga soprattutto nella fase preliminare di screening, permettendo agli operatori di concentrare il proprio tempo sulle attività a maggiore valore aggiunto. In questa prospettiva, il dato non sostituisce l'esperienza, ma consente di indirizzarla verso un insieme più ristretto e qualitativamente selezionato di alternative.

La costruzione della fiducia nel modello si è sviluppata progressivamente attraverso la validazione dei risultati ottenuti sul campo. In numerosi casi, profili inizialmente accolti con scetticismo sono stati successivamente rivalutati dopo approfondimenti tecnici e video. Un esempio significativo riguarda le prime attività di scouting svolte sui mercati sudamericani, in particolare durante il monitoraggio del campionato Sudamericano Under 15 del 2019. Alcuni giocatori evidenziati dai

modelli analitici vennero inizialmente considerati profili marginali rispetto ai canali tradizionali di osservazione. Con il passare del tempo, diversi di questi atleti hanno confermato il proprio potenziale raggiungendo livelli competitivi molto elevati. Tra i casi più emblematici vi è quello di Savinho, successivamente approdato ai massimi livelli del calcio internazionale. Esperienze di questo tipo hanno contribuito ad aumentare progressivamente la credibilità del modello presso gli operatori più scettici.

Un altro aspetto rilevante riguarda il rischio di interpretare il dato come una soluzione universale al processo di recruitment. L'esperienza operativa ha mostrato come uno degli errori più frequenti consista nel considerare ranking, score e indicatori quantitativi come elementi autosufficienti. Il calcio rimane infatti uno sport caratterizzato da una forte componente contestuale e relazionale, nella quale fattori quali adattamento ambientale, caratteristiche psicologiche, leadership, cultura organizzativa e compatibilità con il modello di gioco continuano a svolgere un ruolo determinante. Ignorare tali variabili significa attribuire al dato una capacità esplicativa superiore a quella che realmente possiede.

Per questo motivo, Footsights Optimizer è stato sviluppato come strumento di supporto alle decisioni e non come sistema autonomo di selezione del talento. La validazione video, il confronto tecnico e la contestualizzazione delle informazioni rappresentano fasi indispensabili del workflow e costituiscono un elemento essenziale per la qualità finale della decisione. Il dato assume valore quando viene inserito all'interno di un processo interpretativo più ampio, nel quale le evidenze quantitative vengono confrontate con l'osservazione tecnica e con la conoscenza del contesto.

Dal punto di vista organizzativo, l'implementazione di modelli AI-based richiede inoltre la capacità di adattare il linguaggio e gli strumenti alle esigenze dei diversi stakeholder coinvolti. Contrariamente a quanto spesso si ritiene, gli operatori del settore raramente mostrano interesse verso la struttura tecnica degli algoritmi o i dettagli metodologici dell'elaborazione. Nella maggior parte dei casi, l'attenzione è rivolta principalmente alla qualità dell'output finale e alla sua utilità operativa. Di conseguenza, la capacità di tradurre modelli complessi in report chiari, sintetici e immediatamente utilizzabili rappresenta una condizione fondamentale per favorire l'adozione del sistema.

Un ulteriore elemento emerso riguarda le differenze tra differenti modelli di governance. In particolare, le proprietà internazionali e i gruppi di investimento stranieri mostrano generalmente una maggiore attenzione verso processi documentati, workflow trasparenti e sistemi in grado di giustificare le decisioni attraverso evidenze verificabili. In questi contesti, strumenti come Footsights Optimizer assumono una funzione aggiuntiva: non solo supportano il recruitment, ma facilitano anche

la comunicazione tra area sportiva, management e proprietà, contribuendo a costruire processi decisionali maggiormente tracciabili e condivisi.

Nel complesso, l'esperienza maturata conferma che il successo dell'implementazione di un modello AI-based dipende molto più dalla cultura organizzativa che dalla tecnologia stessa. La condizione essenziale per una corretta integrazione non consiste nell'accettazione incondizionata del dato, bensì nella capacità di considerarlo come una componente aggiuntiva all'interno del processo decisionale. Solo in presenza di una cultura che valorizzi la collaborazione tra esperienza, osservazione diretta e analisi quantitativa è possibile sfruttare pienamente il potenziale dell'Intelligenza Artificiale come strumento di supporto alle decisioni.

In questa prospettiva, l'AI non rappresenta una sostituzione delle competenze umane, ma un fattore di amplificazione della loro efficacia. Il valore non nasce dall'automazione della decisione, ma dalla capacità di costruire un ambiente nel quale esperienza professionale, conoscenza del gioco e strumenti analitici possano collaborare per ridurre l'incertezza e migliorare la qualità delle scelte organizzative.

3.5.3 Integrazione tra AI e giudizio umano: trasformazione delle competenze professionali

L'introduzione di modelli AI-based all'interno dei processi di scouting e recruitment non determina la sostituzione delle figure professionali tradizionali, ma ne modifica profondamente il ruolo, le competenze richieste e le modalità di collaborazione. Come emerso nel caso di Footsights Optimizer, il valore dell'Intelligenza Artificiale non risiede nella capacità di automatizzare integralmente il processo decisionale, bensì nella possibilità di redistribuire attività e responsabilità lungo il workflow, consentendo ai professionisti di concentrarsi sugli aspetti a maggiore valore aggiunto.

Una delle trasformazioni più evidenti riguarda il ruolo dello scout. Tradizionalmente, gran parte del lavoro era dedicata alla ricerca e all'identificazione preliminare dei profili, attraverso osservazioni dirette, video analysis e utilizzo delle reti relazionali. In un contesto caratterizzato da una crescente globalizzazione del mercato e da una disponibilità quasi illimitata di informazioni, questo approccio rischia però di diventare sempre meno sostenibile. Oggi il problema non consiste nella scarsità di dati o di giocatori da osservare, ma nella capacità di selezionare rapidamente quelli realmente rilevanti.

In questo scenario, il contributo dello scout non perde importanza, ma cambia natura. Il professionista viene progressivamente liberato da una parte delle attività di ricerca dispersiva e può concentrare il proprio lavoro sulla verifica, contestualizzazione e validazione dei profili emersi durante la fase di screening. L'osservazione diretta, la conoscenza del contesto competitivo e la capacità di interpretare il comportamento del giocatore rimangono infatti elementi difficilmente sostituibili da qualsiasi modello analitico.

L'evoluzione del processo non implica necessariamente che ogni scout debba sviluppare competenze avanzate di analisi dati. Al contrario, l'esperienza operativa suggerisce come il valore emerga soprattutto dalla specializzazione delle competenze e dalla capacità di collaborazione tra figure differenti. Analisti, scout e area tecnica operano infatti con strumenti e prospettive diverse, ma perseguono un obiettivo comune: identificare il giocatore più funzionale rispetto alle esigenze del club.

In questo contesto assume particolare rilevanza la figura dell'analista. Il suo ruolo non consiste esclusivamente nella costruzione di modelli o nella gestione dei dati, ma soprattutto nella capacità di tradurre esigenze tecniche in parametri misurabili. L'analista diventa quindi una figura ponte tra il linguaggio calcistico e quello quantitativo, trasformando richieste qualitative provenienti da allenatori e direttori sportivi in criteri operativi utilizzabili all'interno del processo di scouting.

L'esperienza maturata attraverso Footsights Optimizer evidenzia come il contributo dell'analista non possa essere valutato esclusivamente sulla qualità tecnica degli algoritmi sviluppati. Il vero valore emerge quando il modello riesce a produrre risultati utili e utilizzabili per il cliente finale. La qualità di un sistema di supporto alle decisioni si misura infatti nella sua capacità di generare scelte migliori, individuare giocatori funzionali e costruire processi più rapidi e maggiormente documentabili. In questo senso, la possibilità di supportare le decisioni attraverso evidenze quantitative verificabili rappresenta un elemento centrale per la credibilità del processo.

Anche il ruolo del direttore sportivo è destinato a evolversi. Se in passato la sua funzione era prevalentemente legata alla costruzione delle reti relazionali e alla valutazione diretta dei giocatori, oggi la crescente complessità del mercato richiede competenze sempre più trasversali. Il direttore sportivo moderno deve essere in grado di coordinare informazioni provenienti da fonti differenti, integrare evidenze quantitative con osservazioni qualitative e tradurre le esigenze dell'area tecnica in opportunità concrete offerte dal mercato.

Particolarmente rilevante diventa inoltre la relazione con la proprietà. In un contesto nel quale gli investimenti sui giocatori rappresentano spesso l'asset più importante del club, cresce la richiesta di processi trasparenti, documentabili e facilmente comprensibili anche da figure non direttamente coinvolte nelle attività di scouting. In particolare, le proprietà internazionali mostrano una crescente attenzione verso sistemi che permettano di giustificare e tracciare il percorso che conduce alle decisioni finali.

Questo scenario determina una crescente importanza della data literacy all'interno delle organizzazioni calcistiche. La capacità di comprendere e utilizzare i dati non deve essere interpretata come una competenza esclusivamente tecnica, ma come la capacità di trasformare grandi quantità di

informazioni in conoscenza utile per il processo decisionale. Il vero valore non consiste nell'aver accesso a più dati, ma nel saperli sintetizzare, contestualizzare e tradurre in indicazioni operative comprensibili per chi deve prendere decisioni.

Nonostante l'evoluzione degli strumenti disponibili, il giudizio umano continua a mantenere un ruolo decisivo nelle fasi più delicate del recruitment. La video analysis, l'osservazione live e la valutazione degli aspetti comportamentali rimangono elementi centrali del processo. Alcune delle variabili più importanti nella carriera di un giocatore continuano infatti a sfuggire alle capacità di misurazione dei modelli quantitativi. L'ambizione personale, la capacità di leadership, l'attitudine al sacrificio, la gestione delle relazioni all'interno dello spogliatoio e il contributo alla cultura organizzativa del club rappresentano aspetti che possono influenzare profondamente il successo di un investimento sportivo.

In particolare, i dettagli apparentemente marginali sono spesso quelli che producono il maggiore impatto nel lungo periodo. La capacità di un giocatore di fissare standard elevati all'interno dell'ambiente, di instaurare relazioni efficaci con compagni, staff tecnico, area medica e personale del club o di affrontare con successo un cambiamento di contesto rappresentano elementi che continuano a richiedere una valutazione eminentemente umana.

In definitiva, l'esperienza maturata attraverso l'applicazione di Footsights Optimizer suggerisce che il futuro del recruitment calcistico non sarà caratterizzato dalla sostituzione degli scout o dei direttori sportivi da parte dell'Intelligenza Artificiale, bensì dalla crescente capacità delle organizzazioni di integrare competenze differenti all'interno di un unico processo decisionale. Il vantaggio competitivo non apparterrà a chi tenterà di sostituire l'esperienza con gli algoritmi, ma a chi saprà combinare nel modo più efficace possibile Intelligenza Artificiale, conoscenza del gioco e competenze professionali specialistiche.

3.5.4 Limiti, rischi e scalabilità del modello AI-based

Nonostante i vantaggi operativi e decisionali evidenziati nei paragrafi precedenti, l'adozione di modelli AI-based all'interno dei processi di scouting e recruitment presenta una serie di limiti e criticità che devono essere attentamente considerati. Uno dei principali rischi consiste nel considerare ranking, score e indicatori sintetici come rappresentazioni oggettive e definitive della qualità di un giocatore. In realtà, ogni output prodotto da un modello analitico è il risultato di una serie di scelte metodologiche, ipotesi e criteri di elaborazione che influenzano inevitabilmente il risultato finale.

Un primo elemento critico riguarda la qualità dei dati utilizzati. La validità di qualsiasi modello dipende infatti dalla qualità delle informazioni che vengono inserite nel processo di elaborazione. Provider differenti possono produrre dati diversi per la stessa partita, sia a causa di differenti metodologie di tagging sia per la diversa interpretazione degli eventi di gioco. Per questo motivo,

all'interno del workflow di Footsights Optimizer, la fase di pulizia e validazione del dato assume un ruolo centrale. Non tutte le informazioni disponibili vengono automaticamente elaborate dal sistema: ogni dataset viene sottoposto a verifiche preliminari e gli insight più rilevanti vengono spesso osservati anche attraverso il video, attribuendo una valutazione qualitativa prima dell'inserimento nel processo di elaborazione. La qualità del dato rappresenta quindi una condizione necessaria per garantire attendibilità e coerenza dei risultati.

Un secondo limite riguarda il rischio di generare falsi positivi. Uno dei casi più frequenti è rappresentato da giocatori che producono valori statistici particolarmente elevati all'interno di contesti competitivi di basso livello. In assenza di una corretta contestualizzazione, tali profili potrebbero essere erroneamente interpretati come alternative comparabili a giocatori che operano in campionati significativamente più competitivi. Analogamente, un giocatore con pochi minuti disputati può generare indicatori particolarmente positivi senza possedere ancora un livello sufficiente di attendibilità statistica. Questo non significa che tali profili debbano essere esclusi dal processo; al contrario, in alcuni casi possono rappresentare opportunità per anticipare il mercato. Tuttavia, richiedono un livello di approfondimento e verifica superiore rispetto a giocatori caratterizzati da una maggiore stabilità prestativa.

L'esperienza maturata attraverso Footsights Optimizer ha inoltre evidenziato come il contesto rappresenti una delle variabili più determinanti dell'intero processo. Le performance di un giocatore non possono essere interpretate indipendentemente dal sistema di gioco, dal livello competitivo della squadra, dalle richieste tattiche dell'allenatore e dalle caratteristiche dei compagni di squadra. Un centrocampista che opera in una squadra dominante nel possesso può produrre indicatori molto differenti rispetto a un giocatore con caratteristiche simili inserito in un contesto più difensivo. Per questo motivo, la contestualizzazione rappresenta una fase imprescindibile del processo e costituisce uno dei principali fattori di differenziazione tra un utilizzo superficiale e un utilizzo professionale dei dati.

Dal punto di vista metodologico, gli event data presentano inoltre alcuni limiti strutturali. Pur consentendo di misurare con elevata precisione le azioni effettuate dal giocatore in possesso del pallone, risultano meno efficaci nell'analizzare ciò che avviene senza palla. I movimenti di smarcamento, le occupazioni preventive degli spazi, i comportamenti collettivi e molte dinamiche tattiche avanzate rimangono solo parzialmente rappresentabili attraverso questo tipo di dataset. In questa direzione, l'integrazione crescente dei tracking data rappresenta una delle principali evoluzioni future del settore, permettendo una comprensione più completa delle interazioni tra giocatore, spazio e contesto di gioco.

Alcuni ruoli risultano inoltre più complessi da valutare rispetto ad altri. In particolare, il ruolo del portiere continua a richiedere competenze altamente specialistiche e criteri di valutazione dedicati. Sebbene i dati possano supportare il processo di analisi, la valutazione finale necessita frequentemente del contributo di referenti tecnici specifici, capaci di interpretare aspetti difficilmente sintetizzabili attraverso indicatori quantitativi tradizionali.

Un ulteriore elemento di attenzione riguarda la necessità di aggiornare e adattare continuamente il modello. Footsights Optimizer non deve essere interpretato come un sistema statico, ma come un'infrastruttura in continua evoluzione. L'introduzione di nuove metriche, la disponibilità di dataset più avanzati e l'evoluzione stessa del gioco rendono necessaria una revisione periodica dei criteri di valutazione e delle variabili utilizzate. La capacità di adattare il modello senza comprometterne la coerenza metodologica rappresenta uno degli aspetti più delicati del processo.

Nonostante questi limiti, il modello presenta un elevato livello di scalabilità. La possibilità di elaborare simultaneamente migliaia di profili, confrontare mercati differenti e generare shortlist strutturate consente di ampliare significativamente il perimetro osservabile rispetto ai modelli tradizionali. Tuttavia, la scalabilità tecnologica non coincide automaticamente con la scalabilità organizzativa. Un sistema come Footsights Optimizer può essere replicato in contesti differenti, ma la sua efficacia dipende dalla presenza di condizioni organizzative adeguate.

Tra queste, la più importante è probabilmente la cultura del dato. In assenza di una reale disponibilità a integrare informazioni quantitative all'interno dei processi decisionali, anche il miglior modello rischia di produrre valore limitato. La tecnologia può accelerare le analisi, organizzare le informazioni e migliorare la qualità degli insight prodotti, ma non può sostituire la volontà dell'organizzazione di utilizzare tali strumenti in maniera coerente e continuativa.

In definitiva, il principale limite dei modelli AI-based non consiste nella tecnologia stessa, ma nel rischio di attribuirle capacità superiori a quelle che realmente possiede. Il dato rappresenta uno strumento estremamente potente per ridurre l'incertezza e migliorare la qualità delle decisioni, ma non elimina la complessità intrinseca del calcio. Il rischio più grande non è utilizzare i dati, bensì credere che i dati siano sufficienti. Il vero vantaggio competitivo nasce infatti dalla capacità di integrare modelli analitici, conoscenza del gioco e interpretazione umana all'interno di un unico processo decisionale coerente.

CONCLUSIONI

Il presente lavoro ha avuto l'obiettivo di analizzare l'evoluzione dei processi decisionali nelle società calcistiche professionistiche nell'era dell'Intelligenza Artificiale, con particolare attenzione al passaggio da modelli prevalentemente esperienziali a modelli ibridi, data-driven e AI-based. La tesi è partita dall'idea che l'AI non debba essere interpretata soltanto come una tecnologia capace di automatizzare attività operative, ma come una leva di innovazione di processo in grado di modificare il modo in cui le organizzazioni raccolgono, elaborano, condividono e utilizzano le informazioni a supporto delle decisioni.

L'analisi teorica sviluppata nel primo capitolo ha evidenziato come l'innovazione di processo non coincida esclusivamente con l'introduzione di nuovi strumenti, ma riguardi più profondamente la trasformazione delle routine organizzative, dei flussi informativi e delle modalità attraverso cui le decisioni vengono costruite. In questo quadro, i processi decisionali rappresentano un ambito particolarmente rilevante dell'innovazione organizzativa, poiché incidono direttamente sulla capacità delle imprese di affrontare contesti complessi, gestire l'incertezza e orientare le proprie scelte strategiche.

Il riferimento alla razionalità limitata ha permesso di comprendere perché, nei contesti caratterizzati da elevata complessità informativa, i modelli decisionali fondati esclusivamente sull'esperienza individuale mostrino limiti crescenti. L'aumento dei dati disponibili non si traduce automaticamente in decisioni migliori: al contrario, può generare sovraccarico informativo, difficoltà di selezione delle alternative rilevanti e maggiore esposizione a bias cognitivi. In questo scenario, l'Intelligenza Artificiale si inserisce come naturale evoluzione dei modelli data-driven, offrendo alle organizzazioni strumenti capaci di ordinare grandi volumi informativi, individuare pattern, supportare la comparazione tra alternative e rendere più strutturati i processi decisionali.

Uno dei principali risultati teorici emersi dalla ricerca riguarda tuttavia il fatto che l'AI non elimina la centralità del giudizio umano. Il valore più rilevante dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali si manifesta nella logica dell'augmented intelligence, ovvero nella possibilità di integrare capacità computazionali e capacità interpretative. Gli algoritmi risultano particolarmente efficaci nell'elaborazione di grandi quantità di dati e nella riduzione del rumore informativo; l'essere umano rimane invece essenziale nella comprensione del contesto, nella gestione dell'incertezza e nella valutazione delle dimensioni qualitative e strategiche che non possono essere pienamente misurate.

L'applicazione di tali riflessioni al calcio professionistico ha permesso di evidenziare come i club moderni debbano essere considerati organizzazioni complesse, nelle quali dimensione sportiva, economica, manageriale e tecnologica risultano sempre più interdipendenti. Le società calcistiche

non operano più soltanto come realtà sportive orientate al risultato agonistico, ma come imprese articolate, chiamate a gestire investimenti rilevanti, asset patrimoniali, aspettative degli investitori, sostenibilità finanziaria e strategie di crescita di lungo periodo.

In questo contesto, le decisioni relative allo scouting, al recruitment e alla costruzione della rosa assumono una rilevanza strategica centrale. Il modello tradizionale, fondato su esperienza, conoscenza tacita, osservazione diretta e reti relazionali, conserva ancora oggi un valore fondamentale, soprattutto per la capacità di cogliere elementi difficilmente traducibili in indicatori numerici. Tuttavia, l'aumento dei costi di trasferimento, la crescente disponibilità di dati, la professionalizzazione della governance e la necessità di ridurre il rischio decisionale hanno reso sempre più evidente l'esigenza di integrare tale modello con strumenti più strutturati, verificabili e scalabili.

Dall'analisi del settore calcistico è emerso quindi un passaggio da una logica decisionale prevalentemente esperienziale a una logica ibrida, nella quale intuizione, competenza tecnica e analisi quantitativa coesistono all'interno dello stesso processo. I casi reali analizzati hanno mostrato come l'utilizzo di dati, analytics e strumenti AI-based possa assumere forme differenti a seconda del contesto organizzativo, degli obiettivi strategici e della cultura manageriale del club. L'adozione dell'AI nel calcio non rappresenta quindi un fenomeno uniforme, ma un processo progressivo, condizionato da risorse economiche, competenze interne, governance e disponibilità al cambiamento.

La parte empirica della tesi, sviluppata attraverso l'analisi del modello Footsights Optimizer, ha consentito di osservare concretamente come un sistema AI-based possa incidere sui processi di scouting e recruitment. Il modello, articolato nelle fasi di Data Acquisition, Data Processing, Data Analysis e Data Visualisation, mostra come una richiesta tecnica possa essere trasformata in un processo decisionale più ordinato, scalabile e documentabile. La sua funzione non consiste nel sostituire il decisore, ma nel costruire un'infrastruttura informativa capace di supportare la selezione, il confronto e la validazione dei profili.

Il framework di confronto tra processo tradizionale e processo AI-based ha evidenziato l'impatto del modello su due livelli principali. Sul piano operativo, Footsights Optimizer consente di aumentare l'efficienza del processo, ampliare il numero di profili analizzabili, estendere la copertura geografica dello scouting e strutturare meglio report, database e dashboard. Sul piano decisionale e organizzativo, invece, il modello contribuisce a migliorare la qualità delle shortlist, ridurre parzialmente l'incertezza, favorire una maggiore collaborazione tra scouting, area tecnica, direzione sportiva e management, e rendere il processo più tracciabile e argomentabile.

L'applicazione empirica a un caso reale di scouting ha confermato tali dinamiche. La ricerca di un centrocampista difensivo con caratteristiche tecnico-tattiche specifiche ha mostrato come Footsights Optimizer sia stato in grado di trasformare una richiesta qualitativa del club in parametri misurabili, applicando pesature ruolo-specifiche, criteri di funzionalità e cluster competitivi. Attraverso l'Indice di Funzionalità, il modello ha ridotto un database iniziale composto da oltre 32.000 profili a una shortlist di 36 giocatori coerenti con il benchmark tecnico definito.

Questo risultato rappresenta uno degli elementi più significativi dell'intera analisi. Il valore del modello non risiede nella semplice capacità di raccogliere più informazioni, ma nella capacità di ridurre la complessità decisionale, selezionando rapidamente alternative rilevanti e coerenti con le esigenze del club. In questo senso, Footsights Optimizer non sostituisce il lavoro dello scout o dell'analista, ma ne modifica la funzione: il lavoro umano viene spostato dalla ricerca dispersiva delle informazioni alla verifica, contestualizzazione e validazione qualitativa di profili già filtrati.

L'analisi qualitativa condotta attraverso l'intervista al consulente ha inoltre permesso di approfondire le condizioni organizzative necessarie per l'adozione efficace di un modello AI-based. Da tale prospettiva è emerso come la principale sfida non sia esclusivamente tecnologica, ma culturale e manageriale. L'introduzione di dati, ranking e strumenti algoritmici può generare resistenze da parte di figure professionali abituate a modelli decisionali tradizionali, soprattutto quando tali strumenti vengono percepiti come una minaccia al valore dell'esperienza accumulata nel tempo. La costruzione della fiducia richiede quindi validazione progressiva, chiarezza degli output e capacità di dimostrare l'utilità concreta del modello.

Un ulteriore risultato riguarda la trasformazione delle competenze professionali. L'AI non determina la scomparsa dello scout, dell'analista o del direttore sportivo, ma ne ridefinisce progressivamente il ruolo. Lo scout assume una funzione sempre più orientata alla verifica qualitativa e alla lettura contestuale dei profili; l'analista diventa una figura ponte tra linguaggio calcistico e linguaggio quantitativo; il direttore sportivo è chiamato a coordinare evidenze statistiche, osservazione tecnica, vincoli economici, strategia societaria e relazione con la proprietà. In questo quadro, cresce l'importanza della data literacy, intesa non come competenza puramente tecnica, ma come capacità di trasformare informazioni complesse in conoscenza utile alla decisione.

Allo stesso tempo, la ricerca ha evidenziato i limiti e i rischi associati all'adozione di modelli AI-based. I dati non rappresentano una verità oggettiva e autosufficiente: essi dipendono dalla qualità dei dataset, dai criteri di tagging, dalle scelte metodologiche, dalle pesature attribuite alle variabili e dal contesto competitivo in cui le performance vengono prodotte. Il rischio di falsi positivi, la difficoltà di valutare aspetti comportamentali e psicologici, i limiti degli event data nell'analizzare le dinamiche

senza palla e la necessità di aggiornare continuamente il modello rappresentano elementi critici che devono essere considerati con attenzione.

Per questo motivo, la decisione finale nel calcio professionistico rimane necessariamente umana, contestuale e strategica. L'AI può ridurre l'incertezza, aumentare la capacità di confronto tra alternative, rendere più trasparente il processo e migliorare la qualità informativa della decisione, ma non può eliminare completamente la complessità intrinseca del gioco. Variabili come adattamento culturale, leadership, resilienza, relazione con l'allenatore, compatibilità con lo spogliatoio, pressione ambientale e capacità di inserirsi in un determinato sistema tattico continuano a richiedere osservazione diretta, video analysis, competenza tecnica e sensibilità professionale.

Alla luce dei risultati ottenuti, è possibile affermare che l'Intelligenza Artificiale può configurarsi come una reale innovazione di processo nei club calcistici professionistici quando viene integrata all'interno di un workflow organizzativo coerente. Il vantaggio competitivo non deriva dalla tecnologia in sé, né dal semplice accesso a database più ampi, ma dalla capacità dell'organizzazione di trasformare dati e algoritmi in conoscenza utilizzabile. In altre parole, il valore dell'AI emerge quando essa contribuisce a costruire processi decisionali più rapidi, scalabili, documentabili e condivisi, senza interrompere il legame con l'esperienza calcistica e con l'interpretazione umana.

Il contributo principale della tesi consiste quindi nell'aver interpretato l'AI non come sostituto del processo decisionale tradizionale, ma come elemento di trasformazione delle sue modalità operative. Nel contesto dello scouting e del recruitment, l'innovazione non consiste nell'eliminare l'intuizione o l'esperienza, ma nel collocarle all'interno di un processo più strutturato, in cui il giudizio umano può essere esercitato su una base informativa più ampia, ordinata e verificabile.

Naturalmente, il lavoro presenta anche alcuni limiti. L'analisi empirica si basa su un single case study qualitativo e non ha l'obiettivo di produrre una generalizzazione statistica valida per tutti i club professionistici. Inoltre, per ragioni di riservatezza, alcune informazioni relative al club coinvolto e ai dettagli operativi del modello non sono state esplicitate integralmente. Un ulteriore limite riguarda la natura stessa dei dati utilizzati nei processi di scouting, in particolare degli event data, che permettono di analizzare con precisione molte azioni di gioco, ma risultano meno completi nella valutazione dei movimenti senza palla, delle dinamiche collettive e degli aspetti comportamentali.

Questi limiti aprono tuttavia interessanti prospettive per future ricerche. Ulteriori studi potrebbero confrontare l'adozione di modelli AI-based in club di dimensioni differenti, appartenenti a diversi campionati o caratterizzati da modelli di governance diversi. Sarebbe inoltre utile approfondire l'integrazione tra event data e tracking data, così da valutare in modo più completo il comportamento

dei giocatori all'interno del contesto tattico. Un'altra direzione di ricerca potrebbe riguardare la misurazione longitudinale dell'efficacia dei modelli AI-based, verificando nel tempo la coerenza tra shortlist generate, decisioni effettivamente adottate e rendimento successivo dei giocatori.

In conclusione, l'evoluzione dei processi decisionali nelle società calcistiche professionistiche non può essere interpretata come un passaggio lineare dalla decisione umana alla decisione algoritmica. Il cambiamento più rilevante riguarda piuttosto la costruzione di modelli decisionali ibridi, nei quali dati, algoritmi, competenze tecniche e giudizio manageriale vengono integrati all'interno di processi più strutturati e consapevoli. L'Intelligenza Artificiale non rende il calcio pienamente prevedibile, né elimina il rischio associato alle decisioni di mercato. Tuttavia, può contribuire a rendere tali decisioni meno casuali, più informate e più coerenti con gli obiettivi strategici del club.

Il vero valore dell'AI non risiede quindi nella promessa di sostituire l'occhio umano, ma nella capacità di orientarlo meglio. È in questa complementarità tra dato e interpretazione, tra algoritmo e competenza professionale, tra efficienza analitica e sensibilità calcistica, che si colloca il futuro dei processi decisionali nel calcio professionistico.

BIBLIOGRAFIA

- AnalyiSport (2022) – ‘What Can Data Do for a Football Club? A Case Study of Brentford F.C.’, *AnalyiSport*.
- Anderson, C. and Sally, D. (2013) – *The Numbers Game: Why Everything You Know About Football Is Wrong*. London: Penguin Books.
- Ajax Amsterdam – *A World-Class Academy in Professional Football: The Case of Ajax Amsterdam*. Amsterdam: AFC Ajax.
- Akter, S., Wamba, S.F., Gunasekaran, A., Dubey, R. and Childe, S.J. (2016) - ‘How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment’, *International Journal of Production Economics*, 182, pp. 113–131.
- Brynjolfsson, E., Hitt, L.M. and Kim, H.H. (2011) - ‘Strength in numbers: How does data-driven decision making affect firm performance?’, *MIT Sloan School Working Paper*, No. 4778-10.
- Brynjolfsson, E. and McElheran, K. (2016) - ‘The rapid adoption of data-driven decision-making’, *American Economic Review Papers and Proceedings*, 106(5), pp. 133–139.
- Cao, G., Duan, Y. and El Banna, A. (2019) - ‘A dynamic capability view of marketing analytics: Evidence from UK firms’, *European Journal of Marketing*, 53(5), pp. 874–894.
- Crossan, M.M. and Apaydin, M. (2010) - ‘A multi-dimensional framework of organizational innovation: A systematic review of the literature’, *Journal of Management Studies*, 47(6), pp. 1154–1191.
- Damanpour, F. (2010) - ‘An integration of research findings of effects of firm size and market competition on product and process innovations’, *British Journal of Management*, 21(4), pp. 996–1010.
- Damanpour, F. and Aravind, D. (2011) - ‘Managerial innovation: Conceptions, processes, and antecedents’, *Management and Organization Review*, 7(3), pp. 423–454.
- Davenport, T.H. (2006) ‘Competing on Analytics’, *Harvard Business Review*, 84(1), pp. 98–107.
- Decroos, T., Bransen, L., Van Haaren, J. and Davis, J. (2019) – ‘Actions Speak Louder Than Goals: Valuing Player Actions in Soccer’, *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pp. 1851–1861.
- Diakopoulos, N. (2016) – ‘Accountability in algorithmic decision making’, *Communications of the ACM*, 59(2), pp. 56–62.
- Dobson, S. and Goddard, J. (2001) – *The Economics of Football*. Cambridge: Cambridge University Press.
- FIGC (2025) *Norme Organizzative Interne della FIGC (NOIF)*. Roma: Federazione Italiana Giuoco Calcio.
- Franck, E. (2010) - ‘Private firm, public corporation or member’s association — Governance structures in European football’, *International Journal of Sport Finance*, 5(2), pp. 108–127.
- Gammelsæter, H. (2010) ‘Institutional Pluralism and Governance in “Commercialized” Sport Clubs’, *European Sport Management Quarterly*, 10(5), pp. 569–594

- Gudmundsson, J. and Horton, M. (2017) - 'Spatio-temporal analysis of team sports: A survey', *ACM Computing Surveys*, 50(2), pp. 1–34.
- Güllich, A. (2014) – 'Selection, de-selection and progression in German football talent promotion', *European Journal of Sport Science*, 14(6), pp. 530–537.
- Jarrahi, M.H. (2018) - 'Artificial intelligence and the future of work: Human–AI symbiosis in organizational decision making', *Business Horizons*, 61(4), pp. 577–586.
- Kahneman, D. (2003) – 'A perspective on judgment and choice: Mapping bounded rationality', *American Psychologist*, 58(9), pp. 697–720.
- Kulkarni, U. and Ipe, M. (2007) – 'Knowledge sharing in organizations: The role of organizational context', *Journal of Knowledge Management*, 11(1), pp. 96–113.
- Liverpool FC – *Analytics and Performance Strategy in Professional Football*. Liverpool: Liverpool Football Club.
- Lago, U., Simmons, R. and Szymanski, S. (2006) - 'The financial crisis in European football', *Journal of Sports Economics*, 7(1), pp. 3–12.
- Larsen, C.H., Storm, L.K., Sæther, S.A., Pyrdol, N. and Henriksen, K. (2020) – 'A world class academy in professional football: The case of Ajax Amsterdam', *Scandinavian Journal of Sport and Exercise Psychology*, 2, pp. 33–43.
- Lusch, R.F. and Nambisan, S. (2015) - 'Service innovation: A service-dominant logic perspective', *MIS Quarterly*, 39(1), pp. 155–175.
- Mackenzie, R. and Cushion, C. (2013) – 'Performance analysis in football: A critical review and implications for future research', *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 13(3), pp. 640–656.
- Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C. and Byers, A.H. (2011) - *Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*. McKinsey Global Institute.
- Nelson, R.R. and Winter, S.G. (1982) - *An evolutionary theory of economic change*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Nørrelund, A. (2019) – 'Data-driven decision-making in professional football: The case of Brentford FC'.
- OECD and Eurostat (2018) - *Oslo Manual 2018: Guidelines for collecting, reporting and using data on innovation*. 4th edn. Paris: OECD Publishing.
- Pappalardo, L., Cintia, P., Rossi, A., Massucco, E., Ferragina, P., Pedreschi, D. and Giannotti, F. (2019) - 'A public data set of spatio-temporal match events in soccer competitions', *Scientific Data*, 6(236), pp. 1–15.
- Pappalardo, L., Rossi, A., Cintia, P. and Giannotti, F. (2019) - 'PlayerRank: Data-driven performance evaluation and player ranking in soccer via a machine learning approach', *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 10(5), pp. 1–27.
- Provost, F. and Fawcett, T. (2013) – *Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking*. Sebastopol, CA: O'Reilly Media.

- Raisch, S. and Krakowski, S. (2020) - 'Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox', *Academy of Management Review*, 45(1), pp. 192–210.
- Relvas, H., Littlewood, M., Nesti, M., Gilbourne, D. and Richardson, D. (2010) - 'Organizational structures and working practices in elite European professional football clubs', *European Sport Management Quarterly*, 10(2), pp. 165–187.
- Shrestha, Y.R., Ben-Menahem, S.M. and von Krogh, G. (2019) - 'Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence', *California Management Review*, 61(4), pp. 66–83.
- Simon, H.A. (1991) - 'Bounded rationality and organizational learning', *Organization Science*, 2(1), pp. 125–134.
- Simon, H.A. (1997) – *Administrative behavior*. 4th edn. New York: Free Press.
- Sloane, P. (2015) - *The Economics of Professional Football*. Cheltenham: Edward Elgar Publishing.
- Storm, R.K. and Nielsen, K. (2012) - 'Soft budget constraints in professional football', *European Sport Management Quarterly*, 12(2), pp. 183–201.
- Szymanski, S. (2009) *Playbooks and Checkbooks: An Introduction to the Economics of Modern Sports*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Tidd, J. and Bessant, J. (2021) - *Managing innovation: Integrating technological, market and organizational change*. 7th edn. Hoboken: Wiley.
- UEFA (2024) - *European Club Footballing Landscape Report 2024*. Nyon: Union of European Football Associations.
- Vaeyens, R., Lenoir, M., Williams, A.M. and Philippaerts, R.M. (2008) 'Talent Identification and Development Programmes in Sport: Current Models and Future Directions', *Sports Medicine*, pp. 703–714.
- Wamba, S.F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S.J.F., Dubey, R. and Childe, S.J. (2017) - 'Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities', *Journal of Business Research*, 70, pp. 356–365.
- Wright, C., Smart, D. and McLeod, B. (2020) - 'Institutional pluralism and governance in commercial sport organizations', *Sport Management Review*, 23(3), pp. 473–487.

RINGRAZIAMENTI

Eccoci arrivati alla parte più difficile di tutto questo lavoro.

Chi mi conosce sa che non sono un amante della retorica, né tantomeno uno di molte parole, specialmente affettuose, ma essendo giunto al termine del mio percorso scolastico, dopo un diploma liceale e due lauree (flex), mi sembra giusto anche ringraziare chi mi è stato accanto in questi anni. Sarò breve.

Ai miei genitori: ne abbiamo passate di tutti i colori, da momenti indimenticabili, ad altri meno felici. Abbiamo vissuto delle difficoltà, per ognuno di noi diverse, che non tutti riuscirebbero a superare, e questa è una cosa che ci deve rendere ancora più orgogliosi, soprattutto a voi. Perché in tutto questo mi avete dato tutto quello che potevate darmi... educazione, valori, possibilità e soprattutto amore. Se c'è una cosa di cui sono sicuro è che tutto quello che fate o che avete fatto, anche nei momenti più difficili, è perché mi amate, e questo mi basta.

Se sono ciò che sono oggi, se ho raggiunto questi risultati e se in futuro raggiungerò ciò che mi sono prefissato, lo devo a voi. Spero un giorno di potervi ripagare di tutti gli sforzi fatti e di rendervi orgogliosi di me (nel caso non bastassero due lauree...). Grazie, vi amo.

Ai miei fratelli: non siamo i classici fratelli cresciuti insieme, non abbiamo mai vissuto tutti e 3 sotto lo stesso tetto e apparteniamo a generazioni diverse. Infatti, più che fratelli per me siete stati il secondo papà e la seconda mamma. Mi avete cresciuto cercando di trasmettermi tutto quello che avete imparato negli anni, seguendomi passo dopo passo nella mia crescita. Prima i consigli sulla scuola, poi sulle ragazze, ora su università e lavoro... vi ho sempre guardato da fuori con ammirazione, cercando di seguire i vostri passi, consapevole di avere davanti a me due modelli (non di bellezza...) da cui poter solo che imparare. Mi siete stati accanto nei momenti più difficili della mia vita, dove nel buio generale, eravate la mia unica luce.

La differenza d'età ha fatto sì che non avessimo mai avuto molto in comune, ma con il passare del tempo, più divento grande, questa differenza si assottiglia sempre di più. Non vedo l'ora di continuare a crescere con voi e di creare tanti nuovi ricordi insieme. Infine, auguro a me, ma soprattutto ai vostri figli, di essere per loro quello che siete stati voi per me: una guida sicura, presente, divertente, ma soprattutto figa (sul figo ci siamo, sul sicuro dobbiamo lavorarci...). Vi amo.

A Fede: Ci conosciamo da 16 anni, ed è da 16 anni che in ogni momento della mia vita sei sempre stato presente. Sei la persona che mi conosce meglio e l'unica a cui racconto ogni cosa, senza mai la paura di essere giudicato. Ogni singola cavolata della mia vita l'ho fatta con te, i momenti più divertenti della mia vita li ho passati con te e ogni mia decisione importante è passata da te. La tua amicizia è la cosa più bella che mi sia capitata nella vita: mai una litigata, mai un'invidia, mai critiche o giudizi, ma solo comprensione, sincerità e risate nei momenti più inopportuni possibili...

Di grosse dichiarazioni noi non ce siamo fatte, forse perché non siamo bravi a esternare le proprie emozioni, o forse perché ci è sempre bastato uno sguardo per capirci, o forse perché ridurre il nostro rapporto a delle mere frasi retoriche non ci renderebbe giustizia. Ciò che voglio dirti però, e che voglio che rimanga scritto qui, è che sono grato di averti. Grazie per tutto ciò che mi hai dato in questi 16 anni e spero di avere ancora una vita intera da passare così, con te. Ti voglio bene, per sempre.

A Pippo, Gian, Ale, Lore e Slez: siete parte della mia vita ormai da molti anni. Siamo passati dall'essere dei ragazzini sbruffoni e verginelli ad essere (quasi) uomini. In ogni fase della mia vita, in tutte le mie prime volte, in tutti i momenti no e nei momenti più divertenti siete sempre stati presenti, così come io con voi. Ciò che voglio dirvi è che sono orgoglioso di ciò che siamo diventati insieme, ognuno di noi. So che nella vostra amicizia, anche se il tempo passa, potrò sempre contare, così come voi nella mia.

A Cami, Vitto e Pasca: tra tutti i miei amici, siete quelli che conosco da più tempo, fin dall'asilo. L'amicizia vera è nata alle elementari, per poi consolidarsi alle superiori. Senza di voi quegli anni per me sarebbero stati impossibili e l'unico motivo per cui tornerei in quell'inferno è di vivere ancora le "grosse e grasse" risate che ci facevamo. Siete le persone che più hanno visto i miei cambiamenti, vivendoli e supportandoli quotidianamente. Oltretutto, sono sicuro che – vedendo com'ero al liceo – siete quelli più orgogliosi (e probabilmente sorpresi) di questo mio traguardo.

La nostra forse non sarà un'amicizia per la quale ci viviamo quotidianamente, ma è un'amicizia vera, profonda e so che se mai dovessi avere bisogno di voi, non esitereste un secondo ad aiutarmi, così come farei io per voi. Grazie per esserci stati in tutti questi anni, e ovunque voi sarete, io ci sarò, per sempre.

E poi ai ragazzi di Albignasego e a tutti coloro che, anche se non citati qui, hanno fatto parte della mia vita o ne fanno parte tutt'ora, lasciando nel bene o nel male un segno indelebile in me, contribuendo a farmi essere ciò che sono.

Infine, a me stesso: sii orgoglioso.

Perché come dice un grande maestro:

“Padre tempo opera in silenzio” ...

Un abbraccio.