

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ТАРАСА
ШЕВЧЕНКА**

Факультет інформаційних технологій

Кафедра технологій управління

Спеціальність 122 – Комп’ютерні науки,
освітня програма «Інформаційна аналітика та впливи»

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему:

**“Інтелектуальна система спортивного скаутингу та допомоги
спортивним тренерам”**

Студента 2-го курсу групи ІАВ-21

Науковий керівник:

Д.Т.Н., доцент

(науковий ступінь, вчене звання)

Даниїл ПИЛИПОВИЧ

(ім'я прізвище)

Олег ЗАРИЦЬКИЙ

(ім'я прізвище)

(підпис студента)

(дата)

(підпис)

Попередній захист:

(Висновок: «До захисту в Екзаменаційній комісії»)

Завідувач кафедри

технологій управління

(підпис)

Віктор МОРОЗОВ

(ім'я, прізвище)

(дата)

Київ – 2026

КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА

Факультет інформаційних технологій

Кафедра технологій управління

Освітньо ступень Магістр

Спеціальність 122 - Комп'ютерні науки

Освітньо-наукова програма Інформаційна аналітика та впливи

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри
професор Морозов В.В.

«__» _____ 20__ року

ЗАВДАННЯ НА ВИКОНАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Студент Пилипович Даниїл Олегович

Група IAB-21

1. Тема кваліфікаційної роботи: Інтелектуальна система спортивного скаутингу та допомоги спортивним тренерам

Затверджена наказом по від «__» _____ 20__ р. № ____.

2. Строк подання студентом готової роботи – “06” травня 2026 р.

3. Цільова установка та вихідні дані до роботи: Підвищити якість формування команди шляхом використання інтелектуальної системи спортивного скаутингу для оцінювання гравців, добору кандидатів та післяматчевого оновлення скаутингових висновків на прикладі футбольного домену. Вхідні дані: наукові джерела, набір Player Attributes, засоби Django, SQLite, scikit-Learn.

4. Зміст роботи: Аналіз спортивного скаутингу та підходів до оцінювання гравців; формалізація рольових профілів, атрибутів і командного контексту; побудова Rule-based моделі оцінювання гравців; реалізація ML-кластеризації архетипів гравців; розроблення післяматчевої аналітики та оновлення профілю гравця; проєктування та програмна реалізація прототипу системи; демонстрація роботи системи та оцінювання результатів.

5. Перелік графічного матеріалу (слайдів): Актуальність, мета, завдання, об'єкт, предмет, наукова новизна та практичне значення. Теоретичні основи спортивного скаутингу та постановка задачі. Моделі і методи побудови системи. Rule-based оцінювання, командний профіль і ML-архетипізація. Післяматчева аналітика та оновлення профілю гравця. Архітектура, структура

даних і програмна реалізація прототипу. Інтерфейс системи. Демонстрація роботи, результати, переваги, обмеження та висновки.

6. Календарний план виконання роботи:

№ п/п	Назва частин роботи	%	Виконання роботи	
			За планом	Фактично
1	Вибір теми дипломної роботи	3	19.12.25	19.12.25
2	Протокол кафедри про затвердження тем дипломних робіт та призначення наукових керівників	2	20.12.25	20.12.25
3	Формування переліку нормативних матеріалів, наукових джерел і літератури з проблематики дипломної роботи	10	10.01.26	09.01.26
4	Складання розгорнутого плану кваліфікаційної роботи	5	20.01.26	20.01.26
5	Ознайомлення наукового керівника з розгорнутим планом кваліфікаційної роботи. Внесення змін	5	21.01.26 – 24.01.26	24.01.26
6	Підготовка розділу 1	10	15.02.26	16.02.26
7	Підготовка розділу 2	14	10.03.26	11.03.26
8	Підготовка розділу 3	14	05.04.26	06.04.26
9	Підготовка розділу 4	13	22.04.26	28.04.26
10	Оформлення кваліфікаційної роботи.	15	04.05.26	04.05.26
11	Передача кваліфікаційної роботи науковому керівнику	2	05.05.26	04.05.26
12	Передача кваліфікаційної роботи рецензенту для рецензування	2	06.05.26	05.05.26
13	Попередній захист кваліфікаційної роботи	5	13.05.26	12.05.26

Дата видачі завдання «__» _____ 20__ р.

Керівник роботи _____
(посада, прізвище, ім'я, по батькові)

_____ (підпис)

Завдання прийняв до виконання студент групи _____

_____ (прізвище, ім'я, по батькові)

_____ (підпис)

ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ	6
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	8
ВСТУП	9
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ПІДТРИМКИ СКАУТИНГОВИХ РІШЕНЬ У СПОРТІ	13
1.1 Особливості сучасного спортивного скаутингу як аналітичної задачі	13
1.2 Аналіз існуючих підходів до оцінювання спортсменів і гравців	17
1.3 Проблеми існуючих підходів і вимоги до системи підтримки рішень	22
1.4 Постановка задачі магістерської роботи	26
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1	31
РОЗДІЛ 2. МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ СПОРТИВНОГО СКАУТИНГУ	32
2.1 Формалізація рольового профілю гравця	32
2.2 Rule-based модель оцінювання відповідності гравця ролі	37
2.3 Модель командного профілю: стиль гри, схема та потреби складу	44
2.4 ML-кластеризація архетипів гравців як засіб валідації Rule-based системи	51
2.5 Модель післяматчового аналізу та оновлення профілю гравця	57
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2	63
РОЗДІЛ 3. АРХІТЕКТУРА ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОТОТИПУ СИСТЕМИ	64
3.1 Архітектура системи та склад основних модулів	64
3.2 Проектування структури даних і моделей системи	69
3.3 Реалізація Rule-based механізму оцінювання	75
3.4 Реалізація ML-модуля кластеризації архетипів гравців	81
3.5 Реалізація модуля післяматчової аналітики	85
3.6 Реалізація користувацького інтерфейсу системи	92
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3	96
РОЗДІЛ 4. ДЕМОНСТРАЦІЯ РОБОТИ ПРОТОТИПУ СИСТЕМИ ТА ОЦІНЮВАННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ	97
4.1 Сценарій роботи прототипу на модельному спортивному середовищі	97
4.2 Оцінювання гравців і добір кандидатів під стиль та схему	100

4.3 Аналіз результатів ML-кластеризації.....	105
4.4 Демонстрація післяматчевої аналітики та її впливу на скаутинг	110
4.5 Переваги, обмеження та напрями розвитку системи	116
ВИСНОВОК ДО РОЗДІЛУ 4.....	121
ВИСНОВКИ	122
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	125

АНОТАЦІЯ

КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА

Факультет інформаційних технологій

Кафедра технологій управління

Спеціальність 122 - Комп'ютерні науки,
освітня програма "Інформаційна аналітика та впливи"

Дипломна робота магістра Пилипович Даниїл Олегович.

Тема роботи – «Інтелектуальна система спортивного скаутингу та допомоги спортивним тренерам».

Мета роботи – підвищити якість формування команди шляхом використання інтелектуальної системи спортивного скаутингу та підтримки рішень для оцінювання гравців, добору кандидатів під стиль гри і схему команди та післяматчевого оновлення скаутингових висновків на прикладі футбольного домену.

Об'єкт дослідження – процеси підтримки скаутингових і аналітичних рішень у спорті.

Предмет дослідження – методи Rule-based оцінювання, ML-кластеризації архетипів гравців та післяматчевої аналітики в прототипі інформаційної системи спортивного скаутингу, реалізованому на прикладі футболу.

Наукова новизна роботи полягає в тому, що запропоновано підхід до побудови прототипу інтелектуальної системи спортивного скаутингу, який поєднує Rule-based оцінювання відповідності гравця ролі, ML-архетипізацію як незалежний валідаційний шар та післяматчеве оновлення аналітичного профілю гравця в межах єдиного інформаційного контуру. На відміну від існуючих підходів, запропоноване рішення інтегрує довгострокове скаутингове оцінювання з матчевою аналітикою та враховує командний контекст, зокрема стиль гри, схему та кадрові потреби складу.

У роботі проаналізовано особливості сучасного спортивного скаутингу як аналітичної задачі, досліджено існуючі підходи до оцінювання спортсменів і

гравців, визначено їхні обмеження та сформульовано вимоги до системи підтримки рішень. Розроблено модель рольового профілю гравця, Rule-based механізм оцінювання, модель командного профілю, ML-модуль кластеризації архетипів гравців та модуль післяматчевої аналітики. Реалізовано програмний прототип системи та проведено демонстрацію його роботи в модельному спортивному середовищі на прикладі синтетичних команд, гравців і симульованих матчів. Наведено оцінювання отриманих результатів, а також визначено переваги, обмеження і напрями подальшого розвитку системи.

Дипломна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел. Загальний обсяг роботи становить 131 сторінок. Список використаних джерел налічує 43 найменувань.

Ключові слова: спортивний скаутинг, інтелектуальна система, Rule-based оцінювання, машинне навчання, кластеризація, архетипи гравців, післяматчева аналітика, футбольна аналітика, підтримка рішень.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- DSS — Decision Support System, система підтримки прийняття рішень.
- AI — Artificial Intelligence, штучний інтелект.
- Rule-based — підхід, заснований на формалізованих правилах оцінювання.
- ML — Machine Learning, машинне навчання.
- Fit — ступінь відповідності гравця ролі, команді або кадровій потребі.
- soft band — зона м'якої відповідності атрибуту заданому пороговому інтервалу.
- Snapshot — зафіксований стан метрик або атрибутів гравця на певний момент часу.
- PCA — Principal Component Analysis, метод головних компонент.
- KMeans — метод кластеризації k-середніх.
- xG — expected goals, очікувані голи.
- xA — expected assists, очікувані асистси.
- squad planning — планування складу команди з урахуванням слотів, ролей і потреб.
- UI — User Interface, користувацький інтерфейс.
- API — Application Programming Interface, програмний інтерфейс застосунку.
- JSON — JavaScript Object Notation, формат структурованого подання даних.
- CSV — Comma-Separated Values, текстовий формат табличних даних.
- SVG — Scalable Vector Graphics, формат векторної графіки.

ВСТУП

У сучасному спорті процес прийняття кадрових і аналітичних рішень дедалі сильніше залежить від даних, цифрових інструментів та аналітичних моделей. Це особливо помітно у сфері скаутингу, де поряд із традиційним експертним спостереженням активно використовуються статистичні індикатори, подієві й трекінгові дані, моделі оцінювання дій спортсменів, алгоритми кластеризації та інші засоби спортивної аналітики. У таких умовах скаутинг поступово трансформується з переважно інтуїтивного процесу у складну задачу підтримки рішень, що вимагає узгодження експертного знання, даних і формалізованих правил аналізу.

Актуальність теми зумовлена кількома взаємопов'язаними чинниками. По-перше, відбувається активна цифровізація спортивного скаутингу, внаслідок чого клуби, аналітичні штаби та дослідники отримують доступ до дедалі більшого обсягу даних про спортсменів, матчі, тактичні дії та фізичні характеристики. По-друге, зростає роль даних у прийнятті рішень щодо комплектування складу, виявлення талантів, підсилення окремих позиційних ліній та оцінювання придатності гравця до конкретної ролі. По-третє, зберігається проблема суб'єктивності оцінювання спортсменів: навіть за наявності великого обсягу статистики остаточні висновки нерідко залишаються залежними від досвіду й уподобань окремого експерта. По-четверте, сучасна практика потребує не лише точних, а й пояснюваних систем підтримки рішень, результати яких можуть бути інтерпретовані тренерами, аналітиками та скаутами. Доцільність вибору саме футбольного домену як прикладного середовища пояснюється тим, що футбол є одним із найбільш данонасичених командних видів спорту, у якому чітко проявляються рольова структура гри, залежність оцінювання від стилю та схеми, а також зв'язок між індивідуальними характеристиками гравця і командним контекстом.

У зв'язку з цим метою дослідження є розроблення прототипу інформаційної системи підтримки скаутингових рішень у спорті, реалізованого на прикладі футбольного скаутингу, який поєднує Rule-based оцінювання гравців, ML-кластеризацію архетипів та післяматчеве оновлення аналітичного профілю.

Для досягнення поставленої мети в роботі необхідно вирішити такі завдання дослідження:

1. Проаналізувати предметну область спортивного скаутингу та існуючі підходи до оцінювання спортсменів і гравців.
2. Формалізувати рольові профілі гравців, атрибути та командний контекст у вигляді придатної до автоматизованого аналізу моделі.
3. Побудувати Rule-based модель оцінювання відповідності гравця ролі, командному стилю та поточним кадровим потребам.
4. Реалізувати ML-кластеризацію архетипів гравців як незалежний *data-driven* шар валідації Rule-based логіки.
5. Розробити модель післяматчевої аналітики, яка дозволяє оновлювати профіль гравця на основі нових матчевих спостережень.
6. Реалізувати програмний прототип інформаційної системи, що інтегрує зазначені компоненти.
7. Продемонструвати роботу прототипу в модельному середовищі та оцінити отримані результати.

Об'єктом дослідження є процеси підтримки скаутингових і аналітичних рішень у спорті, зокрема у командних видах спорту, де рішення щодо спортсмена залежать від поєднання індивідуального профілю, тактичного контексту та командних потреб.

Предметом дослідження є методи Rule-based оцінювання, ML-кластеризації архетипів та післяматчевої аналітики в прототипі інформаційної системи спортивного скаутингу, реалізованому на прикладі футболу.

У роботі використано такі методи дослідження: аналіз наукової літератури та існуючих рішень у сфері спортивної аналітики й скаутингу; формалізація ролей, атрибутів і командного профілю; Rule-based моделювання для побудови пояснюваної системи оцінювання; статистичне моделювання матчевих показників; метод головних компонент і кластеризація PCA + KMeans для формування ML-архетипів гравців; програмна реалізація прототипу; порівняльний аналіз результатів роботи окремих компонентів системи.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в тому, що в роботі запропоновано підхід до побудови прототипу системи підтримки скаутингових рішень, у межах якого:

- поєднано Rule-based оцінювання відповідності гравця ролі, ML-архетипізацію та післяматчеве оновлення аналітичного профілю;
- використано ML-компонент не як дублюючий механізм прийняття рішень, а як незалежний валідаційний і інтерпретаційний шар;
- інтегровано довгостроковий скаутинговий контур із післяматчевою аналітикою в межах єдиного інформаційного прототипу.

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що розроблений прототип може використовуватися для підтримки рішень щодо оцінювання гравців, добору кандидатів під конкретний стиль гри та схему, аналізу поточного складу, виявлення рольових і кадрових дефіцитів, а також для післяматчевого оновлення скаутингових висновків. Крім того, запропонований підхід зберігає потенціал подальшої адаптації до інших командних спортивних дисциплін за умови відповідної перебудови рольових моделей і матчевих метрик.

У роботі не ставиться задача повномасштабного впровадження системи в реальному професійному клубі. Натомість виконано демонстрацію результатів роботи прототипу в модельному середовищі, яке включає синтетично сформовані команди, пул гравців, стилі гри, схеми та сценарії симульованих матчів. Це середовище дало змогу продемонструвати основні сценарії використання системи: Rule-based скаутингове оцінювання, добір внутрішніх і

зовнішніх кандидатів, аналіз покриття складу, ML-архетипізацію та післяматчевий вплив на довгостроковий профіль гравця.

Структура роботи зумовлена поставленою метою та завданнями дослідження. Робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел і додатків. У першому розділі розглянуто теоретичні основи спортивного скаутингу, проаналізовано існуючі підходи до оцінювання спортсменів, визначено їхні проблеми та сформульовано постановку задачі. У другому розділі обґрунтовано методи та моделі побудови прототипу системи, зокрема рольове профілювання, Rule-based оцінювання, модель командного профілю, ML-кластеризацію архетипів і модель післяматчевого аналізу. У третьому розділі наведено архітектуру, структуру даних і програмну реалізацію основних модулів системи. У четвертому розділі подано демонстрацію роботи прототипу в модельному середовищі та оцінювання отриманих результатів. У висновках узагальнено основні результати дослідження, визначено наукову новизну, практичне значення та перспективи подальшого розвитку.

Таким чином, робота присвячена актуальній задачі побудови пояснюваної інформаційної системи підтримки скаутингових рішень у спорті, яка поєднує Rule-based, ML та післяматчеві аналітичні компоненти в межах єдиного прототипу, реалізованого на прикладі футбольного домену.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ПІДТРИМКИ СКАУТИНГОВИХ РІШЕНЬ У СПОРТІ

1.1 Особливості сучасного спортивного скаутингу як аналітичної задачі

У сучасному спорті скаутинг перестав бути лише процесом суб'єктивного спостереження за спортсменом і поступово перетворився на складну аналітичну задачу підтримки рішень. Якщо раніше ключова роль належала переважно експертному враженню тренера або скаута, то сьогодні рішення щодо відбору, збереження, заміни чи розвитку спортсмена дедалі частіше спираються на поєднання експертних суджень, статистичних показників, відеоаналізу, трекінгових даних і моделей прогнозування [1–3]. Така трансформація пов'язана як зі зростанням обсягів доступних даних, так і з підвищенням вимог до обґрунтованості кадрових рішень у професійному спорті.

У загальному розумінні спортивний скаутинг можна розглядати як процес збирання, узагальнення та інтерпретації інформації про спортсменів з метою підтримки рішень щодо комплектування складу, розвитку команди, виявлення талантів і оцінювання придатності виконавця до певної ігрової або функціональної ролі. У командних видах спорту цей процес є особливо складним, оскільки цінність окремого спортсмена визначається не ізольовано, а в контексті тактичної моделі, взаємодії з партнерами, стилю гри та поточних потреб складу. Саме тому скаутинг доцільно трактувати не як задачу пошуку «найкращого гравця взагалі», а як задачу пошуку найдоречнішого гравця для конкретної системи умов [2; 4].

Однією з ключових особливостей сучасного скаутингу є його багатокритеріальний характер. Рішення щодо спортсмена не може базуватися лише на одному показнику, наприклад кількості результативних дій або загальному рейтингу. У реальній практиці одночасно враховуються технічні,

тактичні, фізичні, когнітивні, психологічні та вікові характеристики, а також специфічні вимоги команди, турніру чи ігрової ролі. Це робить скаутинг задачею, у якій необхідно поєднувати різномірні джерела інформації та приводити їх до єдиного аналітичного представлення [3; 5].

Іншою важливою особливістю є невизначеність і контекстна залежність оцінювання. Один і той самий спортсмен може демонструвати різну цінність залежно від стилю гри команди, рівня змагань, функціонального навантаження та навіть фази розвитку кар'єри. Унаслідок цього скаутингове рішення майже ніколи не є абсолютно універсальним. Воно завжди формується в умовах неповної інформації та потребує врахування як поточного профілю спортсмена, так і його потенціалу, стабільності виступів і сумісності з командною моделлю. Саме ця невизначеність зумовлює потребу в системах, які не лише накопичують дані, а й допомагають інтерпретувати їх у зв'язку з конкретною задачею прийняття рішення [1; 6].

Окремої уваги заслуговує проблема суб'єктивності. Попри стрімкий розвиток спортивної аналітики, значна частина скаутингових рішень і далі залежить від індивідуального досвіду, уподобань і когнітивних схем конкретного експерта. Це не є недоліком саме по собі, оскільки експертне бачення залишається важливим елементом спортивного відбору. Однак без належної аналітичної підтримки така суб'єктивність може призводити до нестабільності оцінок, складності їх порівняння та труднощів у поясненні причин кадрових рішень. У цьому сенсі сучасний скаутинг потребує не витіснення експерта, а створення інструментів, які дозволяють зробити його висновки більш структурованими, відтворюваними та прозорими [2; 7].

Ще однією суттєвою особливістю сучасного скаутингу є його динамічний характер. Профіль спортсмена не є статичним: він змінюється під впливом тренувального процесу, ігрової практики, тактичного використання, стану форми, віку та змагального навантаження. Тому ефективна скаутингова система повинна не лише фіксувати поточний стан спортсмена, а й підтримувати оновлення оцінки на основі нових спостережень. Це особливо важливо для

командних видів спорту, де короткострокові матчеві зміни можуть поступово впливати на довгострокову корисність гравця для команди [3; 6].

У практичному вимірі спортивний скаутинг тісно пов'язаний із тактикою та комплектуванням складу. Оцінювання спортсмена має сенс лише тоді, коли воно допомагає відповісти на прикладні запитання: кого варто залишити в складі, кого доцільно замінити, які позиційні або функціональні ролі не закриті належним чином, які типи спортсменів потрібні для реалізації певного стилю гри. Відповідно, скаутинг повинен інтегрувати індивідуальне профілювання спортсмена з аналізом командних потреб. Саме така інтеграція перетворює його з набору спостережень на інструмент підтримки управлінських рішень.

Найбільш наочно ці особливості проявляються у футбольному домені, який у межах цієї роботи використовується як прикладне середовище реалізації. Футбол є показовим прикладом через високу роль тактичної організації, багатоваріантність ролей у межах однієї позиції, наявність великого масиву статистичних і подієвих даних, а також тісний зв'язок між індивідуальними характеристиками гравця та командною моделлю гри [4; 8]. Саме тому футбольний скаутинг є зручним і методологічно змістовним прикладом для побудови прототипу системи підтримки скаутингових рішень у спорті. Узагальнення основних особливостей спортивного скаутингу як аналітичної задачі наведено в табл. 1.1.

Таблиця 1.1 – Ключові особливості спортивного скаутингу як аналітичної задачі

Особливість	Зміст
Багатокритеріальність оцінювання	Оцінювання спортсмена ґрунтується на поєднанні технічних, тактичних, фізичних, когнітивних і контекстних характеристик
Контекстна залежність	Цінність спортсмена визначається не ізольовано, а відносно стилю гри, схеми, рівня змагань і потреб команди
Суб'єктивність експертних рішень	Висновки скаутів і тренерів залежать від досвіду, підходів і персональних уподобань
Динамічність профілю спортсмена	Профіль гравця змінюється під впливом матчів, тренувань, форми та вікових змін

Зв'язок із тактикою та складом	Оцінювання спортсмена має безпосередньо підтримувати рішення щодо комплектування складу
Інтеграція різнорідних даних	Скаутинг використовує статистику, експертні спостереження, події та аналітичні дані
Потреба в пояснюваності	Система повинна обґрунтовувати, чому гравець вважається придатним або непридатним

У футбольному середовищі особливо чітко видно, що номінальна позиція гравця не дає вичерпної інформації про його реальну функцію на полі. Один крайній захисник може виконувати роль атакуючого латералю, інший — інвертованого *фулбека*, а третій — більш стриманого оборонного виконавця. Аналогічно центральний півзахисник може бути руйнівником, *плеймейкером* або *box-to-box* виконавцем. Це означає, що для адекватного скаутингового аналізу необхідно переходити від грубого позиційного опису до більш точного рольового профілювання. Саме ця потреба й зумовлює актуальність підходів, заснованих на формалізації ролей, атрибутів і командного контексту.

Отже, сучасний спортивний скаутинг доцільно розглядати як багатофакторну, динамічну та контекстно-залежну задачу підтримки рішень, у якій поєднуються експертне знання, статистичні дані, аналітичні моделі та тактичні вимоги команди. У командних видах спорту, а особливо у футболі, ця задача ускладнюється необхідністю враховувати рольову структуру гри та кадрові потреби складу. Саме ці особливості визначають вимоги до побудови інтелектуальної скаутингової системи, що і становить предмет подальшого розгляду в роботі.

1.2 Аналіз існуючих підходів до оцінювання спортсменів і гравців

Оцінювання спортсменів і гравців є однією з базових задач сучасного спортивного скаутингу, однак сам підхід до її розв'язання істотно змінювався впродовж останніх десятиліть. Якщо на ранніх етапах домінувало переважно експертне спостереження, то сьогодні у професійному спорті дедалі активніше використовуються статистичні індикатори, Rule-based моделі, машинне навчання, відеоаналіз і системи підтримки рішень [1; 2]. Це означає, що сучасне оцінювання спортсмена є не окремою процедурою, а сукупністю підходів, які відрізняються за типом даних, рівнем інтерпретованості, ступенем автоматизації та придатністю до практичного використання.

З методологічної точки зору існуючі підходи доцільно розглядати в межах кількох основних груп:

- експертне оцінювання;
- статистичні та індикаторні підходи;
- Rule-based системи;
- підходи на основі машинного навчання;
- післяматчева аналітика як джерело короткострокового оновлення оцінки.

Саме така структура дозволяє послідовно показати еволюцію підходів і визначити їхні сильні та слабкі сторони.

Першою і найбільш традиційною групою є експертне оцінювання. Воно базується на професійному спостереженні за спортсменом, інтерпретації його дій, співставленні з вимогами змагання або команди та подальшому формулюванні якісного висновку. У футболі та інших командних видах спорту експертне оцінювання досі залишається важливим, оскільки саме воно дозволяє враховувати нюанси позиціонування, прийняття рішень, адаптації до тактичного контексту та поведінкових характеристик, які не завжди легко формалізувати через числові показники [3; 4]. Перевагою такого підходу є його гнучкість і

близькість до реальної практики. Водночас його основними недоліками є суб'єктивність, складність відтворення результатів, залежність від досвіду конкретного скаута та обмеженість у масштабуванні.

Другу велику групу становлять статистичні та індикаторні підходи. У їх основі лежить використання кількісних показників, що описують дії спортсмена або команди на рівні матчу, сезону чи іншого часового зрізу. У найпростішому вигляді це можуть бути агреговані статистики, наприклад результативні дії, точність передач, кількість відборів, дистанція, темп просування м'яча або воротарські показники. Більш складні варіанти цього підходу передбачають використання спеціалізованих індикаторів, зокрема *expected goals*, *expected assists*, *value-based action metrics* та інших похідних показників [2; 7]. Головною перевагою статистичних підходів є об'єктивність і масштабованість: вони дозволяють порівнювати великі множини спортсменів та виявляти закономірності, які складно побачити лише через спостереження. Водночас обмеження таких підходів полягає в тому, що окремі показники часто не враховують контекст виконання дій і можуть давати спрощене уявлення про реальну ігрову цінність спортсмена.

Окрему проблему статистичного підходу становить те, що числові індикатори не завжди є самодостатніми для скаутингового рішення. Наприклад, високий показник прогресивних передач може бути цінним для одного стилю гри й менш релевантним для іншого; велика кількість оборонних дій може свідчити як про силу гравця, так і про структурні проблеми команди, яка змушена багато оборонятися. Отже, навіть добре побудовані індикатори потребують додаткового рівня інтерпретації, який дозволяє пов'язати цифри з роллю, тактикою та потребами складу. Саме ця проблема значною мірою зумовила інтерес до більш структурованих моделей оцінювання.

Такою наступною групою стали Rule-based системи. Їхня основна ідея полягає в тому, що оцінювання спортсмена можна описати через набір явних правил, які пов'язують профіль виконавця з вимогами ролі, стилю гри або команди. У межах такого підходу атрибути не просто підсумовуються

механічно, а співставляються з критичними, бажаними або контекстно важливими характеристиками. Перевагою Rule-based систем є їхня пояснюваність: користувач може зрозуміти, чому саме спортсмен вважається придатним або непридатним для конкретної ролі. Крім того, вони добре узгоджуються з природною логікою спортивної експертизи, де рішення часто формулюються саме у вигляді правил типу «для цієї ролі потрібен такий профіль» [4; 6].

Разом із тим Rule-based підходи мають і суттєві обмеження. Їхня якість залежить від того, наскільки вдало побудовано набір правил, визначено ваги атрибутів і враховано контекстні фактори. Якщо формалізація надто груба або неповна, система може втратити гнучкість і почати давати надмірно жорсткі або спрощені висновки. Отже, Rule-based моделі є сильними з точки зору прозорості, але потребують ретельного предметного проектування і бажаної перевірки на незалежному аналітичному рівні.

Четверту групу становлять підходи на основі машинного навчання. Їх поширення прямо пов'язане зі зростанням обсягів спортивних даних, включно з *event-даними*, *tracking-даними*, фізіологічними вимірюваннями та багатовимірними профілями спортсменів [2; 9]. У сучасних роботах машинне навчання використовується для класифікації профілів гравців, виявлення стилів, оцінювання дій, прогнозування продуктивності, ризику травм, вартості спортсмена та інших задач [1; 7; 10]. Однією з головних переваг ML-підходів є здатність виявляти приховані закономірності у великих масивах даних і будувати індикатори, які складно задати вручну. Особливо це стосується випадків, коли важливо враховувати багатовимірний контекст дії або поєднувати велику кількість характеристик одночасно.

Однак у контексті скаутингу ML-підходи мають і низку відомих проблем. По-перше, вони часто залежать від якості, обсягу та структури доступних даних. По-друге, багато моделей залишаються малопояснюваними для кінцевого користувача. По-третє, результати машинного навчання не завжди легко транслювати в практичне кадрове рішення без додаткового інтерпретаційного

шару [1; 6; 11]. Саме тому в спортивному середовищі дедалі актуальнішою стає ідея не повної заміни експертного або Rule-based оцінювання машинними моделями, а їх поєднання в межах гібридних систем підтримки рішень.

Окрему групу підходів варто розглядати через призму післяматчевої аналітики. Формально вона часто не позиціонується як класичний скаутинг, однак на практиці саме післяматчевий аналіз є важливим джерелом оновлення оцінки спортсмена. Через матчеві звіти, індивідуальні рейтинги, тактичні висновки та агреговані пост-матчеві метрики система або експерт можуть виявляти зміни у формі, ролі чи функціональній придатності гравця [2; 12]. Перевагою цього підходу є його чутливість до поточного стану спортсмена. Недоліком є те, що ізольований матчевий аналіз без зв'язку з довгостроковим профілем може давати надмірно ситуативні висновки.

Якщо розглядати перелічені підходи у взаємозв'язку, стає очевидним, що кожен із них вирішує лише частину загальної задачі. Експертне оцінювання добре працює з нюансами ігрової інтерпретації, але страждає від суб'єктивності. Статистичні індикатори забезпечують об'єктивність і масштабованість, але не завжди достатньо чутливі до тактичного контексту. Rule-based моделі дають пояснюваність, однак залежать від якості предметної формалізації. ML-підходи виявляють приховані структури у даних, але можуть бути менш прозорими та важче транслюватися у прикладні рішення. Післяматчева аналітика добре фіксує поточні зміни, але без інтеграції з довгостроковим профілем часто лишається ізольованим звітним блоком.

Саме тому сучасна тенденція розвитку скаутингових систем полягає у переході до інтегрованих підходів, де різні типи оцінювання не конкурують між собою, а доповнюють один одного [1; 2; 6]. У такій системі експертна логіка може формалізуватися через ролі та правила, статистичні метрики можуть виступати базою для атрибутів та індикаторів, ML може використовуватися як незалежний рівень перевірки або узагальнення, а післяматчева аналітика — як джерело динамічного оновлення профілю спортсмена. Саме цей перехід від розрізнених методів до зв'язаної системи підтримки рішень і визначає

актуальність подальшої побудови прототипу в межах даної роботи. Узагальнене порівняння основних підходів до оцінювання спортсменів і гравців наведено в табл. 1.2.

Таблиця 1.2 – Порівняння основних підходів до оцінювання спортсменів і гравців

Підхід	Основне джерело даних	Сильні сторони	Обмеження	Придатність до скаутингових рішень
Експертне оцінювання	Спостереження скаута, відеоаналіз	Гнучкість, урахування нюансів поведінки	Суб'єктивність, слабка відтворюваність	Висока, але залежить від експерта
Статистичний підхід	Матчеві та сезонні показники	Об'єктивність, масштабованість	Слабка чутливість до тактичного контексту	Висока як базовий шар аналізу
Rule-based підхід	Формалізовані атрибути, правила, пороги	Пояснюваність, прозора логіка	Залежність від якості формалізації	Дуже висока для підтримки рішень
ML-підхід	Великі масиви спортивних даних	Виявлення прихованих закономірностей	Менша прозорість, залежність від даних	Висока як доповнювальний шар
Післяматчевий аналітик	Дані окремого матчу	Чутливість до поточної форми	Ризик ситуативності	Висока за умови інтеграції зі скаутингом

Отже, аналіз існуючих підходів до оцінювання спортсменів і гравців показує, що жоден із них окремо не забезпечує повного розв'язання задачі підтримки скаутингових рішень. Ефективне рішення має поєднувати пояснюваність, контекстну чутливість, аналітичну глибину та здатність оновлювати оцінку на основі нових даних. Саме ця потреба в інтегрованому підході є вихідною передумовою для подальшої постановки задачі та побудови моделі скаутингової системи.

1.3 Проблеми існуючих підходів і вимоги до системи підтримки рішень

Проведений аналіз існуючих підходів до оцінювання спортсменів і гравців показує, що кожен із них має прикладну цінність, однак жоден не забезпечує повного та збалансованого розв'язання задачі підтримки скаутингових рішень. Основна проблема полягає не у відсутності даних чи окремих методів аналізу, а в тому, що наявні підходи часто залишаються фрагментованими, погано узгодженими між собою та недостатньо орієнтованими на цілісне прийняття рішень. У практичному вимірі це означає, що скаутинг досі нерідко спирається або на окремі статистичні індикатори, або на експертне враження, або на вузькоспеціалізовані моделі, які не формують єдиного аналітичного контуру [1; 2].

Першою фундаментальною проблемою є відсутність достатньої пояснюваності результатів оцінювання. Багато сучасних аналітичних підходів, особливо тих, що спираються на машинне навчання або складні агреговані індикатори, здатні формувати числові оцінки або ранги, але не завжди дають зрозумілу відповідь на запитання, чому саме певний спортсмен отримав той чи інший результат. Для задач спортивного скаутингу це є суттєвим обмеженням, оскільки кадрові рішення мають бути не лише точними, а й обґрунтованими для тренерського штабу, спортивного директора чи скаута. Без пояснюваності система ризикує перетворитися на «чорну скриньку», довіра до якої буде обмеженою [6; 13].

Другою проблемою є слабкий зв'язок між індивідуальною оцінкою спортсмена та командним контекстом. Значна частина існуючих підходів оцінює гравця відносно загальної статистичної вибірки або абстрактного середнього профілю. Водночас у реальному скаутингу важливішим є не питання, наскільки спортсмен сильний сам по собі, а питання, наскільки він відповідає стилю гри, схемі та поточним кадровим потребам конкретної команди. Якщо система не

враховує цей контекст, вона може рекомендувати гравців із сильним профілем, які при цьому погано інтегруються в командну модель [1; 7].

Третьою важливою проблемою є недостатня рольова чутливість оцінювання. У багатьох випадках аналіз гравців зводиться до позиційних груп або загальних статистик без достатнього врахування того, що в межах однієї позиції можуть існувати різні функціональні ролі. Наприклад, центральний захисник, який добре просуває м'яч, і центральний захисник, орієнтований на силову оборонну роботу, не можуть оцінюватися за однаковою логікою. Аналогічно різні типи крайніх захисників, півзахисників чи форвардів потребують різних профілів атрибутів. Якщо така рольова диференціація відсутня, результати оцінювання стають грубими і втрачають практичну корисність для точкового добору кандидатів [2; 4].

Четвертою проблемою є розрив між довгостроковим скаутинговим профілем і короткостроковою матчевою аналітикою. У багатьох системах післяматчевий аналіз існує окремо від скаутингового оцінювання: матчеві дані оформлюються як звіт, але не впливають системно на подальший профіль гравця. У результаті зникає можливість відстежувати, як поточні виступи поступово змінюють придатність спортсмена до певної ролі чи командної моделі. Для динамічного середовища професійного спорту це є істотним недоліком, адже форма гравця, його адаптація до ролі та стабільність виконання функцій не є незмінними [1; 12].

П'ятою проблемою є залежність від однорідного типу даних або одного аналітичного підходу. Частина систем добре працює зі статистикою подій, але погано інтегрує експертну логіку; інші моделі ефективно класифікують профілі, але не забезпечують прикладного зв'язку з командними рішеннями; ще інші залишаються суто звітними інструментами. Така одновимірність знижує стійкість і прикладну цінність аналітичного рішення, оскільки спортивне оцінювання за своєю природою є багатокомпонентним. Отже, проблема полягає не лише в якості окремих моделей, а й у відсутності інтегрованого підходу [2; 7].

Перелічені проблеми безпосередньо визначають вимоги до системи підтримки рішень, яка має бути побудована в межах даної роботи. Першою такою вимогою є пояснюваність. Система повинна не лише видавати числовий результат або ранжування, а й показувати, які саме атрибути, правила чи контекстні фактори привели до такого висновку. Це означає, що пояснюваність має бути закладена не на рівні додаткового коментаря, а в самій логіці оцінювання [6; 13].

Другою вимогою є орієнтація на рольовий профіль спортсмена. Система повинна оцінювати не просто позиційний клас гравця, а його відповідність конкретній функціональній ролі. Для цього необхідне формалізоване подання ролей, критичних і бажаних атрибутів, а також можливість розрізняти кілька альтернативних сценаріїв рольового використання одного й того самого спортсмена.

Третьою вимогою є врахування командного контексту. Це означає, що система повинна інтегрувати стиль гри, схему та поточні потреби складу в процес оцінювання. У результаті висновки про придатність гравця має формуватися не ізольовано, а відносно конкретного запиту команди. Саме така вимога дозволяє перейти від загального оцінювання профілю до практичного добору кандидатів під актуальні умови.

Четвертою вимогою є інтеграція довгострокового скаутингу з післяматчевою аналітикою. Система повинна підтримувати оновлення профілю гравця на основі нових матчевих даних, а не зберігати статичну оцінку без урахування поточної форми. Це передбачає наявність механізму, у межах якого матчеві спостереження перетворюються на оновлення метрик, атрибутів і подальших Rule-based висновків [12; 11].

П'ятою вимогою є поєднання кількох аналітичних підходів. З огляду на обмеження окремих методів система повинна бути гібридною: поєднувати експертну логіку у вигляді правил, статистичну базу у вигляді метрик та індикаторів, а також *data-driven* компоненти для додаткової валідації або

узагальнення. Така побудова дозволяє використовувати сильні сторони різних підходів і водночас зменшувати їхні індивідуальні недоліки [1; 2].

Шостою вимогою є підтримка практичних кадрових рішень, а не лише аналітичних оцінок. Система має бути здатною не просто визначати, що певний гравець сильний чи слабкий, а формувати висновки рівня «залишити», «розглядати на заміну», «кандидат на підсилення», «ситуативно придатний» тощо. Це робить її придатною для реального сценарію роботи скаута або аналітика, де фінальний інтерес полягає не в абстрактній оцінці, а в підтримці конкретної дії. Відповідність між виявленими проблемами існуючих підходів та сформульованими вимогами до системи підтримки рішень узагальнено в табл. 1.3.

Таблиця 1.3 – Відповідність між виявленими проблемами та вимогами до системи підтримки рішень

Проблема	Прояв проблеми	Наслідок для скаутингу	Вимога до системи
Недостатня пояснюваність	Незрозуміло, чому сформовано оцінку	Низька довіра до результатів	Пояснювана логіка оцінювання
Слабкий зв'язок із командою	Гравець оцінюється ізольовано	Непридатні кадрові рекомендації	Урахування стилю, схеми та потреб
Низька рольова чутливість	Оцінювання лише за позицією	Грубі й неточні висновки	Формалізація рольових профілів
Розрив між матчем і скаутингом	Післяматчеві дані не впливають на профіль	Статична оцінка гравця	Післяматчеве оновлення профілю
Одновимірність підходів	Використовується лише один тип аналізу	Часткова картина спортсмена	Гібридна архітектура системи
Слабка орієнтація на рішення	Є оцінка, але немає дії	Низька прикладна цінність	Формування кадрових рекомендацій

Узагальнюючи, можна стверджувати, що сучасна система підтримки скаутингових рішень повинна поєднувати кілька ключових властивостей: бути

пояснюваною, рольово-орієнтованою, контекстно-залежною, динамічною та інтегрованою. Лише за таких умов вона здатна подолати розрив між окремими підходами до оцінювання та забезпечити цілісну підтримку кадрових рішень у спортивному середовищі. Саме ці вимоги є концептуальною основою для подальшої постановки задачі магістерської роботи та побудови відповідного прототипу системи.

1.4 Постановка задачі магістерської роботи

Аналіз особливостей сучасного спортивного скаутингу та існуючих підходів до оцінювання спортсменів показав, що задача підтримки скаутингових рішень є багатокомпонентною, контекстно-залежною та динамічною. Вона не зводиться до формування ізольованого рейтингу спортсменів, а передбачає узгодження індивідуального профілю виконавця з роллю, стилем гри, схемою команди, поточними кадровими потребами та новими даними, отриманими внаслідок матчевої активності. Саме тому в межах магістерської роботи ставиться задача розроблення прототипу інформаційної системи підтримки скаутингових рішень у спорті, реалізованого на прикладі футбольного домену.

У загальному вигляді задача полягає в тому, щоб побудувати систему, яка на основі формалізованих профілів гравців, командного контексту та аналітичних правил здатна:

- оцінювати відповідність спортсмена конкретній ролі;
- враховувати придатність цієї ролі до стилю гри та схеми команди;
- виявляти поточні кадрові потреби;
- ранжувати внутрішніх і зовнішніх кандидатів;
- оновлювати оцінювання після отримання нових матчевих даних;

- забезпечувати інтерпретоване представлення результатів для користувача.

Отже, задача має не лише аналітичний, а й прикладний характер, оскільки кінцевою метою є підтримка кадрових і скаутингових рішень, а не формування окремих дослідницьких метрик.

З позиції предметної області входними об'єктами задачі є гравці, команди, ролі, атрибути, метрики та матчеві дані. Для кожного гравця система повинна оперувати набором базових і похідних характеристик, які можуть бути представлені у вигляді нормалізованих метрик та інтегральних атрибутів. Для кожної команди повинні задаватися стиль гри, схема, рівень складу та похідні потреби в окремих рольових профілях. На рівні аналітичного контексту система також повинна використовувати перелік можливих ролей, правила відповідності цим ролям та критерії оцінювання придатності гравця.

Формально задачу можна подати як процес відображення множини гравців $P=\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ у множину можливих рольових оцінок $R=\{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ з урахуванням командного профілю $C=\{style, formation, needs\}$ та поточного аналітичного стану гравця, заданого через метрики й атрибути. Для кожної пари «гравець – роль» система повинна визначити ступінь відповідності, а для кожної трійки «гравець – роль – команда» — ступінь практичної доцільності використання в поточному контексті. Відтак задача має багаторівневу структуру: спочатку оцінюється рольова придатність, далі — командна відповідність, а після цього — кадрова корисність.

Першим важливим блоком постановки задачі є формалізація рольового профілю гравця. Необхідно побудувати таку модель, у якій кожна роль задається через набір релевантних атрибутів, їхню відносну важливість, критичні обмеження та допустимі зони відповідності. Це потрібно для переходу від абстрактного опису спортсмена до структурованої моделі оцінювання, придатної для автоматичного використання.

Другим блоком є побудова Rule-based моделі оцінювання. Задача полягає в розробленні механізму, який на основі формалізованих ролей та атрибутів

зможє формувати числові й якісні оцінки відповідності спортсмена ролі, ролі командному профілю та гравця поточним кадровим потребам. При цьому система має бути пояснюваною, тобто повинна зберігати логіку, яка призвела до формування кінцевого висновку.

Третім блоком є формалізація командного профілю. Необхідно побудувати модель, яка пов'язує стиль гри, схему та кадрові потреби складу. У межах цієї задачі система повинна вміти автоматично визначати, які ролі є пріоритетними для команди, які позиційні слоти покриті достатньо добре, а які потребують підсилення.

Четвертим блоком є інтеграція ML-компонента. Його задача полягає не в заміні Rule-based логіки, а в забезпеченні незалежного *data-driven* шару для узагальнення та перевірки профілів гравців. Для цього необхідно використати зовнішній набір даних, побудувати простір ознак, виконати кластеризацію архетипів гравців і реалізувати механізм зіставлення отриманих архетипів із Rule-based ролями.

П'ятим блоком постановки задачі є модель післяматчевого аналізу та оновлення профілю гравця. Система повинна враховувати, що оцінка спортсмена не є статичною. Тому необхідно передбачити механізм, у межах якого нові матчеві спостереження можуть впливати на метрики, атрибути та подальші Rule-based оцінки. Це означає, що матчевий контур має бути інтегрований із довгостроковим скаутинговим циклом, а не існувати окремо у вигляді ізольованого звіту.

З погляду інформаційного входу система повинна працювати з такими категоріями даних:

- базові характеристики гравця;
- позиційна та рольова належність;
- нормалізовані метрики;
- інтегральні атрибути;
- стиль гри та схема команди;

- структура складу та кадрові потреби;
- зовнішні кандидати;
- матчеві статистичні спостереження.

На виході система повинна формувати:

- оцінки відповідності гравця ролям;
- оцінки командної придатності;
- рекомендації щодо *keep / sell / external target*;
- ML-архетипи гравців;
- рекомендовану структуру складу;
- командні та індивідуальні післяматчеві звіти;
- оновлені профілі гравців після матчу.

Узагальнене подання вхідних даних, основних аналітичних блоків і вихідних результатів системи наведено на рис. 1.1.



Рисунок 1.1 – Логіко-структурна схема функціонування прототипу системи підтримки скаутингових рішень

Важливою частиною постановки задачі є визначення обмежень. По-перше, робота не передбачає впровадження системи на базі реального професійного клубу, тому перевірка здійснюється в модельному спортивному середовищі. По-

друге, матчевий модуль реалізується як статистична симуляція, а не як повноцінний подієвий рушій. По-третє, ML-компонент використовує зовнішній датасет і виконує роль валідаційного шару, а не основного механізму ухвалення рішень. По-четверте, рольова логіка і правила оцінювання в межах прототипу формалізуються на основі предметного аналізу, а не на основі повністю автоматичного навчання. Усі ці обмеження визначають рамки застосовності розроблюваної системи та одночасно окреслюють її дослідницький характер.

Наступним важливим елементом постановки задачі є критерії якості системи. Для розробленого прототипу такими критеріями є:

- пояснюваність результатів;
- логічна узгодженість між рольовим, командним і матчевим контурами;
- здатність враховувати стиль гри та схему;
- можливість формувати практичні кадрові рекомендації;
- інтерпретованість ML-архетипів;
- динамічне оновлення профілю гравця після матчів;
- цілісність інтеграції всіх компонентів у єдину систему.

Таким чином, успішність розв'язання задачі визначається не лише тим, чи може система обчислювати окремі оцінки, а тим, чи здатна вона поєднати ці оцінки у практично придатний контур підтримки рішень.

У підсумку постановка задачі магістерської роботи полягає в розробленні прототипу інформаційної системи підтримки скаутингових рішень у спорті, який поєднує рольове оцінювання, командний контекст, ML-архетипізацію та післяматчеве оновлення профілю гравця. Система має бути пояснюваною, контекстно-залежною, динамічною та придатною для формування практичних кадрових висновків у межах модельного спортивного середовища. Саме така постановка задачі визначає зміст наступних розділів роботи, у яких буде обґрунтовано методи побудови системи та наведено її програмну реалізацію.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1

У першому розділі магістерської роботи розглянуто теоретичні основи спортивного скаутингу та сформульовано постановку задачі підтримки скаутингових рішень у спорті. Показано, що сучасний скаутинг є не просто процедурою спостереження, а багатофакторною, контекстно-залежною та динамічною задачею підтримки рішень, у якій поєднуються експертні знання, статистичні дані, тактичний контекст і кадрові потреби команди.

У межах розділу проаналізовано основні підходи до оцінювання спортсменів і гравців: експертні, статистичні, Rule-based, ML-орієнтовані та післяматчеві. Встановлено, що кожен із них має власні переваги, проте окремо не забезпечує повного розв'язання задачі скаутингової підтримки рішень. Основними обмеженнями існуючих підходів визначено недостатню пояснюваність, слабкий зв'язок із командним контекстом, недостатню рольову чутливість, розрив між довгостроковим профілем гравця та післяматчевою аналітикою, а також фрагментарність використання даних і моделей.

На основі проведеного аналізу сформульовано вимоги до системи підтримки рішень, яка має бути пояснюваною, рольово-орієнтованою, контекстно-залежною, динамічною та інтегрованою. У підсумку поставлено задачу розроблення прототипу інформаційної системи спортивного скаутингу, що поєднує рольове оцінювання, командний профіль, ML-архетипізацію та післяматчеве оновлення профілю гравця. Отже, перший розділ сформував теоретичну і постановочну основу для подальшого обґрунтування моделей, методів і програмної реалізації системи в наступних розділах.

РОЗДІЛ 2. МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ СПОРТИВНОГО СКАУТИНГУ

2.1 Формалізація рольового профілю гравця

Побудова інтелектуальної скаутингової системи потребує формального подання гравця не лише як носія загальних спортивних характеристик, а як об'єкта, чия придатність визначається роллю, яку він виконує в межах конкретної тактичної структури. Саме тому базовою передумовою розробленого прототипу стало формалізоване представлення рольового профілю гравця, яке дає змогу перейти від розрізнених статистичних показників до пояснюваної моделі відповідності ролям і командним потребам. У сучасній спортивній аналітиці та футбольному скаутингу дедалі більше уваги приділяється саме профілюванню гравців за функціональними характеристиками, а не лише за номінальною позицією, оскільки одна й та сама позиція може включати кілька суттєво різних ігрових функцій [1; 3; 14; 15].

У межах цієї роботи під рольовим профілем гравця розуміється структуроване представлення вимог до спортсмена, яке включає множину релевантних атрибутів, їхню відносну важливість, критичні обмеження та допустимі зони відповідності. Такий профіль дозволяє оцінювати не абстрактний «рівень гравця», а його придатність до конкретної ролі в межах системи гри. Формалізація рольового профілю є центральною для всієї подальшої логіки прототипу, оскільки саме на ній базуються Rule-based оцінювання, командні потреби, матчевий аналіз і зіставлення з ML-архетипами.

Першим кроком формалізації є розмежування понять позиції та ролі. Позиція в системі визначає загальний функціональний клас гравця на полі, наприклад воротар, центральний захисник, крайній захисник, центральний півзахисник або форвард. Роль є більш вузьким поняттям і описує спосіб виконання функції в межах цієї позиції. Наприклад, у воротарській позиції

можуть розглядатися ролі класичного воротаря, розігруючого воротаря та воротаря-ліберо; у позиції крайнього захисника — ролі латералю, хибного *фулбека*, інвертованого латералю або атакувального латералю. Отже, позиція відповідає на запитання «де діє гравець», тоді як роль — «як саме він повинен діяти». Це розмежування відповідає сучасним підходам до аналізу ігрових функцій, у яких профілювання дедалі частіше здійснюється через рольову, а не лише номінально-позиційну логіку [2; 15].

Другим кроком є визначення простору атрибутів, у якому описується гравець. У розробленому прототипі атрибути використовуються як інтегральні характеристики, сформовані на основі множини базових або похідних метрик. До таких атрибутів належать технічні, фізичні, когнітивні, оборонні, креативні та воротарські показники. Атрибутивний підхід дозволяє значно краще узгодити статистичні дані з практичною логікою спортивного аналізу, оскільки окремі сирі метрики часто є занадто вузькими або нестабільними для безпосереднього використання в скаутинговій оцінці. Натомість атрибутивний рівень дає змогу перейти до більш інтерпретованого опису гравця, який ближчий до реальної мови скаутингу, тренерського аналізу та комплектування складу [14; 16].

У межах формалізації кожна роль задається через підмножину атрибутів, релевантних саме для цієї ролі. При цьому атрибути не є рівнозначними: для одних ролей центральне значення мають силові та оборонні характеристики, для інших — просування м'яча, контроль, креативність або завершення атак. Саме тому в системі кожному атрибуту в межах рольового профілю призначається вага, яка відображає його відносну важливість. Вагова модель потрібна для того, щоб система могла відрізнити атрибути, без яких роль практично не виконується, від тих, що лише підсилюють якість виконання ролі.

Система ваг для атрибутів гравця в межах кожного рольового профілю формувалася за експертно-аналітичним принципом. Її побудова ґрунтується на функціональній значущості атрибутів для виконання конкретної ролі: найбільші ваги отримують ті характеристики, без яких роль не може бути реалізована на належному рівні, тоді як допоміжні або підсилюючі атрибути мають менший

внесок у підсумкову оцінку. Таким чином, ваги відображають не абстрактну важливість показника, а його рольову релевантність у контексті конкретної ігрової функції. Для забезпечення порівнюваності оцінювання вагові коефіцієнти в межах одного рольового профілю нормуються, а їх сукупність використовується як інструмент пріоритизації атрибутів у Rule-based механізмі. Такий підхід дозволяє поєднати предметну логіку футбольного аналізу з формалізованою процедурою обчислення підсумкової оцінки.

Однак лише ваг атрибутів недостатньо для побудови адекватної моделі. У реальному спортивному відборі існують характеристики, без яких гравець не може бути розглянутий як повноцінний кандидат на певну роль, навіть якщо він має високі значення другорядних показників. З цієї причини в роботі введено поняття критичних і бажаних атрибутів. Критичні атрибути визначають мінімальні функціональні вимоги до ролі, тоді як бажані формують якість її виконання. Подібне розділення є важливим для побудови подальшої логіки жорстких правил і *soft band-оцінювання*, а також відповідає практиці рольового профілювання спортсменів, де існують базові й підсилюючі компоненти профілю [1; 15; 17].

Наступним елементом формалізації є рольові обмеження, які не зводяться лише до атрибутних значень. У системі враховуються також додаткові характеристики, що можуть змінювати інтерпретацію ролі: антропометричні показники, слабка нога, технічні прийоми, а в окремих випадках — типові фізичні чи воротарські якості. Такі обмеження не завжди є центральними для ролі, однак вони можуть виступати як контекстні модифікатори, які або посилюють, або послаблюють загальну придатність гравця. Завдяки цьому рольовий профіль не обмежується лише плоским списком ваг, а набуває більш гнучкої та ближчої до реального футбольного аналізу структури.

У розробленому прототипі рольовий профіль також пов'язується з позиційною групою. Це потрібно для того, щоб одна й та сама роль не застосовувалася до всіх гравців без урахування їхнього позиційного контексту. Фактично це означає, що рольовий профіль існує не ізольовано, а як частина

ширшої системи відображення «позиція – допустимі ролі – атрибутивні вимоги». Узагальнену структуру рольового профілю гравця, використану в системі, наведено на рис. 2.1. Така побудова є аналітично виправданою, оскільки дозволяє коректно обмежувати множину ролей, по яких оцінюється гравець, і не змішувати функціонально несумісні сценарії.

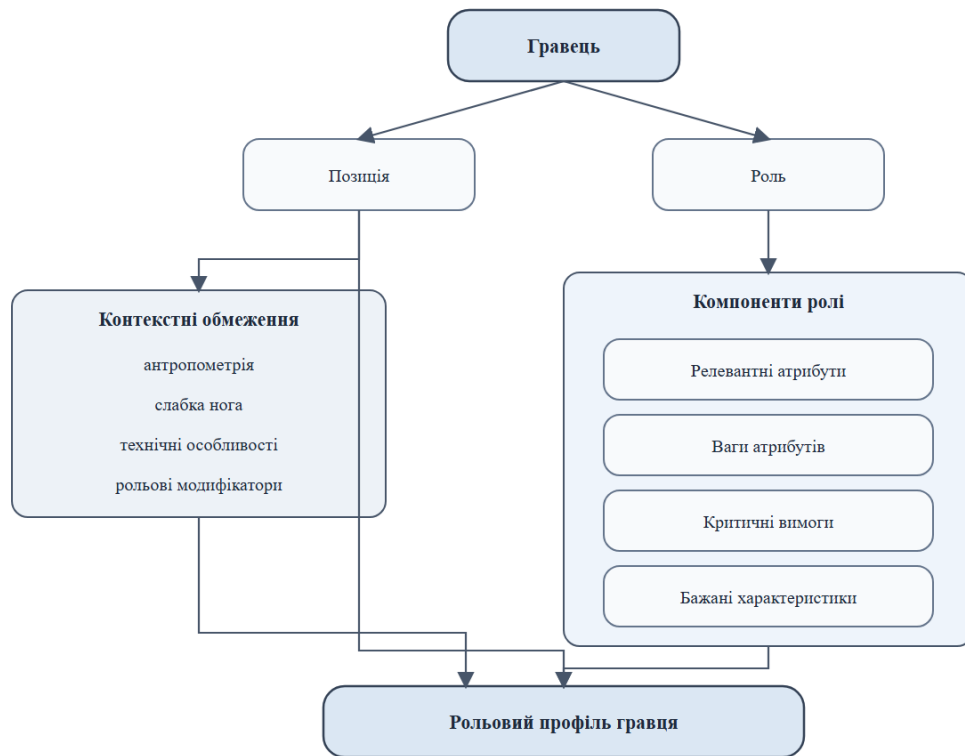


Рисунок 2.1 – Структура рольового профілю гравця в системі: позиція, роль, атрибути, ваги, критичні вимоги та контекстні обмеження

Як видно з рис 2.1, формалізація рольового профілю в цій роботі реалізована не як статичний опис, а як операційна модель, яка може бути використана в обчисленнях. Це означає, що кожний профіль ролі повинен бути достатньо структурованим для автоматичного застосування в модулі оцінювання. Саме тому рольові профілі подаються у вигляді відображення від коду ролі до набору атрибутів і їхніх пріоритетів. Надалі ця структура використовується для генерації правил, оцінювання критичних вимог, формування рольових діапазонів і побудови матчевого контексту оцінювання.

Окремо слід підкреслити, що рольовий профіль не є абсолютним і самодостатнім описом гравця. У системі він поєднується з командним профілем,

тобто зі стилем гри, схемою та поточними потребами складу. Це означає, що один і той самий гравець може бути добре формалізований під певну роль, але різною мірою придатний для різних командних контекстів. Саме така логіка дозволяє системі перейти від оцінювання «природної ролі» до оцінювання «найкращої ролі для цієї команди».

Формалізація рольового профілю також виконує важливу функцію в побудові ML-інтерпретації. Хоча ML-модуль у системі працює на ширшому рівні архетипів, саме рольовий профіль дає змогу інтерпретувати, чому певний архетип є сумісним або несумісним із конкретними Rule-based рекомендаціями. Отже, рольова формалізація є спільною основою і для Rule-based оцінювання, і для подальшого зіставлення з ML-кластерами.

З методологічної точки зору запропонований підхід до формалізації рольового профілю має кілька переваг. По-перше, він є достатньо деталізованим для пояснюваного автоматизованого оцінювання. По-друге, він підтримує гнучке розширення множини ролей без руйнування загальної структури системи. По-третє, він дозволяє зв'язати індивідуальний профіль гравця з командною потребою та післяматчевими змінами його форми. Саме завдяки цьому рольова формалізація в роботі виступає не просто довідковим описом, а фундаментом для всієї інтелектуальної логіки скаутингового прототипу.

Отже, у межах цієї роботи рольовий профіль гравця формалізовано як багатокомпонентну модель, що поєднує позиційний контекст, роль, атрибутивну структуру, вагові співвідношення, критичні вимоги та додаткові рольові обмеження. Саме така формалізація створює основу для побудови Rule-based механізму оцінювання, узгодження індивідуального профілю гравця з командними потребами та подальшої інтерпретації результатів у межах ML-кластеризації та післяматчевої аналітики.

2.2 Rule-based модель оцінювання відповідності гравця ролі

Однією з центральних задач розробленого прототипу є побудова такого механізму оцінювання, який дозволяє не лише визначити, наскільки гравець відповідає певній ролі, а й пояснити причини отриманого результату. Саме тому в основі системи використано Rule-based модель оцінювання, у якій логіка відбору кандидата задається через формалізовані правила, прив'язані до рольових вимог, командного контексту та рівня впевненості в результаті. Такий підхід відповідає сучасним уявленням про пояснювані системи підтримки рішень, у межах яких важливо забезпечити прозорість механізму оцінювання та інтерпретованість отриманих рекомендацій [1; 13].

У загальному вигляді правило в системі розглядається як формалізоване твердження виду: якщо виконуються певні умови щодо атрибутів, контексту чи ролі, то до оцінки застосовується визначений ефект. На відміну від статистичних або суто машинних моделей, така логіка є явною, структурованою та придатною до збереження, перевірки і подальшого розширення. Для скаутингової задачі це особливо важливо, оскільки рішення щодо придатності гравця повинно бути зрозумілим не лише системі, а й кінцевому користувачу: аналітику, скауту або особі, що комплектує склад команди.

Rule-based модель у системі не працює як набір ізольованих умов. Вона побудована як багаторівневий механізм оцінювання, що поєднує кілька груп правил:

- правила мінімальних вимог;
- правила м'яких діапазонів відповідності;
- контекстні бонуси і штрафи;
- правила командної потреби;
- правила командного стилю;
- правила оцінки впевненості.

Такий поділ дає змогу уникнути надмірного спрощення. Як показують сучасні підходи до побудови рекомендаційних і пояснюваних систем, багат шарова логіка дозволяє поєднувати формальні обмеження, оцінку якості відповідності та контекстно-залежну корекцію результатів [1; 18].

Першим рівнем моделі є оцінювання за мінімальними вимогами ролі. Для кожної ролі у системі виділяються атрибути, які мають критичне значення для її виконання. Якщо значення одного з таких атрибутів опускається нижче допустимого порогу, система фіксує невідповідність або значний ризик використання гравця в цій ролі. Важливість цього етапу полягає в тому, що в реальній скаутинговій практиці деякі ролі неможливо адекватно виконувати без мінімального рівня конкретних якостей, навіть якщо інші характеристики гравця є досить сильними. Таким чином, перший рівень правил реалізує функцію базового відсіву явно непридатних кандидатів.

Другим рівнем є модель *soft band*-оцінювання, яка використовується для гнучкішої інтерпретації атрибутів. Кожне значення важливого атрибута співвідноситься не просто з бар'єром «пройшов / не пройшов», а з однією з якісних зон відповідності, наприклад *fail*, *risky*, *acceptable*, *good* або *strong*. Завдяки цьому система може оцінити не лише факт відповідності, а й ступінь цієї відповідності. Наприклад, два гравці можуть формально проходити мінімум по певному атрибуту, але один із них буде оцінений як прикордонний варіант, а інший — як сильний кандидат. Така багаторівнева шкала дозволяє наблизити автоматизоване оцінювання до реальної практики аналітичного відбору, де важливим є не лише допуск до ролі, а й якість її потенційного виконання. Загальну логіку роботи Rule-based моделі оцінювання відповідності гравця ролі наведено на рис. 2.2.

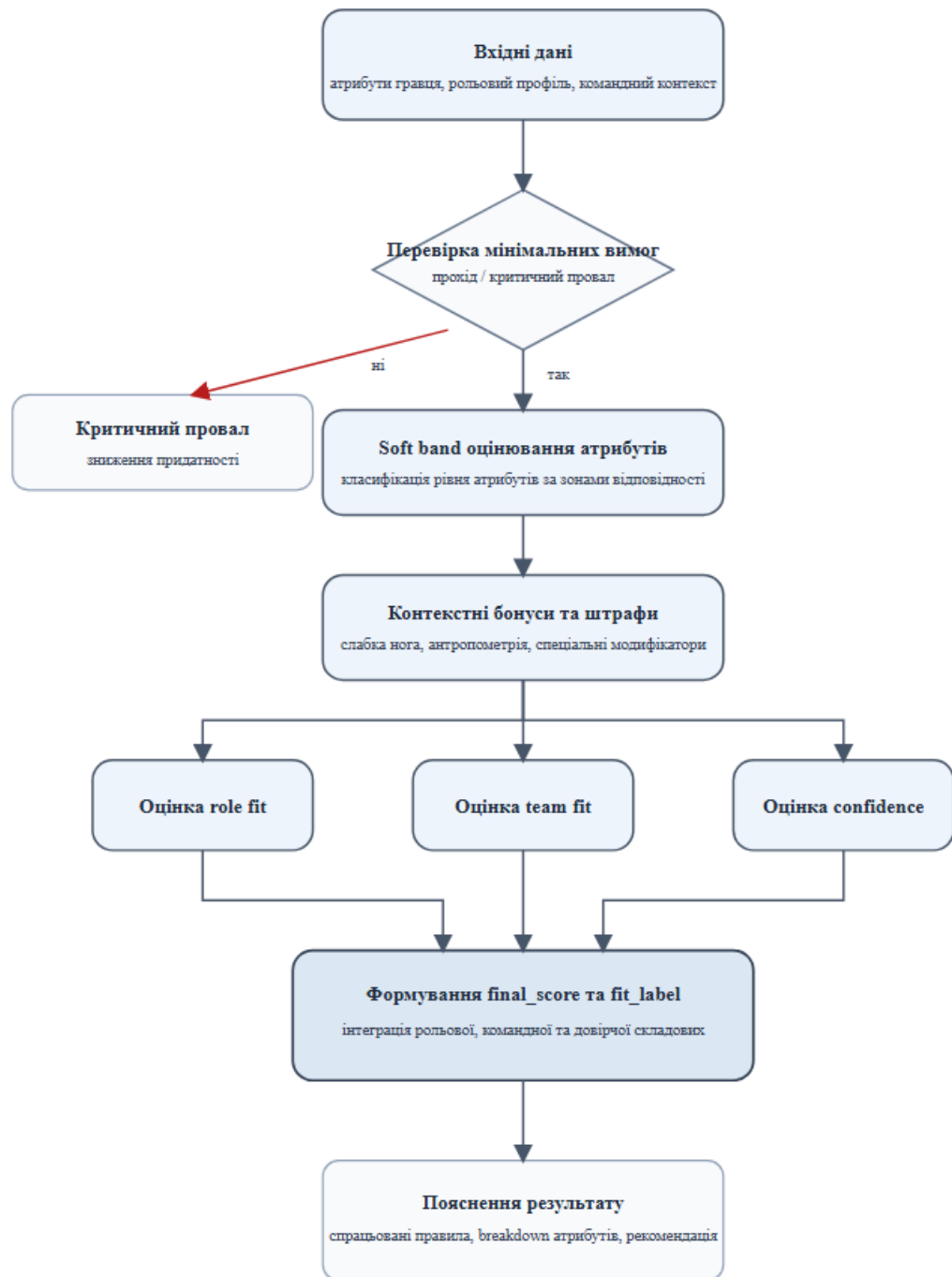


Рисунок 2.2 – Логіка роботи Rule-based моделі оцінювання відповідності гравця ролі

Третім важливим компонентом моделі є контекстні бонуси та штрафи. Їхнє призначення полягає в тому, щоб враховувати фактори, які не завжди є базовими атрибутами ролі, але можуть суттєво підсилювати або послаблювати її придатність. До таких факторів можуть належати антропометричні характеристики, слабка нога, технічні прийоми, виражений фізичний профіль,

гра ногами воротаря та інші допоміжні ознаки. Завдяки цьому система не залишається жорстко прив'язаною лише до списку атрибутів, а враховує реальні контекстні особливості гравця. Саме ці бонуси та штрафи роблять модель більш «скаутинговою» за своєю природою, а не просто формально-математичною.

Окремий блок правил присвячено командній відповідності ролі. На цьому етапі система переходить від оцінювання «гравець – роль» до оцінювання «гравець – роль – команда». Це означає, що навіть за високої природної відповідності ролі підсумковий висновок може змінюватися залежно від того, наскільки ця роль актуальна для поточного стилю гри, схеми та потреб складу. У межах цього механізму система використовує профіль команди, активні потреби, командні пріоритети та атрибутні переференції. Такий підхід є принципово важливим, оскільки рольова придатність не може розглядатися поза командним контекстом: гарний гравець не завжди є потрібним гравцем саме для даної команди.

Як впливає з рис. 2.2, у результаті застосування всіх попередніх груп правил у системі формується кілька окремих оцінок. Базовою з них є *role_fit_score*, яка відображає відповідність гравця самій ролі. Далі формується *team_fit_score*, яка враховує, наскільки цей профіль відповідає поточному командному запиту. Окремо обчислюється *need_fit_score*, що показує силу актуальної потреби команди в такій ролі. Крім того, система розраховує *confidence_score*, який оцінює ступінь надійності результату з урахуванням повноти профілю та узгодженості правил. Після цього формується *final_score* — інтегральний показник, що використовується в ранжуванні кандидатів.

У формалізованому вигляді підсумкову оцінку кандидата можна подати як зважену комбінацію основних компонентів:

$$\begin{aligned} final_score = & w_1 \cdot role_fit_score + w_2 \cdot team_fit_score + w_3 \\ & \cdot need_fit_score + w_4 \cdot confidence_score \end{aligned} \quad (2.1)$$

де *role_fit_score* відображає ступінь відповідності гравця конкретній ролі, *team_fit_score* характеризує відповідність ролі поточному командному

контексту, *need_fit_score* показує актуальність цієї ролі для потреб складу, а *confidence_score* відображає рівень надійності сформованого результату. Коефіцієнти w_1 , w_2 , w_3 , w_4 задають відносну важливість відповідних складових, причому

$$w_1 + w_2 + w_3 + w_4 = 1 \quad (2.2)$$

Такий запис відображає загальну логіку інтегрального оцінювання в системі, за якої фінальний результат формується не одним показником, а сукупністю рольових, командних і контекстних компонентів.

Послідовність формування підсумкової оцінки *final_score* у межах Rule-based моделі наведено на рис 2.3.

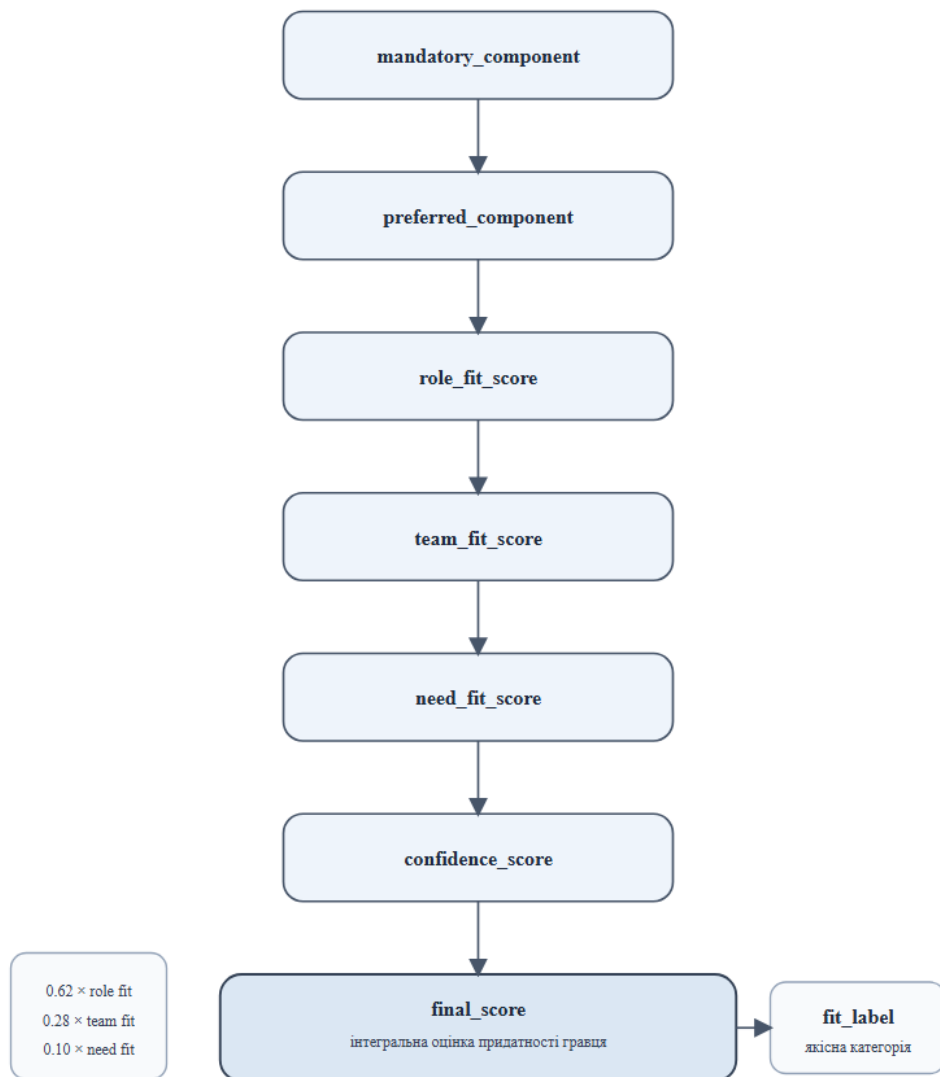


Рисунок 2.3 – Алгоритм формування підсумкової оцінки *final_score* у Rule-based моделі

Суттєвим елементом Rule-based моделі є логіка формування підсумкової мітки відповідності. У прототипі використовується якісна інтерпретація фінальної оцінки, представлена набором категорій, зокрема *ideal_fit*, *good_fit_for_our_level*, *situational_fit*, *developmental_fit* і *not_fit*. Наявність таких міток є важливою для практичного використання системи, оскільки користувачі скаутингових рішень у більшості випадків працюють не лише з числовими балами, а й із категоріями, які описують тип придатності кандидата. Це дозволяє системі виступати не лише інструментом оцінювання, а й засобом підтримки кадрових рішень.

Четвертим важливим аспектом Rule-based моделі є збереження пояснення результату. Для кожної оцінки система фіксує, які саме правила спрацювали, який ефект вони мали, які атрибути дали найбільший позитивний внесок, а які стали стримувальними чинниками. Такий підхід відповідає сучасним вимогам до *explainable decision support systems*, де важливо не лише надати результат, а й дати користувачу можливість відтворити логіку його побудови [1; 13]. У практичному вимірі це означає, що скаут або аналітик може побачити не лише, що кандидат отримав високий або низький бал, а й чому саме це сталося. Основні групи правил, використані в моделі оцінювання, та їх функції узагальнено в табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Основні групи правил у моделі оцінювання та їх функції

Група правил	Функція
Правила мінімальних вимог	Відсікають явно непридатних кандидатів
Soft band rules	Оцінюють ступінь відповідності атрибутів у кількох зонах
Бонусні правила	Підсилюють оцінку за додаткові сильні сторони
Штрафні правила	Знижують оцінку за обмеження або ризики
Правила командної потреби	Враховують актуальність ролі для команди
Правила стилю гри	Коригують оцінку згідно з командною моделлю
Правила оцінки впевненості	Визначають надійність сформованого висновку
Правила формування мітки	Перетворюють числовий бал у якісну категорію

З методологічної точки зору Rule-based модель у системі виконує ще одну важливу функцію: вона забезпечує перехід від формалізованого профілю до керованого рішення. Атрибутивна модель сама по собі лише описує гравця. Проте саме правило дозволяє перетворити цей опис на рішення щодо ролі, придатності та пріоритетності кандидата. Тобто в межах прототипу рольовий профіль виступає структурною основою, а Rule-based модель — механізмом активного використання цієї основи в процесі оцінювання.

Реалізована модель також підтримує оцінювання по множині ролей, а не лише для однієї наперед заданої функції. Це означає, що система може оцінювати гравця по всіх релевантних ролях його позиційної групи або, в розширеному варіанті, по ширшому набору активних ролей. Далі результати ранжуються, і користувач отримує не лише основну рекомендацію, а й альтернативні варіанти рольового використання. Це значно підвищує практичну цінність системи, оскільки дозволяє виявляти неочевидні сценарії використання гравця в команді.

Ще однією особливістю Rule-based механізму є його тісний зв'язок із післяматчевою аналітикою. Оскільки профіль гравця оновлюється після симульованих матчів, система повторно обчислює його рольові оцінки вже на основі нового набору метрик і атрибутів. Отже, *model-based rule evaluation* у прототипі є динамічним, а не статичним: він може змінюватися в часі залежно від поточної форми гравця, нових спостережень і змін у командному профілі.

У підсумку Rule-based модель оцінювання відповідності гравця ролі в межах цієї роботи реалізує багаторівневу, пояснювану та контекстно-чутливу логіку підтримки скаутингових рішень. Вона поєднує жорсткі обмеження, гнучке band-оцінювання, контекстні модифікатори, командну логіку та механізм пояснення результату. Саме така побудова робить її придатною як для внутрішнього оцінювання поточного складу, так і для відбору зовнішніх кандидатів під конкретні рольові та командні запити.

2.3 Модель командного профілю: стиль гри, схема та потреби складу

Для того щоб система підтримки скаутингових рішень була придатною до практичного використання, недостатньо оцінювати гравця лише ізольовано від командного контексту. У реальному спортивному середовищі цінність гравця визначається не тільки його індивідуальними характеристиками, а й тим, наскільки вони відповідають стилю гри команди, структурі розташування на полі та поточним кадровим потребам. Саме тому в розробленому прототипі поряд із рольовим профілем гравця реалізовано модель командного профілю, яка поєднує стиль гри, схему та потреби складу в єдину аналітичну структуру. Такий підхід узгоджується з сучасними дослідженнями футбольної аналітики, у яких тактична ідентичність команди розглядається як важливий чинник інтерпретації ігрових функцій, ефективності складу та вибору оптимальних кадрових рішень [1; 19–21].

У межах цієї роботи під командним профілем розуміється формалізований опис функціонального стану команди, який визначає, які типи гравців є бажаними для поточної системи гри. Командний профіль не є просто набором довідкових параметрів. Він виконує роль проміжного шару між індивідуальними скаутинговими оцінками та управлінським рішенням щодо добору, збереження або заміни гравців. Завдяки цьому система здатна не лише відповідати на запитання «який гравець сильний», а й формулювати значно більш практичне запитання: «який гравець найбільш доречний для цієї команди за поточного стилю та схеми».

Першим елементом командного профілю є стиль гри. У футбольній аналітиці стиль гри розглядається як стійкий спосіб організації атакувальних, оборонних і перехідних дій команди [1; 22]. Саме стиль визначає, які функціональні якості гравців є найбільш бажаними. Наприклад, команда, орієнтована на позиційний контроль м'яча, висуватиме підвищені вимоги до контролю, пасу, бачення поля та здатності підтримувати структуру володіння.

Натомість команда, що робить акцент на контратаках, більше залежить від швидкості просування, вертикальності атак і здатності ефективно використовувати простір у перехідних фазах. Отже, стиль гри у моделі командного профілю виступає не описовим ярликом, а механізмом генерації тактичних вимог до складу.

У прототипі стиль гри задається як високорівневий вхідний параметр, який автоматично впливає на набір рольових уподобань команди. Для кожного стилю визначено множину ролей, що вважаються найбільш релевантними для окремих позиційних груп. Завдяки цьому система здатна перейти від абстрактного опису стилю до конкретних скаутингових пріоритетів. Така побудова відображає логіку сучасного тактичного аналізу, в якому стиль пов'язується з характерними функціями гравців, а не лише з формальними назвами схем або рівнем володіння [19; 22].

Другим елементом командного профілю є схема, яка задає просторову структуру складу. На відміну від стилю гри, схема не визначає безпосередньо зміст функціонування команди, але формує кількість слотів для окремих позиційних груп і, відповідно, структуру кадрового запиту. У системі схема інтерпретується як набір слотів, кожен із яких належить до певної позиційної категорії. Наприклад, схема визначає, скільки у складі потрібно центральних захисників, крайніх захисників, опорних півзахисників, крайніх півзахисників, атакувальних півзахисників або форвардів. Таким чином, схема виступає інструментом структуризації складу, який обмежує та конкретизує кадрові потреби команди. Узагальнену структуру командного профілю, що поєднує стиль гри, схему, позиційні слоти та потреби складу, наведено на рис. 2.4.

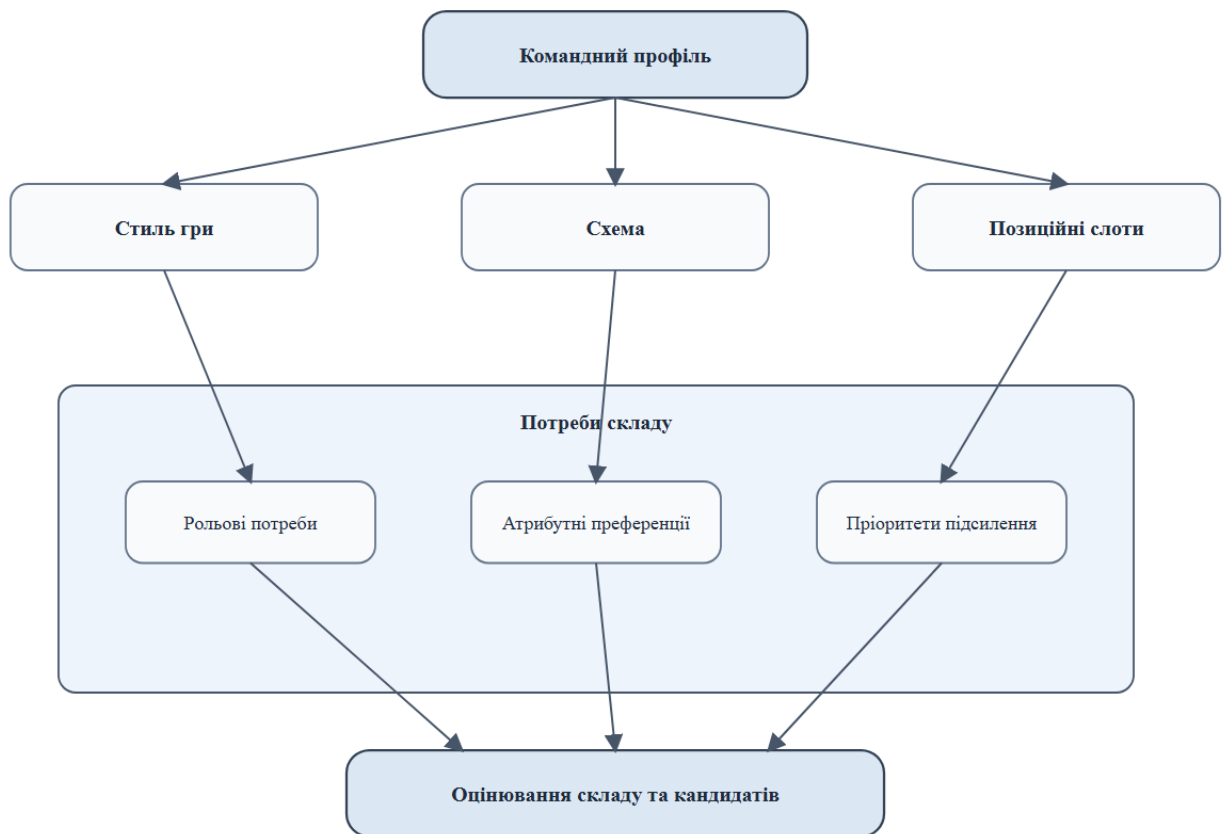


Рисунок 2.4 – Структура командного профілю: стиль гри, схема, позиційні слоти та потреби складу

Як видно з рис. 2.4 стиль гри і схема в моделі командного профілю виконують різні, але взаємопов’язані функції. Стиль визначає, які ролі бажані, тоді як схема визначає, скільки таких ролей має бути представлено в структурі команди. Саме поєднання цих двох компонентів дозволяє системі перейти до побудови потреб складу. Під потребою складу в роботі розуміється формалізований запит команди на роль, позиційну функцію або профіль гравця, який є важливим для підтримання або посилення поточної ігрової моделі.

Потреби складу у системі формуються автоматично на основі стилю гри та схеми. Такий підхід дозволяє зменшити залежність від ручного налаштування низькорівневих параметрів і робить інтерфейс системи зручнішим для користувача. Замість того щоб окремо задавати ваги десятків атрибутів для кожної ролі, користувач визначає високорівневий профіль команди, після чого система самостійно генерує пріоритетні ролі та відповідні атрибутні

преференції. Це відповідає загальній ідеї прототипу: користувач працює з командною задачею на концептуальному рівні, а деталізація вимог відбувається на рівні внутрішньої логіки системи.

Після генерації потреб модель переходить до етапу оцінювання поточного складу і зовнішніх кандидатів. Саме тут командний профіль починає безпосередньо впливати на скаутингові рішення. Якщо певний слот у схемі вже заповнений гравцем, який добре відповідає ролі й стилю, то система інтерпретує його як достатньо покритий. Якщо ж гравець у цьому слоті не забезпечує потрібного рівня якості або команда не має достатньої глибини на цій позиції, система фіксує кадровий дефіцит. Далі зовнішні кандидати порівнюються вже не з абстрактним середнім рівнем, а з найслабшою прохідною точкою у поточній структурі складу.

У цьому контексті важливу роль відіграє логіка *keep / sell / buy target*. Гравці поточного складу, які найкраще закривають потрібні слоти, розглядаються як кандидати на збереження. Ті, хто не входить до оптимального складу або поступається за роллю, стилем чи рівнем, потрапляють у зону потенційної заміни. Зовнішні гравці, які перевищують поточний поріг у конкретному слоті, розглядаються як цілі для підсилення. Таким чином, командний профіль є основою не лише для скаутингового оцінювання, а й для побудови логіки кадрових рішень. Перехід від стилю гри та схеми до формування потреб складу та кадрових рішень наведено на рис. 2.5.



Рисунок 2.5 – Перехід від стилю гри та схеми до формування потреб складу та кадрових рішень

Суттєвим елементом реалізованої моделі є правило «один гравець — один слот». Воно було введене для того, щоб уникнути нереалістичної ситуації, коли один і той самий гравець одночасно покриває кілька позиційних місць у стартовій структурі. У практиці комплектування складу така ситуація є методологічно некоректною, навіть якщо гравець має універсальний профіль. Тому в прототипі побудова складу виконується як задача розподілу гравців по

слотах без повторного використання одного й того самого виконавця. Це рішення підвищує реалістичність моделі командного профілю та робить подальші висновки щодо кадрових потреб більш коректними. Основні компоненти моделі командного профілю та їх функції узагальнено в табл. 2.2.

Таблиця 2.2 – Основні компоненти моделі командного профілю та їх функції

Компонент	Функція
Стиль гри	Формує загальні вимоги до типів гравців
Схема	Визначає структуру позиційних слотів
Позиційний слот	Формалізує конкретне місце в структурі складу
Рольова потреба	Визначає, який тип виконавця потрібен на слот
Атрибутна преференція	Уточнює бажані якості для певної ролі
Внутрішній кандидат	Оцінюється як наявний варіант покриття слоту
Зовнішній кандидат	Оцінюється як потенційне підсилення
Кадрове рішення	Формується у вигляді keep / sell / buy target

З погляду логіки системи модель командного профілю виконує ще одну важливу функцію: вона задає перехід від оцінки окремого гравця до оцінки придатності складу в цілому. У звичайному Rule-based аналізі гравець може бути охарактеризований як сильний або слабкий кандидат на певну роль. Однак для реальної підтримки рішень цього недостатньо. Користувачу потрібно розуміти, яких саме ролей бракує команді, які лінії вже закриті, а які — потребують підсилення. Саме командний профіль дозволяє пов'язати індивідуальні оцінки в одну цілісну структуру, релевантну до поточних тактичних і кадрових умов.

Крім того, у розробленому прототипі модель командного профілю є динамічною, а не статичною. Це означає, що зміна стилю, схеми або рівня команди призводить до автоматичного оновлення потреб складу, а також до перерахунку оцінок усіх гравців і кандидатів. Такий механізм забезпечує узгодженість між високорівневими налаштуваннями користувача та низькорівневими аналітичними результатами системи. У підсумку зміна командного профілю не лишається декоративною конфігурацією, а реально змінює логіку прийняття скаутингових рішень. Основні результати роботи моделі командного профілю узагальнено в табл. 2.3.

Таблиця 2.3 – Основні результати роботи моделі командного профілю

Результат	Зміст
Сформовані рольові потреби	Перелік ролей, актуальних для поточного профілю команди
Активні позиційні слоти	Структура складу відповідно до обраної схеми
Покриття складу	Оцінка того, наскільки поточний склад закриває потреби
Список keep	Гравці, яких доцільно зберегти як основних або релевантних
Список sell/replace	Гравці, які не відповідають поточним вимогам достатньо добре
Зовнішні кандидати	Гравці, придатні для підсилення складу
Пріоритетні цілі підсилення	Найбільш важливі напрями кадрового посилення

Важливою методологічною перевагою цієї моделі є те, що вона дозволяє перейти від статичного «рейтингу гравців» до контекстно-залежного кадрового аналізу. Це робить систему ближчою до реальних сценаріїв спортивного управління, де цінність спортсмена завжди визначається відносно тактичної моделі, складу та стратегічних потреб команди. Саме тому в межах роботи командний профіль розглядається як рівнозначний компонент разом із рольовим профілем гравця, а не як другорядне налаштування.

Отже, у межах цієї роботи модель командного профілю формалізує взаємозв'язок між стилем гри, схемою та потребами складу. Вона забезпечує перехід від загальних тактичних налаштувань до конкретних кадрових вимог, підтримує логіку оцінювання внутрішніх і зовнішніх кандидатів та створює основу для побудови більш реалістичного механізму комплектування складу. Саме ця модель забезпечує узгодження індивідуального скаутингового аналізу з командним контекстом, що є необхідною умовою практичної корисності всієї системи.

2.4 ML-кластеризація архетипів гравців як засіб валідації Rule-based системи

Хоча Rule-based механізм оцінювання забезпечує пояснюваність і прозору логіку прийняття скаутингових рішень, його побудова все одно спирається на заздалегідь формалізовані уявлення про ролі, атрибути та їхню важливість. З цієї причини доцільним є використання додаткового незалежного аналітичного шару, який дозволяє перевірити, наскільки структура, задана системою правил, узгоджується з природною структурою даних. Саме таку функцію в межах розробленого прототипу виконує ML-кластеризація архетипів гравців. На відміну від класифікаційного підходу, де модель мала б навчатися повторювати вже наявні ролі, у цій роботі використано безвчительний підхід, у межах якого архетипи формуються без попередніх ярликів, лише на основі ознакового подання гравців. Це дозволяє розглядати ML-модуль як засіб незалежної валідації Rule-based логіки, а не як дублювання вже побудованої системи правил [1; 10; 13; 14].

Вибір саме кластеризації як ML-підходу зумовлений кількома причинами. По-перше, для задачі, яку вирішує прототип, відсутній достатньо повний і надійно розмічений відкритий датасет, у якому гравці були б жорстко класифіковані за ролями, сумісними з логікою розробленої системи. По-друге, безвчительні методи краще підходять для виявлення природних груп схожих профілів, які можуть бути ширшими за конкретні Rule-based категорії. По-третє, кластеризація дозволяє побачити не тільки чітко виражені типи, а й прикордонні або змішані профілі, що є особливо цінним для скаутингової інтерпретації. Саме тому в роботі ML-частина орієнтована не на передбачення вже заданої ролі, а на побудову ширших архетипів, з якими потім можна співставляти результати Rule-based оцінювання.

Першим етапом реалізації ML-модуля став вибір зовнішнього набору даних. Власний синтетичний датасет, який використовується в системі для

демонстрації командного профілю, оцінювання кандидатів і матчевої аналітики, не є достатнім за обсягом та різноманітням для стійкої кластеризації. Тому для ML-частини використано зовнішній набір даних *Player Attributes* [23], із великою кількістю атрибутивних характеристик гравців, близьких за змістом до тих, що використовуються у внутрішній атрибутивній моделі системи, доступний на платформі *Kaggle*. Це дозволило сформувати масштабнішу і статистично придатнішу вибірку, не змішуючи при цьому механізм Rule-based оцінювання з процесом навчання ML-моделі.

Після вибору датасету було побудовано простір ознак, сумісний із логікою прототипу. На цьому етапі виконується відбір і приведення до узгодженого вигляду технічних, фізичних, креативних, оборонних і воротарських характеристик. Мета полягає не в тому, щоб зберегти всі можливі колонки зовнішнього датасету, а в тому, щоб побудувати аналітично осмислений простір, який відображає ті ж самі сутності, що й у Rule-based частині системи: швидкість, контроль, пас, завершення, оборонну участь, силову боротьбу, гру головою, воротарську техніку тощо. Таким чином, ML-підхід не є відірваним від предметної логіки, а використовує іншу математичну процедуру над співставним змістовим простором ознак.

Оскільки зовнішній датасет містить гравців різних функціональних груп, наступним принциповим кроком стало розділення вибірки на воротарів і польових гравців. Це рішення обумовлене структурною несумісністю їхніх ознак. Воротарські характеристики не лише відрізняються за змістом, а й мають інший розподіл та іншу аналітичну вагу. Об'єднання цих двох типів гравців в одному кластерному просторі призвело б до штучного змішування профілів і до втрати інтерпретованості результатів. Тому в прототипі реалізовано два окремих ML-контури: один для воротарів, інший — для польових гравців. Такий підхід узгоджується з сучасними роботами з профілювання футболістів, де виділення окремих кластерних просторів для різних функціональних груп є типовим аналітичним прийомом [1; 24; 25]. Узагальнену послідовність побудови ML-модуля кластеризації архетипів гравців наведено на рис. 2.6.

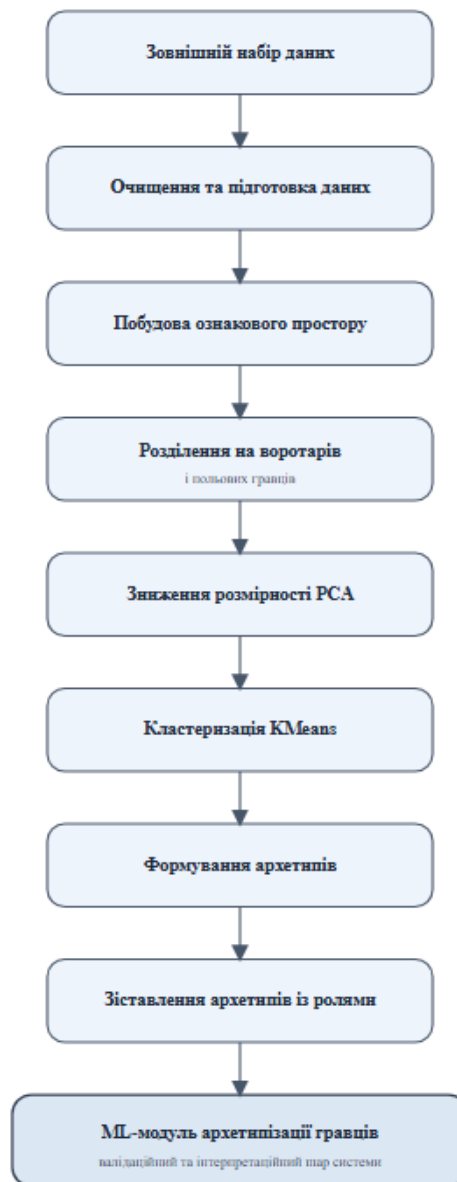


Рисунок 2.6 – Алгоритм побудови ML-модуля кластеризації архетипів гравців

Як видно з рис. 2.6 після побудови ознакового простору реалізовано етап зниження розмірності. У зовнішньому датасеті наявна значна кількість пов'язаних між собою характеристик, що створює надлишковість, ускладнює кластеризацію та може знижувати стійкість отриманих груп. Для подолання цієї проблеми у прототипі використано метод головних компонент (Principal Component Analysis, PCA), який дозволяє перетворити вихідний ознаковий простір на компактніше представлення з меншою кількістю взаємно незалежних компонент [17]. Використання PCA було доцільним не лише з точки зору обчислювальної зручності, а й з точки зору подальшої візуалізації кластерного

простору, оскільки частина компонент використовується для побудови аналітичних графіків у системі.

Після зниження розмірності реалізовано кластеризацію методом KMeans, який було обрано як базовий алгоритм сегментації гравців [26]. Причина такого вибору полягає в його інтерпретованості, стійкості в задачах сегментації та зручності для побудови чітких архетипів. На відміну від більш складних алгоритмів, KMeans дозволяє безпосередньо працювати з центрами кластерів, а отже — інтерпретувати їх як умовні «центральні профілі» архетипів. Для оцінювання якості кластеризації використовувалася метрика *silhouette_score*, яка дає змогу порівнювати ступінь відокремленості та компактності кластерів [27]. У роботі цей показник застосовувався не ізольовано, а разом із предметною інтерпретованістю отриманих груп, що є принципово важливим для аналітичної задачі.

У результаті реалізації ML-модуля в прототипі було виділено чотири архетипи для польових гравців і два архетипи для воротарів. Важливо підкреслити, що ці архетипи не є повними аналогами Rule-based ролей. Вони мають ширший характер і відображають узагальнені профілі поведінки або атрибутивні типи. Наприклад, окремий архетип може об'єднувати силових оборонних гравців, інший — технічних атакуювальних виконавців, а ще інший — збалансованих гравців із вираженим внеском у контроль гри. Саме така ширша інтерпретація і є цінною для валідації правил: ML не повинна повторювати роль один до одного, а має виявляти структурно схожі типи, які потім можна співставити з логікою Rule-based оцінювання.

Наступним кроком стало зіставлення ML-архетипів із Rule-based ролями. У прототипі це реалізовано на рівні *inference*: для кожного гравця система визначає його ML-архетип на основі останнього атрибутивного профілю та показує його поряд із Rule-based оцінкою. Таке подання створює додатковий аналітичний рівень. Якщо Rule-based рекомендація і ML-архетип є логічно сумісними, це підсилює довіру до результату. Якщо ж система правил стабільно дає роль, яка погано узгоджується з архетипом, сформованим на зовнішніх

даних, це може бути підставою для перегляду набору атрибутів, ваг або контекстних правил. Таким чином, кластеризація виконує не декоративну, а перевірочну функцію. Приклад логіки зіставлення ML-архетипу та Rule-based ролі в системі наведено на рис. 2.7.

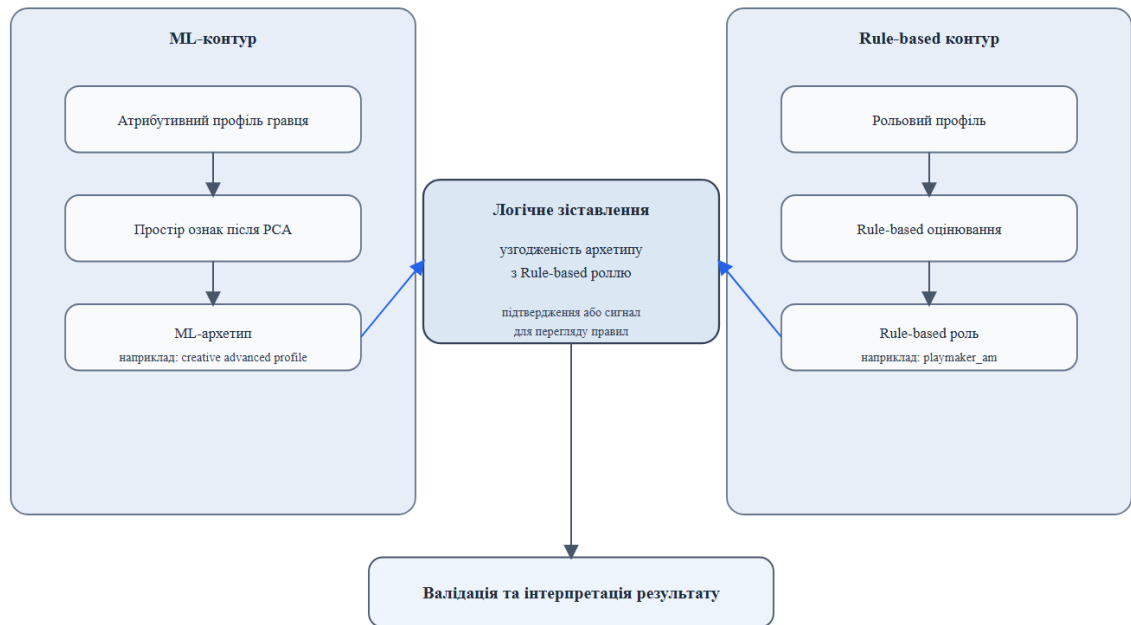


Рисунок 2.7 – Приклад логіки зіставлення ML-архетипу та Rule-based ролі в системі

З точки зору інтерфейсу, результати ML-модуля інтегровані в систему в кількох формах. По-перше, для окремого гравця відображається назва архетипу, короткий опис та відстань до центру кластера. По-друге, на рівні *dashboard* будуються графіки розподілу архетипів поточного складу та зовнішніх кандидатів. По-третє, візуалізація кластерного простору дозволяє побачити, як різні гравці розташовуються відносно виявлених архетипів. Таке подання є важливим для практичної інтерпретації, оскільки дозволяє використовувати ML-модуль не лише як прихований обчислювальний блок, а як видимий аналітичний інструмент.

Важливою особливістю розробленого підходу є те, що ML-модуль у межах прототипу виконує валідаційну, а не керуючу функцію. Це означає, що остаточне рішення щодо ролі та командної придатності залишається за Rule-based

механізмом, тоді як кластеризація виступає незалежним джерелом узагальненої інформації про тип гравця. Така архітектурна роль ML є доцільною в умовах відсутності повноцінно розміченого рольового датасету, а також добре узгоджується з концепцією пояснюваних систем підтримки рішень, де машинне навчання не повинно безконтрольно витіснити інтерпретовану логіку [1; 3].

Методологічно реалізований ML-модуль також важливий тим, що він демонструє можливість використання зовнішніх даних для підсилення внутрішньої системи оцінювання. Це розширює потенціал прототипу, оскільки в майбутньому в нього можуть бути інтегровані нові джерела атрибутивних або матчевих даних, а також більш складні моделі сегментації профілів спортсменів. Навіть у поточній версії модуль кластеризації виконує важливе завдання: він дає системі другий погляд на гравця — не як на набір правил, а як на представника певного емпірично виявленого архетипу.

Отже, у межах цієї роботи ML-кластеризація архетипів гравців реалізована як окремий аналітичний модуль, що використовує зовнішній набір атрибутивних даних, PCA для зниження розмірності та KMeans для виділення типових профілів. Її основне призначення полягає в тому, щоб забезпечити незалежний *data-driven* рівень інтерпретації та валідації Rule-based системи. Саме така роль ML-компонента дозволяє гармонійно поєднати пояснювану Rule-based логіку з емпіричним аналізом структури даних, не руйнуючи прозорість системи підтримки рішень.

2.5 Модель післяматчевого аналізу та оновлення профілю гравця

У межах розробленого прототипу післяматчевий аналіз розглядається не як ізольований звітний компонент, а як складова єдиного аналітичного циклу підтримки скаутингових рішень. У традиційному підході матчеві дані часто використовуються лише для короткострокового аналізу результату гри або оцінювання окремого виступу. У цій роботі запропоновано інший підхід: післяматчеві показники стають новим джерелом інформації, яке впливає на довгостроковий профіль гравця, його атрибутивне представлення та подальші скаутингові оцінки. Така логіка відповідає сучасним напрямкам спортивної аналітики, де продуктивність спортсмена дедалі частіше розглядається як динамічний процес, що повинен відстежуватися в часі, а не як раз і назавжди зафіксований профіль [1; 12; 28; 29].

Базовим елементом запропонованої моделі є симуляція матчу, яка використовується як джерело контрольованих статистичних спостережень. У поточному прототипі реалізовано не покрокову симуляцію кожної події, а агреговану статистичну модель, що формує правдоподібні командні та індивідуальні показники на основі складів, ролей, стилів гри та атрибутивних профілів футболістів. Такий вибір зумовлений завданням роботи: система має не відтворювати повну динаміку футбольного рушія, а забезпечувати достатньо реалістичне середовище для аналізу того, як матчеві події можуть впливати на аналітичний профіль гравця й команди.

Першим кроком післяматчевої моделі є формування стартових складів. Для цього система використовує вже наявний модуль планування складу, який враховує стиль гри, схему та попередньо обчислені скаутингові оцінки. У результаті матч формується не випадковим чином, а на основі поточного стану системи. Це важливо з методологічної точки зору, оскільки дозволяє пов'язати післяматчеву аналітику з логікою попереднього відбору гравців: у симуляцію

потрапляють саме ті виконавці, яких система вважає найбільш придатними до конкретних слотів і ролей.

Після формування складів система виконує моделювання командних матчевих показників. На цьому рівні генеруються агреговані статистики, зокрема володіння м'ячем, удари, удари в площину воріт, очікувані голи (xG), кількість передач, точність передач, прогресивні передачі, навіси, входи у фінальну третину, оборонні дії та показники високих повернень м'яча. Такі метрики обрано не випадково: вони дозволяють відобразити характер командної гри, зокрема ступінь контролю, вертикальність просування, інтенсивність пресингу та якість створених моментів. У сучасних дослідженнях футбольної аналітики саме подібні показники розглядаються як одні з найінформативніших для опису командної поведінки [12; 30; 31].

Наступним етапом є формування індивідуальних матчевих статистик. На відміну від командних метрик, вони вже прив'язуються до конкретного гравця, його ролі та набору атрибутів. У межах моделі для кожного виконавця генеруються показники голів, асистів, ударів, очікуваних голів, очікуваних асистів, ключових передач, прогресивних передач, короткого та довгого пасу, навісів, дриблінгу, перехоплень, відборів, боротьби, пресингу, а для воротарів — сейвів, точності гри ногами, виходів за межі штрафного майданчика та спеціалізованих воротарських характеристик. Завдяки цьому матчевий виступ гравця описується не загальною оцінкою, а структурованим набором спостережуваних компонентів. Загальну схему післяматчевого циклу, яка поєднує симуляцію матчу, генерацію метрик, оновлення профілю та повторне оцінювання, наведено на рис. 2.8.

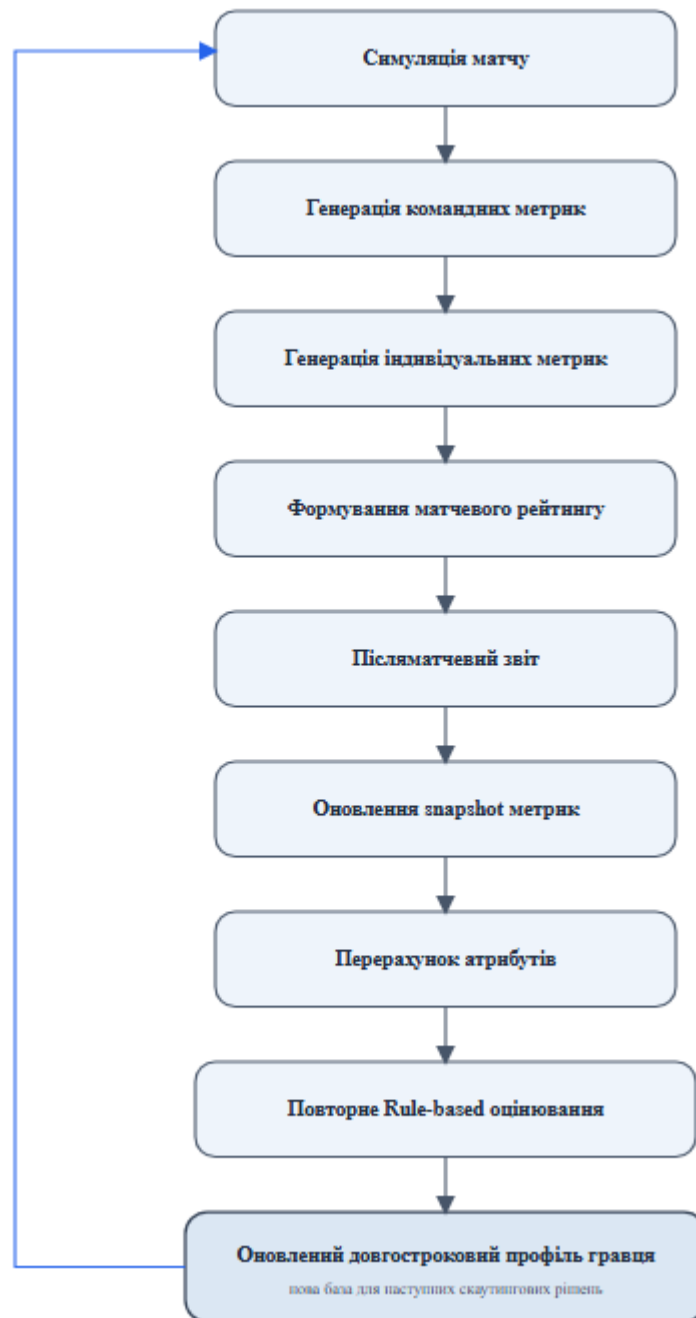


Рисунок 2.8 – Загальна схема післяматчового циклу: симуляція матчу, генерація метрик, оновлення профілю, повторне оцінювання

У межах моделі післяматчового аналізу важливе місце займає механізм матчового оцінювання гравця. Його особливість полягає в тому, що оцінка виступу залежить від ролі, виконаної гравцем у конкретному матчі. Це означає, що одна й та сама статистика може мати різну інтерпретацію для різних ролей. Наприклад, для *плеймейкера* критичними є якість просування м'яча, креативні дії та точність передач, тоді як для крайнього захисника важливішими будуть

рухова активність, підтримка ширини, оборонна участь та якість навісів. Таким чином, матчевий рейтинг у системі є рольово-залежним, а не універсальним числом, яке однаково формується для всіх.

Після того як сформовано командні та індивідуальні метрики, система переходить до післяматчевої інтерпретації результатів. На рівні команди будується текстовий звіт, який містить підсумок матчу, тактичний висновок, інтерпретацію ключових командних метрик і короткі рекомендації. На рівні окремого гравця формується індивідуальний висновок, у якому пояснюється, що саме вплинуло на його матчеву оцінку. Така текстова аналітика потрібна для того, щоб перетворити суто числові показники на змістовний висновок, зрозумілий для користувача системи.

Найважливішим компонентом запропонованої моделі є оновлення профілю гравця після матчу. У цьому місці післяматчевий контур безпосередньо з'єднується зі скаутинговим. Після завершення матчу система формує новий *snapshot* метрик гравця типу *simulated_match*, який містить нормалізовані показники, отримані на основі матчевих статистик. Далі ці метрики змішуються з попереднім профілем гравця за заданою логікою ваг, що дозволяє врахувати новий виступ без повного перезапису довгострокового аналітичного стану. Такий підхід є обґрунтованим, оскільки одиничний матч не повинен повністю змінювати профіль гравця, але водночас він повинен мати вимірюваний вплив на його подальше оцінювання [28; 29].

У межах цієї роботи важливою вимогою було забезпечити, щоб післяматчеве оновлення впливало на весь атрибутивний контур, а не лише на вузький набір очевидних статистик. Саме тому в системі реалізовано механізм проксі-відображення матчевих показників на ширший набір нормалізованих метрик, з яких далі формуються атрибути. У результаті зміни після матчу стосуються не лише кількох поверхневих показників, а й більш загального профілю гравця. Це є важливим з точки зору внутрішньої узгодженості системи: якщо певні матчеві аспекти відображаються у звіті, вони повинні мати реальний вплив на подальшу аналітичну оцінку.

Після оновлення метрик система виконує повторний розрахунок атрибутів. Цей етап є принциповим, оскільки атрибути виступають проміжною ланкою між матчевими даними та Rule-based оцінюванням. У результаті будь-яка зміна матчевих характеристик не впливає на скаутинговий висновок напряму, а проходить через той самий ланцюг перетворення, який використовується для всіх інших джерел даних. Це забезпечує методологічну узгодженість системи: оцінка ролі має змінюватися не через ручну корекцію фінального бала, а через зміну атрибутивного профілю гравця.

Наступним логічним кроком є повторне скаутингове оцінювання. Після оновлення атрибутів система автоматично перераховує відповідність гравця активним ролям і командним потребам. Це означає, що післяматчева аналітика в прототипі виконує не лише описову функцію, а й реально впливає на подальші рішення щодо гравця. Залежно від результатів матчу гравець може зміцнити свій статус як релевантного кандидата на певну роль, перейти до категорії більш ризикових варіантів або, навпаки, покращити власну придатність для команди. Саме такий зв'язок між матчем і довгостроковим профілем є однією з ключових відмінностей запропонованого підходу від систем, у яких матчевий звіт існує окремо від скаутингової оцінки. Вплив післяматчевого аналізу та повторне Rule-based оцінювання гравця наведено на рис. 2.9.

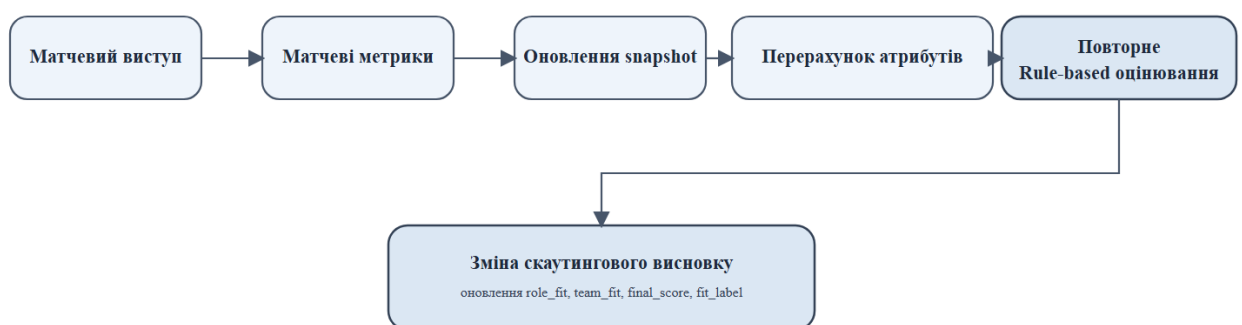


Рисунок 2.9 – Вплив післяматчевого аналізу на повторне Rule-based оцінювання гравця

З погляду загальної логіки системи модель післяматчевого аналізу забезпечує замикання аналітичного циклу. Якщо на попередніх етапах система

використовує історичні або агреговані профілі гравців для відбору кандидатів, то післяматчевий контур повертає нові спостереження назад у профіль, роблячи оцінювання динамічним. Саме ця динамічність є важливою для практичної цінності прототипу, адже у спортивному середовищі форма гравця, його поточна ефективність і придатність до ролі можуть змінюватися з часом.

Отже, у межах цієї роботи модель післяматчевого аналізу реалізована як пов'язаний із скаутингом механізм, який охоплює симуляцію матчу, побудову командних та індивідуальних метрик, формування аналітичних висновків, оновлення метрик і атрибутів гравця та повторне Rule-based оцінювання. Саме така побудова дозволяє інтегрувати короткостроковий результат виступу в довгострокову логіку скаутингової системи та забезпечує цілісність усього прототипу.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2

У другому розділі магістерської роботи обґрунтовано моделі та методи побудови інтелектуальної системи спортивного скаутингу. Сформовано методологічну основу прототипу, яка поєднує рольове подання гравця, командний контекст, Rule-based оцінювання, ML-кластеризацію архетипів і післяматчеве оновлення профілю в межах єдиного аналітичного підходу.

У межах розділу формалізовано рольовий профіль гравця як модель, що включає позиційний контекст, роль, атрибути, ваги, критичні вимоги та контекстні обмеження. Побудовано Rule-based механізм оцінювання відповідності гравця ролі, який поєднує перевірку мінімальних вимог, оцінювання за м'якими діапазонами відповідності, контекстні бонуси і штрафи, а також урахування командної потреби та стилю гри. Показано, що така модель забезпечує не лише числове ранжування кандидатів, а й пояснення причин отриманого результату.

Окремо розроблено модель командного профілю, яка поєднує стиль гри, схему та потреби складу і забезпечує перехід від ізольованого оцінювання гравця до контекстно-залежного кадрового аналізу. Крім того, обґрунтовано використання ML-кластеризації архетипів гравців як незалежного засобу валідації Rule-based логіки та побудовано модель післяматчевого аналізу, що дозволяє оновлювати профіль гравця на основі нових матчевих спостережень.

Важливим результатом розділу стало також те, що всі запропоновані моделі утворюють узгоджений аналітичний контур, у якому рольове оцінювання, командний профіль, ML-архетипізація та післяматчева аналітика не функціонують ізольовано, а доповнюють одна одну. Це забезпечує цілісність методологічної побудови прототипу та створює основу для його подальшої програмної реалізації.

РОЗДІЛ 3. АРХІТЕКТУРА ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОТОТИПУ СИСТЕМИ

3.1 Архітектура системи та склад основних модулів

У межах магістерської роботи розроблено прототип інформаційної системи підтримки скаутингових рішень у спорті, реалізований на прикладі футбольного домену. Основним призначенням системи є автоматизація оцінювання гравців, аналіз відповідності їхніх профілів командним потребам, підтримка рішень щодо комплектування складу, а також інтеграція післяматчевої аналітики в довгостроковий скаутинговий процес. З урахуванням поставлених завдань архітектуру системи побудовано як модульну багатокомпонентну структуру, у якій окремі функціональні частини працюють узгоджено в межах єдиного програмного середовища.

Програмною основою системи обрано фреймворк Django, який забезпечує побудову вебзастосунку за моделлю MVT, підтримує роботу з реляційною базою даних, маршрутизацію запитів, форми, шаблони та серверну обробку бізнес-логіки [32]. Таке рішення є доцільним для створення дослідницького прототипу, оскільки дозволяє в межах одного застосунку поєднати зберігання даних, реалізацію алгоритмів оцінювання, роботу з аналітичними модулями та інтерфейс користувача. Для окремих сервісних функцій у системі також використано Django REST framework, зокрема підхід на основі APIView, що спрощує побудову допоміжних API-компонентів [33].

З архітектурної точки зору система реалізована у вигляді модульного моноліту. Це означає, що всі функціональні компоненти працюють у межах одного застосунку та спільної бази даних, але логічно розділені за предметним призначенням. Такий підхід було обрано з огляду на необхідність забезпечити цілісність даних, зменшити складність інтеграції окремих сервісів і спростити реалізацію наскрізної логіки, яка охоплює оцінювання гравця, командний

профіль, моделювання матчу та післяматчеве оновлення профілю. Загальну архітектуру прототипу інформаційної системи підтримки скаунтингових рішень наведено на рис. 3.1.

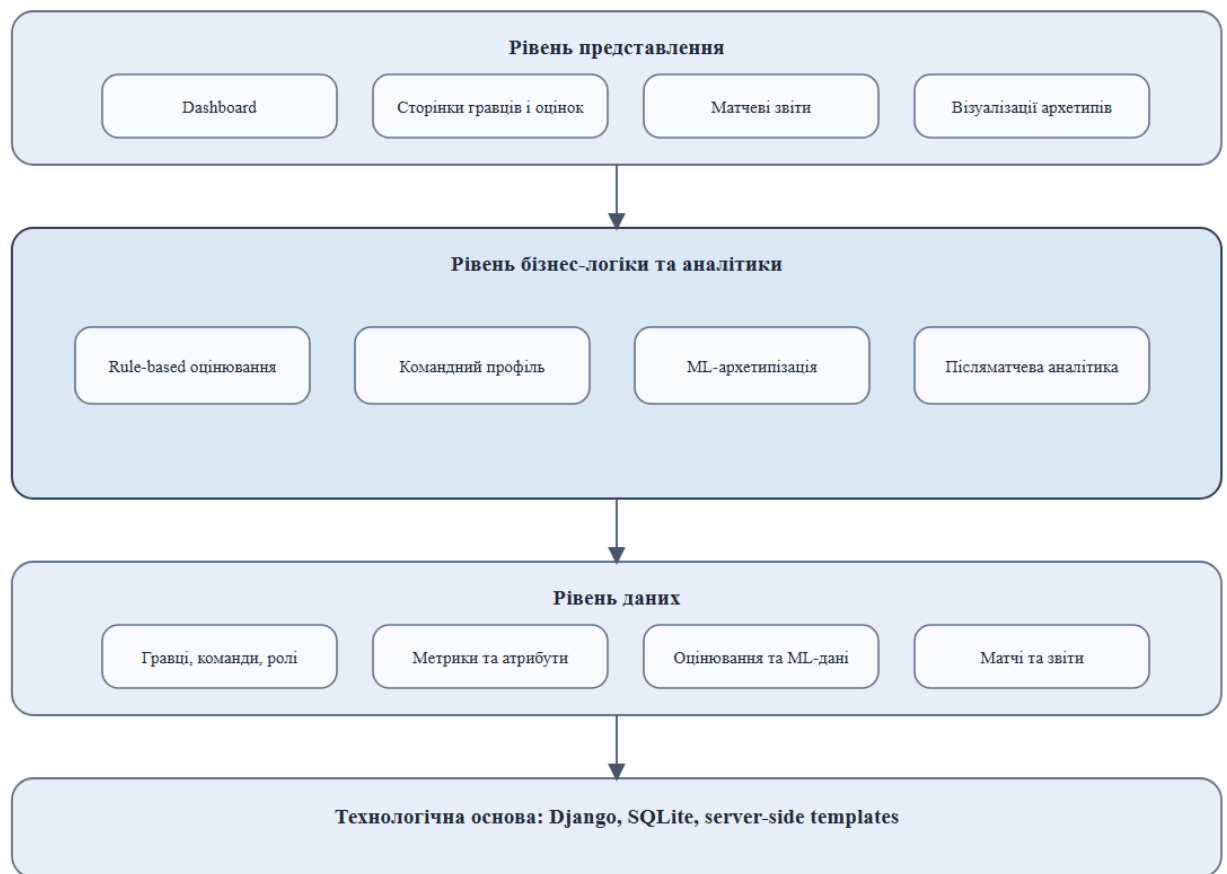


Рисунок 3.1 – Загальна архітектура прототипу інформаційної системи підтримки скаунтингових рішень

У структурі системи можна виокремити чотири основні рівні: рівень даних, рівень бізнес-логіки, рівень аналітичних модулів і рівень представлення. Кожен із них виконує власну функцію, але повноцінна робота системи досягається лише завдяки їхній спільній взаємодії.

Першим є рівень даних, який забезпечує зберігання предметно-орієнтованої інформації. У системі підтримуються сутності, що описують клуби, сезони, команди, гравців, історію їхньої належності до команд, позиції, ролі, метрики, атрибути, профілі команд, командні потреби, матчі, матчеві статистики та результати скаунтингового оцінювання. Таким чином, на рівні моделі даних

відображено як статичні характеристики гравців і команд, так і динамічні аналітичні результати, що формуються в процесі роботи системи. Для зберігання даних у прототипі використано SQLite, що є достатнім для дослідницької та демонстраційної реалізації, у якій основний акцент зроблено на коректності логіки, а не на промисловому масштабуванні.

Другим є рівень бізнес-логіки, у межах якого реалізовано основні алгоритми підтримки рішень. Саме цей рівень відповідає за обробку даних, формування оцінок, побудову пояснень та узгодження різних модулів системи. Центральною складовою цього рівня є Rule-based механізм оцінювання, який використовує набір формалізованих правил для визначення відповідності гравця ролі, позиції та командному профілю. У межах цього механізму враховуються критичні та бажані характеристики ролі, обчислюються показники *role fit*, *team fit*, *need fit* і *confidence*, а також формується підсумкова оцінка й пояснення прийнятого рішення.

Третій рівень становлять аналітичні модулі, які розширюють базову скаутингову логіку. Першим із них є модуль планування складу, який використовує стиль гри, схему та рольові вимоги для визначення потреб команди. У межах цього модуля система може визначати, які ролі є критичними для складу, хто з поточних гравців найкраще відповідає цим потребам, а також чи перевищує зовнішній кандидат наявного гравця в межах конкретного позиційного слоту. При цьому реалізовано обмеження, за яким один гравець може займати лише один слот у структурі складу.

Наступним аналітичним компонентом є ML-модуль кластеризації архетипів гравців. Його призначення полягає не в заміні Rule-based логіки, а в незалежній валідації профілів, сформованих системою правил. Для цього використовується зовнішній датасет з атрибутами гравців, на основі якого формується простір ознак. З метою зменшення розмірності даних використовується метод головних компонент (PCA), після чого застосовується алгоритм KMeans для кластеризації гравців у типові архетипи [26; 27]. Результати ML-модуля використовуються для інтерпретації профілю гравця на

вищому рівні узагальнення та для перевірки узгодженості Rule-based оцінок з емпірично виявленими групами.

Окремим компонентом архітектури є модуль післяматчевої аналітики, який забезпечує зв'язок між поточним виступом гравця та його довгостроковим скаутинговим профілем. У межах цього модуля формується стартовий склад команд, моделюються статистичні показники матчу, генеруються індивідуальні та командні післяматчеві звіти, а також виконується оновлення профілю гравця на основі нових матчевих метрик. Післяматчевий модуль інтегрований зі скаутинговим контуром системи, тому нові дані впливають не лише на окремий звіт, а й на подальше оцінювання ролі, архетипу та командної придатності гравця.

Четвертий рівень архітектури становить рівень представлення, який реалізує взаємодію користувача із системою. Цей рівень побудовано на основі *Django templates* та клас-орієнтованих представлень. У межах користувацького інтерфейсу реалізовано сторінки командних налаштувань, списку гравців, детального профілю гравця, детальних скаутингових оцінок, сторінки матчів, післяматчевих звітів та візуалізацій ML-архетипів. Таким чином, інтерфейс системи не є ізольованим графічним компонентом, а виступає інструментом доступу до результатів обробки, що виконуються на нижчих рівнях архітектури.

Важливою особливістю архітектури є її наскрізна зв'язність. Дані про гравця проходять послідовно через кілька рівнів обробки: від матчевих або початкових метрик до атрибутів, від атрибутів до Rule-based оцінювання, від оцінювання до аналізу складу і назад через післяматчеве оновлення профілю. Завдяки цьому система працює не як набір окремих функцій, а як єдиний аналітичний контур підтримки рішень, у якому командний профіль, ролі, матчеві дані та ML-архетипи взаємно доповнюють одне одного. Схему взаємодії основних модулів системи наведено на рис. 3.2.

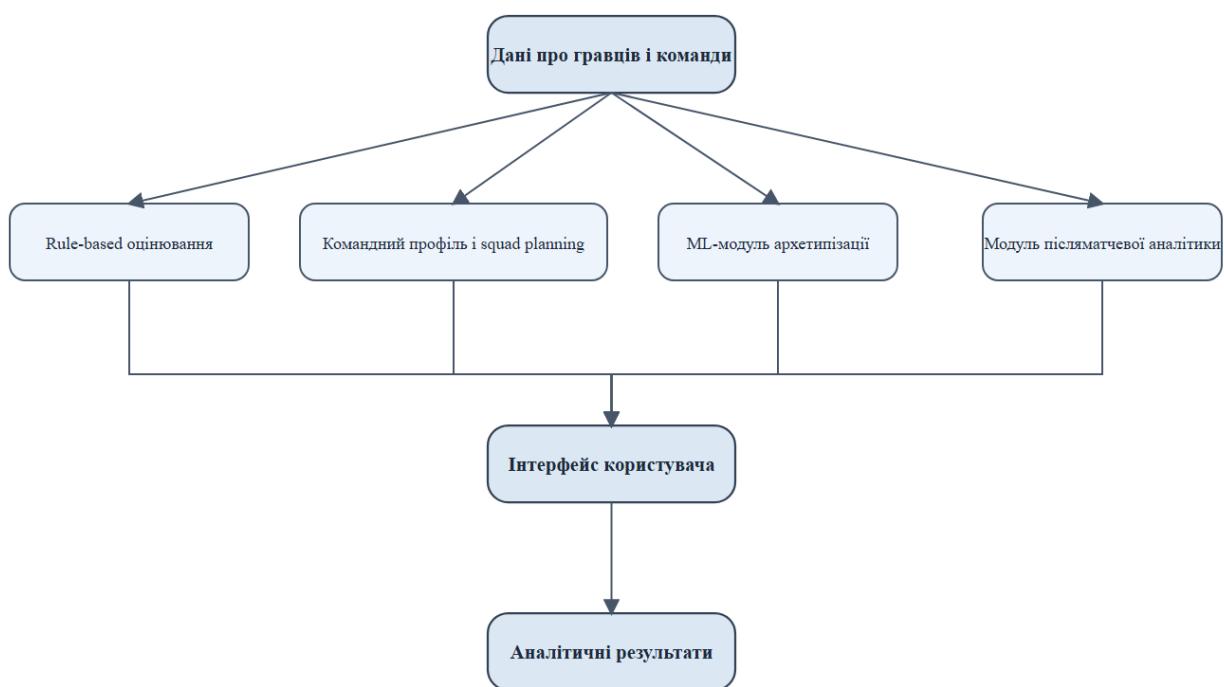


Рисунок 3.2 – Схема взаємодії основних модулів системи: дані, Rule-based оцінювання, ML-модуль, модуль післяматчевої аналітики та інтерфейс користувача

Як видно з рис. 3.2, ключові модулі системи не функціонують ізольовано: дані зберігаються на рівні моделей, далі використовуються Rule-based і ML-компонентами, а результати оцінювання повертаються в інтерфейс користувача та післяматчевий контур. Саме така взаємодія забезпечує наскрізну узгодженість усіх функціональних частин прототипу. Основні модулі системи та їх функціональне призначення узагальнено в табл. 3.1.

Таблиця 3.1 – Основні модулі системи та їх функціональне призначення

Модуль	Функціональне призначення
<i>football_core</i>	Зберігання базових футбольних сутностей
<i>scouting.models</i>	Опис аналітичних і матчевих моделей системи
<i>scouting.services</i>	Реалізація Rule-based оцінювання
<i>scouting.team_setup</i>	Налаштування стилю, схеми та потреб команди
<i>scouting.squad_planning</i>	Планування складу і заповнення слотів
<i>scouting.ml_archetypes</i>	Інференс ML-архетипів гравців
<i>scouting.match_analysis</i>	Симуляція матчів і післяматчевий аналіз
<i>scouting.views / templates</i>	Вебінтерфейс і подання аналітичних результатів

Отже, розроблена архітектура забезпечує цілісну організацію прототипу інформаційної системи підтримки скаутингових рішень. Її структура дозволяє поєднати централізоване зберігання даних, пояснюване Rule-based оцінювання, ML-валідацію архетипів, післяматчеву аналітику та вебінтерфейс користувача. Саме така побудова створює основу для подальшого розширення системи, адаптації до реальних джерел даних та перенесення підходу на інші спортивні дисципліни.

3.2 Проєктування структури даних і моделей системи

Проєктування структури даних є одним із ключових етапів побудови прототипу інформаційної системи підтримки скаутингових рішень, оскільки саме модель даних визначає, яким чином буде зберігатися, пов'язуватися та повторно використовуватися інформація про команди, гравців, ролі, матчі, аналітичні метрики та результати оцінювання. Для систем спортивної аналітики це питання є особливо важливим, оскільки в них поєднуються різноманітні типи даних: паспортні характеристики гравців, історичні записи, статистичні показники, рольові профілі, результати моделей і текстові аналітичні висновки. Сучасні дослідження у сфері спортивної аналітики показують, що ефективність аналітичного контуру значною мірою залежить від того, наскільки узгоджено організовано дані про спортсменів, команди, події та похідні аналітичні представлення [1; 3; 12; 34].

У розробленому прототипі структура даних реалізована за допомогою Django ORM, який дозволяє представити предметні сутності у вигляді моделей, а також задати між ними чіткі зв'язки типу *one-to-many*, *many-to-many* і *one-to-one* [35]. Такий підхід забезпечує цілісність даних, підтримує обмеження унікальності, дає змогу працювати з часовими зрізами інформації та спрощує інтеграцію бізнес-логіки з вебінтерфейсом. Вибір реляційного підходу для прототипу є доцільним, оскільки система орієнтована не лише на накопичення

статистики, а й на забезпечення пояснюваних зв'язків між командами, гравцями, оцінками та матчевими результатами.

У структурі даних системи можна виділити два взаємопов'язані доменні контури. Перший контур охоплює базові сутності футбольного домену та реалізований у модулі *football_core*. До нього належать клуби, сезони, команди, гравці, історія належності гравця до команди, позиції, ролі та зв'язки між ролями й позиціями. Другий контур реалізований у модулі *scouting* і містить аналітичні сутності: метрики, атрибути, командні профілі, правила, скаутингові оцінки, ML-моделі, матчі, матчеві статистики та післяматчеві звіти. Такий поділ є логічним, оскільки дозволяє відокремити стабільну предметну основу від похідної аналітичної логіки, яка може розширюватися без порушення базових сутностей. Логічну модель даних прототипу системи спортивного скаутингу наведено на рис. 3.3.

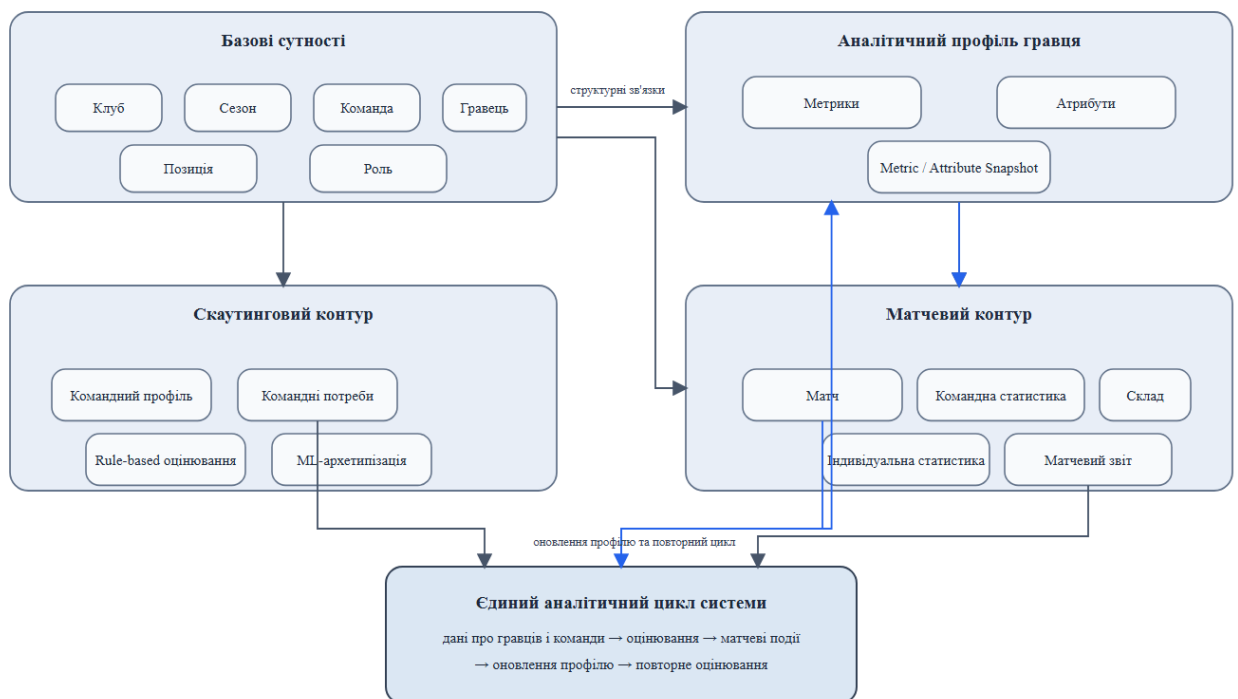


Рисунок 3.3 – Логічна модель даних прототипу системи спортивного скаутингу

Базовими організаційними сутностями є клуб, сезон і команда. Клуб виступає контейнером для команд, сезон задає часовий контекст, а команда є центральною одиницею, відносно якої виконуються оцінювання, формуються

командні профілі, моделюються матчі та визначаються потреби у підсиленні. Завдяки включенню сезону до низки моделей система підтримує часову узгодженість аналітичних даних і не змішує інформацію, що належить до різних періодів.

Сутність гравця містить особисті, антропометричні та профільні характеристики: ім'я, вік, національність, зріст, вагу, робочу ногу, рейтинг слабкої ноги, рейтинг технічних прийомів та інші атрибутивні ознаки. Однак для скаутингового аналізу недостатньо лише зберігати статичний запис гравця. Саме тому в системі передбачено окрему модель історії належності гравця до команди, яка фіксує часові межі, роль у складі та додаткову контекстну інформацію. Це рішення дає змогу зберігати аналітичну історію гравця без втрати попередніх станів і коректно розділяти поточний склад команди та зовнішній пул кандидатів.

Для опису ігрових функцій використано двошарову структуру «позиція – роль». Позиція відображає загальний клас місця на полі, тоді як роль задає більш конкретну тактичну інтерпретацію поведінки гравця. Наприклад, воротар і розігруючий воротар не є тотожними сутностями: перше поняття належить до рівня позиції, друге – до рівня ролі. Поділ на ці два рівні є принциповим для скаутингу, оскільки в межах однієї позиції команда може потребувати різні функціональні типи гравців. Для реалізації цього підходу в системі передбачено окрему модель відповідності ролей і позицій, яка задає допустимі комбінації між ними та підтримує логіку Rule-based оцінювання.

Наступним важливим блоком є метрики та атрибути. У прототипі ці поняття не змішуються. Метрики описують конкретні вимірювані або похідні статистичні показники, тоді як атрибути є узагальненими характеристиками, що формуються на основі множини пов'язаних метрик. Такий підхід відповідає сучасній логіці спортивної аналітики, у якій спостережувані дані часто мають бути трансформовані в більш інтерпретовані представлення для подальшого використання в моделях прийняття рішень [1; 3; 12]. У системі для цього реалізовано моделі визначення метрик, знімків метрик гравця, конкретних

значень метрик, моделей атрибутів, зв'язків між атрибутами й метриками, а також знімків атрибутів і їхніх значень.

Принципово важливим рішенням є використання знімкового підходу до зберігання метрик і атрибутів. Замість того щоб тримати для гравця лише один поточний профіль, система формує окремі *snapshots*, кожен із яких відображає конкретний стан даних у певний момент часу або в межах певного типу вибірки. Це дозволяє фіксувати зміни профілю після матчів, зберігати окремо сезонні та матчеві стани, а також повторно виконувати аналітичні обчислення на основі конкретного історичного зрізу. Такий підхід особливо важливий для прототипу, в якому післяматчевий модуль безпосередньо впливає на майбутні скаутингові оцінки.

Для відображення контексту команди в системі реалізовано модель профілю команди. У ній зберігаються стиль гри, схема, рівень складу, інтенсивність пресингу, спосіб побудови атак, висота захисної лінії та параметри ширини. На основі профілю команди формуються додаткові сутності: потреби команди, рольові пріоритети та атрибуtnі преференції. Завдяки цьому гравець оцінюється не ізольовано, а в контексті конкретної системи гри. Саме такий підхід відповідає сучасній логіці аналітичних систем у командних видах спорту, де значення профілю спортсмена визначається не лише його індивідуальними характеристиками, а й відповідністю командній структурі [1; 34]. Основні сутності командного профілю та їх призначення узагальнено в табл. 3.2.

Таблиця 3.2 – Основні сутності командного профілю та їх призначення

Сутність	Призначення
Профіль команди	Зберігає стиль гри, схему та загальні параметри
Стиль гри	Визначає загальні тактичні пріоритети
Схема	Формує позиційну структуру команди
Командна потреба	Фіксує рольовий або кадровий дефіцит
Рольовий пріоритет	Визначає важливість ролі для команди
Атрибутна преференція	Уточнює бажані якості для конкретної потреби
Позиційний слот	Формалізує місце, яке має бути заповнене
Рішення по слоту	Фіксує, чи слот покритий, слабкий або потребує підсилення

Важливий блок структури даних становлять моделі Rule-based оцінювання. Для реалізації пояснюваної логіки в системі використано моделі визначення правил, джерел правил, скаутингових оцінок, числових результатів оцінювання, деталізації по атрибутах, спрацьованих правил і текстових звітів. Це означає, що система зберігає не лише підсумковий бал, а й повний аналітичний слід, який пояснює, чому саме було отримано певний результат. Такий підхід дозволяє реалізувати прозоре прийняття рішень, коли користувач може бачити не лише фінальну оцінку, а й структуру внеску атрибутів, ефект окремих правил і текстову рекомендацію.

Окремо в системі передбачено блок, пов'язаний із ML-компонентом. Для нього використовується модель опису ML-моделі, яка зберігає назву, тип, версію, ціль, службові метрики та шлях до артефактів. Також підтримується журнал прогнозів, що дозволяє фіксувати результати *inferencing* для подальшого аналізу. Хоча в поточному прототипі ML-модуль не є основним механізмом оцінювання, його інтеграція в спільну модель даних дозволяє зберігати результати кластеризації архетипів і надалі порівнювати їх із Rule-based висновками.

Значний фрагмент структури даних присвячено матчевому контуру. У ньому реалізовано сутності матчу, командної статистики матчу, записів стартового складу, індивідуальної матчевої статистики та післяматчевого звіту. Матч є центральною подією, яка пов'язує дві команди, їхні стилі, схеми, підсумковий рахунок і часовий контекст. Командна статистика відображає узагальнені показники на рівні команди, такі як володіння, удари, xG, точність передач, прогресивні передачі, навіси, оборонні дії та інші агреговані метрики. Записи стартового складу дозволяють формально зафіксувати, який гравець і на якій ролі вийшов у конкретному слоті. Індивідуальна матчева статистика містить уже деталізовані показники конкретного гравця, а післяматчевий звіт акумулює аналітичні текстові висновки на рівні команди та окремих виконавців.

Взаємозв'язок матчевого контуру з профілем гравця та скаунтинговим оцінюванням наведено на рис. 3.4.

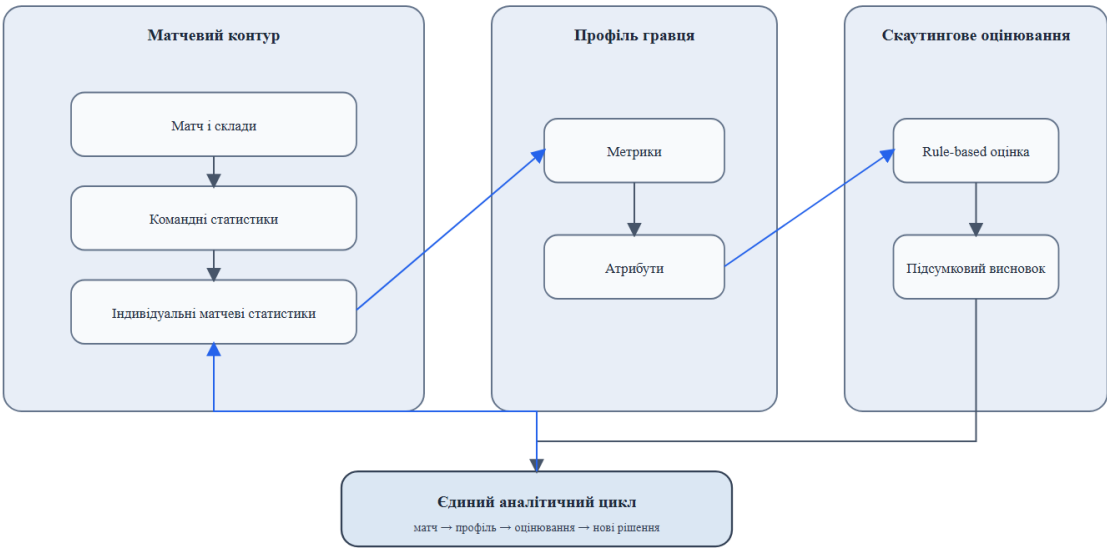


Рисунок 3.4 – Взаємозв’язок матчевого контуру з профілем гравця та скаунтинговим оцінюванням

Проектована структура даних підтримує повний аналітичний цикл системи. Первинні або симульовані метрики перетворюються на атрибути, атрибути використовуються в Rule-based оцінюванні, результати оцінювання співвідносяться з потребами команди, а матчевий контур знову повертає нові дані в профіль гравця через механізм знімків. Завдяки цьому система зберігає не лише інформацію про поточний стан гравця, а й послідовність причинно-наслідкових змін у його аналітичному профілі. Основні групи моделей системи та їх інформаційне призначення узагальнено в табл. 3.3.

Таблиця 3.3 – Основні групи моделей системи та їх інформаційне призначення

Група моделей	Інформаційне призначення
Базові спортивні сутності	Опис клубів, сезонів, команд, гравців
Ролі та позиції	Формалізація ігрової функціональної структури
Метрики та атрибути	Зберігання кількісних і узагальнених характеристик
Командний профіль	Представлення стилю, схеми та кадрових потреб
Rule-based оцінювання	Зберігання результатів, правил і пояснень

ML-компонент	Опис моделей та результатів архетипізації
Матчевий контур	Зберігання матчів, складів і статистик
Звіти та аналітичні результати	Подання висновків для користувача

Отже, проектування структури даних у розробленому прототипі виконано з урахуванням вимог до цілісності, історичності, пояснюваності та модульності. Запропонована модель даних забезпечує зберігання базових футбольних сутностей, рольових і командних зв'язків, метрик, атрибутів, скаутингових оцінок, матчевих показників та результатів ML-аналізу у межах єдиного інформаційного простору. Саме така структура створює основу для узгодженої роботи Rule-based механізму, ML-архетипізації, післяматчевої аналітики та користувацького інтерфейсу прототипу.

3.3 Реалізація Rule-based механізму оцінювання

Ключовим аналітичним ядром розробленого прототипу є Rule-based механізм оцінювання, призначений для визначення відповідності гравця конкретній ролі, позиційному контексту та потребам команди. Вибір саме такого підходу зумовлений тим, що в задачах спортивного скаутингу важливо не лише отримати числовий результат, а й мати можливість пояснити, чому система вважає певного гравця придатним або непридатним для конкретної ролі. У сучасних системах підтримки рішень вимога до пояснюваності розглядається як одна з базових передумов довіри користувача до результату, особливо якщо рішення впливають на кадрову політику, стратегічне планування або оцінювання ефективності спортсмена [1; 13; 18]. Саме тому в межах прототипу було реалізовано не «чорну скриньку», а механізм, у якому логіка оцінювання задається явними правилами та може бути простежена на рівні окремих атрибутів, обмежень і контекстних модифікаторів.

Rule-based контур системи працює на основі формалізованих рольових профілів, які задають, які атрибути є важливими для конкретної ролі, які з них є критичними, а які бажаними, а також із якою відносною вагою вони повинні враховуватися. Таким чином, система не оцінює гравця як абстрактно «сильного» чи «слабкого», а порівнює його профіль із вимогами конкретної ролі. Це особливо важливо для командного скаутингу, де один і той самий гравець може добре відповідати одній ролі та погано відповідати іншій, навіть у межах тієї самої позиційної групи.

У загальному вигляді процес Rule-based оцінювання складається з кількох послідовних етапів. Спочатку система отримує атрибутивний профіль гравця, розрахований на основі останнього доступного snapshot-а метрик. Далі обирається множина релевантних ролей, пов'язаних із позиційним контекстом гравця або з активними командними потребами. Для кожної ролі формується набір правил, які визначають мінімальні вимоги, допустимі діапазони, бажані рівні та можливі бонуси або штрафи. Після цього система окремо оцінює відповідність гравця самій ролі, а також відповідність цієї ролі поточному командному профілю. Завершальним етапом є формування підсумкових оцінок, спрацювавших правил і текстового пояснення результату.

Першою групою правил у системі є правила мінімальних вимог. Їх призначення полягає в тому, щоб відсіяти випадки, коли гравець не відповідає ролі за одним або кількома критичними атрибутами. Наприклад, для ролі, що потребує вираженого силового або оборонного профілю, недостатнє значення ключового атрибута не може бути повністю компенсоване високими значеннями другорядних характеристик. Це означає, що в системі реалізовано не лише адитивну логіку нарахування балів, а й логіку обмежень. Такий підхід дозволяє зробити оцінювання ближчим до реального спортивного відбору, де наявність одного критичного провалу часто унеможлиблює використання гравця в певній ролі незалежно від його загального класу.

Другою групою правил є *soft band rules*, які відповідають за більш гнучке оцінювання атрибутів. На відміну від жорстких обмежень, ці правила поділяють

значення атрибутів на кілька якісних зон, наприклад *fail, risky, acceptable, good* і *strong*. Завдяки цьому система може не лише визначити, чи проходить гравець формальний мінімум, а й оцінити, наскільки впевнено він відповідає вимогам ролі. Саме така багаторівнева інтерпретація є важливою для скаутингової практики, оскільки дозволяє розрізняти прикордонні випадки, надійні варіанти та гравців, які дійсно мають профіль, близький до ідеального.

Третьою складовою механізму є контекстні бонуси та штрафи. Їх функція полягає в корекції оцінки на основі характеристик, які не завжди є центральними для ролі, але можуть суттєво впливати на її практичну придатність. До таких факторів належать, наприклад, антропометричні показники, фізичний профіль, слабка нога, технічні прийоми, а також окремі тактичні особливості, що впливають із ролі. Реалізація бонусів і штрафів дає змогу наблизити формальну модель до реальної логіки футбольного аналізу, де оцінка гравця рідко обмежується лише усередненими атрибутами.

Окремий блок Rule-based механізму становить оцінювання командної відповідності. На цьому рівні система вже не просто перевіряє, чи є роль природною для гравця, а визначає, наскільки ця роль потрібна конкретній команді в межах заданого стилю, схеми та поточного стану складу. Для цього використовуються профіль команди, активні потреби складу та атрибутні преференції. Фактично система реалізує подвійне оцінювання: спочатку вона визначає, наскільки гравець відповідає ролі, а далі перевіряє, наскільки ця роль відповідає запиту команди. Така побудова є принципово важливою, оскільки хороший гравець не обов'язково є хорошим кандидатом саме для цієї команди, а командний запит не завжди збігається з природним профілем гравця.

У межах реалізованого механізму для кожного сценарію оцінювання формуються кілька числових показників. Основними з них є:

- *role_fit_score*, що відображає ступінь відповідності гравця конкретній ролі;
- *team_fit_score*, що показує відповідність ролі та профілю гравця поточному командному контексту;

- *need_fit_score*, що характеризує, наскільки роль є актуальною для команди;
- *confidence_score*, що відображає впевненість системи в отриманому результаті;
- *final_score*, який є інтегральною оцінкою за підсумками всіх попередніх етапів.

Таке розщеплення є аналітично доцільним, оскільки дозволяє не зводити оцінювання до одного числа. Наприклад, гравець може добре відповідати ролі, але не бути пріоритетним саме для поточного стилю команди; або ж, навпаки, команда може гостро потребувати певного типу ролі, але доступний кандидат лише частково закриває її вимоги. Поділ на окремі компоненти дозволяє користувачу побачити природу результату, а не лише його агрегований підсумок.

Особливе значення в Rule-based механізмі має пояснюваність результату. Для цього в системі реалізовано окреме збереження спрацьованих правил, їхнього типу, ефекту та пояснювального тексту. Крім того, для кожної оцінки зберігається деталізація внеску окремих атрибутів. Таким чином, система не тільки надає фінальний бал, а й показує:

- які правила спрацювали;
- які атрибути найбільше підсилили оцінку;
- які характеристики стали обмеженням;
- чому фінальна рекомендація має саме такий рівень придатності.

Саме ця властивість відрізняє Rule-based механізм від непрозорих моделей оцінювання та робить його зручним для практичного використання у скаутинговій роботі. У термінах сучасних досліджень із ХАІ та систем підтримки рішень, подібна прозорість підвищує інтерпретованість, довіру до системи та керованість результатів [1; 13; 18]. Основні групи правил Rule-based механізму оцінювання та їх технічну роль у системі узагальнено в табл. 3.4.

Таблиця 3.4 – Основні групи правил Rule-based механізму оцінювання

Група правил	Технічна роль у системі
<i>Hard minimum rules</i>	Перевіряють критичні пороги атрибутів
<i>Soft band rules</i>	Обчислюють градацію відповідності атрибутів
<i>Bonus rules</i>	Нараховують додаткові бали за сильні сторони
<i>Penalty rules</i>	Знижують бал за ризики або обмеження
<i>Team need rules</i>	Ураховують актуальність ролі для слоту
<i>Style rules</i>	Модифікують оцінку згідно з профілем команди
<i>Confidence rules</i>	Формують оцінку надійності результату

У практичній реалізації механізм оцінювання працює не на рівні однієї ролі, а на рівні повного перебору релевантних ролей. Система може оцінити гравця по всіх ролях його позиції, а в розширеному режимі — по всіх активних ролях у системі. Далі результати ранжуються, і для користувача формується не лише найкраща роль, а й список альтернативних ролей із різним рівнем відповідності. Такий підхід є важливим для скаутингових сценаріїв, у яких гравець може бути цікавим не в «базовому» позиційному використанні, а як альтернативне рішення під іншу функцію.

Ще одним важливим аспектом Rule-based реалізації є її інтеграція з механізмом командного складу. Система не зупиняється на оцінюванні окремого гравця, а використовує отримані результати для планування стартового складу, визначення сильних і слабких слотів та пошуку зовнішніх кандидатів. Саме тому результати Rule-based механізму використовуються далі в модулі *squad_planning*, де реалізується логіка *keep / sell / buy target*. У результаті оцінювання стає не самодостатньою процедурою, а частиною більш широкого процесу підтримки кадрових рішень.

Окремо варто підкреслити, що в розробленому прототипі Rule-based оцінювання інтегровано з післяматчевим контуром. Це означає, що зміна метрик і атрибутів гравця після симульованого матчу автоматично призводить до повторного обчислення його Rule-based оцінок. Такий підхід дозволяє системі реагувати не лише на статичний профіль, а й на поточну форму гравця,

відображену через нові статистичні спостереження. Завдяки цьому Rule-based механізм у системі виконує не тільки функцію первинного відбору, а й функцію динамічного оновлення скаутингового висновку. Основні результати Rule-based оцінювання та їх зміст у програмній реалізації узагальнено в табл. 3.5.

Таблиця 3.5 – Основні результати Rule-based оцінювання та їх зміст

Поле результату	Призначення в реалізації
<i>role_fit_score</i>	Зберігає оцінку відповідності ролі
<i>team_fit_score</i>	Зберігає оцінку командної придатності
<i>need_fit_score</i>	Фіксує значущість ролі для поточної потреби
<i>confidence_score</i>	Містить оцінку впевненості системи
<i>final_score</i>	Використовується для ранжування
<i>fit_label</i>	Відображається як підсумкова категорія
<i>rule_hits</i>	Містить перелік спрацьованих правил
<i>attribute_breakdown</i>	Відображає внесок атрибутів у результат

Отже, реалізований Rule-based механізм оцінювання є центральним елементом прототипу інформаційної системи підтримки скаутингових рішень. Його структура базується на формалізації ролей, використанні системи обмежень і діапазонів, урахуванні командного контексту та детальному збереженні причинно-наслідкових пояснень. Саме такий підхід дозволяє поєднати достатню гнучкість оцінювання з високою інтерпретованістю, що є принципово важливим для практичних задач спортивного скаутингу.

3.4 Реалізація ML-модуля кластеризації архетипів гравців

У межах розробленого прототипу ML-модуль кластеризації архетипів гравців реалізовано як допоміжний аналітичний компонент, призначений не для заміни Rule-based механізму оцінювання, а для його незалежної валідації та розширення інтерпретації профілів гравців. Такий підхід є принципово важливим для побудови систем підтримки рішень у спортивній аналітиці, оскільки дозволяє поєднати прозорість правил із *data-driven* аналізом, який виявляє природні групи схожих профілів у даних [1; 13]. На відміну від моделі, яка навчається повторювати вже визначені правила, реалізований у системі ML-модуль формує ширші архетипи гравців на основі зовнішнього набору атрибутивних даних, після чого результати співставляються з Rule-based оцінками.

Для побудови ML-модуля використано зовнішній набір даних *Player Attributes* [23] із великою кількістю атрибутивних характеристик футболістів, із платформи *Kaggle*. Це рішення було обрано свідомо, оскільки власний синтетичний набір, що використовується в прототипі для демонстрації скаутингової логіки, є недостатнім за обсягом для стійкої кластеризації. Зовнішній датасет містить тисячі записів і охоплює широкий спектр технічних, фізичних, оборонних, креативних та воротарських характеристик, що робить його придатним для виділення типових архетипів гравців. Використання зовнішніх футбольних даних для задач кластеризації та профілювання відповідає сучасним тенденціям досліджень у сфері футбольної аналітики, де дедалі активніше застосовуються методи без учителя для виявлення структур у поведінкових та атрибутивних даних [13; 14].

Першим етапом реалізації ML-модуля стала підготовка даних. На цьому етапі виконується очищення вихідного CSV-файлу, усунення дублікатів та формування одного актуального запису на кожного гравця. Далі з набору даних відбираються лише ті ознаки, які можуть бути співставлені з атрибутною

моделлю, використаною в основному контурі системи. До таких ознак належать показники, що відповідають швидкісному профілю, завершенню атак, грі в пас, дриблінгу, контролю м'яча, оборонним діям, силовій боротьбі, а також воротарським характеристикам. Після цього формується узгоджений ознаковий простір, який вже може бути використаний у процедурах зниження розмірності та кластеризації.

Важливим рішенням у реалізації модуля стало розділення гравців на дві великі групи: воротарів і польових гравців. Таке розділення пов'язане з тим, що воротарські атрибути суттєво відрізняються від польових як за змістом, так і за статистичною структурою. Спроба кластеризувати їх у спільному просторі призвела б до змішування несумісних профілів та до зниження інтерпретованості результату. Тому в системі реалізовано окремі моделі для двох груп: одна модель використовується для польових гравців, а інша — для воротарів. Це дозволяє отримувати більш осмислені архетипи і краще співставляти їх із *football-specific* логікою ролей.

Після підготовки ознак виконується масштабування та зниження розмірності. Оскільки набір ознак містить багато взаємопов'язаних характеристик, пряме застосування кластеризації у повному просторі призводило б до надлишковості, підвищеної чутливості до шуму та складнішої інтерпретації. Для подолання цієї проблеми в модулі використано метод головних компонент (Principal Component Analysis, PCA), який дозволяє стиснути багатовимірний ознаковий простір до меншої кількості компонент, зберігаючи основну частину варіації даних [37]. У розробленому прототипі оптимальні параметри PCA були підібрані експериментально окремо для воротарів і для польових гравців.

Після зниження розмірності реалізовано кластеризацію методом KMeans. Обраний алгоритм є одним із найпоширеніших у задачах сегментації та виділення типових груп об'єктів і добре підходить для побудови архетипів у спортивній аналітиці, якщо попередньо сформовано придатний простір ознак [26]. У системі KMeans використовується для поділу гравців на кластери, які

інтерпретуються як узагальнені типи або архетипи. Кількість кластерів визначалась на основі експериментального аналізу та порівняння результатів за метриками якості кластеризації, зокрема з використанням *silhouette score*, а також на основі інтерпретованості отриманих груп [26; 38].

У результаті реалізації ML-модуля для польових гравців було виділено чотири базові архетипи, а для воротарів — два архетипи. Польові архетипи відображають не формальні ролі, а більш широкі поведінково-атрибутивні типи, наприклад силовий оборонний профіль, прямолінійний атакуючий профіль, збалансований контролюючий профіль або креативний атакуючий профіль. Для воротарів архетипи мають більш загальний характер і відображають переважно відмінності між базовим і більш повним воротарським профілем. Саме така інтерпретація відповідає поставленому завданню: ML-модуль повинен не дублювати Rule-based ролі один до одного, а надавати ширший типологічний рівень аналізу.

Наступним етапом реалізації стала інтеграція навчених моделей у вебзастосунок. Після завершення локального навчання зберігаються артефакти моделі: *scaler*, PCA-перетворення, модель KMeans та службові метадані архетипів. Далі вони підключаються до прикладного модуля *inferencing*, який використовує останній доступний атрибутивний профіль гравця і визначає, до якого архетипу він найближчий. Таким чином, у робочій системі ML-модуль функціонує не як середовище навчання, а як шар *інференсу*, що викликається під час перегляду гравця, оцінювання ролі або побудови аналітичних візуалізацій.

У структурі прототипу результати роботи ML-модуля подаються у кількох формах. По-перше, для окремого гравця система відображає його архетип, короткий текстовий опис та відстань до центру кластера, що дозволяє оцінити, наскільки типовим є цей профіль. По-друге, на рівні *dashboard* будуються візуалізації розподілу архетипів у поточному складі та серед зовнішніх кандидатів. По-третє, результати ML-архетипізації використовуються як додатковий рівень інтерпретації у зіставленні з Rule-based роллю. Завдяки цьому

користувач може бачити не лише конкретну роль, рекомендовану правилами, а й ширший тип гравця, визначений на основі зовнішніх даних.

Важливо підкреслити, що ML-модуль у межах прототипу виконує валідаційну та аналітичну функцію. Його призначення не полягає у формуванні остаточної Rule-based рекомендації. Натомість він використовується для перевірки того, чи узгоджується логіка системи правил із природною структурою даних. Якщо Rule-based система відносить гравця до певної ролі, а ML-модуль стабільно класифікує його в архетип, який є логічно близьким до цієї ролі, це підвищує довіру до результату. Якщо ж між ними виникає стійке розходження, це є сигналом для перегляду правил, ваг або атрибутивних відповідностей. Такий підхід добре узгоджується з сучасним баченням пояснюваних систем підтримки рішень, у яких різні аналітичні компоненти не конкурують між собою, а взаємно перевіряють результати [1; 27].

Окремо слід зазначити, що побудова ML-модуля супроводжувалась експериментальною оцінкою якості кластеризації. Для цього порівнювалися різні варіанти побудови простору ознак і різні значення числа кластерів. Аналіз показав, що застосування PCA перед KMeans покращує якість розділення кластерів порівняно з використанням сирого ознакового простору. Це підтверджується як числовими метриками, так і подальшою інтерпретованістю архетипів. Отже, реалізований у прототипі ML-модуль є не формальною вставкою, а окремим дослідницьким компонентом, який пройшов етап локальної перевірки та був інтегрований у загальну архітектуру системи.

Етапи реалізації ML-модуля кластеризації архетипів гравців:

1. Очищення датасету – підготовка вхідного CSV для навчання;
2. Формування ознак – відбір і нормалізація релевантних полів;
3. Розділення груп – окремі моделі для воротарів і польових;
4. Навчання PCA – побудова стислого простору ознак;
5. Навчання KMeans – побудова кластерних моделей;
6. Оцінка якості – вибір параметрів кластеризації;
7. Збереження артефактів – збереження *scaler*, PCA, KMeans;

8. *Inference* – визначення архетипу для конкретного гравця;

9. Відображення – показ архетипу в інтерфейсі системи

Отже, ML-модуль кластеризації архетипів у розробленому прототипі реалізовано як окремий аналітичний компонент, що використовує зовнішні атрибутивні дані, зниження розмірності та кластеризацію без учителя для формування узагальнених типів гравців. Його інтеграція в систему дозволяє не лише візуалізувати архетипи поточного складу та кандидатів, а й підсилює Rule-based контур незалежним *data-driven* рівнем перевірки. У результаті це підвищує аналітичну цінність прототипу та робить його більш переконливим як інструмент підтримки скаутингових рішень.

3.5 Реалізація модуля післяматчевої аналітики

Однією з функціонально найважливіших складових розробленого прототипу є модуль післяматчевої аналітики, який забезпечує зв'язок між короткостроковою оцінкою виступу гравця в конкретному матчі та його довгостроковим скаутинговим профілем. На відміну від ізольованого звітнього інструмента, що лише виводить статистичні підсумки після завершення гри, реалізований модуль є інтегрованою частиною системи підтримки рішень. Його призначення полягає у формуванні статистичного образу матчу, генерації командних та індивідуальних висновків, а також оновленні аналітичного профілю гравця на основі нових матчевих даних. Такий підхід узгоджується із сучасними напрямками спортивної аналітики, у межах яких післяматчеві показники розглядаються не лише як самодостатній звіт, а як джерело сигналів для подальшого моделювання, прогнозування та прийняття управлінських рішень [1; 12; 28].

Реалізація модуля починається з формування стартових складів команд. На цьому етапі система використовує результати планування складу, побудовані на основі стилю гри, схеми та наявного набору гравців. Для кожної команди

формується множина слотів, що відповідають поточній схемі, після чого система заповнює їх найвідповіднішими гравцями за попередніми скаутинговими оцінками. При цьому зберігається раніше визначене обмеження, за яким один гравець не може одночасно займати кілька слотів. Завдяки цьому стартовий склад формується не випадково, а як наслідок уже наявного аналітичного стану системи.

Після визначення складів виконується статистичне моделювання матчу. У поточному прототипі реалізовано не покроковий *event-by-event* симулятор, а агрегований статистичний механізм, який формує правдоподібні командні та індивідуальні показники на основі профілів гравців, стилів команд, схеми та стохастичних модифікаторів. Такий підхід було обрано свідомо: для задачі післяматчевої аналітики в межах системи підтримки рішень більш важливим є отримання узгоджених статистичних результатів, придатних до подальшої аналітичної обробки, ніж точна симуляція кожної ігрової події.

У процесі симуляції на рівні команди формуються такі показники, як володіння м'ячем, кількість ударів, кількість ударів у площину воріт, очікувані голи (xG), кількість передач, точність передач, кількість прогресивних передач, навісів, входів у фінальну третину, високих повернень м'яча та оборонних дій. Вибір саме цих метрик зумовлений їхньою значущістю у сучасній футбольній аналітиці: вони дозволяють описати не лише підсумковий рахунок, а й характер гри команди, рівень територіального контролю, інтенсивність просування м'яча та здатність створювати небезпечні ситуації [21; 29].

На наступному етапі виконується розподіл командних статистичних показників між окремими гравцями. Для цього система використовує позицію, роль і поточний атрибутивний профіль кожного виконавця. Логіка такого розподілу є рольово-орієнтованою: для одних ролей більш значущими є атакувальні дії, для інших — просування м'яча, для третіх — оборонні або воротарські дії. Завдяки цьому індивідуальні матчеві статистики не генеруються як випадкові числа, а формуються відповідно до очікуваної функціональної поведінки гравця в межах ролі. Саме ця рольова узгодженість є принципово

важливою для подальшої інтерпретації результатів і оцінювання матчевого виступу.

У межах індивідуальної матчевої статистики система формує показники голів, асистів, очікуваних голів, очікуваних асистів, ударів, ключових передач, прогресивних передач, точності короткого та довгого пасу, навісів, обведень, прогресивних ведень, перехоплень, відборів, верхових і фізичних дуелей, пресингів, контрпресингових повернень, фолів, а для воротарів — також сейвів, точності гри ногами, виходів за межі штрафного майданчика та показників сейвів після ударів зблизька і в ситуаціях один на один. Такий набір індивідуальних характеристик дозволяє оцінити виступ гравця не лише в агрегованому підсумку, а й на рівні окремих компонентів гри.

Після генерації індивідуальних статистик виконується обчислення матчевої оцінки гравця. На відміну від спрощеного універсального рейтингу, в поточній реалізації матчевий бал залежить від ролі, яку гравець виконував у конкретному матчі. Для цього використовується рольовий профіль метрик, пов'язаний із системою атрибутних пріоритетів. Таким чином, матчевий виступ оцінюється не однаково для всіх, а з урахуванням того, які саме статистичні показники є найбільш важливими для певної ролі. Наприклад, для воротаря ключове значення мають сейви, якість гри ногами та воротарські ситуації, тоді як для латералю більшу роль відіграють просування м'яча, навіси, інтенсивність руху та оборонна участь. Такий підхід дозволяє зробити матчеву оцінку більш змістовною і ближчою до реальної рольової інтерпретації виступу.

Окремим етапом роботи модуля є генерація текстових післяматчевих висновків. На рівні команди система формує узагальнений звіт, що містить підсумок матчу, короткий тактичний висновок, інтерпретацію ключових командних метрик, висновки щодо скаутингових наслідків і рекомендації. На рівні гравця формуються індивідуальні висновки, у яких пояснюється, чому матчевий бал має саме таке значення, які дії підвищили оцінку, які стали стримувальними факторами та як цей виступ впливає на подальший скаутинговий профіль. Реалізація текстових висновків є важливою з точки зору

користувачького сприйняття, оскільки дозволяє перевести числові результати в інтерпретовану аналітичну форму. Приклад структури післяматчевого звіту, сформованого системою, наведено на рис. 3.5–3.7.

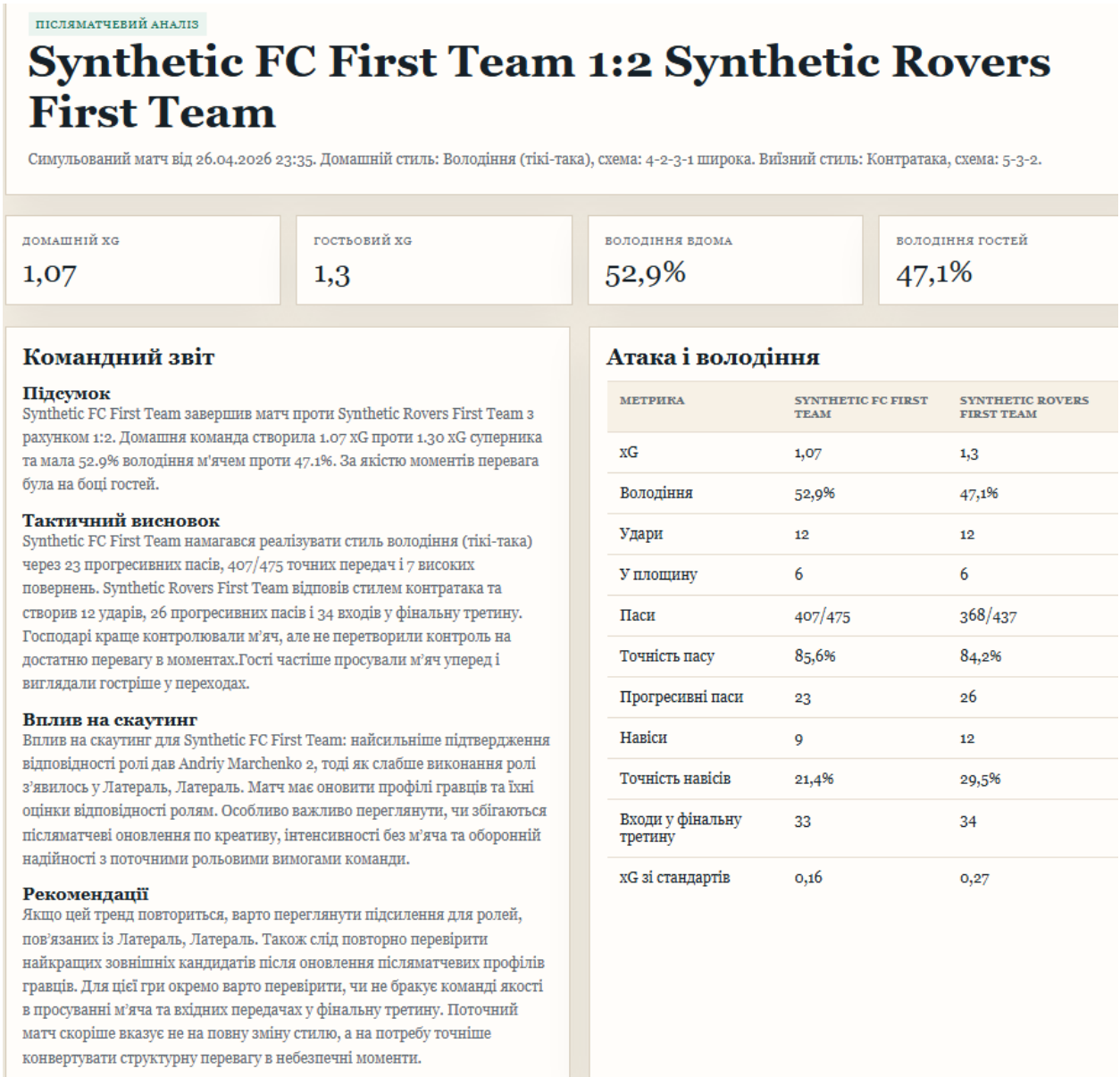


Рисунок 3.5 – Структура післяматчевого звіту в системі (частина 1)

На рис. 3.5 показано першу частину післяматчевого звіту, що містить загальну інформацію про матч і ключові зведені показники.

Оборона і пресинг

МЕТРИКА	SYNTHETIC FC FIRST TEAM	SYNTHETIC ROVERS FIRST TEAM
Високі повернення	7	8
Оборонні дії	39	42

Коротка інтерпретація метрик

Атака і просування

Synthetic Rovers First Team створив якісніші моменти, попри те що сам рахунок може виглядати близьким. Synthetic Rovers First Team краще просував м'яч через передачі вперед.

Пресинг і робота без м'яча

Synthetic Rovers First Team краще використовував пресинг і частіше змушував суперника помилятися. Synthetic Rovers First Team виконав більше оборонних дій, тобто частіше мусив захищатися або агресивніше реагував без м'яча.

Найкращі у Synthetic FC First Team

ГРАВЕЦЬ	РОЛЬ	ОЦІНКА	ДЕТАЛІ
Andriy Bondarenko 1	Воротар-ліберо	7,49	Відкрити
Andriy Marchenko 2	Інсайд	7,15	Відкрити
Dmytro Savchuk 1	Хибна дев'ятка	6,8	Відкрити

Проблемні ролі Synthetic FC First Team

ГРАВЕЦЬ	РОЛЬ	ОЦІНКА	ДЕТАЛІ
Andriy Zhuk 1	Латераль	5,99	Відкрити
Artem Tkachenko 2	Латераль	6,1	Відкрити
Denys Kravets 1	Полувінгер	6,15	Відкрити

Підсумок по гравцях

Найкращий у господарів: Andriy Marchenko 2 (Інсайд, оцінка 7,41, 1 гол(ів), 0 асист(ів)). Найкращий у гостей: Serhii Vasylenko 1 (Нападник штрафної, оцінка 7,45, 1 гол(ів), 1 асист(ів)). По складу Synthetic FC First Team матч найкраще підтвердив виконавців, які або конвертували моменти, або стабілізували гру без м'яча.

Рисунок 3.6 – Структура післяматчевого звіту в системі (частина 2)

На рис. 3.6 подано продовження звіту з виявленням найкращих та проблемних гравців з інтерпретацією метрик та підсумком по гравцях.

Індивідуальні висновки по Synthetic FC First Team					
ГРАВЕЦЬ	РОЛЬ	ОЦІНКА	ПІСЛЯМАТЧЕВИЙ ВИСНОВОК	ВПЛИВ НА СКАУТИНГ	ДЕТАЛІ
Andriy Bondarenko 1	Воротар-ліберо	7,49	Andriy Bondarenko 1 провів воротарський матч на оцінку 7.49. Його внесок читався через 4 сейв(ів), дії на лінії та участь у першій фазі розіграшу. Для ролі Воротар-ліберо це означає, що воротар або стабілізував команду під тиском, або, якщо оцінка нижча, не дав достатньої якості в контролі простору та м'яча.	Цей матч підтверджує прикладну корисність у ролі Воротар-ліберо. Не обов'язково через голи чи асисті, а через стабільне виконання функцій ролі в обороні, побудові або контролі структури.	Відкрити
Andriy Marchenko 2	Інсайд	7,15	Andriy Marchenko 2 безпосередньо вплинув на результат у фінальній третині: 1 гол(ів), 0 асист(ів), 1 удар(ів) і оцінка 7.15. Такий профіль матчу підтверджує, що гравець або якісно атакував простір, або добре приймав рішення в завершальній фазі епізодів.	Виступ позитивно підтверджує атаквальну придатність до ролі Інсайд. Матчеві дані показують, що гравець створював або завершував епізоди на рівні, який варто враховувати при наступному перегляді його role-fit оцінки.	Відкрити
Dmytro Savchuk 1	Хибна дев'ятка	6,8	Dmytro Savchuk 1 безпосередньо вплинув на результат у фінальній третині: 0 гол(ів), 1 асист(ів), 1 удар(ів) і оцінка 6.80. Такий профіль матчу підтверджує, що гравець або якісно атакував простір, або добре приймав рішення в завершальній фазі епізодів.	Матч дає помірну, але не вирішальну підтримку поточній оцінці ролі Хибна дев'ятка. Профіль виступу був робочим, однак для сильнішого скаутингового висновку потрібне підтвердження на дистанції кількох ігор.	Відкрити
Denys Polishchuk 1	Розігруючий захисник	6,43	Denys Polishchuk 1 провів стриманий, але функціональний матч у ролі Розігруючий захисник: 1 ключових пасів, 1 прогресивних пасів, 1 вдалих обведень та загальна оцінка 6.43. Висновок по такому матчу більше стосується якості рольового виконання, ніж яскравої результативності.	Матч дає помірну, але не вирішальну підтримку поточній оцінці ролі Розігруючий захисник. Профіль виступу був робочим, однак для сильнішого скаутингового висновку потрібне підтвердження на дистанції кількох ігор.	Відкрити
Denys Hnatiuk 2	Інсайд	6,42	Denys Hnatiuk 2 провів стриманий, але функціональний матч у ролі Інсайд: 1 ключових пасів, 1 прогресивних пасів, 1 вдалих обведень та загальна оцінка 6.42. Висновок по такому матчу більше стосується якості рольового виконання, ніж яскравої результативності.	Матч дає помірну, але не вирішальну підтримку поточній оцінці ролі Інсайд. Профіль виступу був робочим, однак для сильнішого скаутингового висновку потрібне підтвердження на дистанції кількох ігор.	Відкрити

Рисунок 3.7 – Структура післяматчевого звіту в системі (частина 3)

Завершальна частина звіту, наведена на рис. 3.7, відображає індивідуальні висновки по команді, підсумкові інтерпретації та зв'язок матчевого виступу з подальшим оновленням профілю гравця.

Найсуттєвішою особливістю модуля післяматчевої аналітики є те, що він не завершується побудовою звіту, а інтегрується з довгостроковим профілем гравця. Для цього після завершення матчу система створює новий знімок метрик гравця, у якому матчеві статистики переводяться в нормалізовані аналітичні показники. Далі ці нові значення змішуються з попереднім профілем за заданою логікою ваг, після чого виконується повторний розрахунок атрибутів. У результаті матч впливає не безпосередньо на фінальну скаутингову оцінку, а через зміну метрик і похідних атрибутів. Такий ланцюг є методологічно коректнішим, оскільки зберігає внутрішню логіку системи: скаутинговий висновок повинен змінюватися внаслідок зміни профілю гравця, а не через пряме «ручне» коригування фінального бала.

Важливо підкреслити, що в поточній версії прототипу післяматчева аналітика впливає на весь набір метрик, а не лише на обмежену підмножину явних показників. Для цього в модулі реалізовано систему проксі-відображень, завдяки якій матчеві події та статистики впливають на ширший спектр нормалізованих характеристик. Саме це дозволяє зробити оновлення профілю гравця більш цілісним і уникнути ситуації, коли текстові висновки та відображувані матчеві дані не узгоджуються з подальшим скаутинговим результатом.

Ще одним важливим аспектом реалізації є перерахунок скаутингових оцінок після матчу. Після оновлення метрик і атрибутів система повторно запускає оцінювання гравця по активних ролях, що призводить до зміни *role fit*, *team fit*, підсумкового бала та текстових рекомендацій. Отже, модуль післяматчевої аналітики вбудований у загальний аналітичний цикл системи і виконує не лише звітну, а й коригувальну функцію. У цьому полягає одна з відмінностей прототипу від багатьох розрізнених систем, у яких матчевий звіт і довгостроковий профіль спортсмена залишаються слабо пов'язаними між собою.

З позиції архітектури даних післяматчевий модуль взаємодіє щонайменше з трьома контурами: контуром матчевих сутностей, контуром метрик та атрибутів і контуром скаутингового оцінювання. Саме таке поєднання забезпечує наскрізну аналітику: результати матчу не зникають після формування звіту, а стають частиною довгострокової історії спостережень про гравця. Такий підхід відповідає сучасним уявленням про роль *after-action analytics* у спортивних системах підтримки рішень, де аналітика повинна не лише описувати подію, а й змінювати подальшу модель прийняття рішень [1; 12; 39]. Основні етапи роботи модуля післяматчевої аналітики та їх реалізаційні функції узагальнено в табл. 3.6.

Таблиця 3.6 – Основні етапи роботи модуля післяматчевої аналітики

Етап	Реалізаційна функція
Формування складів	Заповнення слотів гравцями перед матчем
Генерація командних метрик	Побудова агрегованих статистик матчу
Генерація індивідуальних метрик	Формування показників окремих гравців
Обчислення матчевих рейтингів	Визначення рольово-залежної оцінки виступу
Створення звітів	Генерація командних та індивідуальних висновків
Створення snapshot	Збереження нового післяматчевого стану
Перерахунок атрибутів	Оновлення аналітичного профілю гравця
Повторне оцінювання	Запуск оновленого скаутингового аналізу

Отже, модуль післяматчевої аналітики в розробленому прототипі реалізує повний цикл обробки матчевих даних: від статистичної симуляції та формування рейтингу до оновлення довгострокового профілю гравця та повторного скаутингового аналізу. Саме така побудова дозволяє інтегрувати короткострокову матчеву інформацію з довгостроковою логікою оцінювання, що істотно підсилює практичну цінність усієї системи підтримки скаутингових рішень.

3.6 Реалізація користувацького інтерфейсу системи

Користувацький інтерфейс у розробленому прототипі виконує не лише візуальну, а й аналітичну функцію, оскільки саме через нього користувач взаємодіє з даними про команду, гравців, результати оцінювання, ML-архетипи та післяматчеві звіти. На відміну від інформаційної панелі, що лише відображає результати обчислень, інтерфейс цієї системи реалізовано як робоче середовище підтримки рішень, у якому користувач може змінювати командний профіль, переглядати наслідки цих змін, аналізувати склад, відбирати кандидатів і оцінювати матчеві результати. Саме тому під час реалізації інтерфейсу основний акцент було зроблено на пояснюваності, послідовності користувацьких сценаріїв та зв'язності всіх екранів системи [40].

Інтерфейс побудовано на основі серверного шаблонізатора *Django Templates*, а логіка взаємодії реалізована через клас-орієнтовані представлення та *Django Forms* [41; 42]. Такий підхід дозволив тісно поєднати рівень відображення з бізнес-логікою системи та забезпечити контрольоване формування сторінок без потреби у складному клієнтському JavaScript-фреймворку. Для прототипу підтримки скаутингових рішень це є доцільним, оскільки основна складність проєкту полягає не у фронтенд-динаміці, а у правильному поданні результатів Rule-based оцінювання, ML-аналізу та післяматчевої аналітики.

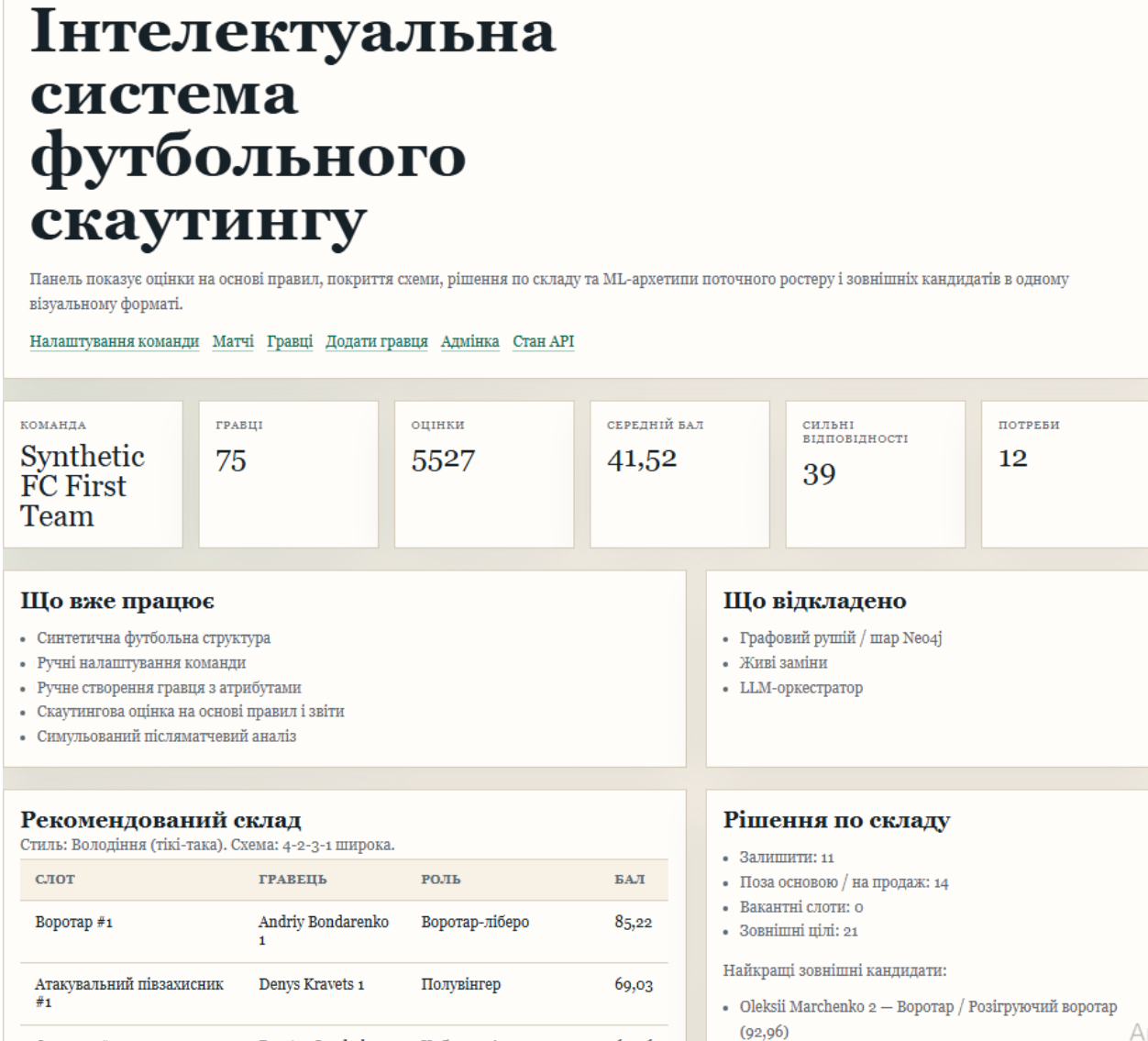
Центральним елементом інтерфейсу є *dashboard*, який виступає головною точкою входу користувача в систему. На цій сторінці відображаються поточні кандидати, структура складу, зовнішні цілі, розподіл ML-архетипів, покриття схеми, а також короткі узагальнення щодо відповідності складу поточному стилю та схемі. Таким чином, *dashboard* виконує роль інтегрованої аналітичної панелі, що дає змогу швидко перейти від загального стану команди до конкретних рішень.

Другим важливим інтерфейсним компонентом є сторінка налаштувань команди. Вона забезпечує введення або зміну стилю гри, рівня команди, схеми та похідних командних потреб. Саме через цю сторінку користувач задає високорівневий контекст, на основі якого система автоматично формує потреби складу та перебудовує скаутингові оцінки. Реалізація цього екрану була принципово важливою, оскільки без нього система залишалася б набором ізольованих оцінок без чіткого зв'язку з командною задачею.

Окремий блок інтерфейсу утворюють сторінки роботи з гравцями. До нього входять список гравців, форми створення та редагування профілю, а також детальна сторінка гравця. Саме детальна сторінка є одним із найбільш насичених екранів системи, оскільки поєднує базову інформацію про гравця, його атрибутивний профіль, топ-ролі, ML-архетип та результати скаутингового оцінювання. У результаті користувач отримує не просто анкету гравця, а компактний центр доступу до його аналітичного профілю.

Наступною важливою частиною інтерфейсу є сторінки детального скаутингового оцінювання. На них відображаються показники *role fit*, *team fit*, *need fit*, підсумковий бал, мітка відповідності, спрацьовані правила та текстові пояснення. Реалізація цього інтерфейсу була необхідною для забезпечення прозорості Rule-based механізму: користувач повинен бачити не лише підсумковий результат, а й структуру формування цього результату.

Окремий інтерфейсний контур присвячено матчам і післяматчевій аналітиці. У системі реалізовано сторінки списку матчів, детального матчевого звіту та детального виступу конкретного гравця в матчі. Завдяки цьому користувач може перейти від загального підсумку зустрічі до командних метрик, індивідуальної статистики та пояснення матчевої оцінки. Така структура екранів забезпечує природний сценарій аналізу: від матчу як події до наслідків для профілю окремого гравця. Приклад головної сторінки користувацького інтерфейсу системи наведено на рис. 3.8.



оцінювання складу, аналіз кандидатів, перегляд гравця, перегляд детальної оцінки, аналіз матчу та перегляд індивідуального матчевого виступу. Така навігаційна структура зменшує розрив між окремими модулями системи і підтримує цілісне сприйняття всього аналітичного процесу. Основні інтерфейсні сторінки системи та їх призначення узагальнено в табл. 3.7.

Таблиця 3.7 – Основні інтерфейсні сторінки системи та їх призначення

Сторінка	Призначення
Dashboard	Узагальнений аналітичний огляд стану команди
Налаштування команди	Задання стилю гри, схеми та профілю
Список гравців	Перегляд доступного пулу гравців
Сторінка гравця	Детальний профіль, ролі, архетипи, оцінки
Сторінка детального оцінювання	Перегляд <i>score breakdown</i> і пояснень
Список матчів	Доступ до змодельованих матчів
Сторінка матчевого звіту	Аналіз командних підсумків матчу
Сторінка виступу гравця в матчі	Аналіз індивідуального матчевого профілю

Отже, реалізований користувацький інтерфейс забезпечує повноцінну взаємодію користувача з Rule-based, ML та післяматчевими компонентами системи. Він виступає не допоміжним елементом, а повноцінним інструментом представлення аналітичних результатів, підтримки сценаріїв спортивного скаутингу та інтерпретації ухвалених системою рішень.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3

У третьому розділі магістерської роботи реалізовано архітектуру та програмний прототип інформаційної системи підтримки скаутингових рішень у спорті. Показано, що система побудована як модульний моноліт із наскрізною взаємодією між рівнем даних, бізнес-логікою, аналітичними модулями та користувацьким інтерфейсом, що забезпечує цілісність обробки даних і узгодженість результатів.

У межах розділу спроектовано структуру даних і моделі системи, які охоплюють базові футбольні сутності, ролі, метрики, атрибути, командний профіль, результати Rule-based оцінювання, ML-компонент і матчевий контур. Реалізовано Rule-based механізм оцінювання, ML-модуль кластеризації архетипів, модуль післяматчевої аналітики та користувацький інтерфейс, що забезпечує доступ до всіх основних сценаріїв роботи системи.

Важливим результатом розділу стало те, що всі ключові компоненти прототипу реалізовано не ізольовано, а як частини єдиного аналітичного контуру. Завдяки цьому результати оцінювання, командний профіль, ML-архетипізація та післяматчеве оновлення профілю гравця узгоджено працюють у межах спільної програмної логіки й єдиного інформаційного простору.

Отже, у третьому розділі створено цілісний програмний прототип, який поєднує зберігання даних, аналітичну обробку, пояснюване оцінювання, ML-валідацію та післяматчеве оновлення профілю гравця. Саме ця реалізація сформувала технічну основу для подальшої демонстрації роботи системи та оцінювання її результатів у четвертому розділі.

РОЗДІЛ 4. ДЕМОНСТРАЦІЯ РОБОТИ ПРОТОТИПУ СИСТЕМИ ТА ОЦІНЮВАННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ

4.1 Сценарій роботи прототипу на модельному спортивному середовищі

Для демонстрації роботи розробленого прототипу було сформовано модельне спортивне середовище, яке імітує типові задачі скаутингової підтримки рішень у командному виді спорту. У межах цієї роботи як прикладне середовище обрано футбольний домен, оскільки саме він дає змогу найповніше продемонструвати зв'язок між ролями гравців, стилем гри, схемою, матчевою аналітикою та кадровими рішеннями. Водночас важливо підкреслити, що в даному випадку йдеться не про реальне впровадження на базі професійного клубу, а про демонстрацію роботи прототипу в контрольованому модельному середовищі.

Основу модельного середовища становлять три команди, між якими розподілено сформований набір гравців. Такий підхід було обрано для того, щоб одночасно підтримувати кілька типових сценаріїв: аналіз власного складу, порівняння з іншими командами, пошук зовнішніх кандидатів і моделювання матчів між різними профілями суперників. У системі одна команда розглядається як основна для користувача, тоді як дві інші виступають як зовнішні джерела кандидатів і суперники для післяматчевої аналітики. Завдяки цьому прототип працює не лише як внутрішня оціночна система, а як середовище порівняльного спортивного аналізу.

Кожна з команд у модельному середовищі має власний стиль гри, рівень складу та схему, які визначають її кадровий профіль. Таке налаштування дозволяє показати, що система не обмежується абстрактним ранжуванням гравців, а перебудовує оцінювання залежно від заданого командного контексту. Наприклад, зміна стилю гри або схеми призводить до зміни активних потреб,

пріоритетних ролей і переліку найбільш доречних кандидатів. Саме завдяки наявності кількох командних профілів можна простежити, як одна й та сама система дає різні результати для різних стратегічних умов. Загальну структуру модельного спортивного середовища, використаного для демонстрації роботи прототипу, наведено на рис. 4.1.

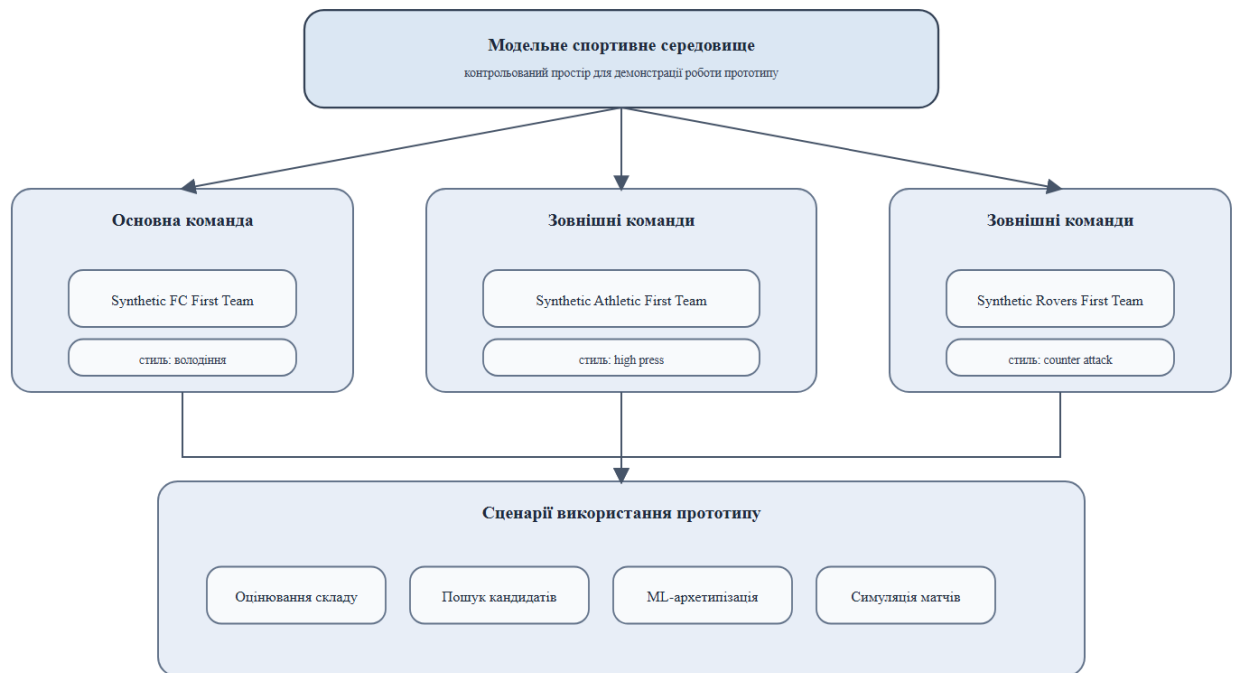


Рисунок 4.1 – Загальна структура модельного спортивного середовища, використаного для демонстрації роботи прототипу

У модельному середовищі використовується пул гравців, для яких збережено базовий профіль, атрибутивні значення, скаутингові оцінки та зв'язки з командами. Така структура дозволяє системі виконувати повний цикл аналітики:

- визначати поточний склад команди;
- оцінювати, які ролі покрито достатньо;
- виявляти слабкі або вакантні позиційні слоти;
- знаходити зовнішніх кандидатів;
- аналізувати наслідки післяматчевих змін профілю.

Таким чином, модельне середовище забезпечує достатній рівень складності для демонстрації всіх основних функцій прототипу без потреби в реальному клубному впровадженні.

У межах цієї роботи було використано кілька ключових сценаріїв взаємодії з прототипом. Першим є сценарій налаштування командного профілю, у якому користувач задає стиль гри та схему і отримує автоматично сформовані потреби складу. Другим є сценарій оцінювання поточних гравців і зовнішніх кандидатів, у якому система визначає, хто з наявних виконавців відповідає потребам команди, а хто може бути розглянутий як кандидат на заміну або підсилення. Третім є сценарій побудови рекомендованого складу, де система розподіляє гравців по слотах з урахуванням унікальності призначення. Четвертим є сценарій симуляції матчу та післяматчевого аналізу, де нові статистичні дані змінюють довгостроковий аналітичний профіль гравця.

З методичної точки зору саме така організація демонстраційного середовища є доцільною, оскільки вона дозволяє перевірити не один ізольований модуль, а узгоджену роботу всього прототипу. У результаті в модельному середовищі можна простежити повний цикл функціонування системи: від задання командного контексту до перегляду наслідків матчевого виступу для подальшого скаутингового оцінювання. Це відповідає сучасному баченню оцінювання прототипів у спортивній аналітиці, де важливим є не тільки якість окремого алгоритму, а й цілісність аналітичного контуру [1; 2].

Отже, модельне спортивне середовище, використане в роботі, забезпечує достатню предметну повноту для демонстрації всіх основних можливостей прототипу: Rule-based оцінювання, формування командних потреб, підбору кандидатів, побудови складу та післяматчевого оновлення профілів. Саме в такому середовищі надалі оцінюються результати роботи системи та її практична придатність як інструмента підтримки скаутингових рішень.

4.2 Оцінювання гравців і добір кандидатів під стиль та схему

Одним із ключових сценаріїв роботи розробленого прототипу є оцінювання гравців з урахуванням стилю гри команди, обраної схеми та поточного складу, а також подальший добір найбільш доречних кандидатів для підсилення. Саме цей сценарій є центральним для практичної цінності системи, оскільки він переводить загальну рольову та атрибутивну логіку в площину конкретних кадрових рішень. У сучасному спортивному скаутингу ефективність відбору гравців дедалі частіше пов'язується не з абстрактною «силою» спортсмена, а з його тактичним і функціональним fit щодо конкретної команди [1; 7; 19]. Саме таку логіку було покладено в основу демонстраційного сценарію роботи прототипу.

У запропонованій системі процес оцінювання починається з налаштування командного профілю, який включає стиль гри, схему та рівень складу. Після цього система автоматично генерує набір активних потреб команди. Такий механізм дозволяє уникнути ручного конструювання ролей для кожного слоту і переводить налаштування у більш високий рівень абстракції: користувач визначає, як команда хоче грати, а система вже сама виводить, які типи гравців для цього є релевантними. У практичному сенсі це дозволяє використовувати прототип як інструмент підтримки рішень, а не як набір окремих форм для ручного введення всіх можливих ваг і преференцій.

Наступним етапом є оцінювання поточного складу команди. Для кожного гравця система формує набір Rule-based оцінок, серед яких визначається не лише найкраща природна роль, а й найбільш доречна роль саме в контексті активного стилю та схеми. У результаті користувач отримує не просто рейтинг гравців, а структуроване уявлення про те, які ролі в поточному складі закриті достатньо добре, які закриті на межі, а які вимагають підсилення. Ця відмінність є принциповою, оскільки традиційні рейтингові підходи часто не дають відповіді на запитання, чи підходить конкретний гравець саме під командну модель, а не

просто чи має він високі індивідуальні показники. Логіку оцінювання гравців у контексті стилю гри, схеми та потреб складу наведено на рис. 4.2.

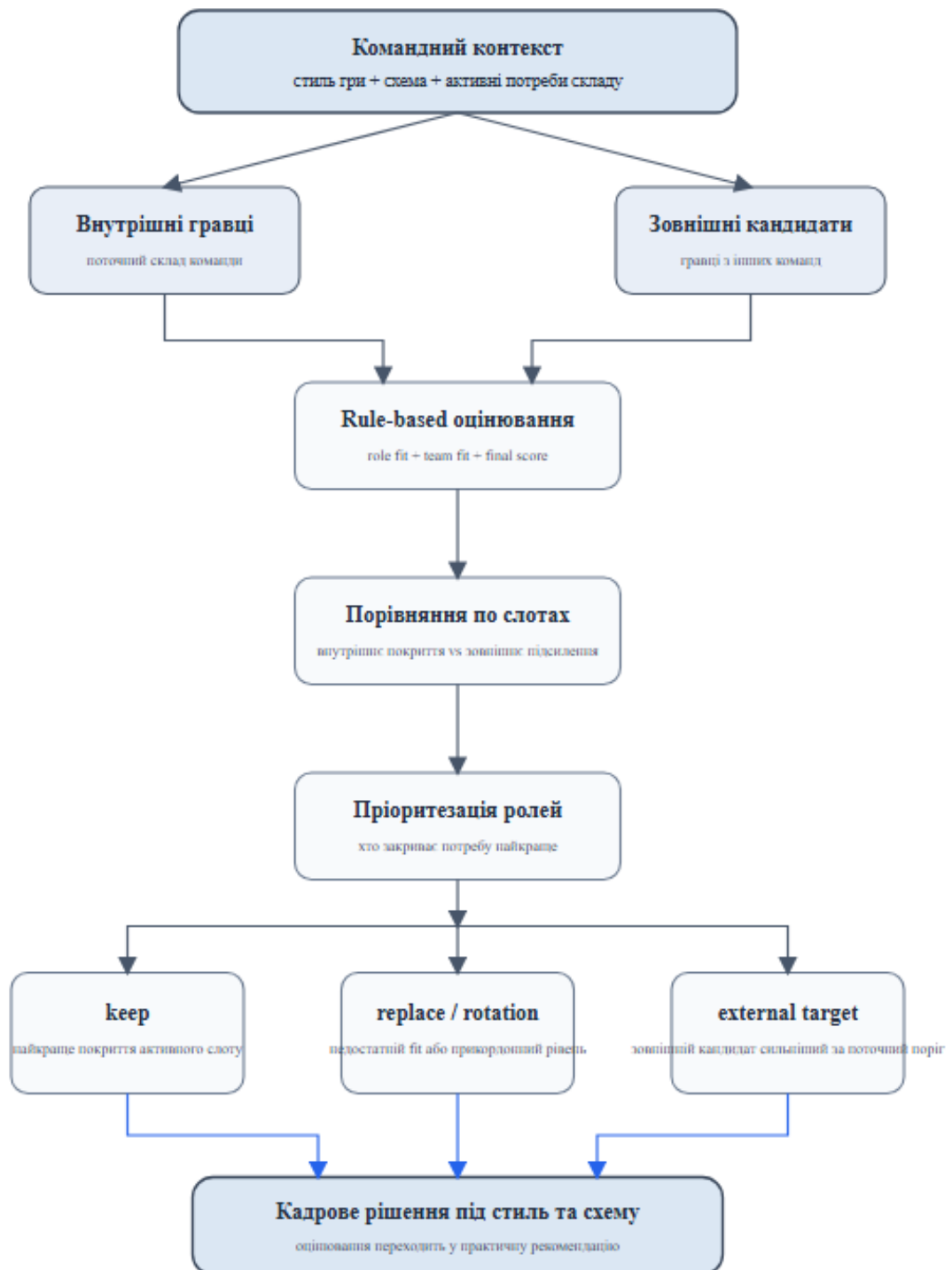


Рисунок 4.2 – Логіка оцінювання гравців у контексті стилю гри, схеми та потреб складу

У межах демонстрації прототипу було показано, що зміна стилю або схеми призводить до автоматичної перебудови набору пріоритетних ролей. Це, своєю чергою, змінює і ранжування гравців. Той самий кандидат може бути високооцінений у межах одного стилю і значно менш доречний в іншому, навіть якщо його індивідуальний профіль не змінюється. Така поведінка системи підтверджує, що в ній реалізовано саме контекстно-залежне оцінювання, а не статичний рейтинг. У практичній роботі скаута це особливо важливо, оскільки рішення щодо комплектування складу завжди повинні враховувати ігрову модель команди.

Після оцінювання внутрішнього складу система переходить до аналізу зовнішніх кандидатів. У цьому сценарії прототип порівнює гравців з інших команд не з абстрактною середньою оцінкою, а з реальними гравцями поточного складу, що займають відповідні позиційні слоти. Такий підхід є значно ближчим до реальної кадрової логіки, ніж звичайне ранжування всіх кандидатів по загальному балу. Якщо зовнішній гравець не перевищує поточний рівень у потрібному слоті, система не розглядає його як доцільне підсилення. Якщо ж він виявляється кращим за «прохідний поріг» цього слоту, такий кандидат переходить у категорію потенційних цілей.

Саме на цьому етапі в системі працює логіка *keep / sell / external target*. Гравці поточного складу, які найкраще відповідають активним слотам, класифікуються як кандидати на збереження. Ті, хто не входить до оптимальної конфігурації або помітно поступається альтернативам, інтерпретуються як кандидати на заміну або другорядне використання. Зовнішні ж гравці, що перевищують поріг відповідності для конкретного слоту у межах поточної схеми, розглядаються як кандидати на підсилення. Такий механізм переводить скаутингову оцінку з рівня «хто хороший» на рівень «хто потрібний саме зараз». Приклад оцінювання внутрішніх і зовнішніх кандидатів під активні ролі команди наведено в табл. 4.1.

Таблиця 4.1 – Приклад оцінювання внутрішніх і зовнішніх кандидатів під активні ролі команди

Слот / рольова потреба	Внутрішній кандидат	Роль	Зовнішній кандидат	Роль	Final score	Рішення
Воротар	Andriy Bondarenko 1	Sweeper keeper	Oleksii Marchenko 2	Playmaking goalkeeper	92.96	external target
Атакувальний півзахисник	Denys Kravets 1	Half winger am	Yaroslav Shevchenko 2	Playmaker am	88.07	external target
Крайній півзахисник	Andriy Marchenko 2	Inside forward midfielder	Maksym Savchuk 2	Inside forward midfielder	86.97	external target
Крайній захисник	Andriy Zhuk 1	Balanced wingback	Kyrylo Tymoshenko 1	Balanced wingback	86.59	external target

Окремо варто підкреслити, що система оцінює не лише природну роль гравця, а й його командну придатність. У демонстраційних сценаріях це дозволяє відрізняти ситуації, коли гравець має високий профіль загалом, але його функціональний тип не відповідає поточним потребам команди. Така відмінність є принциповою для скаутингу, оскільки реальні кадрові рішення майже ніколи не приймаються лише на підставі індивідуального рівня. Саме тому в прототипі оцінювання розщеплене на кілька компонентів: відповідність ролі, відповідність команді, відповідність потребі та підсумковий інтегральний бал.

У межах демонстраційного середовища такий підхід дозволив показати, що система може:

- визначати найкращу роль гравця в межах поточної команди;

- виявляти альтернативні ролі;
- показувати сильні й слабкі зони поточного складу;
- відокремлювати внутрішніх гравців, яких варто залишити, від тих, кого доцільно замінити;
- ранжувати зовнішніх кандидатів за реальною корисністю, а не лише за абсолютним індивідуальним рівнем.

Ще одним важливим результатом стало те, що система дозволяє виявляти структурні проблеми складу, а не лише окремо сильних або слабких гравців. Наприклад, якщо команда має достатню кількість виконавців у певній позиційній лінії, але жоден із них не відповідає потрібному рольовому профілю, це фіксується як окрема аналітична проблема. У такому випадку потреба формується не як проста нестача гравців, а як нестача певного функціонального типу. Саме такий тип висновків є найбільш корисним для скаутингових рішень, оскільки дозволяє переходити від загального комплектування до точкового підсилення.

У практичному вимірі демонстраційний сценарій оцінювання гравців і добору кандидатів підтверджує, що розроблений прототип здатний працювати як система контекстного відбору, а не як звичайний рейтинговий інструмент. Це означає, що результати системи мають прикладну інтерпретацію: користувач отримує не просто список найсильніших гравців, а список тих, хто відповідає конкретному стилю, схемі та кадровому запиту. Основні результати роботи прототипу в сценарії добору кандидатів узагальнено в табл. 4.2.

Таблиця 4.2 – Основні результати роботи прототипу в сценарії добору кандидатів

Результат	Значення для демонстраційного сценарію
Активний стиль гри	Володіння (тікі-така)
Активна схема	4-2-3-1 широка
Критичні слоти для підсилення	воротар, атакуювальний півзахисник, крайній півзахисник, крайній захисник
Найкращий внутрішній кандидат у воротарський слот	Andriy Bondarenko 1

Найкраща зовнішня ціль у воротарський слот	Oleksii Marchenko 2
Найкраща зовнішня ціль у слот АПЗ	Yaroslav Shevchenko 2
Найкраща зовнішня ціль у слот крайнього півзахисника	Maksym Savchuk 2
Найкраща зовнішня ціль у слот крайнього захисника	Kyrylo Tymoshenko 1
Загальний висновок	Поточний склад має функціональні слабкості в кількох слотах і потребує точкового підсилення під стиль володіння

У підсумку сценарій оцінювання гравців і добору кандидатів під стиль та схему демонструє одну з основних переваг прототипу: здатність інтегрувати індивідуальні рольові оцінки, командний контекст і структуру складу в єдиний механізм підтримки кадрових рішень. Саме ця властивість відрізняє систему від підходів, де гравці оцінюються поза тактичним середовищем, і підтверджує її практичну придатність для задач спортивного скаутингу.

4.3 Аналіз результатів ML-кластеризації

Одним із важливих етапів оцінювання роботи прототипу є аналіз результатів ML-кластеризації, яка в системі використовується як незалежний *data-driven* шар інтерпретації профілів гравців. На відміну від Rule-based механізму, що оцінює відповідність гравця конкретній ролі через явно задані правила, кластеризація дозволяє виявити природні групи схожих профілів у зовнішньому наборі даних без попереднього нав'язування жорстких рольових ярликів. Саме тому оцінювання результатів ML-модуля в межах прототипу здійснюється не через точність класифікації відносно наперед заданої істини, а через інтерпретованість виділених архетипів і ступінь їх узгодженості з Rule-based логікою [1; 14; 17].

У поточній реалізації результати кластеризації було розділено на два окремі аналітичні простори: простір польових гравців і простір воротарів. Це рішення було обумовлене структурною відмінністю їхніх атрибутів і підтвердило свою доцільність на етапі аналізу результатів. Для польових гравців було отримано чотири узагальнені архетипи, тоді як для воротарів — два. Уже на рівні первинної інтерпретації ці кластери виявилися змістовно відмінними, що свідчить про те, що модель виявила не випадкові групи, а відносно стійкі функціональні профілі. Приклад візуалізації результатів кластеризації у просторі PCA-компонент наведено на рис. 4.3.



Рисунок 4.3 – Приклад візуалізації у просторі PCA-компонент

Для польових гравців виділені кластери інтерпретуються як широкі архетипи, а не як прямі аналоги конкретних ролей. До таких архетипів належать, зокрема, профілі, які можна умовно охарактеризувати як силовий оборонний тип, прямолінійний атакуючий тип, збалансований контролюючий профіль і креативний атакуючий профіль. Їхня поява є логічною, оскільки система

кластеризації працює не на рівні тактичних ролей, а на рівні інтегрованого атрибутивного простору. Для воротарів кластери виявилися грубішими й у поточній версії радше відображають різницю між базовим воротарським профілем і більш повним або сильнішим воротарським профілем. Це відповідає обмеженням доступних даних і є очікуваним результатом для менш різноманітного ознакового простору воротарів.

Одним із ключових критеріїв аналізу в межах роботи була інтерпретованість кластерів. Для цього кожен із них було проаналізовано через середні значення атрибутів та співвіднесено з типовими ігровими характеристиками. Такий підхід дозволив не обмежуватися формальним номером кластера, а надати йому змістовне трактування. У результаті ML-модуль перестає бути лише технічним блоком без учителя і перетворюється на інструмент, який допомагає виявляти структурні типи гравців, наявні в поточному складі або серед кандидатів.

Подальший аналіз результатів кластеризації в межах прототипу проводився через зіставлення ML-архетипів із Rule-based ролями. На цьому етапі стало видно, що ML і Rule-based логіка працюють на різних рівнях узагальнення. Rule-based механізм видає конкретну роль, наприклад *плеймейкер*, інсайд або латераль, тоді як ML-архетип відображає ширший функціональний тип гравця. Саме тому повне збігання між роллю та архетипом не є обов'язковим. Натомість важливо, щоб між ними існувала логічна сумісність. Наприклад, гравець із Rule-based роллю інсайда цілком природно може потрапляти в архетип прямолінійного атакуючого профілю, а гравець з роллю *плеймейкера* — у кластер збалансованого контролюючого або креативного типу.

У межах демонстрації роботи прототипу результати кластеризації виявилися корисними для додаткової перевірки Rule-based оцінок. Якщо роль, рекомендована правилами, узгоджується з ML-архетипом, це підвищує довіру до результату. Якщо ж між ними виникає систематичне розходження, це є сигналом для подальшого перегляду рольових профілів, ваг атрибутів або контекстних

правил. Таким чином, ML-модуль у межах оцінювання результатів не виступає альтернативним «суддею», а виконує функцію незалежного контрольного шару.

Ще одним важливим результатом аналізу є те, що кластеризація дозволяє побачити структуру поточного складу і зовнішнього пулу кандидатів на рівні архетипів. Це особливо корисно в тих випадках, коли команда має дисбаланс не стільки за позиціями, скільки за функціональними типами гравців. Наприклад, склад може бути достатньо укомплектованим формально, але недостатньо збалансованим з точки зору креативних або оборонних архетипів. У такому випадку ML-візуалізація і розподіл архетипів допомагають побачити проблему на ширшому рівні, ніж це можливо лише через Rule-based таблицю кандидатів. Отримані ML-архетипи та їх інтерпретацію в системі узагальнено в табл. 4.3.

Таблиця 4.3 – Отримані ML-архетипи та їх інтерпретація в системі

Архетип	Група гравців	Ключові атрибути	Коротка інтерпретація	Типово сумісні Rule-based полі
Defensive Power Profile	Польові	Оборона, сила, єдиноборства	Силовий оборонний тип	центральный захисник, руйнівник, оборонний опорник
Direct Attacking Profile	Польові	Швидкість, ривок, завершення	Прямолінійний атакуючий тип	вінгер, інсайд, форвард
Balanced Control Profile	Польові	Пас, контроль, позиційність	Збалансований контролюючий тип	плеймейкер, центральный півзахисник
Creative Advanced Profile	Польові	Креативність, прогресія, техніка	Креативний атакуючий тип	атакуючий плеймейкер, advanced midfielder
Basic Goalkeeper Profile	Воротарі	Базові сейви, позиціонування	Стандартний воротарський профіль	goalkeeper
Complete Goalkeeper Profile	Воротарі	Сейви, гра ногами, виходи	Більш повний сучасний воротар	sweeper keeper, playmaking goalkeeper

Загалом результати ML-кластеризації підтвердили, що інтеграція безвчительних методів у прототип є доцільною. По-перше, кластеризація дала змістовно відмінні архетипи. По-друге, вона забезпечила додатковий рівень інтерпретації для окремих гравців і цілих груп кандидатів. По-третє, вона створила механізм перевірки Rule-based логіки без потреби навчати модель на тих самих правилах. Саме тому в межах роботи ML-кластеризацію можна вважати не допоміжною декоративною функцією, а повноцінним аналітичним компонентом оцінювання результатів роботи прототипу. Приклад співставлення Rule-based ролей і ML-архетипів у прототипі системи наведено на рис. 4.4.



Рисунок 4.4 – Приклад співставлення Rule-based ролей і ML-архетипів у прототипі системи

Отже, аналіз результатів ML-кластеризації показав, що сформовані архетипи є інтерпретованими, функціонально відмінними та корисними для співставлення з Rule-based оцінками. Це підтверджує доцільність використання ML-модуля як незалежного рівня валідації скаутингової системи та підсилює аналітичну цінність усього прототипу.

4.4 Демонстрація післяматчевої аналітики та її впливу на скаутинг

Одним із найбільш показових сценаріїв роботи розробленого прототипу є демонстрація післяматчевої аналітики та подальшого впливу отриманих результатів на скаутингові оцінки гравців. На відміну від підходів, у яких матчевий звіт існує окремо від довгострокової оцінки спортсмена, у запропонованій системі післяматчевий аналіз інтегровано в єдиний цикл підтримки рішень. Це означає, що результати матчу не завершуються формуванням статистичного звіту, а використовуються для оновлення профілю гравця, перерахунку атрибутів і повторного Rule-based оцінювання. Саме така побудова дозволяє пов'язати короткострокову ефективність із довгостроковим скаутинговим висновком [1; 12; 29].

У межах модельного середовища демонстрація післяматчевої аналітики здійснювалася на прикладі симульованих матчів між командами з різними стилями гри, схемами та кадровими профілями. Це дозволило простежити, як змінюються як командні, так і індивідуальні показники залежно від початкових умов. Після запуску симуляції система формувала підсумковий рахунок, командні статистики, індивідуальні статистики гравців, текстовий матчевий звіт і деталізовані індивідуальні висновки. Таким чином, уже на першому рівні демонстрації було видно, що прототип забезпечує не лише кадрову аналітику, а й повноцінне післяматчеве представлення результатів.

Першим об'єктом аналізу стали командні післяматчеві висновки. Система формує їх на основі згенерованих показників володіння, ударів, xG, просування

м'яча, передач, навісів, інтенсивності оборонних дій і високих повернень м'яча. Це дає змогу не обмежуватися рахунком як єдиною оцінкою матчу, а перейти до інтерпретації характеру гри. Наприклад, навіть у разі перемоги команда може отримати висновок про недостатню якість просування або нестачу створених небезпечних моментів, тоді як команда, що поступилася, може продемонструвати структурно сильну гру з поганою реалізацією моментів. Такий підхід є цінним для системи підтримки рішень, оскільки дозволяє оцінювати не лише результат, а й зміст гри [12; 30].

Наступним рівнем демонстрації стали індивідуальні післяматчеві висновки. Для кожного гравця система зберігає не лише набір матчевих статистик, а й рольово-залежний матчевий рейтинг і коротке пояснення того, які дії стали ключовими для отриманого бала. У результаті користувач може побачити, чому саме виступ гравця оцінено високо або низько: за рахунок просування м'яча, креативних передач, завершення атак, оборонної надійності, пресингу чи воротарських дій. Це особливо важливо в контексті спортивного скаутингу, оскільки дозволяє пов'язати матчеву продуктивність не із загальним враженням, а з конкретними функціональними компонентами ролі. Сценарій роботи післяматчевого контуру, що поєднує матч, звіт, оновлення профілю та повторне оцінювання, наведено на рис. 4.5.

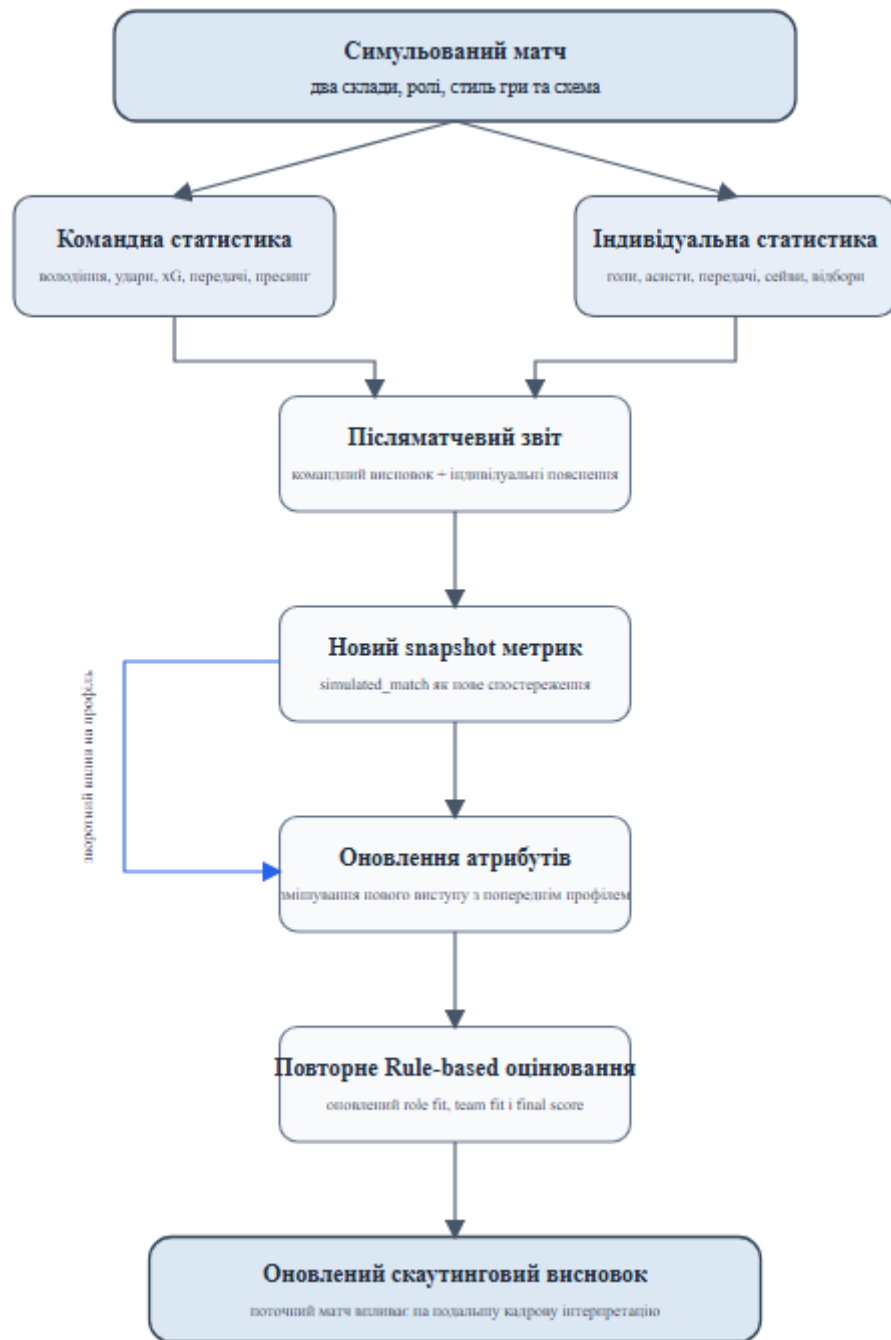


Рисунок 4.5 – Сценарій роботи післяматчевого контуру: матч, звіт, оновлення профілю, повторне оцінювання

У межах демонстраційного сценарію було важливо показати, що післяматчева аналітика в системі не зводиться до статичного рейтингу гравця. Після завершення матчу прототип створює новий snapshot метрик, у якому матчеві події та статистики переводяться в нормалізовані аналітичні показники. Далі ці значення інтегруються з попереднім профілем гравця, після чого

виконується перерахунок атрибутів. У результаті зміни, зафіксовані у матчі, впливають не прямо на кінцевий скаутинговий бал, а через оновлення внутрішнього аналітичного профілю. Така логіка є методологічно коректною, оскільки дозволяє уникнути спрощеного механізму прямого «додавання» або «віднімання» балів після одного матчу.

Практична цінність цього підходу стала помітною під час демонстрації зміни Rule-based оцінок після матчу. Якщо гравець показує сильний виступ у компонентах, критичних для його ролі, це призводить до локального посилення його атрибутивного профілю і, відповідно, до підвищення *role_fit* або *team_fit* у подальшому оцінюванні. Якщо ж матч виявляє слабкість у важливих компонентах, система може знизити впевненість у відповідності цієї ролі. У підсумку прототип демонструє динамічний характер скаутингового висновку: оцінка гравця є не разовою константою, а змінною характеристикою, що оновлюється внаслідок нових спостережень [1; 43].

Окремо в демонстрації було важливо підкреслити, що вплив матчу на профіль гравця залежить від рольового контексту виступу. Одна й та сама статистика не інтерпретується однаково для всіх ролей. Наприклад, високий обсяг прогресивних передач і креативних дій значно сильніше впливає на профіль *плеймейкера* або *інсайда*, ніж на профіль суто оборонного виконавця. Так само для воротаря пріоритетними виявляються *сейви*, якість гри ногами, виходи та робота в специфічних воротарських епізодах. Саме завдяки цій рольовій залежності післяматчева аналітика в системі є змістовною, а не формально універсальною.

Ще одним важливим результатом демонстрації стало те, що післяматчевий контур дозволяє виявляти розбіжність між довгостроковим профілем і поточною формою гравця. У ряді випадків гравець може мати загалом сильний атрибутивний профіль, але конкретний матч виявляє тимчасову слабкість у певних аспектах ролі. В інших випадках навпаки: матчевий виступ може підтвердити, що гравець здатний стабільно виконувати роль краще, ніж це впливало з попередньої агрегованої оцінки. Така динаміка є важливою для

практики скаутингу, оскільки реальні кадрові рішення часто приймаються в умовах постійного оновлення інформації про гравця. Приклад зміни скаутингових оцінок гравця до та після симульованого матчу наведено в табл. 4.4.

Таблиця 4.4 – Приклад зміни скаутингових оцінок гравця до та після симульованого матчу

Гравець	Роль	Final score до матчу	Final score після матчу	Ключовий післяматчевий фактор	Інтерпретація зміни
Andriy Bondarenko 1	Sweeper keeper	85.79	85.22	4 сейви, участь у першій фазі розіграшу	Незначне зниження при збереженні високої придатності до ролі
Andriy Marchenko 2	Inside forward midfielder	52.94	50.68	1 гол, але загалом обмежений внесок у рольовий профіль	Невелике зниження через недостатню стабільність рольових компонентів
Denys Kravets 1	Half winger am	72.59	69.03	Стриманий матч без виражених вирішальних дій	Помітне зниження підсумкової придатності після слабшого виступу

У межах оцінювання результатів роботи прототипу післяматчевий модуль також показав свою корисність для зв'язку між матчевою подією та подальшим кадровим аналізом. Після оновлення профілів система може інакше ранжувати внутрішніх гравців або зовнішніх кандидатів, якщо матч змінив вагу певних функціональних характеристик у межах поточного складу. Це означає, що післяматчевий контур впливає не лише на сторінку звіту, а й на наступні кадрові

рішення, які приймаються в системі. Приклад впливу післяматчевого виступу на подальшу скаутингову оцінку гравця наведено на рис. 4.6.

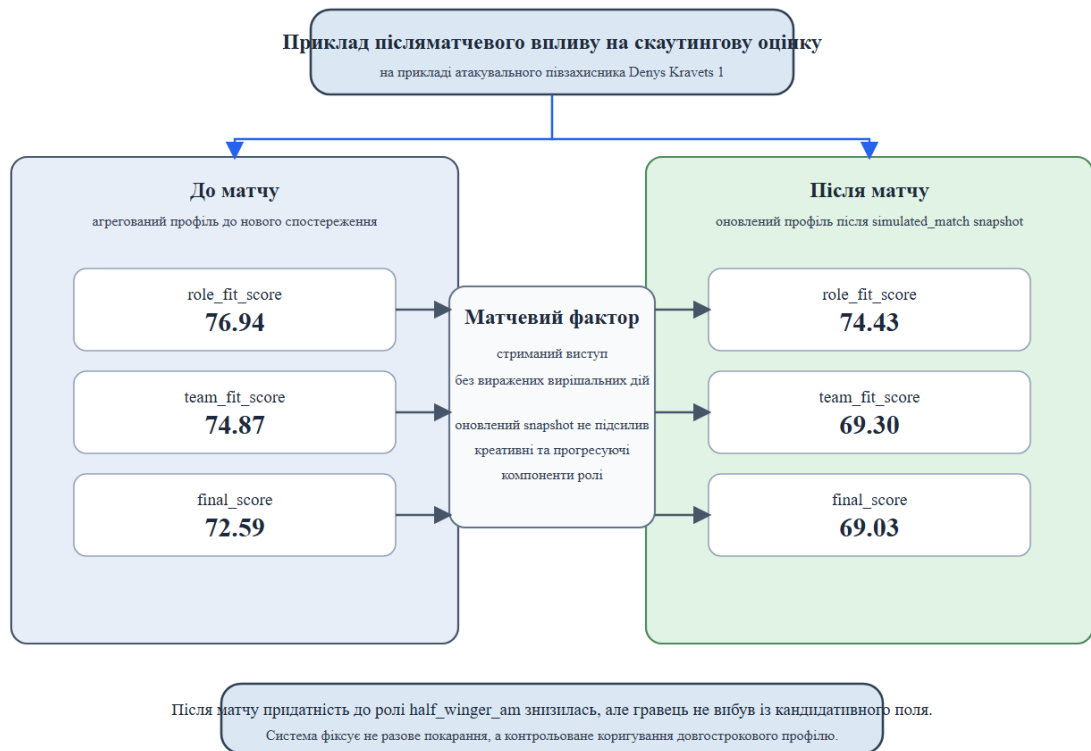


Рисунок 4.6 – Приклад впливу післяматчевого виступу на подальшу скаутингову оцінку гравця

Загалом демонстрація післяматчевої аналітики підтвердила, що інтеграція матчу в скаутинговий цикл є однією з найбільш сильних сторін прототипу. На відміну від систем, де матчеві дані мають лише описовий характер, у запропонованому рішенні вони стають чинником зміни довгострокової оцінки. Це підвищує практичну цінність системи, оскільки дозволяє працювати не тільки з початковими профілями гравців, а й з їхнім поточним станом, вираженим через нові статистичні спостереження [29; 39].

Отже, демонстрація післяматчевої аналітики та її впливу на скаутинг показала, що прототип здатний об'єднати матчевий звіт, індивідуальну інтерпретацію виступу, оновлення профілю гравця та повторне Rule-based оцінювання в межах єдиного аналітичного контуру. Саме це забезпечує динамічний характер скаутингової системи та підсилює її придатність для підтримки рішень у спортивному середовищі.

4.5 Переваги, обмеження та напрями розвитку системи

Проведена демонстрація роботи прототипу дає підстави оцінити не лише його функціональні можливості, а й сильні сторони, обмеження та потенційні напрями подальшого розвитку. Такий аналіз є важливим, оскільки розроблена система не претендує на статус завершеного промислового рішення, а розглядається як прототип інформаційної системи підтримки скаутингових рішень, реалізований на прикладі футбольного домену. Відповідно, оцінювання результатів має охоплювати як досягнуті переваги, так і межі застосовності запропонованого підходу [1; 13].

Першою суттєвою перевагою системи є її пояснюваність. На відміну від непрозорих моделей, у яких користувач отримує лише фінальний бал або категорію без чіткого обґрунтування, у розробленому прототипі результати оцінювання формуються через Rule-based логіку, що дозволяє простежити внесок окремих атрибутів, рольових вимог, бонусів, штрафів і командного контексту. Це підвищує інтерпретованість системи та робить її більш придатною для практичної підтримки рішень, де важливо не лише що система рекомендує, а й чому саме вона це рекомендує [2; 13].

Другою перевагою є цілісність аналітичного контуру. У прототипі поєднано кілька компонентів, які часто існують окремо: Rule-based оцінювання, командний профіль, ML-кластеризацію архетипів і післяматчеву аналітику. У результаті система працює не як набір ізольованих інструментів, а як зв'язане середовище, у якому зміна стилю гри, матчевих даних або профілю гравця впливає на подальші скаутингові висновки. Саме ця зв'язність є однією з найсильніших сторін запропонованого підходу.

Третьою важливою перевагою є контекстно-залежне оцінювання. Прототип оцінює гравця не ізольовано, а з урахуванням стилю гри, схеми та поточного складу команди. Це дозволяє перейти від абстрактного ранжування спортсменів до практичнішої логіки добору кандидатів під конкретний

командний запит. Завдяки цьому система є корисною не лише для загальної оцінки профілю, а й для задач комплектування складу, визначення слабких слотів і пошуку доцільних підсилень [1; 39].

Окремо слід відзначити інтеграцію післяматчевої аналітики з довгостроковим профілем гравця. На відміну від рішень, де матчевий звіт має лише описовий характер, у запропонованому прототипі результати матчу використовуються для оновлення метрик, атрибутів і подальших Rule-based оцінок. Це робить систему динамічною та дозволяє враховувати поточний стан гравця, а не лише його початковий профіль.

Разом із перевагами система має і низку обмежень. Насамперед слід зазначити, що прототип перевірявся на модельному спортивному середовищі, а не в умовах реального професійного клубу. Це означає, що отримані результати підтверджують працездатність і внутрішню узгодженість підходу, але не можуть розглядатися як повноцінне доказове підтвердження ефективності в реальному клубному процесі. Відсутність реальної експлуатації є головним зовнішнім обмеженням цієї роботи.

Другим обмеженням є спрощений характер матчевої симуляції. Хоча модуль післяматчевої аналітики генерує змістовні командні та індивідуальні показники, він не є повноцінною подієвою моделлю футбольного матчу. У поточній версії використовується агрегований статистичний підхід, що добре підходить для демонстрації аналітичного циклу, але не відтворює повну складність реальної ігрової динаміки [6].

Третє обмеження пов'язане з ML-компонентом. Кластеризація архетипів у системі виконує валідаційну та інтерпретаційну функцію, але не є самостійним механізмом формування остаточного скаутингового рішення. Крім того, якість ML-архетипів залежить від зовнішнього датасету, вибраного простору ознак і параметрів кластеризації. Тому результати архетипізації слід інтерпретувати як додатковий аналітичний шар, а не як абсолютну істину [1; 43].

Ще одним обмеженням є залежність від формалізації правил. Rule-based модель забезпечує пояснюваність, однак її якість безпосередньо залежить від

того, наскільки вдало сформовано рольові профілі, ваги атрибутів, порогові значення та контекстні модифікатори. Це означає, що система є сильною настільки, наскільки якісно побудована її предметна логіка. У майбутньому це може вимагати глибшого залучення експертів або додаткової емпіричної валідації. Основні переваги та обмеження розробленого прототипу узагальнено в табл. 4.5.

Таблиця 4.5 – Основні переваги та обмеження розробленого прототипу

Аспект	Перевага / обмеження	Коротка характеристика	Вплив на практичне використання
Пояснюваність	Перевага	Оцінювання базується на прозорих правилах	Підвищує довіру до системи
Інтегрованість модулів	Перевага	Поєднано скаутинг, ML і післяматчеву аналітику	Дає цілісний аналітичний контур
Контекстність оцінювання	Перевага	Ураховуються стиль гри, схема і потреби складу	Робить рішення практично релевантними
Динамічність профілю	Перевага	Післяматчеві дані оновлюють оцінки	Дозволяє враховувати поточну форму
Модельне середовище	Обмеження	Немає перевірки на реальному клубі	Обмежує зовнішню валідність
Спрощена симуляція матчу	Обмеження	Використовується агрегований підхід	Не відтворює повну ігрову динаміку
Залежність від зовнішнього датасету	Обмеження	Якість ML залежить від вхідних даних	Обмежує універсальність архетипів
Залежність від формалізації правил	Обмеження	Якість результату визначається якістю rules	Потребує подальшої експертної валідації

З урахуванням виявлених обмежень можна визначити кілька напрямів подальшого розвитку системи. Першим із них є інтеграція реальних клубних або лігових даних, що дозволило б перевести прототип із модельного середовища до більш прикладного рівня перевірки. Другим напрямом є розвиток матчевого

модуля в бік більш детальної подієвої симуляції або інтеграції з реальними подієвими даними. Третім напрямом є розширення ML-компонента, зокрема за рахунок використання складніших методів профілювання, *richer feature spaces* або напівкерованих підходів до узгодження архетипів і ролей. Основні напрями подальшого розвитку системи наведено на рис. 4.7.

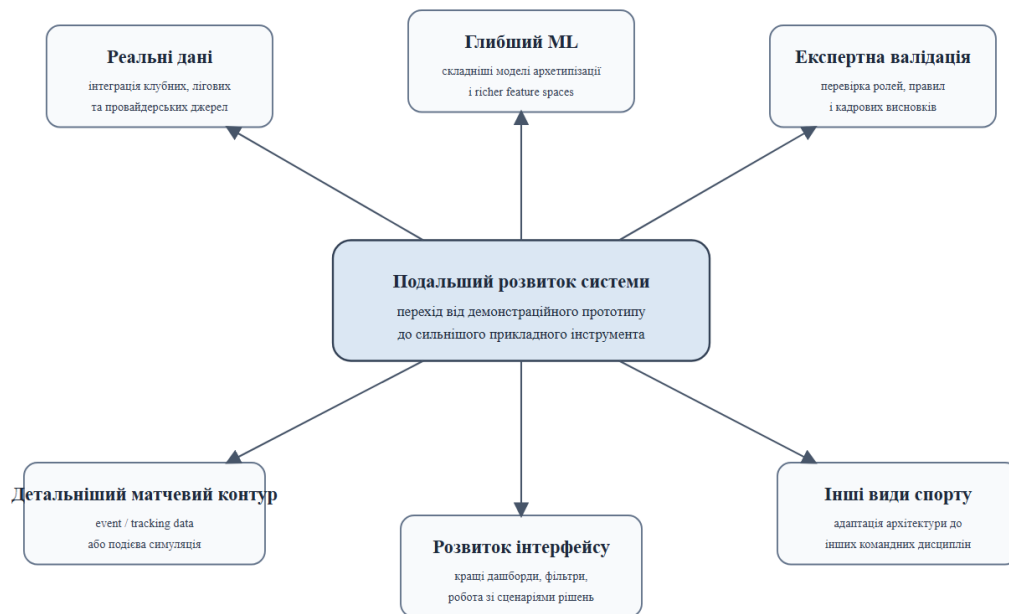


Рисунок 4.7 – Основні напрями подальшого розвитку системи

Як показано на рис. 4.7, перспективним також є розширення системи за межі футбольного домену. Оскільки загальна логіка прототипу побудована на поєднанні рольового профілю, командного контексту, аналітичного оцінювання та післяподієвого оновлення профілю, у майбутньому вона може бути адаптована і до інших командних видів спорту. Для цього буде потрібна перебудова рольових моделей, матчевих метрик і командних структур, однак сама архітектурна ідея системи зберігає потенціал до перенесення. Основні напрями подальшого розвитку системи наведено на рис. 4.7.

Отже, розроблений прототип має низку вагомих переваг, серед яких пояснюваність, цілісність аналітичного контуру, контекстно-залежне оцінювання та інтеграція післяматчевої аналітики зі скаутингом. Водночас система має обмеження, пов'язані з модельним середовищем перевірки, спрощенням матчевої симуляції, залежністю від зовнішніх даних і ручної

формалізації правил. Попри це, отримані результати свідчать про перспективність запропонованого підходу та доцільність його подальшого розвитку як інструмента підтримки рішень у спортивному скаутингу.

ВИСНОВОК ДО РОЗДІЛУ 4

У четвертому розділі магістерської роботи продемонстровано роботу розробленого прототипу в модельному спортивному середовищі та оцінено отримані результати. Показано, що запропонована система здатна працювати не лише як інструмент окремого оцінювання гравців, а як цілісний засіб підтримки кадрових рішень у контексті стилю гри, схеми, потреб складу та післяматчевих змін профілю спортсмена.

У межах розділу підтверджено практичну придатність прототипу в кількох ключових сценаріях: аналізі поточного складу, доборі внутрішніх і зовнішніх кандидатів, ML-інтерпретації архетипів гравців і післяматчевому оновленні скаутингових оцінок. Показано, що система забезпечує контекстно-залежне оцінювання, дозволяє виявляти структурні кадрові проблеми, а також інтегрує короткострокові матчеві результати з довгостроковим аналітичним профілем гравця.

Окремо встановлено, що сильними сторонами прототипу є пояснюваність, цілісність аналітичного контуру, урахування командного контексту та динамічність оцінювання. Водночас визначено основні обмеження системи, пов'язані з використанням модельного середовища, спрощеною матчевою симуляцією, залежністю від зовнішнього датасету та ручною формалізацією правил.

Важливим результатом розділу стало також те, що демонстрація роботи системи підтвердила узгодженість між теоретично обґрунтованими моделями, програмною реалізацією та отриманими аналітичними результатами. Це свідчить про внутрішню цілісність запропонованого підходу та його придатність до подальшого розширення й адаптації.

ВИСНОВКИ

У магістерській роботі розв'язано актуальну задачу підвищення якості формування команди у спортивному середовищі на основі інтелектуальної підтримки скаутингових рішень, реалізованої на прикладі футбольного домену. Для досягнення поставленої мети було послідовно виконано визначені завдання дослідження.

У межах виконання першого завдання проаналізовано предметну область спортивного скаутингу та існуючі підходи до оцінювання спортсменів і гравців. Показано, що сучасний спортивний скаутинг є багатофакторною, контекстно-залежною та динамічною задачею підтримки рішень. Визначено основні обмеження наявних підходів, серед яких недостатня пояснюваність результатів, слабкий зв'язок із командним контекстом, недостатня рольова чутливість і розрив між довгостроковим скаутингом та післяматчевою аналітикою.

У межах виконання другого завдання формалізовано рольові профілі гравців, атрибути та командний контекст у вигляді моделі, придатної до автоматизованого аналізу. Запропоновано підхід, у якому роль описується не лише через позицію, а через набір релевантних атрибутів, їхню відносну важливість, критичні вимоги та контекстні модифікатори. Також побудовано модель командного профілю, що враховує стиль гри, схему та кадрові потреби складу.

У межах виконання третього завдання побудовано Rule-based модель оцінювання відповідності гравця ролі, командному стилю та поточним кадровим потребам. Розроблений механізм поєднує перевірку мінімальних вимог, *soft band* логіку, бонуси, штрафи, контекстні коригування та формування підсумкової інтегральної оцінки. У результаті система здатна формувати не лише числовий бал, а й пояснюваний висновок щодо придатності гравця до ролі та команди.

У межах виконання четвертого завдання реалізовано ML-кластеризацію архетипів гравців як незалежний *data-driven* шар валідації Rule-based логіки. Для

цього використано зовнішній набір атрибутивних даних, окремо побудовано моделі для польових гравців і воротарів, застосовано PCA для зниження розмірності та KMeans для виділення архетипів. Отримані результати дозволили інтерпретувати типові профілі гравців і використовувати їх як додатковий аналітичний рівень перевірки Rule-based оцінювання.

У межах виконання п'ятого завдання розроблено модель післяматчевої аналітики, яка дозволяє оновлювати профіль гравця на основі нових матчевих спостережень. Реалізовано логіку симуляції матчу, формування командних та індивідуальних статистик, побудови післяматчевих висновків, створення snapshot метрик і подальшого оновлення атрибутів. Це дало змогу поєднати короткостроковий матчевий виступ із довгостроковим скаутинговим контуром.

У межах виконання шостого завдання реалізовано програмний прототип інформаційної системи, що інтегрує зазначені компоненти. Побудовано веборієнтовану архітектуру системи, структуру моделей даних, Rule-based сервіс оцінювання, ML-модуль архетипізації, модуль післяматчевої аналітики та користувацький інтерфейс. У результаті створено цілісний програмний інструмент, який може бути використаний для підтримки рішень щодо формування складу команди.

У межах виконання сьомого завдання продемонстровано роботу прототипу в модельному спортивному середовищі та оцінено отримані результати. Показано, що система здатна аналізувати поточний склад, виявляти кадрові й рольові дефіцити, добирати внутрішніх і зовнішніх кандидатів під конкретний стиль гри та схему, а також оновлювати скаутингові висновки після матчу. Це підтвердило практичну придатність запропонованого підходу саме для підвищення якості формування команди.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в запропонованому підході до інтелектуальної підтримки формування команди, у межах якого поєднано кілька аналітичних рівнів в єдиному інформаційному контурі. По-перше, запропоновано модель, що інтегрує Rule-based оцінювання відповідності гравця ролі з урахуванням командного профілю та кадрових потреб складу. По-

друге, ML-кластеризацію архетипів використано не як дублюючий інструмент прийняття рішень, а як незалежний валідаційний та інтерпретаційний шар відносно Rule-based логіки. По-третє, у межах одного прототипу поєднано довгостроковий скаутинговий контур із післяматчевою аналітикою через механізм оновлення метрик, атрибутів і повторного оцінювання гравця.

Практичне значення роботи полягає в тому, що запропонований підхід і реалізований програмний прототип дають змогу більш обґрунтовано формувати склад команди через оцінювання гравців, аналіз поточного складу, виявлення кадрових і рольових дефіцитів, добір внутрішніх і зовнішніх кандидатів під конкретний стиль гри та схему, а також післяматчеве уточнення скаутингових висновків. Система забезпечує пояснюваний характер оцінювання, що є важливим для практичного використання у спортивно-аналітичному середовищі.

Подальший розвиток роботи доцільно спрямувати на використання реальних клубних, лігових або провайдерських даних, розширення матчевого модуля у бік більш детальної подієвої аналітики, розвиток ML-компонента за рахунок *richer feature spaces* і складніших моделей профілювання, а також залучення експертної валідації рольових профілів і правил оцінювання. Перспективним є також адаптація архітектурної логіки системи до інших командних видів спорту.

Отже, мету магістерської роботи досягнуто. Запропонований підхід, реалізований у вигляді працездатного прототипу інтелектуальної системи спортивного скаутингу, забезпечує підвищення якості формування команди за рахунок поєднання пояснюваного Rule-based оцінювання, ML-архетипізації та післяматчевого оновлення профілю гравця в межах єдиного аналітичного середовища.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Pu Z., Pan Y., Wang S., Liu B., Chen M., Ma H., Cui Y. Orientation and Decision-Making for Soccer Based on Sports Analytics and AI: A Systematic Review. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. 2024. Vol. 11, No. 1. P. 37–57. DOI: 10.1109/JAS.2023.123807. URL: <https://www.ieee-jas.net/article/doi/10.1109/JAS.2023.123807?pageType=en>
2. Davis J., Bransen L., Devos L., Jaspers A., Meert W., Robberechts P., Van Haaren J. Methodology and evaluation in sports analytics: challenges, approaches, and lessons learned. *Machine Learning*. 2024. Vol. 113. P. 6977–7010. DOI: 10.1007/s10994-024-06585-0. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10994-024-06585-0>
3. Kovalchik S. A. Player Tracking Data in Sports. *Annual Review of Statistics and Its Application*. 2023. Vol. 10. P. 677–697. DOI: 10.1146/annurev-statistics-033021-110117. URL: <https://www.annualreviews.org/content/journals/10.1146/annurev-statistics-033021-110117>
4. Plakias S., Moustakidis S., Kokkotis C., Papalexi M., Tsatalas T., Giakas G., Tsaopoulos D. Identifying Soccer Players' Playing Styles: A Systematic Review. *Journal of Functional Morphology and Kinesiology*. 2023. Vol. 8, No. 3. Article 104. DOI: 10.3390/jfmk8030104. URL: <https://www.mdpi.com/2411-5142/8/3/104>
5. Letholea L., Kubayi A., Toriola A., Larkin P., Armatas V. Development of the Talent Identification Questionnaire in Soccer for Outfield Players (TIDQ-OP): Coaches' perceptions of the key attributes for player recruitment. *Journal of Sports Sciences*. 2024. Vol. 42, No. 4. P. 291–300. DOI: 10.1080/02640414.2024.2329432. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/02640414.2024.2329432>

6. van den Broek D., Kok J., van der Kamp J. Designing human-centered AI decision support in applied performance analysis. *Frontiers in Sports and Active Living*. 2025. Vol. 7. Article 1542211. DOI: 10.3389/fspor.2025.1542211. URL: <https://www.frontiersin.org/journals/sports-and-active-living/articles/10.3389/fspor.2025.1542211/full>
7. Emmanoulopoulos A., Hughes M., Giannoulakis C. Using multi-criteria decision-making and machine learning for football player selection and performance prediction: a systematic review. *Data Science and Management*. 2024. Vol. 7, No. 2. P. 79–88. DOI: 10.1016/j.dsm.2023.11.001. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666764923000504>
8. Guan T., Sarkar S., Swartz T. B. Comparison of individual playing styles in football. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*. 2024. Vol. 20, No. 4. DOI: 10.1515/jqas-2024-0041. URL: <https://www.degruyter.com/document/doi/10.1515/jqas-2024-0041/html>
9. Yunus M., Aditya R. S. Talent scouting and standardizing fitness data in football club: systematic review. *Retos*. 2024. Vol. 60. P. 1382–1389. DOI: 10.47197/retos.v60.107767. URL: <https://revistaretos.org/index.php/retos/article/view/107767>
10. Zaritskyi O., Pylypovych D., Miroshnichenko I. Intelligent analysis of sports data in the tasks of forming effective sports teams. *Information Technology and Implementation (IT&I-2025)*. 2025. P. 66–78. URL: https://www.researchgate.net/publication/400907645_Intelligent_Analysis_of_Sports_Data_in_the_Tasks_of_Forming_Effective_Sports_Teams
11. The Role of Machine Learning in Talent Identification for Team Sports: A Systematic Review. *Sports Medicine - Open* [Electronic resource]. 2026. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12912669/>
12. Narayanan S., Pifer N. D. A data-driven framing of player and team performance in U.S. Women's soccer. *Frontiers in Sports and Active Living*. 2023. Vol. 5. Article 1125528. DOI: 10.3389/fspor.2023.1125528. URL:

<https://www.frontiersin.org/journals/sports-and-active-living/articles/10.3389/fspor.2023.1125528/full>

13.Kostopoulos G., Davrazos G., Kotsiantis S. Explainable Artificial Intelligence-Based Decision Support Systems: A Recent Review. *Electronics*. 2024. Vol. 13, No. 14. Article 2842. DOI: 10.3390/electronics13142842. URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/13/14/2842>

14.Akhanli S., Hennig C. Clustering of football players based on performance data and aggregated clustering validity indexes. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*. 2023. Vol. 19, No. 2. DOI: 10.1515/jqas-2022-0037. URL: https://www.researchgate.net/publication/370803453_Clustering_of_football_players_based_on_performance_data_and_aggregated_clustering_validity_indexes

15.Parker S., Duthie G., Robertson S. A framework for player movement analysis in team sports. *Frontiers in Sports and Active Living*. 2024. Vol. 6. Article 1375513. DOI: 10.3389/fspor.2024.1375513. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fspor.2024.1375513/full>

16.Manzi V., Cardinale D. A., Perrone M. A., Bovenzi A., Iellamo F., Savoia C., Caminiti G., Laterza F. Physiological Benchmarks and Player Profiling in Elite Football: A Role-Specific Analysis Using T-Scores. *Sports*. 2025. Vol. 13, No. 6. Article 181. DOI: 10.3390/sports13060181. URL: <https://www.mdpi.com/2075-4663/13/6/181>

17.Shen Q., Ding J., Summers H. D., Kubayi A., Strafford B., Stone J. Classifying player profiles in elite women's football: A K-means clustering analysis of physical and technical data from the 2023 FIFA Women's World Cup. *Football Studies*. 2026. Vol. 1. Article 100026. DOI: 10.1016/j.footst.2026.100026. URL: <https://shura.shu.ac.uk/36790/>

18.Brasse J., Broder H. R., Förster M., Klier M., Sigler I. Explainable artificial intelligence in information systems: A review of the status quo and future research directions. *Electronic Markets*. 2023. Vol. 33. Article 26. DOI:

10.1007/s12525-023-00644-5.

URL:

<https://link.springer.com/article/10.1007/s12525-023-00644-5>

19.Nouraie M., Eslahchi C., Baca A. Intelligent team formation and player selection: a data-driven approach for football coaches. *Applied Intelligence*. 2023. Vol. 53. P. 30250–30265. DOI: 10.1007/s10489-023-05150-x. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10489-023-05150-x>

20.Bauer P., Anzer G., Shaw L. Putting team formations in association football into context. *Journal of Sports Analytics*. 2023. Vol. 9, No. 1. P. 39–59. DOI: 10.3233/JSA-220620. URL: <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.3233/JSA-220620>

21.Praça G. M., Brandão L. H. A., Abreu C. O., Oliveira P. H. A., Andrade A. G. P. Novel tactical insights from Men's 2022 FIFA World Cup: Which performance indicators explain the teams' goal difference? *International Journal of Sports Science & Coaching*. 2023. DOI: 10.1177/17543371231194291. URL: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/17543371231194291>

22.Cintia P., Giannotti F., Pappalardo L., Pedreschi D., Malvaldi M. Data-driven approach to defining football styles in major leagues. *Chaos, Solitons & Fractals*. 2025. Vol. 195. Article 116926. DOI: 10.1016/j.chaos.2025.116926. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0960077925009397>

23.Knirantar. Player Attributes [Electronic resource]. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/knirantar/playerattributes>

24.Carpita M., Pasca P., Arima S., et al. Clustering of variables methods and measurement models for soccer players' performances. *Annals of Operations Research*. 2023. Vol. 325. P. 37–56. DOI: 10.1007/s10479-023-05185-w. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-023-05185-w>

25.D'Urso P., De Giovanni L., Vitale V. A robust method for clustering football players with mixed attributes. *Annals of Operations Research*. 2023. Vol. 325. P. 9–36. DOI: 10.1007/s10479-022-04558-x. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-022-04558-x>

- 26.scikit-learn developers. PCA [Electronic resource]. *scikit-learn documentation*. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.decomposition.PCA.html>
- 27.scikit-learn developers. KMeans [Electronic resource]. *scikit-learn documentation*. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.KMeans.html>
- 28.Wang S. H., Qin Y., Jia Y., Igor K. E. A systematic review about the performance indicators related to ball possession. *PLOS ONE*. 2022. Vol. 17, No. 3. e0265540. DOI: 10.1371/journal.pone.0265540. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35298562/>
- 29.Nowak M., Bok B., Wilczek A., Oleksy Ł., Kamola M., et al. Forecasting extremes of football players' performance in matches. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. Article 27319. DOI: 10.1038/s41598-024-78708-5. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-78708-5>
- 30.Mead J., O'Hare A., McMenemy P. Expected goals in football: Improving model performance and demonstrating value. *PLOS ONE*. 2023. Vol. 18, No. 4. e0282295. DOI: 10.1371/journal.pone.0282295. URL: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0282295>
- 31.Yeung C. C. K., Bunker R., Fujii K. A framework of interpretable match results prediction in football with FIFA ratings and team formation. *PLOS ONE*. 2023. Vol. 18, No. 4. e0284318. DOI: 10.1371/journal.pone.0284318. URL: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0284318>
- 32.Django Software Foundation. Django documentation [Electronic resource]. URL: <https://docs.djangoproject.com/en/4.2/>
- 33.Encode OSS Ltd. Django REST framework. APIView [Electronic resource]. URL: <https://www.django-rest-framework.org/api-guide/views/>
- 34.Schelling X., Fernández J., Ward P., Fernández J., Robertson S. Decision Support System Applications for Scheduling in Professional Team Sport: The Team's Perspective. *Frontiers in Sports and Active Living*. 2021. Vol. 3. Article

678489. DOI: 10.3389/fspor.2021.678489. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fspor.2021.678489/full>
- 35.Django Software Foundation. Models and databases [Electronic resource]. *Django documentation*. Version 5.2. URL: <https://docs.djangoproject.com/en/5.2/topics/db/index/>
- 36.Django Software Foundation. Models [Electronic resource]. *Django documentation*. Version 5.2. URL: <https://docs.djangoproject.com/en/5.2/ref/models/>
- 37.Prajwala T. R., et al. An xG Based Football Scouting System Using Machine Learning Techniques. 2024 *IEEE 9th International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*. 2024. DOI: 10.1109/I2CT61223.2024.10544261. URL: https://www.researchgate.net/publication/381852437_An_xG_Based_Football_Scouting_System_Using_Machine_Learning_Techniques
- 38.scikit-learn developers. silhouette_score [Electronic resource]. *scikit-learn documentation*. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.silhouette_score.html
- 39.Bischofberger J., Baca A., Schikuta E. Event detection in football: Improving the reliability of match analysis. *PLOS ONE*. 2024. Vol. 19, No. 4. e0298107. DOI: 10.1371/journal.pone.0298107. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38635802/>
- 40.Nielsen J. 10 Usability Heuristics for User Interface Design [Electronic resource]. Nielsen Norman Group. Updated 2024. URL: <https://www.nngroup.com/articles/ten-usability-heuristics/>
- 41.Django Software Foundation. The Django template language [Electronic resource]. *Django documentation*. Version 5.2. URL: <https://docs.djangoproject.com/en/5.2/ref/templates/language/>
- 42.Django Software Foundation. Topics | Forms [Electronic resource]. *Django documentation*. Version 5.2. URL: <https://docs.djangoproject.com/en/5.2/topics/forms/>

43. Goes F. R. S., Meerhoff L. A., Bueno M. J. O., Moura F. A., Brink M. S., Elferink-Gemser M. T., Knobbe A. J., Cunha S. A. Unlocking the potential of big data to support tactical performance analysis in professional soccer: a systematic review. *European Journal of Sport Science*. 2021. Vol. 21, No. 4. P. 481–496. DOI: 10.1080/17461391.2020.1747552. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/17461391.2020.1747552>