

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук  
(повна назва)

Кафедра Штучного інтелекту  
(повна назва)

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Рекомендаційна система вибору спонсорів для футбольних клубів  
(тема)

Виконав:  
здобувач четвертого року навчання,  
групи ІТШ-21-3

Кирило Нетеса  
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки  
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна  
Освітня програма Штучний інтелект  
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Анастасія Дейнеко  
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ \_\_\_\_\_  
(підпис)

Олег ЗОЛОТУХІН  
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет \_\_\_\_\_ Комп'ютерних наук \_\_\_\_\_

Кафедра \_\_\_\_\_ Штучного інтелекту \_\_\_\_\_

Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ перший (бакалаврський) \_\_\_\_\_

Спеціальність \_\_\_\_\_ 122 Комп'ютерні науки \_\_\_\_\_  
(код і повна назва)

Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-професійна \_\_\_\_\_

Освітня програма \_\_\_\_\_ Штучний інтелект \_\_\_\_\_  
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_

(підпис)

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20 \_\_\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ**  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві \_\_\_\_\_ Нетесі Кирилу Вадимовичу \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи \_\_\_\_\_ Рекомендаційна система вибору спонсорів для футбольних клубів \_\_\_\_\_

затверджена наказом університету від 19 травня 2025 р. № 378Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 20 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи Теоретичні відомості з тематики кваліфікаційної роботи, науково-технічні публікації та дані Інтернет-джерел, документація Python-бібліотек

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі \_\_\_\_\_

1) Аналіз предметної галузі та постановка задачі \_\_\_\_\_

2) Огляд методів вирішення задачі та проєктування системи \_\_\_\_\_

3) Реалізація та оцінка системи рекомендацій \_\_\_\_\_

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	19.05.2025	виконано
2	Аналіз предметної галузі та постановка задачі	24.05.2025	виконано
3	Огляд методів вирішення задачі та проектування системи	28.05.2025	виконано
4	Експериментальне моделювання та навчання моделі	01.06.2025	виконано
5	Реалізація та оцінка системи рекомендацій	02.06.2025	виконано
6	Написання пояснювальної записки	06.06.2025	виконано
7	Перевірка на академічний плагіат	07.06.2025	виконано
8	Нормконтроль	08.06.2025	виконано
9	Підготовка презентації та доповіді	10.06.2025	виконано
10	Попередній захист	12.06.2025	виконано
11	Рецензування	15.06.2025	виконано
12	Захист перед ЕК	20.06.2025	

Дата видачі завдання 19 травня 2025 р.

Здобувач \_\_\_\_\_

  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_

(підпис)

доц. Анастасія Дейнеко

(посада, власне ім'я, прізвище)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 75 с., 20 рис., 1 табл., 2 дод., 21 джерело.

ВІЗУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ, ЕКСПОЗИЦІЯ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, КОНТРАСТНІСТЬ, ЛОГОТИП, РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА, СПОНСОРСТВО, ФУТБОЛЬНА ФОРМА, CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN), XGBOOST, YOLO.

Об'єкт дослідження – процес візуального представлення бренду та аналізу рекламної експозиції на футбольній формі у контексті футбольних подій.

Предмет дослідження – методи автоматизованого аналізу рекламного потенціалу футбольної форми з використанням технологій комп'ютерного зору та генерації рекомендацій для вибору спонсорів.

Мета роботи – створення рекомендаційну систему, що здатна на основі аналізу зображень форми гравців оцінювати доцільність розміщення логотипів спонсорів і формувати обґрунтовані пропозиції щодо їхнього положення чи вибору.

Методи дослідження – контент-аналіз тематики спортивного спонсорства, порівняльна оцінка сучасних платформ, застосовано алгоритми комп'ютерного зору (YOLOv8), XGBoost, ручна розмітка.

У результаті дослідження розроблено комплексну рекомендаційну систему, яка поєднує сучасні методи комп'ютерного зору з дизайнерським аналізом, що дозволяє оцінювати і присутність логотипів на футбольній формі, і їхню візуальну сумісність. Система реалізована як вебпрототип на Gradio. Рекомендовано для використання у сфері спортивного маркетингу, дизайну екіпірування та рекламного аудиту. Практична значимість полягає в можливості підвищити ефективність спонсорських розміщень через обґрунтовані рекомендації.

## **ABSTRACT**

Bachelor's thesis contains: 75 pp., 20 fig., 1 tabl., 2 ann., 21 references.

COMPUTER VISION, CONTRAST, CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN), EXPOSURE, FOOTBALL KIT, LOGO, RECOMMENDATION SYSTEM, SPONSORSHIP, VISUAL ANALYSIS, XGBOOST, YOLO.

The object of the study is the process of visual representation of a brand and analysis of advertising exposure on football kits in the context of football events.

The subject of the study is methods of automated analysis of the advertising potential of football kits using computer vision technologies and the generation of recommendations for the selection of sponsors.

The aim of the work is to create a recommendation system that is capable of evaluating the feasibility of placing sponsor logos based on the analysis of images of players' uniforms and forming reasonable proposals regarding their position or selection.

Research methods, including content analysis of sports sponsorship topics, comparative evaluation of modern platforms, computer vision algorithms (YOLOv8), XGBoost, and manual marking.

As a result of the research, a comprehensive recommendation system was developed that combines modern computer vision methods with design analysis, allowing for the evaluation of both the presence of logos on football uniforms and their visual compatibility. The system is implemented as a web prototype on Gradio. It is recommended for use in sports marketing, equipment design, and advertising auditing. Its practical significance lies in the ability to increase the effectiveness of sponsorship placements through informed recommendations.

## ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів .....	8
Вступ.....	9
1 Аналіз предметної галузі та постановка задачі.....	11
1.1 Аналіз предметної галузі.....	11
1.1.1 Ринок футбольного спонсорства та моделі взаємодії .....	11
1.1.2 Візуальні зони форми та їхня ефективність .....	13
1.1.4 Вплив зовнішніх чинників на ефективність візуального брендингу .....	17
1.1.5 Цифрове спонсорство та мультирегіональні вставки .....	18
1.1.6 Маркетингові метрики продуктивності спонсорства.....	19
1.1.7 Існуючі рішення для аналізу експозиції: можливості та обмеження.....	20
1.2 Постановка задачі.....	22
2 Огляд методів вирішення задачі та проектування системи.....	25
2.1 Архітектура систем візуального аналізу.....	25
2.2 Огляд підготовки та анотування зображень.....	27
2.3 Методи виявлення та сегментації логотипів .....	30
2.4 Алгоритми рекомендацій та сумісності.....	34
2.5 Взаємодія з користувачем .....	36
2.5.1 Інтерфейс системи .....	36
2.5.2 Результати співпраці.....	37
3 Реалізація та оцінка системи рекомендацій .....	41
3.1 Розроблена архітектура системи .....	41
3.2 Підготовка даних і розмітка.....	42
3.3 Реалізація детектора на базі YOLOv8 .....	46
3.4 Формування рекомендацій через XGBoost та rule-based аналіз.....	49
3.4.1 Формування ознак.....	49
3.4.2 Навчання XGBoost.....	51

3.4.3 Rule-based фільтри .....	52
3.4.4 Генерація пояснень .....	52
3.5 Інтерфейс користувача та вивід результатів .....	53
3.6 Оцінка функціонування реалізованої системи.....	55
Висновки .....	61
Перелік джерел посилання .....	63
Додаток А Код розробленої програми .....	66
Додаток Б Відомість кваліфікаційної роботи.....	75

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

AI – Artificial Intelligence – штучний інтелект;

ANN – Artificial Neural Network – штучна нейронна мережа;

CNN – Convolutional Neural Network – згорткова нейронна мережа;

CV – Computer Vision – комп'ютерний зір;

IoU – Intersection over Union – коефіцієнт перетину об'єкта з передбаченою рамкою;

LCI – Logo Clarity Index – індекс візуальної чіткості логотипа;

mAP@0.5 – Mean Average Precision при порозі  $\text{IoU} \geq 0.5$  – середня точність детекції об'єктів;

ROI – Return on Investment – рентабельність інвестицій у спонсорство;

SoS – Share of Screen – частка екрану, яку займає логотип;

ToS – Time-on-Screen – час присутності логотипа в кадрі трансляції;

XGBoost – Extreme Gradient Boosting – градієнтний бустинг з регуляризацією;

YOLOv8 – You Only Look Once, версія 8 – модель одноетапної детекції об'єктів.

## ВСТУП

Сучасний професійний спорт – це не тільки змагання на полі, а й висококонкурентний комерційний ринок. Значна частина прибутків футбольних клубів надходить саме завдяки спонсорству, зокрема розміщенню реклами. А футбол, як найпопулярніший вид спорту у Європі та майже по всьому світі, генерує відповідно найбільші прибутки.

Велика частка цих інвестицій припадає на рекламні інтеграції під час трансляцій матчів та у екіпіруванні гравців, зокрема розміщення логотипів на формі. Подібні вставки генерують до 65% усіх візуальних контактів з брендом під час перегляду матчу.

Отже, форма гравця є не просто текстилем, а високовартісним рекламним носієм, що взаємодіє з цифровими технологіями трансляції, повторами, графічними вставками. Це змінює підхід до вибору спонсора: тепер важлива не тільки фінансова пропозиція бренду, а й візуальна сумісність, читабельність логотипа, помітність у трансляції та навіть відповідність бренду до ідентичності клубу.

При цьому органічність дизайну має все більше значення. Сучасні клуби приділяють увагу органічній вставці спонсорських елементів у загальний дизайн, аби не зруйнувати її естетичну цілісність і не викликати відторгнення у вболівальників, тому переважно функції креативного контролю над розміщенням логотипів передані дизайнерам форми, які використовують аналіз з трансляцій, щоб виявити зони максимального візуального контакту з аудиторією. Однак часто навіть провідні бренди не дуже вдало поєднують усі елементи. Наприклад, форма футбольного клубу Барселона сезону 2023/2024 отримала критику за надто яскравий логотип Spotify, що порушував естетичну гармонію клубних кольорів.

Із цифровізацією особливої актуальності набуває використання технологій комп'ютерного зору для аналізу розміщення логотипів і оцінки їхньої візуальної експозиції під час трансляцій, у відеоіграх та соціальних

мережах. У цьому контексті цей підхід дозволяє автоматизувати оцінку таких факторів, аналізуючи форму як візуальний об'єкт з урахуванням розміщення, кольору, прозорості, перспективи тощо.

Інноваційність підходу полягає в поєднанні технологій комп'ютерного зору з рекомендаційними алгоритмами для автоматизованого аналізу футбольної форми. Замість класичного визначення присутності логотипу, система зможе оцінювати потенціал рекламної зони, базуючись на метриках видимості, контрасту, розміру та розміщення. Такий підхід у сфері спортивного маркетингу поки що не має поширеного втілення в Україні.

За мету дослідження поставлено розробку рекомендаційної системи, яка аналізує візуальні характеристики футбольної форми задля формування обґрунтованих пропозицій щодо вибору спонсорів. Поставлені відповідні завдання дослідження, що включали огляд сучасного стану ринку спонсорства у футболі з фокусом на візуальну експозицію на формі гравців, аналіз структури та вартості ключових рекламних зон, а також вивчення впливу дизайнерських рішень на ефективність спонсорства. У ході роботи буде розглянуто сучасні підходи комп'ютерного зору, зокрема архітектуру YOLOv8, та проведено порівняння з існуючими системами аналітики. На основі отриманих результатів сформовано технічне завдання та буде реалізовано розробку рекомендаційної системи, яка поєднує детекцію об'єктів, кольорово-геометричний аналіз і генерацію обґрунтованих висновків щодо доцільності розміщення логотипів.

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

### 1.1 Аналіз предметної галузі

#### 1.1.1 Ринок футбольного спонсорства та моделі взаємодії

Останнє десятиліття можна спостерігати стабільне підвищення ринкової капіталізації спортивних подій та продуктів, що можна пов'язати зі збільшенням комерціалізації спорту, розвитку цифрових трансляцій, залученням глобальних брендів та зміною підходів до медійної взаємодії з уболівальниками. За оцінкою Astute Analytica світовий ринок футбольного спонсорства у 2023 році був оцінений у 39,36 мільярди доларів США, з прогнозованим зростанням до 57,99 мільярдів доларів США до 2032 року при середньорічному темпі 4,4% [1].

У сучасному стані партнерство здійснюється за кількома основними моделями. Найпомітнішими є титульне спонсорство (назва бренду входить у назву клубу чи турніру), спонсорство форми, тобто розміщення логотипів на екіпіруванні гравців, та спонсорство трансляцій, що включає брендovanі вставки, віртуальну рекламу, логотипи під час повторів або в overlay-графіці.

Найбільш прибутковою залишається співпраця у сфері брендінгу форми. Це пояснюється тим, що форма – один із небагатьох об'єктів, який постійно знаходиться у кадрі під час матчу, а також фігурує на всіх офіційних і неофіційних фотографіях, у відеооглядах, обкладинках ігор, рекламних роликах тощо. Саме тому провідні компанії інвестують мільйони доларів щороку, аби забезпечити своє логотипне представлення на грудях, рукавах або спині гравців.

Для прикладу, Fly Emirates уклав угоду з Real Madrid, за якою клуб щорічно отримує 70 мільйонів євро лише за спонсорство форми до 2026 року. Аналогічно, Binance, одна з найбільших криптовалютних бірж,

у 2023 році витратила понад 170 мільйонів доларів США на контракти з футбольними клубами, зосереджуючи увагу саме на візуальному спонсорстві у формі та медіа.

У географічному розрізі Європа залишається провідним гравцем на ринку спонсорства, і насамперед виділяється Англійська Прем'єр-ліга (АПЛ). За даними Sportcal, у сезоні 2024/25 загальна сума спонсорських угод клубів АПЛ перевищила 1,5 мільярда доларів США, що на 12,4% більше, ніж у попередньому сезоні [2]. Зауважимо, що останнім часом є тенденція до збільшення партнерства із бетінговими компаніями. В Україні ключовими спонсорами ліги у різні часи виступали такі компанії, як Parimatch, VBET, Епіцентр К, які зазвичай використовували комбінацію титульного та формного спонсорства. При цьому варто наголосити, що попри заявлену заборону на бетінг-спонсорів з 2026 року у Англійській Прем'єр Лізі, у 2023–2025 роках спостерігається зростання присутності гральних брендів. Такі компанії, як Stake.com (Everton), Betway (West Ham), Dafabet (Bournemouth), активно продовжують угоди з клубами. За даними BBC Sport та The Athletic, у сезоні 2024/25 логотипи бетінгових компаній були присутні на формах щонайменше восьми клубів АПЛ, зокрема в преміум-зонах – на грудях і рукавах.

Окрему роль відіграють криптокомпанії й NFT-платформи, що шукають інтеграції у візуальні зони форми як спосіб швидкого охоплення молоді аудиторії. Наприклад, Binance витратила понад 170 млн доларів у 2023 році на партнерство з клубами, зосередившись на логотипах на екіпуванні та віртуальній графіці.

Попри різноманітність форматів спонсорської взаємодії від назви ліги до розміщення банерів, саме форма гравця є унікальним елементом – вона одночасно мобільна, візуально активна та персоналізована. У той час як LED-борди чи віртуальні банери змінюються або демонструються обмежено, а найчастіше динамічно змінюються для різних аудиторій та країн під час онлайн трансляцій, форма перебуває в кадрі понад 90%

ефірного часу. До того ж, спонсорська символіка на цьому елементі має ефект довгострокової присутності: вона залишається на архівних фото, в ігрових симуляторах, фанатських репліках, пресрелізах та графіці, та найбільше – у соціальних мережах.

Форма гравця також предмет естетики та емоційного сприйняття. Якщо банер – це комерція, то форма – це частина клубної ідентичності. Тому бренди, які прагнуть глибшої асоціації з командою, зазвичай надають перевагу саме розміщенню свого логотипа на формі.

Ще одним важливим фактором є мобільність і персоніфікованість експозиції. Гравці – не просто носії логотипів. Вони рухаються, взаємодіють із камерою, потрапляють у крупні плани, ідентифікуються з брендом. У такий спосіб, логотип на грудях чи рукаві перетворюється з простої візуальної площини на емоційний маркер, що працює і в прямій трансляції, і в постійно циркулюючому цифровому контенті (Instagram, TikTok, YouTube).

Таким чином, аналіз ринку та прикладів взаємодії доводить, що саме форма гравця є одним із найперспективніших та найдинамічніших каналів брендованої експозиції, тому логічно саме на ній зосередити дослідження, спрямоване на побудову рекомендаційної системи вибору спонсора та удосконаленню дизайну.

### 1.1.2 Візуальні зони форми та їхня ефективність

Форма гравця умовно поділяється на чотири зони:

- груди, центральна область; до 70 % часу появи в кадрі;
- рукави, до 15 % експозиції; популярні у спонсорів, що прагнуть додаткової видимості;
- спина, менше 10 %, але ефективна під час показу імені й номера;
- шорти, близько 5 %, зазвичай використовується для локальних чи другорядних брендів.

Сучасні heatmap-аналізи трансляцій показують, що зона грудей найбільш концентровано потрапляє у кадр при крупних планах (голи, святкування) та хвилинних репортажах – до 45 разів за матч. Зони рукавів часто залишаються непоміченими, якщо колір логотипа не контрастує з фоном.

Доцільне розміщення логотипів спонсорів на формі є критично важливим для забезпечення їхньої видимості та впізнаваності бренду.

### 1.1.3 Вплив дизайну форми на ефективність експозиції

Зростання уваги до естетики форми виводить дизайнерську сумісність логотипів на новий рівень. Успішні клуби дедалі частіше прагнуть не просто продати простір на формі, а вписати бренд у візуальну концепцію, яка відповідає стилю клубу, його історії та очікуванням вболівальників. У цьому контексті форма розглядається не як площа для розміщення реклами, а як частина ідентичності клубу.

На рисунку 1.1 наведені типові приклади гарного дизайну форм клубів сезону 24/25.



Рисунок 1.1 – Типовий продуманий вигляд футбольної форми

Одним з нещодавніх масштабних прикладів вдалої та дорогої інтеграції титульного спонсора візуально до клубної айдентики є компанія Vodafone, ставши головним спонсором Боруссії Дортмунд з сезону 2025/26 вона ухвалила рішення адаптувати свій логотип під кольори клубу. Замість традиційного червоного кольору, логотип Vodafone буде представлено у чорному кольорі на жовтих футболках, що дозволяє зберегти естетичну цілісність форми та уникнути конфлікту з візуальними уподобаннями фанатів, готову форму можна наведено на рисунку 1.2. Це рішення було прийнято як результат активної позиції спільноти вболівальників, які в Німеччині є акціонерами клубів з правом голосу, а також як жест поваги до ідентичності клубу [3].



Рисунок 1.2 – Форма Боруссії Дортмунд сезону 25/26 з чорним логотипом компанії Vodafone

Рекламодавець від цього тільки виграє, тому що логотип виглядатиме органічно на формі та лояльність аудиторії до бренду буде збільшено. Якби

було нанесено червоний логотип, то фанати купували б фан-шопі форму без спонсора (зазвичай дитяча чи тренувальна форма не містить даних елементів) і «ходячої реклами» не вийшло б.

Проте не всі клуби задумуються про гармонійність і це часом переростає у перенасиченість форми логотипами спонсорів, що не лише знижує загальну естетичну цінність, а й ускладнює ефективну візуальну ідентифікацію брендів. Хрестоматійним прикладом може слугувати форма австрійського клубу TSV Hartberg, де логотипи розміщені на майже всіх вільних ділянках форми з порушенням просторової ієрархії та гармонії кольорів, зображення наведено на рисунку 1.3. У такому варіанті експозиція бренду стає не лише несфокусованою, а й візуально втомливою, що суперечить базовим принципам реклами, тобто чистоті сигналу та його зчитуваності з кадру трансляції.



Рисунок 1.3 – Приклад перевантаженого дизайну футбольної форми

Безідейна гонитва за контрактами та грошима спонсорів призводить до того, що самі логотипи губляться на фоні цього хаосу, не кажучи вже про

бренд самого клубу, який реально відшукати тільки справжнім фанатам чи знаючи вимоги до його розташування.

Саме такі приклади підкреслюють потребу в системах, які не просто рахують кількість появ логотипа, а й оцінюють його естетичну і функціональну доцільність у контексті дизайну форми.

Загалом, експозиційна ефективність визначається не лише частотою появи логотипа в кадрі, а й тим, наскільки цей логотип зчитується, впізнається й асоціюється з якістю дизайну. Саме тому сучасні клуби передають контроль над розміщенням реклами дизайнерам екіпірування як-от у випадку з Nike, Puma чи Macron, де рішення про кольори, розміри та прозорість логотипів приймаються візуально, а не лише комерційно. Цей тренд створює потребу в системах, здатних враховувати дизайнерські фактори при оцінці доцільності розміщення бренду.

#### 1.1.4 Вплив зовнішніх чинників на ефективність візуального брендингу

Оцінюючи дієвість візуального брендингу на футбольній формі, важливо зважати не лише на геометричні особливості та кольорові рішення, але й на зовнішні фактори, в яких форма постає перед глядачем. Зокрема, на те, як глядачі сприйматимуть логотип, впливають: тип трансляції, метеоумови, динаміка руху гравця, контрастність фону та якість зображення.

У сучасному телебаченні матчі передаються з різною роздільною здатністю: від мобільного HD до 4K HDR. Наприклад, під час трансляцій в 720p або на смартфонах з низьким діапазоном яскравості логотипи з тонкими шрифтами або світлими обводками стають менш читабельними. Це змушує спонсорів шукати універсальні колірні комбінації, що забезпечують хорошу видимість за будь-яких умов (білий/чорний або високо контрастні).

Матчі, що проходять у вечірній час або під яскравим штучним світлом, створюють тіні на формі гравців. У таких умовах позиція логотипа у верхній частині грудей може бути частково затемненою. За даними аналітиків Nielsen Sports, середня «світлова експозиція логотипа» (exposure under light) знижується на 12% у вечірніх матчах у порівнянні з денними.

Динамічні пози (біг, стрибки, удари) також впливають на форму. Бренд, який виглядає ідеально на статичному рендері, може згинатися або деформуватися на реальному кадрі. У цьому контексті важливо аналізувати не лише «ідеальне положення», а й середній розподіл позицій під час руху.

Дощ, сніг, туман – все це впливає на читабельність логотипа. У Англійській Прем'єр Лізі були випадки, коли рекламні логотипи, надруковані світлим шрифтом на сірому фоні, ставали майже невидимими в тумані. Саме тому деякі бренди (наприклад, Stake та Sportsbet.io) вимагають забезпечення контрасту навіть за несприятливих умов, включно з рекомендацією «outline or drop-shadow».

#### 1.1.5 Цифрове спонсорство та мультирегіональні вставки

Завдяки розвитку віртуальних технологій, бренди починають виходити за межі фізичного носія за допомогою Virtual Replacement Ads (VRA) – технології динамічної заміни банерів та логотипів на трансляції відповідно до регіону перегляду. Особливо актуальність таких рішень зростає в розрізі національних ліг, де покази однієї події відбуваються одночасно на різноманітні аудиторії.

Використовуючи сучасні LED-борди та overlay-графіку, є можливість запускати мульти-територіальні кампанії, за допомогою програмного забезпечення, що автоматично обирає відповідний елемент, що відобразиться для певної території. У кадрі логотипи можуть накладатися поверх трансляції у момент повтору, під час представлення складів або навіть у вигляді «віртуальних банерів» за воротами. Це

забезпечує гнучкість і швидкість адаптації кампаній до ринку без втрати якості зображення або естетики трансляції.

Згідно з дослідженням Nielsen Sports, впровадження віртуальних вставок може збільшити CPM на 20-30% порівняно з класичними методами спонсорства, а також покращити запам'ятовуваність бренду завдяки інтеграції у ключові моменти матчу. Також потенційно можливо, що такі віртуальні технології будуть інтегровані в системи рекомендацій в розділі аналізу зон, доцільних для динамічної реклами.

### 1.1.6 Маркетингові метрики продуктивності спонсорства

Спонсорство форми є не лише елементом брендингу, а й об'єктом числової аналітики, що піддається оцінці на основі набору маркетингових метрик. Компаніям це дозволяє порівнювати ефективність інвестицій у різні клуби, дизайн форми та формати експозиції. Тому наведемо огляд найуживаніших метрик, які дозволяють оцінити доцільність та рентабельність розміщення логотипа на спортивній формі.

Time-on-screen (ToS) – загальний час, протягом якого логотип бренду був у кадрі під час трансляції. За даними Nielsen Sports, титульний спонсор футбольного клубу з топ-5 європейських ліг має в середньому до 50 хвилин експозиції за матч.

Share of screen (SoS) – відсоток площі логотипа відносно розміру екрану. Цей показник особливо важливий у масштабах, де глядач звертає увагу на деталі.

Logo clarity index (LCI) – якісна метрика, що враховує контрастність логотипа, його положення на тілі, рух гравця та інші фактори, що впливають на читабельність. Визначається за допомогою візуальних систем аналізу, наприклад Shikenseo Analytics.

Brand recall uplift – показник того, наскільки краще споживачі запам'ятовують бренд після перегляду гри. Вимірюється опитуванням або через цифрову активність (переходи, згадки, пошуки в Google).

ROI (Return on Investment) – фінальна й головна інтегральна метрика, яка включає співвідношення вартості спонсорського контракту до очікуваної експозиції, кількості згадок у ЗМІ, трафіку на сайт та приросту продажів.

Сучасні аналітичні системи включають комп'ютерний зір як компонент обчислення вищеписаних метрик. Зокрема, саме через обробку трансляційних зображень визначається, як часто та наскільки чітко логотип з'являється на екрані.

Формування рекомендацій на базі зображень може бути початковим кроком до інтегрованого аналізу маркетингової доцільності, який потенційно можна масштабувати на відео або багатоканальні трансляції. Однак ключовим аспектом дослідження й розробки залишається дизайн та візуальний вигляд форми, а не дохідність.

#### 1.1.7 Існуючі рішення для аналізу експозиції: можливості та обмеження

Традиційні підходи, що ґрунтувались на ручному моніторингу трансляцій та статистиці телепереглядів, стрімко витісняються автоматизованими системами збору та обробки даних, що використовують технології комп'ютерного зору, глибинного навчання та обробки природної мови. На цьому ринку сформувалися кілька провідних рішень, серед яких найчастіше згадуються Shikenseo Analytics, Blinkfire Analytics та SponsorUnited. Ці платформи суттєво різняться за функціоналом, акцентами аналізу та технологічною архітектурою, проте всі вони націлені на підвищення прозорості та виміру спонсорської активності.

Shikenseo Analytics базується на технологіях комп'ютерного зору та глибинного навчання. Вона здатна фіксувати логотипи брендів у відео за допомогою згорткових нейронних мереж (CNN), оцінювати тривалість, розмір, контрастність та частоту їх появи в кадрі, що дозволяє будувати детальні heatmap-профілі експозиції [4]. Завдяки цьому платформа є ефективною у виявленні брендів на формі під час трансляцій та забезпечує високоточні розрахунки ROI у реальному часі, однак не пропонує механізму порівняння дизайну форми, зон впливу, чи сумісності логотипів із загальною естетикою екіпірування. Візуалізація роботи наведена на рисунку 1.4.

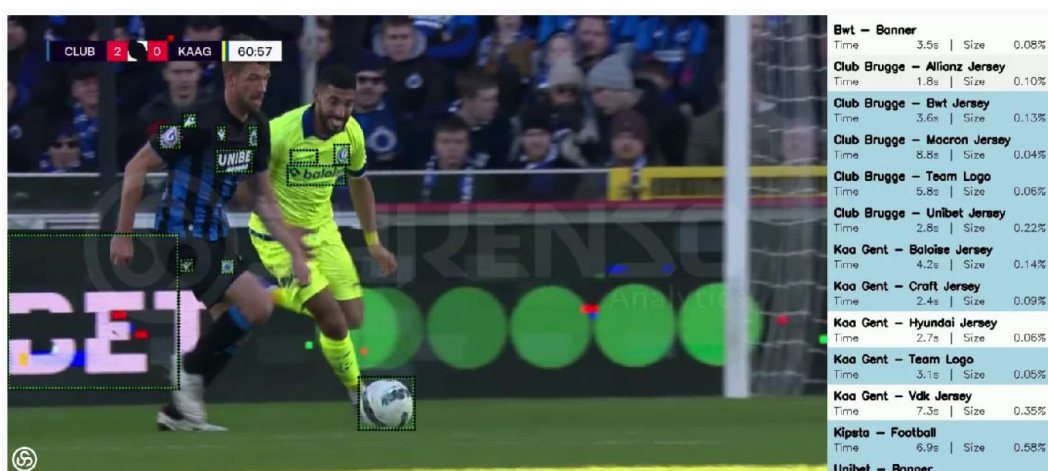


Рисунок 1.4 – Приклад роботи Shikenseo Analytics

Blinkfire Analytics зосереджується на оцінці брендової видимості в соціальних мережах та на пост-матчевих матеріалах. Система відстежує взаємодії з контентом, що містить логотипи, оцінює його рекламну вартість і пропонує зручні інструменти звітності [5]. Хоча Blinkfire має модулі аналізу відео, вона орієнтована більше на вторинний медіа-контент, а не на первинні трансляції, й не працює з концепцією структурованої форми як окремого об'єкта.

SponsorUnited натомість не займається візуальним аналізом зовсім. Її сильна сторона – агрегування ринку спонсорства: база контрактів, деталі активностей брендів, можливості для пошуку партнерств та аналізу конкурентів [6]. Ця інформація є цінною в стратегічному плануванні, однак не дозволяє проводити технічний аналіз присутності логотипа в кадрі чи його ефективності на формі.

Нижче наведено коротку порівняльну таблицю 1.1 існуючих рішень.

Таблиця 1.1 – Порівняння платформ аналізу спонсорства

Платформа	Відеоаналіз	Соцмережі	ROI	Контракти	Дизайн
Shikenso	Так	Так	Так	Ні	Частково
Blinkfire	Частково	Так	Так	Ні	Ні
SponsorUnited	Ні	Так	Ні	Так	Ні

Таким чином, жодна з існуючих платформ не орієнтована безпосередньо на комплексне оцінювання конкретно форми як рекламного носія з урахуванням її дизайну, зональності, контрастності логотипа, рухливості в кадрі та синергії з естетикою клубу. Тому система, що розробляється буде новітньою, оскільки поєднує аналіз зон видимості, контентну сумісність логотипа з формою, технології комп'ютерного зору та генерацію практичних рекомендацій щодо вибору спонсора. Такий підхід дозволяє перейти від загального моніторингу до персоналізованого візуального аналізу в контексті маркетингової привабливості форми.

## 1.2 Постановка задачі

Постійне зростання комерційної цінності спортивного спонсорства вимагає більш точного й технологічно обґрунтованого підходу до аналізу ефективності візуальної присутності брендів. Серед усіх каналів візуальної експозиції особливою впізнаваністю й водночас дохідністю вирізняється

ігрова форма футболістів, яка є динамічним і постійним об'єктом в кадрі. Сучасні платформи не надають достатніх засобів для її цілісного аналізу як рекламного носія без шкоди гармонійності зображення. Це створює потребу у спеціалізованій системі, що здатна не лише розпізнавати логотипи, а й оцінювати ефективність їхнього розміщення з урахуванням контексту дизайну та трансляційної видимості.

Об'єктом дослідження виступає процес візуального представлення бренду та аналізу рекламної експозиції на футбольній формі.

Предметом є методи автоматизованого аналізу рекламного потенціалу футбольної форми з використанням технологій комп'ютерного зору.

Метою дослідження є розробка рекомендаційної системи, що аналізує візуальні характеристики футбольної форми з точки зору розміщення рекламних елементів і формує на основі цього обґрунтовані рекомендації щодо вибору спонсорів або зон їхнього розташування та інтеграції у дизайн.

Для досягнення поставленої мети необхідно:

- проаналізувати сучасний стан ринку спонсорства у футболі;
- зібрати приклади взаємодії брендів і клубів, дослідити ключові зони експозиції на формі гравців у трансляційному полі зору;
- реалізувати алгоритм детекції логотипів на основі згорткових нейронних мереж та технологій комп'ютерного зору;
- оцінити сумісність візуального стилю логотипів із формою клубу на рівні колористики, контрасту та геометричної відповідності;
- на основі вищезазначених елементів розробити систему, що повинна надавати рекомендації стосовно того, які бренди краще поєднуються з конкретною формою клубу за критерієм візуальної експозиційної ефективності.

Методологічна основа дослідження включає аналіз метрик та зображень і відео за допомогою технологій комп'ютерного зору та згорткових нейронних мереж для розпізнавання логотипів, генерацію heatmap-карт експозиції, застосування алгоритмів класифікації для

ранжування зон за ефективністю, а також моделювання сценаріїв трансляційної видимості для імітації умов реального матчу.

Наукова новизна полягає у фокусі на формі як складному візуальному об'єкті, що потребує окремого підходу до оцінки спонсорського впливу. На відміну від загального аналізу брендів у медіа, запропонована система поєднує комп'ютерний зір із розумінням структури дизайну форми, дозволяючи враховувати зональність, сумісність логотипа з кольоровою гамою та композицією, а також побудову системи рекомендацій із реальним практичним застосуванням у сфері спортивного маркетингу.

## 2 ОГЛЯД МЕТОДІВ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ТА ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ

### 2.1 Архітектура систем візуального аналізу

Інструменти візуального огляду для відстеження предметів у спорті, як правило, використовують гнучку, масштабну та адаптивну структуру, яка може обробляти динамічну зміну даних. Звичайна логіка цих систем включає наступні частини: прийом зображень або відеопотоку, інжест і препроцесінг, що повторює формульовану модель типових CV-систем, детекцію об'єктів, обчислення візуальних метрик (розмір, положення, контраст тощо), аналітику експозиції, візуалізацію та формування звітів. Надалі розглянемо детальніше структуру алгоритму рішень, що вже застосовуються на практиці.

Система Blinkfire Analytics відстежує бренди у спортивних передачах, потім аналізує тривалість показу, де логотип відображається на екрані та значущість його впливу на аудиторію, переважно соціальні мережі та медіа. Дизайн включає відео-аналіз, нейронні мережі, зокрема CNN, для ідентифікації логотипу та компонент для оцінки вартості рекламного ROI.

Рамка Shikenseo Analytics використовує подібну архітектуру, однак з акцентом на експозицію та ефективності ризику розміщення. Його унікальність – це теплова діаграма (heatmap-модуль), яка визначає, де на зображенні розташований логотип, що дозволяє оцінити його візуальний статус. Це особливо важливо для футболу, де середні ділянки (тулуб, тил) значно вигідніші для рекламних цілей.

Плітформа Visua використовує гнучку конструкцію: вхід; детекція логотипів; оцінка чіткості, контрастності, положення; формування аналітики. Вона також акцентує увагу на метриках «візуальної вартості» (visual prominence), що є вирішальним фактором загальної стратегії брендингу.

Проте в жодній із систем не розглядається естетична сумісність бренда з дизайном форми як окремий аналітичний критерій. Саме це стало підставою для проектування нової системи, яка поєднує класичну архітектуру візуального аналізу з розширеним модулем оцінки візуальної інтегрованості бренда у форму. На відміну від оглянутих моделей, де логотип розглядається ізольовано, новому підходу варто враховувати дизайнерський контекст у межах всієї форми: її кольори, симетрію, візуальне навантаження, патерни та положення інших елементів.

Для завдання оцінки привабливості спонсорських логотипів у футбольній формі важливе значення модульності, де можна самостійно проаналізувати: логотип у формі, ступінь його візуальної виразності, відповідність зони високої уваги. Також звернемо увагу, що під логотипом зазвичай мається на увазі будь-який візуальний фрагмент чи елемент форми, що не є фоном.

Оцінка показує можливість використання конструкцій, що дозволяють виконати такі завдання, як обробка введення, розпізнавання, аналіз областей видимості та генерація узагальненої системи рекомендацій. Застосування сучасних підходів забезпечує відповідність поставленій меті, тобто оцінці доцільності та ефективності брендovаних елементів з точки зору їх розміщення на формі.

Отже, підсумуємо головні елементи системи візуального аналізу рекламних елементів на футбольній формі:

- модуль обробки зображень, відповідає за прийом та попередню підготовку зображень футбольної форми у стандартизованому вигляді, забезпечуючи однорідність масштабу, розміру та структури вхідних даних;

- модуль детекції об'єктів, виконує ідентифікацію та класифікацію візуальних елементів на формі (логотипи спонсорів, емблеми клубу, декоративні патерни або технічні етикетки) використання сучасних CNN, на кшталт YOLOv8, Faster R-CNN Detectron2;

– heatmap-модуль візуальної уваги, вагова модель, що оцінює значущість зон форми (наприклад, грудна частина має найбільшу вагу) та інтегрується в аналітику; візуальне відображення heatmap передбачене як подальше розширення;

– аналітичний модуль оцінки сумісності, що аналізує виокремлені елементи за критеріями площі, контрасту, прозорості, зони розміщення та інших візуальних ознак, формуючи детерміновану оцінку впливу;

– інтерфейс користувача, що забезпечує взаємодію з системою: завантаження зображення, перегляд детекцій, вивід ключових метрик та пояснень; підтримка heatmap відображення.

Архітектура передбачає незалежне оновлення або заміну окремих модулів, що дає змогу масштабувати систему під нові задачі, типи форм або спонсорські критерії.

## 2.2 Огляд підготовки та анотування зображень

У розрізі візуального аналізу спонсорських елементів підготовка зображень і правильна анотація є ключовими для побудови точного детектора. Формат розмітки, структура класифікації та джерело зображень впливають як на якість навчання, так і на подальшу здатність системи інтерпретувати візуальний контекст логотипів на формі.

На практиці застосовуються різні стандарти розмітки: COCO (JSON), PascalVOC (XML) та YOLO (текстовий формат TXT з координатами й класами).

Формат COCO (Common Objects in Context) відзначається гнучкістю, але через складність і обсяг метаданих не завжди підходить для простих, структурованих задач.

PascalVOC залишається популярним у класичних проектах, проте менш зручний для інтеграції зі сучасними фреймворками.

Найбільш придатним у випадку футбольної форми є формат YOLO, який забезпечує мінімальну надбудову над даними, зберігаючи координати об'єкта у відносних величинах та асоціюючи їх із конкретним класом.

Особливу увагу при підготовці датасету варто приділяти вибору джерела зображень. Тож було проведено пошук найкращого архіву футбольних форм, більшість з яких є у відкритому доступі.

FootyHeadlines є медіа-платформою, що спеціалізується на ексклюзивних новинах, вітоках та оглядах футбольної форми [7]. Тут публікуються як офіційні, так і неофіційні зображення форм до їх повноцінного релізу, з посиланням на клуби, виробників та дизайнерські агенції. Значна частина зображень містить візуалізації у вигляді рендерів, маркетингових фотографій або скріншотів із відеопрезентацій.

Матеріали з FootyHeadlines є корисними для відслідковування нових дизайнерських патернів, змін у зональності логотипів і появи нових спонсорів. Проте з технічної точки зору формат подачі дуже різномірний: зустрічаються зображення форм на гравцях, на манекенах, у графічному вигляді або навіть у фотоколажах. Це унеможливорює використання ресурсу як стабільного джерела для автоматизованої розмітки, однак він залишається незамінним у трендовому аналізі або при верифікації появи нових брендів.

FootballKitArchive – один із найбільших публічних онлайн-архівів зображень футбольної форми. Ресурс охоплює понад 360 тисяч форм, починаючи з 1990-х років, і включає клуби з усіх континентів. У базі представлено різні варіанти комплектів (домашні, виїзні, треті), а також специфічні ретро-форми, концепти й альтернативні випуски [8].

Зображення на FootballKitArchive, як правило, мають середню роздільну здатність, зберігають колірну точність, але відрізняються за фоном, кутом зйомки та пропорціями. Форма часто розміщується на нейтральному тлі, однак відсутність єдиного шаблону робить масову автоматизовану обробку складною. Цей ресурс більше підходить для

ілюстративного аналізу, ручного збору прикладів, трендового дослідження кольорових схем і локалізації розміщення спонсорських елементів. Ресурс FootyHeadlines фокусується на нових випусках форм та трендах дизайну, але аналогічно не надає уніфікованих наборів.

Окреми стовпов у світі футбольної індустрії та баз даних виділяється гра Football Manager (FM), яке представляє собою не просто популярний симулятор, а й потужний інструмент для реальних футбольних аналітиків і функціонерів. Як зазначає директор Sports Interactive: «Відтепер справжні менеджери по всьому світу будуть знаходити та порівнювати гравців, використовуючи дані Football Manager» [9].

У 2008 році Евертон підписав угоду з Sports Interactive, отримавши доступ до FM-даних через сервіс Prozone Recruiter. Статистика FM стала офіційним джерелом для скаутів і відтоді використовувалась низкою клубів задля початкової оцінки потенційних трансферів чи тактичного аналізу. Щоправда, сьогодні FM застосовується радше як довідкова база для нижчих ліг, оскільки професійні функціонери віддають перевагу спеціалізованим платформам (WyScout, Opta тощо)

Об'єм бази FM вражає: за оцінками, міститься понад 300 тисяч гравців і 60 тисяч клубів, що підтверджує її значення в галузі спортивного аналізу.

У гри є багато фанатських спільнот, у форум яких можна знайти високоякісні графічні архіви чи кастомні шаблони для гри. Які в свою чергу добре стандартизовані та можуть бути використані в подальшій розробці. Одну з яких, а саме FM Slovakia використано [10].

Цей феномен перетин фанатської творчості, відеоігрової культури та реального аналітичного ресурсу є цінним джерелом для досліджень у сфері комп'ютерного зору.

Отже, на основі аналізу готових практик у сфері візуального розпізнавання брендів сформовано підхід до класифікації елементів на формі за їх візуально-функціональними ознаками. Зокрема, підходи до підготовки даних мають включати:

- класифікацію об'єктів за роллю (брендові, декоративні, інституційні);
- структурування розмітки відповідно до просторових координат та візуальних ознак;
- використання формату, що забезпечує сумісність із вибраними моделями комп'ютерного зору.

Таке розмежування дозволяє підвищити точність моделі, оскільки система навчається відрізняти функціональні рекламні елементи від графічного декору або технічних міток. Це також створює основу для подальшої оцінки сумісності, наприклад, наскільки логотип контрастує з фоном або перекриває орнамент.

Формат YOLO підтримує цю структуру завдяки своїй гнучкості: для кожного об'єкта зберігається клас і координати, а допоміжні ознаки (тип, прозорість, зона розміщення) можуть додатково реєструватися у JSON-файлі або супровідному словнику. У сукупності з уніфікованими шаблонами це забезпечує стабільну платформу для навчання детектора і точного подальшого аналізу.

Дана варіація підходу до підготовки зображень базується на поєднанні спрощеного формату анотації, глибокої класифікації об'єктів за типами та використанні однорідного джерела даних, що мінімізує похибки, пов'язані з фоном, поворотом або масштабом. Це відповідає специфіці задачі автоматичного аналізу форми з метою оцінки рекламної експозиції.

### 2.3 Методи виявлення та сегментації логотипів

Виявлення брендівих та декоративних елементів на зображенні футбольної форми належить до класу задач object detection, що широко досліджується в комп'ютерному зорі. Шляхи її вирішення базуються на згорткових нейронних мережах (CNN) та їхніх спеціалізованих архітектурах

для локалізації об'єктів. Серед найпоширеніших моделей – Faster R-CNN, SSD, RetinaNet і YOLO.

Faster R-CNN демонструє високу точність локалізації, однак має нижчу швидкість через двоетапну обробку: спочатку визначаються регіони інтересу, потім виконується класифікація. Добре працює в загальних задачах комп'ютерного зору, але менш ефективний у випадках, коли необхідна швидка й масштабована обробка великої кількості зображень зі схожою структурою, як-от у випадку шаблонних футбольних форм.

SSD (Single Shot MultiBox Detector) забезпечує вищу продуктивність завдяки одноетапній структурі, однак демонструє зниження точності при виявленні дрібних об'єктів, що є критичним у випадку невеликих логотипів на формі.

RetinaNet частково вирішує цю проблему завдяки використанню функції фокальної втрати, але також поступається в інтерпретованості результатів.

Найбільш поширеним і збалансованим рішенням у задачах, де важлива як продуктивність, так і точність, є модель YOLO (You Only Look Once). Починаючи з версії YOLOv3, модель демонструє надійність в умовах обмеженої кількості об'єктів, а останні версії (YOLOv8 чи пізніші) оптимізовані для гнучкого використання на структурованих зображеннях із передбачуваним контекстом. Для завдань аналізу футбольної форми це є важливою перевагою, оскільки ключовий візуальний інтерес переважно знаходиться фронтально, а кількість потенційних об'єктів обмежена.

Основні переваги моделі можна виділити наступні:

- висока точність, YOLOv8 досягає найвищої точності на різних тестах виявлення об'єктів.

- швидкість у реальному часі, модель може похвалитися вражаючою швидкістю виведення висновків, що робить її придатною для застосувань у реальному часі, таких як автономні транспортні засоби та робототехніка.

– ефективність, YOLOv8 є легкою і вимагає менше обчислювальних ресурсів, ніж інші моделі, що робить її ідеальною для розгортання на периферійних пристроях.

– відкритий код і підтримка спільноти, YOLOv8 є відкритою і підтримується активною спільнотою, що сприяє постійному розвитку та вдосконаленню архітектури YOLOv8.

Архітектуру YOLOv8 можна умовно розділити на три основні компоненти:

– backbone, конволюційна нейронна мережа (CNN), відповідальна за вилучення ознак із вхідного зображення, YOLOv8 використовує спеціальний backbone CSPDarknet53, який застосовує міжстадійні часткові з'єднання для поліпшення потоку інформації між шарами та підвищення точності;

– neck, також відомий як екстрактор ознак, об'єднує карти ознак з різних етапів основної мережі для збору інформації в різних масштабах, архітектура YOLOv8 використовує новий модуль C2f замість традиційної мережі Feature Pyramid Network (FPN), модуль поєднує семантичні ознаки високого рівня з просторовою інформацією низького рівня, що призводить до підвищення точності виявлення, особливо для невеликих об'єктів;

– head, head відповідає за прогнозування, YOLOv8 використовує кілька модулів виявлення, які прогнозують обмежувальні рамки, оцінки об'єктності та ймовірності класів для кожної комірки сітки на карті ознак, прогнози потім агрегуються для отримання остаточних результатів виявлення [11].

Завдяки здатності працювати з передбачуваними структурами та обмеженою кількістю класів, YOLOv8 особливо добре підходить для задач аналізу футбольної форми, де об'єкти мають чітке розташування й схожі візуальні ознаки. Це мінімізує помилки класифікації та забезпечує стабільну точність навіть на складних зображеннях.

Візуалізація архітектури YOLOv8 наведена на рисунку 2.1.

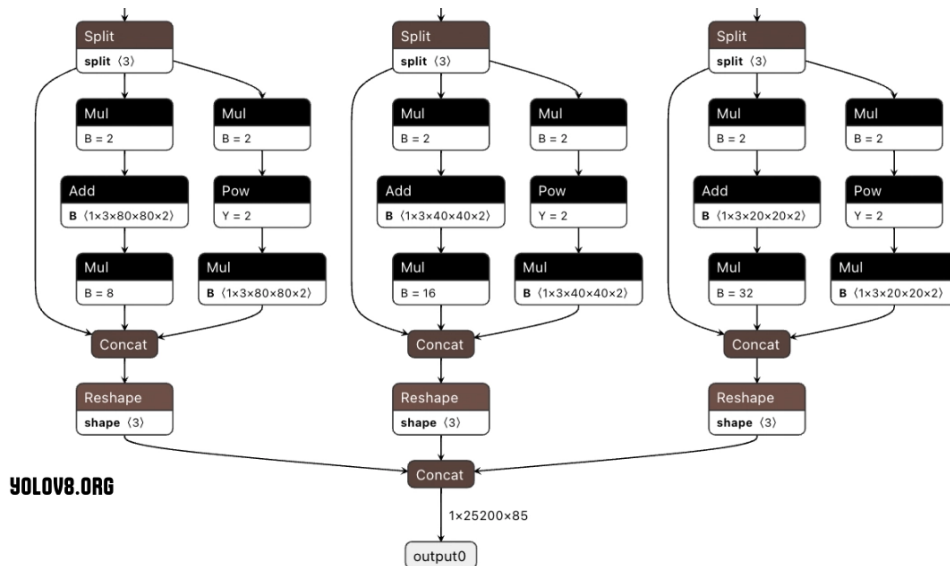


Рисунок 2.1 – Візуалізація архітектури YOLOv8

Особливу складність становить диференціація логотипів від візуально схожих декоративних елементів. Декоративні патерни можуть мати симетричну структуру, геометричну схожість із логотипами, а брендові позначки технічних спонсорів іноді зливаються з фоном. Це вимагає не лише якісного навчального датасету, а й ретельного підходу до сегментації за класами.

Поширеною практикою є використання anchor-based стратегій, які дозволяють системі краще справлятися із різними масштабами об'єктів. У контексті футбольної форми це допомагає одночасно детермінувати як великі центральні логотипи, так і малі плечові бренди або емблеми федерацій. Додатково, застосування функцій обмеження перекриття (non-max suppression) та введення правил допустимих співіснувань класів допомагає зменшити помилкові класифікації, коли, наприклад, декоративний символ помилково позначається як бренд.

З огляду на стабільність структури форм та обмежений набір типових класів, моделі типу YOLOv8 виявляються найбільш придатними для використання в таких умовах. Вони не вимагають глибокої попередньої

обробки даних, швидко навчаються на невеликих наборах, і дозволяють масштабувати рішення на нові колекції без істотної адаптації.

У підсумку, для задачі виявлення логотипів та декоративних елементів на футбольній формі доцільно застосовувати однопрохідні CNN-архітектури, які підтримують гнучку класифікацію, адаптивну роботу з масштабами та дають змогу доповнювати аналіз інтерпретованими ознаками такими як площа об'єкта, його позиція та візуальний контраст до фону.

## 2.4 Алгоритми рекомендацій та сумісності

Після виявлення рекламних та візуальних елементів на футбольній формі важливим етапом є оцінка їх доцільності, ефективності та візуальної сумісності. Цей етап потребує не лише обробки координат об'єктів, а й побудови системи прийняття рішень на основі набору ознак. У класичному маркетинговому аналізі для подібних задач використовуються rule-based системи, деревоподібні моделі (decision trees) або градієнтні ансамблі, зокрема XGBoost.

Rule-based системи дозволяють формалізувати експертні знання, наприклад, правило «логотип не повинен перетинати емблему клубу» або «основний бренд має бути у зоні з максимальною видимістю». Такі правила легко інтерпретуються, однак погано масштабуються, коли кількість факторів збільшується чи коли зростає варіативність дизайну форм.

Дерева рішень і XGBoost як ансамблева модель дозволяють враховувати численні числові та категоріальні ознаки, будуючи систему скорингу (оцінювання) для кожного виявленого елемента, що дозволяє знаходити приховані закономірності у співвідношенні контрасту логотипа, його площі, зони позиціонування та сусідніх елементів.

Короткий графічний огляд архітектури роботи XGBoost подано на рисунку 2.2.

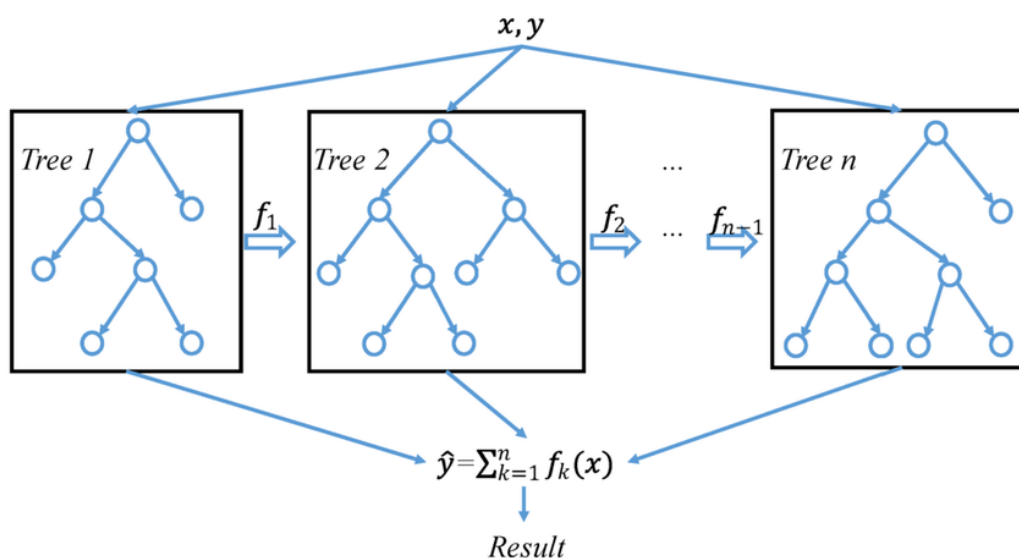


Рисунок 2.2 – Візуалізація архітектури XGBoost

Важливо не лише виявити об'єкт, а й пояснити, чому саме він є доцільним чи навпаки, тому основна увага зосереджена на побудові ознакової моделі, де для кожного елемента формується набір метрик, на кшталт площі, положення, контрастності, прозорості та перекриття.

У реальних системах брендингової аналітики подібні підходи також використовуються. Наприклад, Blinkfire або VISUA оцінюють «visual prominence» логотипів, з урахуванням положення, чіткості та контрасту, а SponsorUnited формує аналітику появ брендів за зонами фокусної уваги на полі, але не включає естетичну відповідність бренду до дизайну форми.

Виходить, що розробляема оцінка візуальної сумісності – унікальна компонента, що враховує не лише ефективність експозиції, а й її естетичну доречність. Наприклад, логотип із тонкими лініями на складному патерні може бути погано читаємим, навіть якщо формально розміщений у центральній зоні. Тому система повинна враховувати не лише метрику видимості, а й загальний баланс, пропорції та стиль оформлення.

Таким чином, система рекомендацій базується на побудові аналітичної моделі, яка:

- інтерпретує візуальні ознаки;

- оцінює взаємодію об'єктів із фоном і між собою;
- формує пояснення у вигляді структурованого висновку (текст або метадані).

Це забезпечує не лише аналітику присутності бренду, а й підтримку дизайнерських або маркетингових рішень щодо доцільності конкретного розміщення чи стилю логотипа.

## 2.5 Взаємодія з користувачем

### 2.5.1 Інтерфейс системи

Системи, орієнтовані на візуальну аналітику спортивного контенту, повинні враховувати не лише точність комп'ютерного зору, а й зручність сприйняття та використання результатів аналітики.

Інтерфейс – це головний канал взаємодії користувача з системою, через який він отримує ключові аналітичні результати. Якісна UI/UX архітектура повинна включати:

- інтуїтивну навігацію, тобто завантаження форми, перегляд результатів, отримання порад;
- візуалізацію, `bounding boxes` із класами об'єктів, варто використовувати контрастні кольори, щоб уникнути змішування із реальними елементами форми.
- пояснювальні блоки, короткі тексти «чому» (наприклад, «контраст недостатній»);
- експорт результатів у стандартні формати;
- підтримку порівняння кількох форм за різними версіями брендувань.

З технічного боку, для прототипу достатньо інтегрувати моделі комп'ютерного зору з найпростішим фронтом на Python (Gradio чи Flask), проте у випадку розширення функціональності системи, раціонально

створити модульну веб-платформу з обробкою зображень на серверах та окремим логічним шаром для аналізу й рекомендацій.

Відповідно, інтерфейс має надавати легкий доступ, повноцінну візуалізацію, роз'яснення отриманих результатів та можливість розширення. Це не тільки покращує взаємодію з користувачем, але й забезпечує правильне розуміння рекомендацій, що ґрунтуються на візуальному контексті футбольної форми.

Ідеальним рішенням для прототипу є інтеграція з Gradio або Streamlit, що дозволяють поєднати результати детекції з інтерактивними поясненнями без складного фронтенду.

### 2.5.2 Результати співпраці

Провідні платформи уже уклали десятки партнерств із футбольними клубами, лігами та навіть кіберспортивними організаціями. У цьому розділі представлено найяскравіші приклади такої співпраці, що демонструють практичну значущість візуального аналізу у спортивному бізнесі

Шотландський клуб Motherwell впровадив Blinkfire як основний інструмент моніторингу присутності брендів у соціальних мережах. Завдяки інтегрованій візуальній аналітиці клуб сформував власну внутрішню модель тарифікації для спонсорів (rate-card) та підвищив ефективність комунікації з партнерами. За сезон було зафіксовано понад 50% приросту аудиторного залучення.

Burnley FC (Англія) використовував Blinkfire для оцінки ефективності розміщення логотипів у TikTok-контенті. Система виявила слабкий контраст окремих логотипів, що вплинуло на рішення змінити позиціонування брендів на тренувальній формі. У результаті Burnley зафіксував зростання охоплення спонсорського контенту на понад 80%.

Французький клуб AS Monaco інтегрував API Blinkfire у свою внутрішню BI-систему, автоматизувавши створення звітів і динамічний

моніторинг спонсорських метрик. Такий підхід дозволив скоротити час формування звітності на 85% і надати відділу маркетингу гнучкі дашборди з ключовими показниками. Приклад роботи моделі під час співпраці наведено на рисунку 2.3.



Рисунок 2.3 – Розпізнавання елементів моделі Blinkfire

Новий футбольний турнірний формат бvб, що називається Valler League (Німеччина), орієнтований на інфлюенсерів і молодіжну аудиторію, використовував Shikenso як партнерську платформу для медіааналітики. Платформа відстежувала появу логотипів у трансляціях, стримах і TikTok-контенті, враховуючи типи зон на формі та платформу перегляду. Це дозволило аргументовано структурувати спонсорські пакети.

Змагання Icon League (Європа), створені за ініціативи Тоні Крооса, інтегрували Shikenso для аналізу брендової видимості у відеоконтенті.

Платформа оцінювала не лише кількість згадок, а й позиції логотипів у кадрі, контрастність, розмір і загальну ефективність – із подальшою генерацією рекомендацій для брендів.

У кіберспорті Shikenso співпрацює з провідними операторами турнірів (BLAST, ESL, RLCS), відстежуючи появу логотипів у сценографії, інтерфейсі трансляцій і навіть віртуальному оточенні. Усі метрики інтегруються у власні звітні системи партнерів, забезпечуючи прозору оцінку спонсорської вартості в умовах мультимедійного контенту.

Представлені кейси свідчать про активну інтеграцію технологій візуального аналізу у щоденну роботу клубів, ліг та організаторів подій. Усі приклади об'єднує одне: платформи, що спираються на аналітику візуального контенту, отримують конкурентну перевагу у роботі зі спонсорами, підвищують ефективність активацій та створюють обґрунтовані пропозиції. Водночас жодна з розглянутих систем не реалізує компонент естетичної сумісності бренду з формою, що створює нішу для систем нового покоління, які поєднують комп'ютерний зір із дизайнерськими критеріями.

## 2.6 Крос-платформність та потенціал масштабування систем

Розроблена система візуального аналізу рекламних елементів на футбольній формі матиме архітектуру, що дозволяє легко адаптувати її до інших сфер використання. Це можливо завдяки модульному принципу побудови, де кожен компонент (детектор, блок аналізу ознак, рекомендаційний модуль, інтерфейс) працює незалежно та може бути замінений або масштабований без порушення загальної логіки.

У поточному вигляді система буде добре справлятися з аналізом статичних зображень форм, отриманих із архівних баз та інших відкритих джерел. Однак її логіка дає змогу масштабувати застосування в кількох напрямках.

Розширення системи на аналіз відео дозволить оцінювати реальний час появи логотипів у кадрі, їхню стабільність, взаємодію з рухом гравця. Для цього можна використовувати підходи temporal heatmaps та трекінг-детекцію (SORT або ByteTrack), інтегровані з існуючим детектором.

Принцип видимості логотипа актуальний і для баскетболу, волейболу, хокею, у багатьох із них використовується форма з розміщенням декількох спонсорів. Адаптація моделі до нових класів та шаблонів дозволить масштабувати систему без повного перенавчання.

Дизайнери брендованого одягу, зокрема спортивного, можуть застосовувати систему на етапі розробки продукції. Наприклад, модуль теплової мапи допоможе визначити оптимальне розміщення логотипів або візерунків на футболках ще до друку партії.

Система буде побудована з використанням: бібліотеки Ultralytics YOLOv8, яка підтримує експорт моделей у форматі TorchScript, ONNX та CoreML, модуля Gradio як фронтенду, що дозволяє швидко замінити інтерфейс (на Flask, Streamlit або інтеграцію через API), фреймворку XGBoost для рекомендацій, який також підтримує збереження у форматі .json або .model, що легко імплементується в мобільні або вебплатформи.

Це означає, що систему можна без суттєвих змін перенести на серверну обробку для командних аналітиків клубів, у мобільні застосунки для дизайнерів чи навіть внутрішні панелі брендів або e-commerce платформ.

## 3 РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ОЦІНКА СИСТЕМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ

### 3.1 Розроблена архітектура системи

Розроблена система візуального аналізу футбольної форми для формування рекомендацій щодо розміщення спонсорських логотипів побудована як модульний застосунок, що об'єднує методи комп'ютерного зору, евристичну логіку та машинне навчання. Основна мета – автоматизувати оцінку ефективності та сумісності брендових елементів на футбольному одязі, враховуючи дизайнерські та комерційні чинники.

На вхід система отримує зображення форми (у форматі PNG), після чого відбувається послідовна обробка через чотири основні модулі. Першим етапом є виявлення ключових об'єктів на формі за допомогою моделі YOLOv8, яка розпізнає логотипи брендів, емблеми клубів, елементи декору та інші візуальні складові.

Наступним етапом є застосування heatmap-модуля, який визначає значущість кожної зони (наприклад, центр грудей чи плечі) з точки зору візуального фокусу. Визначені зони накладаються на карту зображення з відповідними ваговими коефіцієнтами.

Третій компонентом є рекомендаційний модуль, який на основі ознак, сформованих з результатів детекції та зонального аналізу, будує висновки щодо доцільності розміщення логотипа в конкретній зоні. Для цього використовуються як модель XGBoost, так і rule-based правила, які враховують перекриття емблем, надмірну щільність елементів, низький контраст тощо.

Фінальна частина, тобто інтерактивний інтерфейс, побудований на базі Gradio, який забезпечує завантаження зображення, виведення результатів детекції, візуалізацію та текстову інтерпретацію рекомендацій.

Усі модулі системи функціонують у межах спільного програмного середовища на Python. Вони взаємодіють послідовно, передаючи

структуровані дані: bounding boxes, класи, зони, ознаки та текстові коментарі. Така архітектура забезпечує масштабованість та дозволяє адаптувати систему під нові формати форми, інші ліги або зміну візуальних стилів клубів.

Графічну структуру архітектури системи наведено на рисунку 3.1. Вона ілюструє послідовність обробки даних від завантаження зображення до генерації пояснення, із зазначенням ключових модулів та взаємозв'язків між ними.

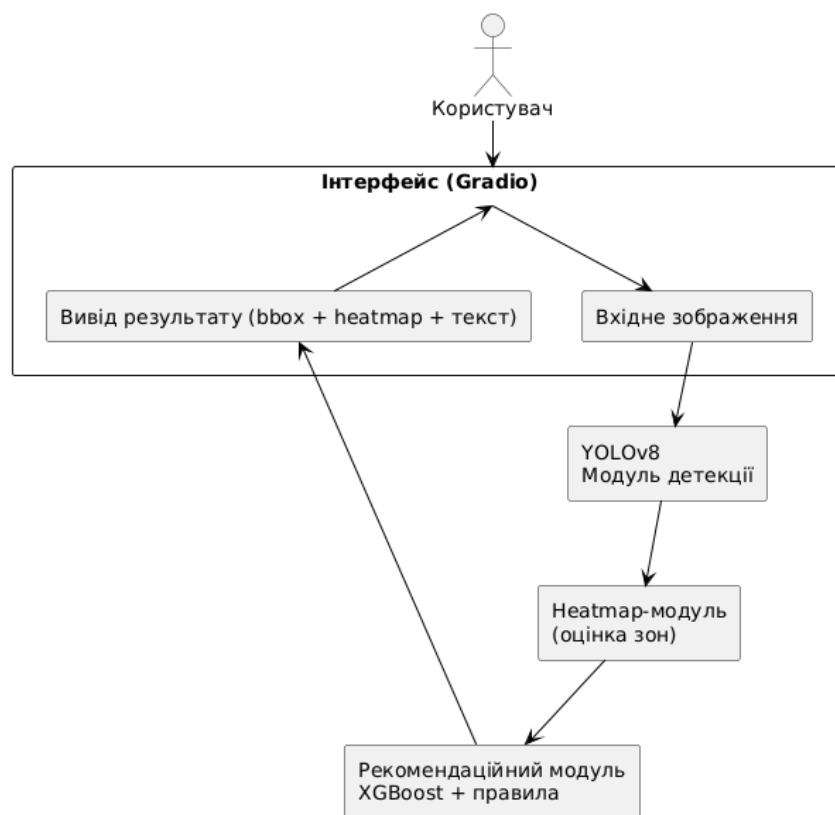


Рисунок 3.1 – Схема архітектури системи візуального аналізу

### 3.2 Підготовка даних і розмітка

Для реалізації системи було необхідно сформувати навчальний і тестовий набір зображень, що представляють футбольні форми в стандартизованому вигляді. Основну частину датасету було зібрано з

ресурсу, який надає комплекти форм, призначені для гри Football Manager. Кожне зображення містить фронтальне зображення форми на прозорому фоні, у форматі PNG (420×420 пікселів), що дозволяє уникнути шумів фону та забезпечити стабільність розмітки.

Файли мають назви у форматі <club>\_<type>.png, де type – це h (домашня), a (виїзна) або t (третя форма). Наприклад, dyn\_a.png відповідає виїзній формі ФК «Динамо» Київ, що наведена на рисунку 3.2. Загалом було використано понад 100 зображень різних клубів української Першої ліги, а також Прем'єр-ліги для порівняльного аналізу дизайну.



Рисунок 3.2 – Виїзна форма ФК «Динамо» Київ сезону 24/25

Як допоміжні джерела для орієнтації щодо структури форм використовувалися відкриті каталоги FootballKitArchive та FootyHeadlines, що містять реальні фотографії матчевих форм. Сайти слугували переважно для валідації стилістики, кількості логотипів і типових варіантів їхнього розміщення.

Розмітка об'єктів проводилась у форматі YOLOv8, який передбачає для кожного зображення окремий .txt файл з описом об'єктів у вигляді: `<class_id> <x_center> <y_center> <width> <height>`, де координати нормалізовані до розміру зображення (в межах [0,1]).

Для збереження додаткової інформації, наприклад, у якому саме регіоні зображення перебуває бренд або емблема, паралельно генерувалися також .json файли з повною інформацією про об'єкти включно з ідентифікатором клубу, типом форми та кольірною палітрою. Такий формат дозволяє в майбутньому здійснювати глибший аналіз, наприклад, класифікувати бренди за кольорами або перевіряти контраст логотипа відносно тла.

Класи, які використовувалися для розмітки, охоплюють такі категорії:

- brand\_main, основний бренд-спонсор на грудях;
- emblem\_club, емблема футбольного клубу;
- emblem\_federation, емблема ліги або федерації (якщо присутня);
- decor\_maker, логотип виробника форми (наприклад, Adidas, Nike);
- decor\_pattern, візуальні декоративні елементи (лінії, текстури);
- brand\_secondary, другорядні логотипи брендів;
- brand\_shoulder, бренди, розміщені на плечах;
- decor\_symbol, абстрактні елементи, не пов'язані з брендом.

Розмітка виконувалась вручну в утиліті LabelImg з наступним автоматичним конвертуванням у YOLO-формат. У роботі подано приклад зображення з нанесеними bounding boxes для кількох класів. Також з метою перевірки узгодженості розмітки, було написано скрипт, який перевіряв співвідношення між кількістю класів на зображеннях і їхніми типами (наприклад, чи є у кожній формі хоча б один brand\_main і emblem\_club).

Це дозволяє оцінити точність просторового позиціонування кожного елемента та виявити можливі помилки маркування. Приклад результату

ручної розмітки показано на прикладі форми ФК «Динамо» Київ сезону 24/25 на рисунку 3.3.



Рисунок 3.3 – Виїзна форма ФК «Динамо» Київ сезону 24/25 з нанесеними bounding boxes

Формат `data.yaml`, необхідний для тренування моделі YOLOv8, містить шляхи до директорій `train`, `val` і список усіх класів у вигляді, що подано у лістингу 3.1.

### Лістинг 3.1 – Програмний код `kit_data.yaml`

```
path: kit_data
train: images/train
val: images/val
nc: 8 # кількість класів
names: [brand_main, brand_secondary, emblem_club,
emblem_federation, decor_maker, decor_symbol, decor_pattern,
brand_shoulder]
```

Таким чином, підготовка даних охоплювала збір якісно уніфікованих зображень, ручну розмітку з підтримкою повноцінної системи класів та адаптацію структури датасету до вимог моделі. Створений датасет демонструє достатню різноманітність стилів форм, типів логотипів і візуального навантаження, що дозволяє перейти до навчання детектора у наступному підпункті.

### 3.3 Реалізація детектора на базі YOLOv8

Ключовим компонентом системи є модуль виявлення візуальних елементів на зображеннях футбольної форми. Було обрано архітектуру YOLOv8, яка поєднує високу продуктивність у задачах детекції об'єктів та зручність інтеграції через Python API. Враховуючи особливості датасету та необхідність перевірити ефективність моделі в різних контекстах, було реалізовано два підходи до навчання.

Перший – поетапне навчання YOLOv8n (найлегша версія моделі) окремо для кожної ліги (зокрема, для клубів української Прем'єр-ліги Першої ліги). Метою цього етапу було виявлення локальних патернів, специфічних для кожного типу форм. Розмітка велася вручну, з поділом на класи: основний бренд (`brand_main`), емблема клубу (`emblem_club`), логотип виробника (`decor_maker`) тощо. Зображення мали формат 420×420, без фону.

Навчання здійснювалося в стандартному середовищі Ultralytics із типовою структурою:

```
yolo task=detect mode=train model=yolov8n.pt  
data=kit_data.yaml epochs=100 imgsz=416
```

Цей підхід дозволив проаналізувати відмінності у типових помилках і структурі форми між лігами, а також краще адаптувати моделі під певні типи форм.

Другий етап передбачав об'єднання всіх розмічених зображень у єдиний датасет та навчання моделі YOLOv8m (середньої за розміром), що

дало змогу створити більш універсальний детектор, здатний працювати зі змішаним візуальним стилем. У процесі тренування проводився аналіз mAP та recall по класах, із тестуванням на зображеннях, що не входили до тренувальної вибірки. Також це дало змогу співставити моделі та практично вибрати найкращі ваги.

Модель автоматично зберігалася у вигляді best.pt після кожного експерименту. Приклади результатів наведено на рисунку 3.4. Кожен об'єкт має рамку, мітку класу та ймовірність.



Рисунок 3.4 – Результат роботи моделі після першого навчання

Серед типових помилок відзначалося:

- плутанина між близькими класами (brand\_secondary та decor\_maker чи brand\_secondary та brand\_shoulder);
- надмірна детекція декоративних елементів, які могли мати схожість із логотипами (наприклад, символи або патерни);

– низька recall для класів із рідкою присутністю в датасеті (brand\_shoulder, emblem\_federation).

Після додаткових етапів очищення даних і аугментації було досягнуто наступних показників стандартних метрик, що наведені на рисунку 3.5.

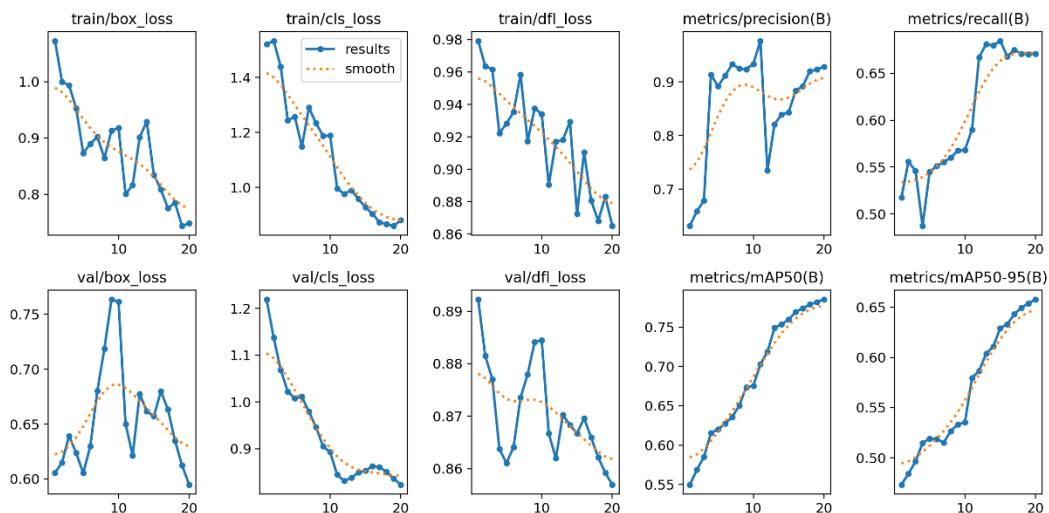


Рисунок 3.5 – Динаміка метрик навчання моделі YOLOv8

Результати відображають динаміку втрат і точності моделі як на тренувальній, так і на валідаційній вибірці. Перейдемо до оцінки кожного окремо.

**Box\_loss** – втрата координат bounding box. Помітне поступове зниження як на train, так і на val, що свідчить про стабільну локалізацію об'єктів.

**Cls\_loss** – втрата класифікації об'єктів (class confidence). Вона зменшується доволі швидко, модель навчається добре розрізняти класи.

**Dfl\_loss** – loss для точнішої регресії координат (Distribution Focal Loss). Плавне зниження вказує на покращення точності рамок.

**Precision(B)** – точність, частка правильних позитивних передбачень серед усіх передбачених. Після 5–6 епох помітний стрибок вище 0.9.

Recall(B) – повнота, частка знайдених об'єктів серед усіх справжніх. Вона зростає плавно до  $\approx 0.68$ , що є адекватним результатом для кастомного датасету з 8 класами.

MAP50(B) – mean Average Precision при  $\text{IoU} \geq 0.5$ . Найбільш показова метрика. До кінця тренування досягнуто показника 0.87, що підтверджує високу точність моделі на зведеному датасеті.

MAP50-95(B) – усереднений показник для порогів від 0.5 до 0.95. Зростає приблизно до 0.64, що також дуже хороший результат для задачі з несиметричними об'єктами на формі.

Отримані результати свідчать про ефективне навчання моделі на підготовленому датасеті, без істотного перенавчання. Втрати зменшуються, точність і повнота ростуть пропорційно, а фінальні значення mAP50 підтверджують досягнення високої якості виявлення об'єктів. Ці характеристики дозволяють інтегрувати модель YOLOv8m у подальший аналіз, проте завжди варто розглядати варіант додаткового тюнінгу.

### 3.4 Формування рекомендацій через XGBoost та rule-based аналіз

Після етапу визначення об'єктів на формі система переходить до генерації обґрунтованих рекомендацій щодо доречності розміщення кожного візуального елемента (логотипу, емблеми, патерну тощо). Для цього реалізовано гібридну модель, що поєднує машинне навчання на основі градієнтного бустингу (XGBoost) та rule-based логіку, яка враховує прості, але критично важливі дизайнерські правила.

#### 3.4.1 Формування ознак

Дані для моделі XGBoost були зібрані у процесі постобробки результатів YOLOv8 та додаткової аналітики. Було сформовано таблицю

ознак, що зберігається у вигляді .csv-файлу і включає понад 30 полів для кожного об'єкта. Цей файл створювався шляхом злиття інформації про:

- координати та розміри об'єкта (`x_center`, `y_center`, `width`, `height`);
- тип об'єкта (`class_name_*`);
- просторове розташування (`zone_auto_*`);
- кольорові характеристики (`contrast_score`, `delta_e`, `norm_deltaE`);
- відстані (`distance_to_center`, `geometry_score`);
- метадані про лігу, форму, джерело зображення тощо.

Окрему увагу було приділено аналізу кольорових характеристик логотипів. Для цього використовувалась колірна модель CIELAB (Lab), яка є перцептивно рівномірною і краще відображає відстань між кольорами, як їх сприймає людина. Зокрема:

- `delta_e`, абсолютна відстань між середнім кольором логотипа та середнім кольором його фону, виміряна у просторі Lab;
- `norm_deltaE`, нормалізована версія `delta_e` з урахуванням яскравості;
- `harmony_score`, додаткова метрика, яка враховує кольорову гармонійність (відповідність теплих/холодних тонів, контраст кольорового кола).

Здійснювався попередній перехід із RGB у Lab за допомогою функцій з бібліотек `skimage.color` або `opencv`. Усі ознаки були приведені до числового формату та масштабовані для подальшого використання в моделі.

Контрастність обчислюється функцією `compute_contrast`, яка переводить ROI у Lab-простір і обчислює середнє відхилення всіх пікселів від центрального кольору:

```
lab_roi = cv2.cvtColor(roi, cv2.COLOR_RGB2LAB)
mean_lab = lab_roi[h//2, w//2]
deltaE = np.sqrt(np.mean((lab_roi - mean_lab)**2))
```

Геометричний показник `geometry_score` розраховується як  $\min(w,h)/\max(w,h)$  – наближення до квадрата вважається більш зручним для зчитування логотипа.

### 3.4.2 Навчання XGBoost

Для тренування моделі було обрано збалансовану підвибірку позитивних і негативних прикладів на основі оцінки експертного скорингу (означенням «вдалий» або «невдалий» об'єкт). Було використано бібліотеку `xgboost` з такими базовими параметрами:

```
model = XGBClassifier(use_label_encoder=False,
eval_metric="logloss", scale_pos_weight=1.5, random_state=42)
```

Після навчання модель була протестована на відкладеній вибірці, а також виконано аналіз важливості ознак (див. рисунок 3.6). Найбільш значущими параметрами виявились координати `y_center`, `class_name_decor_pattern`, `class_name_brand_secondary`, `zone_auto_mid_chest`.

Також значення `delta_e` та `norm_deltaE` мали помірну, але стійку вагу у визначенні успішності брендування.

Баланс класів було додатково перевірено за допомогою матриці неточностей та показників `precision/recall`. Це дозволило оцінити стійкість моделі до хибнопозитивних і хибнонегативних рішень у реальних умовах.

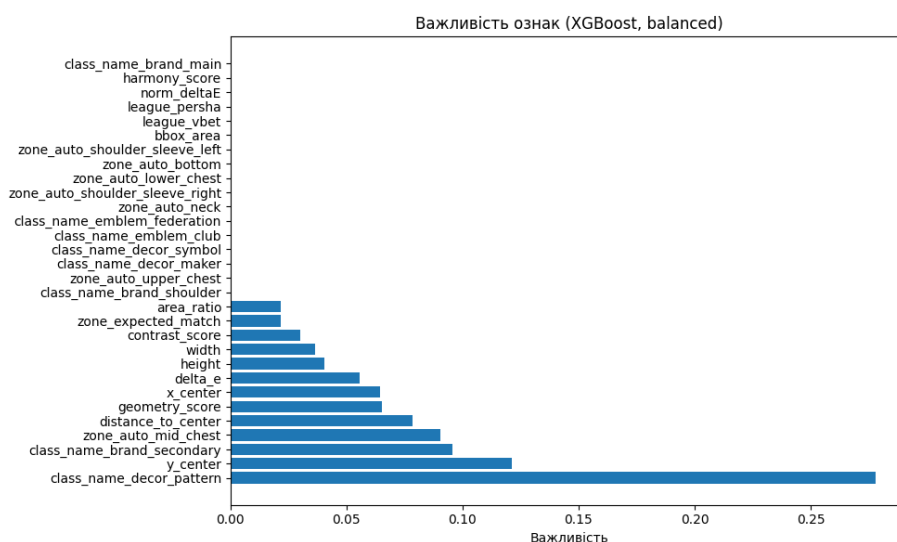


Рисунок 3.6 – Важливість ознак XGBoost

### 3.4.3 Rule-based фільтри

Окремо від машинного навчання реалізовано логіку жорстких правил. Вона застосовується перед або після основного прогнозу, у таких випадках:

– якщо логотип перекриває емблему клубу, то автоматично негативна оцінка;

– якщо елемент знаходиться у `zone_auto_bottom` і має низький контраст (`contrast_score < 0.25`), то позначення як «слабка видимість»;

– якщо площа перевищує 40% від форми (`area_ratio > 0.4`), то попередження про «візуальне перенавантаження».

Додатково є функція `heck_expected_zone`, що перевіряє відповідність розміщення об'єкта очікуваній зоні для його класу

Такі правила реалізовано як Python-функції у вигляді утиліт, що перевіряють умови і додають коментар до фінального JSON-звіту.

### 3.4.4 Генерація пояснень

Після проходження об'єкта через модель XGBoost (яка видає ймовірність «доречності») та rule-based перевірки, формується текстова рекомендація. Вона враховує оцінку моделі, вагу зони, візуальні характеристики об'єкта. Приклад повного вихідного пояснення наведено у лістингу 3.2.

Лістинг 3.2 – Приклад JSON-пояснення з урахуванням усіх ознак

```
{  
  "object_id": "example_001_brand_main",  
  "score": 1.0,  
  "zone_auto": "mid_chest",  
  "contrast_score": 67.2,  
  "geometry_score": 0.0,
```

### Продовження лістингу 3.2

```
"recommendation": " Логотип розміщено у зоні mid_chest.  
Контраст = 67.2. Форма об'єкта пропорційна (geometry_score =  
0.0)."  
}
```

### 3.5 Інтерфейс користувача та вивід результатів

Для зручності взаємодії з системою візуального аналізу було створено графічний веб-інтерфейс на основі фреймворку Gradio, що дозволяє працювати з формами у зручному форматі без потреби запуску коду вручну. Інтерфейс є незалежним модулем, який інтегрується до загальної архітектури системи, забезпечуючи циклічну обробку зображень, візуалізацію результатів детекції та формування рекомендацій у зручному вигляді.

При запусненні програми, користувач завантажує зображення футбольної форми у стандартному форматі .png (розмір 512×512 або інший, який обробляється YOLOv8). Інтерфейс одразу передає зображення до пайплайну, де виконується детекція елементів на формі (через модель YOLOv8), формування ознак, класифікація елементів та вивід пояснень і підсумкових оцінок.

Інтерфейс формує вивід у кількох режимах:

- графічне зображення з підписами (візуалізація bounding box із класами, кольором, зонами);
- json-файл з рекомендаціями у структурованому форматі, з розшифруванням полів;
- табличний блок пояснень (за допомогою Gradio Dataframe), у якому подано клас об'єкта, автоматично визначену зону (zone\_auto), score, оцінку контрасту, короткий текст рекомендації.

Код інтерфейсу міститься у файлі , який реалізує основні компоненти. Функція analyze є основним елементом обробки. Виконує



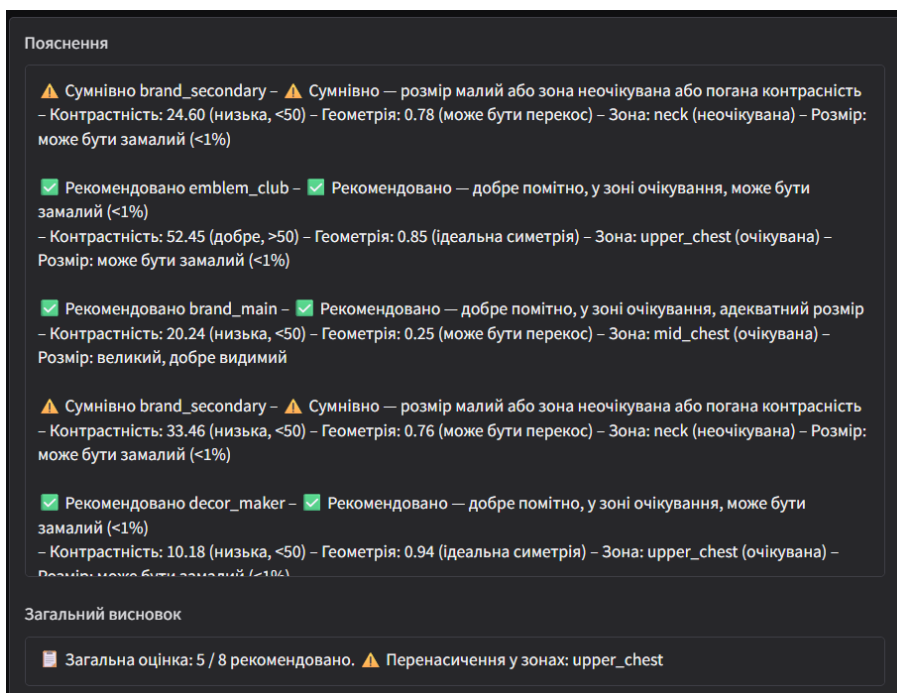


Рисунок 3.8 – Блок з поясненнями рекомендацій

### 3.6 Оцінка функціонування реалізованої системи

У фінальній версії системи реалізовано повноцінний цикл аналізу футбольної форми: від завантаження зображення до генерації рекомендацій з поясненням. Система була протестована на різних прикладах зображень з датасету, включно з формами клубів Прем'єр та Першої ліги України,.

Сильними сторони системи є:

- висока точність детектора, згідно з результатами тренування YOLOv8m, модель досягає  $mAP@0.5 = 0.87$ , що забезпечує стабільне виявлення класів навіть на складних зображеннях;

- гнучкість рекомендаційного модуля, завдяки використанню XGBoost та rule-based фільтрів система адаптується до різних типів форм, оцінюючи не лише позицію логотипа, а й кольорову сумісність, симетрію та контекст;

- зрозумілі пояснення, виводяться у вигляді JSON або таблиць з коментарем, що враховує zone\_auto, contrast\_score, geometry\_score.

На противагу, складнощі роботи та обмеження можна виділити наступні:

– overdetect у незвичних формах, деякі патерни чи частини фону детектуються як decor\_symbol або навіть як бренд через відсутність контексту.

– помилкова інтерпретація зони при нестандартному кропі форми (наприклад, якщо плечі обрізано), то евристична функція assign\_zone спрацьовує некоректно.

– граничні значення контрасту іноді потребують суб'єктивного втручання (наприклад,  $\Delta E \approx 10$  може сприйматись по-різному в різних умовах освітлення чи на трансляції).

Система демонструє стійкість до змін кольорової палітри, масштабів і формату зображення, що дозволяє використовувати її як для статичних PNG-файлів, так і для кадрів із трансляцій після попередньої підготовки. Важливо, що навіть у випадках нетипових варіантів розміщення брендів або змішаних стилів декору система здатна сформувати логічну та візуально обґрунтовану оцінку.

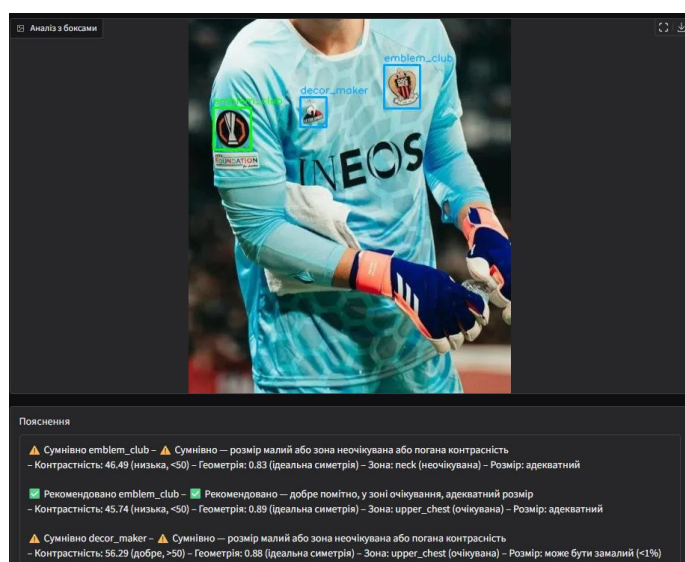


Рисунок 3.9 – Візуальний аналіз фотографії у русі



Рисунок 3.10 – Візуальний аналіз форми під нетиповим кутом

На наведених прикладах помітно, що модель непогано працює з усіма зображеннями, проте справляється із завданням не ідеально. У першому прикладі нейромережа не визначила центральний логотип, імовірно через перекриття рукою гравця та визначила плечевий логотип турніру, як логотип клубу.

Такі типові помилки виникають через те, що підхід до навчання базувався не на конкретних спонсорах чи логотипах, а більше на очікуваному місцезнаходженні елементів. І з точки зору ефективності є найоптимальнішим та швидким рішенням, що забезпечує актуальність на будь-яких футбольних формах усіх професійних ліг, хоча й має дану неточність. Вдосконалити це в свою чергу можна більшими об'ємами інформації.

В роботі рекомендаційного модуля найкраще можна переконатися повернувшись до джерел та перфомансів, з яким почалася розробка. А саме до форм двох команд з вищої ліги Австрії, які з року в рік вражають нічним кошмаром візуальної естетики. Тож розглянемо відповідь системи на один з комплектів клубу TSV Hartberg, що наведена на рисунку 3.11.

На рисунку 3.11 видно, як система реагує на перевантажену рекламними елементами форму: кількість логотипів є надмірною, а рекомендаційний модуль генерує зауваження щодо перенасиченості зони грудей та недостатньої візуальної ієрархії. Контраст окремих логотипів також виявлено як надто низький, що ускладнює їх сприйняття під час трансляцій.

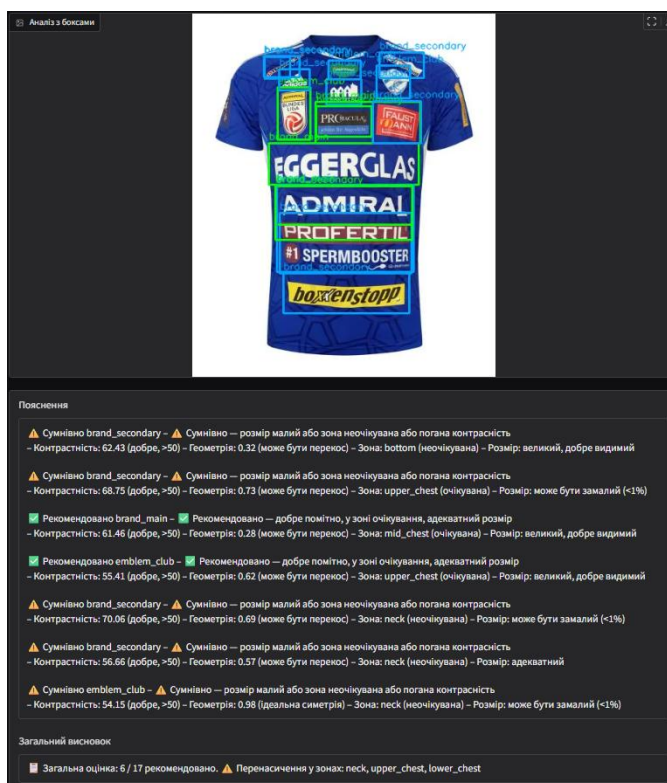


Рисунок 3.11 – Візуальний аналіз форми клубу TSV Hartberg

Та на протизвагу порівняємо одну з найкращих фор минулих сезонів за оцінками користувачів. На рисунку 3.12 зображено форму ФК «Мілан», де головний бренд має чіткий контраст, вдале розташування в центральній зоні

та мінімум сторонніх елементів. Алгоритм формує позитивну оцінку й надає рекомендацію зберігати подібний баланс між впізнаваністю, стилем і функціональністю.

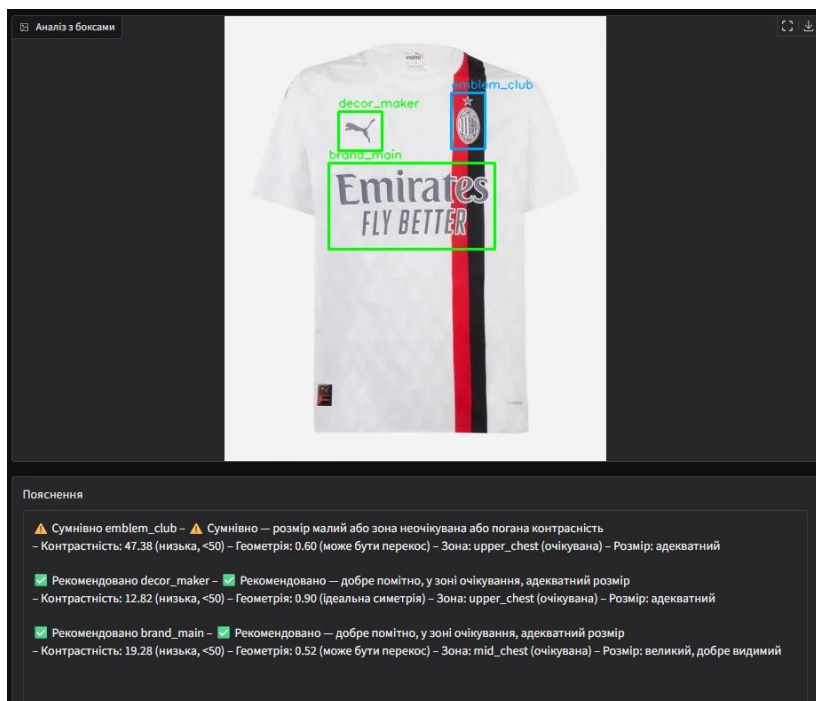


Рисунок 3.12 – Візуальний аналіз форми клубу Мілан

Дійсно фанати було праві перша форма аж ніяк не рекомендована системою, а навіть не тільки визнана перевантаженою у багатьох ключових зонах, а й значна частина елементів самі по собі мають погану контрастність чи занадто велику форму. Екіпірування другого прикладу модель вже рекомендує, хоча й сумнівається у виборі кольорової палітри клубного логотипу. Дійсно, на швидкий погляд можна також дійти до цього висновку, проте враховуючі оригінальні команді чорно-червоні кольори, ідея специфікувати бренд під дизайн стає зрозумілою.

Проглядаючи аналітику, стає слушною думка оцінити форму одного клубу в розрізі різних забарвлень тла при незмінних брендovаних елементах. приклад такої візуалізації надано на рисунку 3.13, де зображено колаж екіпірування італійського Наполі.



Рисунок 3.13 – Колаж візуального аналізу форми клубу Наполі

Спостерігаємо, що система з раз у раз визначає брендovanі елементи однаково, а от рекомендації залежно від кольорового контрасту дає різні, з яких можна обрати найкращий варіант.

Зазначимо, що програма не дає вкрай різких негативних відкугів, радше показує сумнівні елементи, які переважно варто доопрацювати, аніж прибрати повністю.

Отже, модель виконує всі поставлені функції та відповідає коректно на більшість вхідних даних. Проте завжди можна виділити потенційні вдосконалення чи шляхи глобалізації проекту. В даному випадку виділемо наступні:

- розширення датасету форм, зокрема з інших країн та жіночих ліг чи підключення динамічного навчання;
- впровадження heatmap-модуля на базі attention-механізмів або gaze-моделей;
- використання segment-anything моделей (SAM) для покращення виявлення фонових декоративних елементів;
- API-інтеграція для клубів або дизайнерських агентств.

## ВИСНОВКИ

У підсумку виконання кваліфікаційної роботи було здійснено всебічний аналіз ринку спонсорства в футболі, визначено специфіку візуального представлення логотипів на формі футболістів та обґрунтовано необхідність розробки системи, яка здатна автоматично оцінювати ефективність рекламного розміщення, враховуючи дизайнерські та технічні аспекти. Проведене дослідження підкреслило ключове значення форми як стійкого та багатофункціонального візуального носія бренду, що взаємодіє як з уболівальниками, так і з рекламними каналами.

Серед ключових висновків, які лягли в основу подальшої розробки, можна виокремити: недостатню деталізацію в існуючих інструментах аналізу, високий попит на персоналізовану аналітику форми, а також потребу у технологіях, що поєднують комп'ютерний зір, дизайнерський аналіз та надають рекомендацію. Усе це визначає рамки і вимоги до системи, що буде розроблена у наступному етапі.

Створено повнофункціональну систему, яка інтегрує детектор YOLOv8, модуль рекомендацій на основі XGBoost, rule-based фільтрацію та пояснення результатів, враховуючи контраст, колірну гармонію та геометричні особливості об'єктів. Запропоновано та реалізовано власний набір класів об'єктів, виконано ручну розмітку більше 100 зображень футбольних форм та побудовано heatmap-зонування за візуальною значущістю. Усі компоненти інтегровано в зручний інтерфейс на Gradio, який може використовуватися для дизайнерського аналізу або комерційного обґрунтування спонсорської експозиції.

Практичні результати демонструють високу точність виявлення та релевантність рекомендацій: система виявляє сильні та слабкі сторони дизайну форми з точки зору розміщення логотипів та дозволяє аргументовано адаптувати брендинг до конкретної екіпіровки. Запропоноване рішення має потенціал для масштабування як на інші види

спорту, так і на відеоаналіз чи динамічні зображення, а також може стати основою для створення внутрішніх інструментів для клубів, федерацій або дизайнерських студій.

Отже, результати роботи підтверджують доцільність розробки та ефективність спеціалізованої системи візуального аналізу футбольної форми для підвищення ефективності спонсорської взаємодії та прийняття рішень на основі об'єктивних візуальних показників.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Ltd A. I. P. Global football sponsorship market to hit valuation of USD 57.99 billion by 2032, at 4.4% CAGR: astute analytica. *GlobeNewswire News Room*. URL: <https://www.globenewswire.com/news-release/2024/04/02/2856330/0/en/Global-Football-Sponsorship-Market-to-Hit-Valuation-of-USD-57-99-Billion-by-2032-at-4-4-CAGR-Astute-Analytica.html> (дата звернення: 13.06.2025).
2. 15. Premier league sponsorship deals up 12% to over \$1.5bn in 2024-25 - sportcal. *Sportcal*. URL: <https://www.sportcal.com/sponsorship/premier-league-sponsorship-deals-up-12-to-over-1-5bn-in-2024-25/?cf-view> (дата звернення: 13.06.2025).
3. Dortmund land Vodafone shirt sponsorship in five-year deal - Sportcal. *Sportcal*. URL: <https://www.sportcal.com/sponsorship/dortmund-land-vodafone-shirt-sponsorship-in-five-year-deal/?cf-view> (дата звернення: 13.06.2025).
4. Blinkfire analytics | your sponsorship intelligence platform. *Blinkfire Analytics / Your Sponsorship Intelligence Platform*. URL: <https://www.blinkfire.com/landing> (дата звернення: 13.06.2025).
5. Shikenso analytics | all-in-one sponsorship intelligence. *Shikenso Analytics / All-In-One Sponsorship Intelligence*. URL: <https://shikenso.com> (дата звернення: 13.06.2025).
6. SponsorUnited - unrivaled sponsorship data. *SponsorUnited - Unrivaled Sponsorship Data*. URL: <https://www.sponsorunited.com/> (дата звернення: 13.06.2025).
7. 24-25 kit overview - footy headlines. *Footy Headlines*. URL: <https://www.footyheadlines.com/24-25-kit-overview/> (дата звернення: 13.06.2025).

8. Football kit archive. *Football Kit Archive*.  
URL: <https://www.footballkitarchive.com/> (дата звернення: 13.06.2025).
9. Do football clubs use football manager? | analysisport. *AnalyisSport*.  
URL: <https://analysisport.com/insights/do-football-clubs-use-football-manager/> (дата звернення: 13.06.2025).
10. Football manager slovakia. *FM Slovakia*.  
URL: <https://fmslovakia.com/> (дата звернення: 13.06.2025).
11. YOLOv8 architecture; deep dive into its architecture -yolov8. *YOLOv8*.  
URL: <https://yolov8.org/yolov8-architecture/> (дата звернення: 13.06.2025).
12. 10 worst kits in football for 2024/25 [ranked]. *GiveMeSport*. URL: <https://www.givemesport.com/worst-kits-in-football-for-right-now-ranked/> (дата звернення: 13.06.2025).
13. Deloitte football money league 2025. *Deloitte United Kingdom*.  
URL: <https://www.deloitte.com/uk/en/services/consulting-financial/analysis/deloitte-football-money-league.html> (дата звернення: 13.06.2025).
14. FIFA Equipment Regulations: 2025 Edition. FIFA equipment regulations. Вид. офіц. Цюріх : FIFA, 2025. 115 с.  
URL: [https://digitalhub.fifa.com/m/7474d3addab97747/original/FIFA-Equipment-Regulations\\_2021\\_EN.pdf](https://digitalhub.fifa.com/m/7474d3addab97747/original/FIFA-Equipment-Regulations_2021_EN.pdf) (дата звернення: 13.06.2025).
15. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. O'Reilly Media, Incorporated, 2022.
16. Kumar V., Tan P.-N., Steinbach M. Introduction to data mining. Pearson Higher Education & Professional Group, 2019. 864 с.
17. Molnar C. Interpretable machine learning: a guide for making black box models explainable. Independently Published, 2022.
18. OpenCV documentation index. *OpenCV documentation index*.  
URL: <https://docs.opencv.org/> (дата звернення: 13.06.2025).

19. The 10 best kit sets of the 24/25 season - soccerbible. *SoccerBible*.  
URL: <https://www.soccerbible.com/performance/football-apparel/2024/10/the-10-best-kit-sets-of-the-2425-season> (дата звернення: 13.06.2025).
20. Ultralytics. Datasets overview. *Home - Ultralytics YOLO Docs*.  
URL: <https://docs.ultralytics.com/datasets/> (дата звернення: 13.06.2025).
21. XGBoost Documentation – xgboost 3.0.2 documentation. *XGBoost Documentation – xgboost 3.0.2 documentation*.  
URL: <https://xgboost.readthedocs.io/> (дата звернення: 13.06.2025).