

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)

Розробка інформаційного порталу для гравців League of Legends із
можливістю рекомендації героя гри на основі вподобань гравця
(тема)

Виконав:
здобувач _____ четвертого _____ року навчання,
групи _____ ІТШ-21-5

_____ Андрій Цілінченко
(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 _____ ст. викл. Вадим Губін
(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 _____ Цілінченку Андрію Олексійовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Розробка інформаційного порталу для гравців League of Legends із
можливістю рекомендації героя гри на основі вподобань гравця _____

затверджена наказом університету від 19 травня 2025 р. № 265Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 19 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи _____ Науково-технічні публікації, дані Інтернет-джерел та відомих
наукових проєктів, Riot API документація, Angular документація, Firebase документація,
Flask документація _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Аналіз та постановка задачі _____

2) Огляд існуючих інформаційних порталів _____

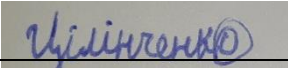
3) Розробка інформаційного порталу _____


4) Огляд інформаційного порталу _____

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	23.05.2025	виконано
3	Дослідження архітектури веб-застосунків	25.05.2025	виконано
4	Огляд інструментів для розробки застосунку	29.05.2025	виконано
5	Обґрунтування вибору технологій для реалізації застосунку	30.05.2025	виконано
6	Дослідження генеративних моделей штучного інтелекту	03.06.2025	виконано
7	Опис публічних генеративних моделей	04.06.2025	виконано
8	Практична реалізація застосунку	07.06.2025	виконано
9	Написання пояснювальної записки	10.06.2025	виконано
10	Перевірка на академічний плагіат	12.06.2025	виконано
11	Нормоконтроль	13.06.2025	виконано
12	Підготовка презентації та доповіді	15.06.2025	виконано
13	Попередній захист	18.06.2025	виконано
14	Рецензування	19.06.2025	виконано
15	Захист перед ЕК	19.06.2025	

Дата видачі завдання 19 травня 2025 р.

Здобувач 
(підпис)

Керівник роботи  ст. викл. Вадим Губін
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 70 с., 31 рис., 1 дод., 21 джерело.

АЛГОРИТМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ, РЕКОМЕНДАЦІЯ ЧЕМПІОНА, СХОЖІСТЬ ЧЕМПІОНІВ, ФІЛЬТРАЦІЯ НА ОСНОВІ КОНТЕНТУ, ANGULAR, FIREBASE, LEAGUE OF LEGENDS.

Об'єкт дослідження – розробка інформаційного порталу для гравців League of Legends із можливістю рекомендації героя гри на основі вподобань гравця.

Предмет дослідження – дослідження методів та алгоритмів рекомендаційних систем для визначення схожості чемпіонів гри, технології персоналізації контенту на основі історії переглядів користувача, методи класифікації чемпіонів за їхніми характеристиками.

Мета роботи – розробка веб-каталогу чемпіонів гри League of Legends з інтегрованою системою рекомендацій, яка пропонує схожих чемпіонів до обраного користувачем, а також для авторизованих користувачів надає персоналізовані рекомендації на основі історії переглядів та характеристик чемпіонів.

Методи дослідження – теоретичний (збір та структуризація теоретичного матеріалу), експериментальний (програмна реалізація веб-застосунку). Методи розробки базуються на мовах програмування Typescript та технологіях Angular, Firebase.

У ході виконання кваліфікаційної роботи розроблено інформаційний портал чемпіонів League of Legends із функціоналом рекомендацій схожих чемпіонів до обраного, а також з персоналізованою системою рекомендацій для авторизованих користувачів на основі їх історії переглядів та можливістю фільтрації рекомендацій за класом, роллю чемпіона або комбінацією параметрів.

ABSTRACT

Bachelor's thesis contains: 70 pp., 31 fig., 1 ann., 21 references.

ANGULAR, CHAMPION RECOMMENDATION, CHAMPION SIMILARITY, CONTENT-BASED FILTERING, FIREBASE, LEAGUE OF LEGENDS, RECOMMENDATION ALGORITHMS.

The object of research is the development of an information portal for League of Legends players with the ability to recommend a game hero based on player preferences.

The subject of research is the study of methods and algorithms of recommender systems for determining the similarity of game champions, technologies for personalizing content based on the user's browsing history, methods for classifying champions according to their characteristics.

The goal is to develop a web-based catalog of League of Legends champions with an integrated recommendation system that offers similar champions to the one selected by the user, and for authorized users provides personalized recommendations based on the history of views and characteristics of the champions.

The research methods are theoretical (collection and structuring of theoretical material), experimental (software implementation of the web application). Development methods are based on the Typescript programming language and Angular and Firebase technologies.

In the course of the qualification work, an information portal of League of Legends champions was developed with the functionality of recommending similar champions to the selected one, as well as a personalized recommendation system for authorized users based on their browsing history and the ability to filter recommendations by class, champion role, or a combination of parameters.

ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Аналіз та постановка задачі	10
1.1 Аналіз предметної галузі.....	10
1.2 Постановка задачі.....	24
2 Огляд існуючих інформаційних порталів.....	31
3 Розробка інформаційного порталу	43
4 Огляд інформаційного порталу	51
Висновки	65
Перелік джерел посилання	67
Додаток А Відомість кваліфікаційної роботи	70

ВСТУП

У швидкоплинній сфері конкурентних онлайн-ігор League of Legends (LoL) зарекомендувала себе як одна з найвпливовіших і найпопулярніших багатокористувацьких ігор з онлайн-аренами (MOBA) у всьому світі. З моменту її випуску компанією Riot Games у 2009 році, гра виросла до більш ніж 160 унікальних чемпіонів, кожен з яких має особливі здібності, стилі гри, ролі та стратегічну цінність. Цей величезний пул чемпіонів створює значний бар'єр складності для нових гравців і навіть створює проблеми для досвідчених гравців, які прагнуть розширити свій репертуар чемпіонів за межі звичного вибору.

Експоненціальне зростання ігрової індустрії, яка станом на 2024 рік оцінюється у понад 300 мільярдів доларів у всьому світі, супроводжується підвищеним попитом на додаткові інструменти та ресурси, які покращують досвід гравців та процес прийняття рішень. Серед них системи рекомендацій стали потужними механізмами для персоналізації ігрового досвіду та сприяння більш усвідомленому вибору гравців. У контексті League of Legends добре продумана система рекомендацій чемпіонів може значно скоротити час навчання, дозволити гравцям знаходити чемпіонів, які відповідають їхнім уподобанням, і, зрештою, підвищити рівень залученості та задоволеності гравців.

Незважаючи на популярність гри та великі ресурси спільноти, гравці League of Legends стикаються з кількома проблемами при виборі чемпіонів. Маючи понад 160 чемпіонів, кожен з яких має унікальні здібності, сильні та слабкі сторони, а також оптимальні ігрові патерни, гравці стикаються з величезною кількістю інформації, яку потрібно обробити. Вибір чемпіона залежить від багатьох факторів, включаючи склад команди, контрпідбір, поєдинки на лінії, поточну мета-життєздатність та індивідуальні уподобання щодо стилю гри. Початківцям важко знайти чемпіонів, які б відповідали їхньому новому стилю гри, тоді як досвідченим гравцям, які

прагнуть розширити свій пул чемпіонів, бракує персоналізованих рекомендацій. Крім того, існуючі ресурси часто зосереджені або на даних про чемпіонів, або на рекомендаціях, але рідко об'єднують ці елементи в цілісну систему, орієнтовану на користувача.

Ці проблеми підкреслюють потребу в інтегрованому каталозі з інтелектуальними рекомендаціями, який може надавати персоналізовані рекомендації на основі вподобань гравців, моделей поведінки та схожості чемпіонів.

Кваліфікаційна робота спрямована на розробку комплексного каталогу чемпіонів League of Legends з інтегрованою рекомендаційною системою, яка вирішує визначені проблеми. Проект спрямований на розробку та впровадження всеосяжного цифрового каталогу чемпіонів, який організовує та представляє відповідну інформацію в доступному, зручному для користувача форматі. Буде розроблено багатогранну систему рекомендацій, яка пропонуватиме чемпіонів на основі схожості з обраним чемпіоном, історії переглядів та вподобань користувача, а також на основі класу та ролі чемпіонів. В рамках проекту буде створено адаптивний та інтуїтивно зрозумілий користувацький інтерфейс, який сприятиме безперешкодному дослідженню чемпіонів та відкриттю нових можливостей, а також впроваджено автентифікацію користувачів та управління профілями для надання персоналізованих рекомендацій та відстеження вподобань. Нарешті, буде оцінено ефективність алгоритмів рекомендацій за допомогою відповідних метрик і механізмів зворотного зв'язку з користувачами.

Цей проект включає розробку веб-застосунку з використанням Angular, PrimeNG, TailwindCSS та Firebase. Він включає в себе комплексний збір та організацію даних для всіх чемпіонів League of Legends, розробку декількох алгоритмів рекомендацій з акцентом на підходах фільтрації на основі контенту, реалізацію автентифікації користувачів та відстеження

історії переглядів, створення адаптивного, доступного користувацького інтерфейсу та розгортання повнофункціонального веб-застосунку.

Кваліфікаційна робота використовує системний підхід, що поєднує теоретичні дослідження з практичною реалізацією. Етап дослідження включає в себе детальний аналіз принципів роботи рекомендаційної системи, існуючих ігрових каталогів та характеристик чемпіонів League of Legends. Етап проектування фокусується на архітектурному плануванні та UI/UX дизайні на основі встановлених принципів та найкращих практик. Етап реалізації передбачає розробку з використанням сучасних веб-технологій (Angular, PrimeNG, TailwindCSS) та хмарних сервісів (Firebase). Етап тестування та оцінки включає тестування функціональності, оптимізацію продуктивності та збір відгуків користувачів. Кожна фаза керується принципами орієнтованого на користувача дизайну, що гарантує, що кінцевий продукт ефективно відповідає потребам спільноти гравців League of Legends.

Цей проєкт пропонує кілька значних внесків як у спільноту League of Legends, так і в сферу розробки інтерактивних застосунків. Він спрямований на задоволення реальної потреби спільноти League of Legends у персоналізованих рекомендаціях для чемпіонів. Проєкт демонструє практичне застосування алгоритмів рекомендацій в ігровому контексті з використанням сучасних веб-технологій. Він ілюструє, як продумана інформаційна архітектура та UX дизайн можуть спростити складні процеси прийняття рішень. Крім того, завершена система може слугувати навчальним ресурсом для гравців, які прагнуть розширити свої знання про чемпіонство та універсальність. Окрім цього, методології та підходи, розроблені в цьому проєкті, можуть бути адаптовані до інших ігрових контекстів або складних сценаріїв прийняття рішень.

1 АНАЛІЗ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Аналіз предметної галузі

League of Legends (LoL) з'явилася у 2009 році як новаторська гра в жанрі багатокористувацької онлайн-баталії (МОВА), розроблена компанією Riot Games. Концептуальне коріння гри сягає «Defense of the Ancients» (DotA), створеної гравцями модифікації для Warcraft III. Усвідомлюючи потенціал формату МОВА, засновники Riot Games Брендон Бек та Марк Меррілл прагнули створити окрему гру, яка б удосконалила та розширила основні механіки DotA, водночас вирішивши проблеми доступності. Їхнє бачення матеріалізувалося в League of Legends, яка вийшла 27 жовтня 2009 року з початковим реєстром з 40 чемпіонів.

Популярність гри зростала за експоненціальною траєкторією, збільшившись з приблизно 15 мільйонів гравців щомісяця у 2011 році до понад 180 мільйонів у 2023 році. Таке вражаюче зростання відбувалося паралельно з послідовним розширенням контенту, механік і допоміжної інфраструктури гри від Riot Games. Еволюцію League of Legends можна концептуально розділити на кілька окремих епох, кожна з яких характеризується значними змінами у філософії ігрового процесу, візуальній достовірності та розвитку конкурентної екосистеми.

Епоха Передсезону 1 (2009-2010) створила фундаментальні елементи геймплею, тоді як Сезони 1–3 (2010-2013) зосередилися на розвитку змагальної структури та початкових парадигмах дизайну чемпіонів. У Середню Еру (Сезони 4–7, 2014-2017) відбулося суттєве вдосконалення темпу гри, візуальні оновлення та введення більш механічно складних чемпіонів. Сучасна ера (8 сезон і далі, з 2018 року по теперішній час) характеризується всебічним розвитком екосистеми, включаючи вдосконалену кіберспортивну інфраструктуру, розширені нарративні

всесвіти та складні філософії дизайну чемпіонів, що підкреслюють унікальні патерни ігрового процесу.

Протягом цього розвитку Riot Games створила League of Legends не просто як гру, а як комплексну розважальну екосистему, що охоплює змагальний кіберспорт (чемпіонат світу з League of Legends став однією з найпопулярніших спортивних подій у світі), трансмедійне розповідання історій (через музичні кліпи, анімаційні серіали та літературу) і створення контенту, керованого спільнотою.

League of Legends використовує командну змагальну структуру, де дві команди по п'ять гравців змагаються на симетричній карті під назвою «Розлом Заклинателя». Основна мета – знищити «Нексус» команди суперника, центральну споруду, захищену оборонними вежами та інгібіторами. Ця, здавалося б, проста мета ускладнюється численними взаємозалежними ігровими системами, які створюють складний стратегічний і тактичний простір для прийняття рішень.

Стандартна гра слідує моделі прогресії, яка зазвичай триває 25–35 хвилин, розділених на кілька фаз:

- рання гра (0–15 хвилин);
- середня гра (15–25 хвилин);
- пізня гра (25+ хвилин).

Початок гри характеризується придбанням ресурсів, встановленням позиційної переваги та початковим розвитком стратегічного плацдарму. Поступово гравець зосереджується на об'єктивному контролі, командній координації та використанні піку сили. Остання фаза визначається повномасштабними командними боями, стратегічною грою на карті та пошуком вирішальних умов для перемоги.

Пересування в Summoner's Rift відбувається за детермінованими алгоритмами, де команди гравця виконуються шляхом обчислення найкоротшого шляху, а перешкоди на місцевості створюють навігаційні обмеження. Бойова механіка працює на основі гібридної покрокової

системи/системи реального часу, де базові атаки відповідають параметрам швидкості атаки (атаки в секунду), тоді як здібності працюють на таймерах перезарядки, представлених у вигляді формули (1.1).

$$\text{Effective Cooldown} = \text{Base Cooldown} \times \left(\frac{100}{100 + \text{Ability Haste}} \right). \quad (1.1)$$

Економічна система гри зосереджена на золоті, яке отримується кількома механізмами:

- пасивна генерація золота;
- міньйони;
- чемпіонські елімінації;
- нагороди за завдання.

Детальне представлення цих механізмів разом із ХР зображено на рисунку 1.1.

CASTER MINION 14 29.7 - 37.1	GROMP 90 125 - 162	RIFT HERALD 100 204 - 220
MELEE MINION 21 60.4 - 75.4	WOLVES 95 97 - 128	DRAKE 25 150 - 320
SIEGE MINION 60 - 90 93 - 116	RAPTORS 85 85 - 115	ELDER DRAGON 250* / +100 650 - 820
SUPER MINION 60 - 90 93 - 116	KRUGS 131 153 - 206	BARON 140* / +25 600 - 800
MINION WAVE 105 270 - 337	RED BUFF 100 110 - 148	TOWER PLATE 150 local
CANNON WAVE 150 364 - 454	BLUE BUFF 100 110 - 148	TOWER TANK standard +150 local tier 2 tower +50 local inhibitor turret +50 local
DOUBLE SUPER 260 457 - 570	SCUTTLE CRAB 70 - 124 115 - 207	INHIBITOR 90
LEVEL: Lvl 1: 280 Lvl 2: 390 Lvl 3: 480 Lvl 4: 580 Lvl 5: 690 Lvl 6: 780 Lvl 7: 890 Lvl 8: 980 Lvl 9: 1080 Lvl 10: 1190 Lvl 11: 1280 Lvl 12: 1390 Lvl 13: 1490 Lvl 14: 1580 Lvl 15: 1690 Lvl 16: 1780 Lvl 17: 1880 Lvl 18: 1990	XP NEEDED FOR LVL UP: 380 660 1140 1720 2400 3180 4060 5040 6120 7200 8380 9660 11040 12520 14100 15780 17560 19440	TOTAL XP: 280 660 1140 1720 2400 3180 4060 5040 6120 7200 8380 9660 11040 12520 14100 15780 17560 19440
NEXUS 50		PASSIVE GOLD +20.4 per 10 seconds starting at 1:50 that's 122.4 per minute and 1000 gold at 10:00 Support items: 3 per 10 seconds
JUNGLE ITEMS Killing large monsters grants 60 bonus experience. The first large monster killed grants an additional 100 bonus experience, for a total of 160. If you are at least 2 levels below the average level of the game, large monster kills grant 90 bonus experience per level below the average level of all players in the game.		

Рисунок 1.1 – Механізми отримання золота та ХР

Цей економічний вимір створює рішення про розподіл ресурсів, які впливають на купівлю предметів, що, в свою чергу, модифікують можливості чемпіонів за допомогою статистичних покращень. Взаємозв'язок між золотом і силою слідує загалом логарифмічній кривій, причому ранні інвестиції приносять більшу пропорційну віддачу, ніж пізніші покупки.

Динаміка просторового контролю в грі працює через механіку зору, де команди повинні стратегічно розміщувати підопічних (предмети, що дають зір), щоб отримати інформаційну перевагу. Це створює динаміку інформаційної асиметрії, що виражається за формулою (1.2).

$$\text{Information Advantage} = (\text{Team A's Vision Score} - \text{Team B's Vision Score}) \times \text{Vision Multiplier}, (1.2)$$

де *Vision Multiplier* – контекстуальна цінність конкретних ділянок карти, що спостерігаються.

Битви розгортаються на спеціально розробленій мапі, яка, як правило, симетрична і відображає дзеркальне розташування обох команд. Таке рівне ігрове поле забезпечує збалансоване та чесне змагання. Більшість карт МОВА мають чіткі «доріжки» – лінії, по яких йдуть мінйони та відбувається основна битва. Ці шляхи зображені на рисунку 1.2.



Рисунок 1.2 – Шляхи на мапі гри

На цих смугах розташовані оборонні вежі, які захищають Нексус команди та перешкоджають просуванню ворога. Стратегічний контроль над цими доріжками має вирішальне значення для отримання економічної переваги і тиску на ворожу базу.

За смугами лежать «джунглі» – нейтральна зона, наповнена монстрами та стратегічними цілями. Спеціалізовані чемпіони, зосереджені на контролі цієї зони, відіграють ключову роль, вбиваючи монстрів для отримання досвіду та бафів, розграбовуючи ворожі лінії шляхом здійснення несподіваних атак або «ганків», та захищаючи важливі цілі. Область джунглів зображена на рисунку 1.3.

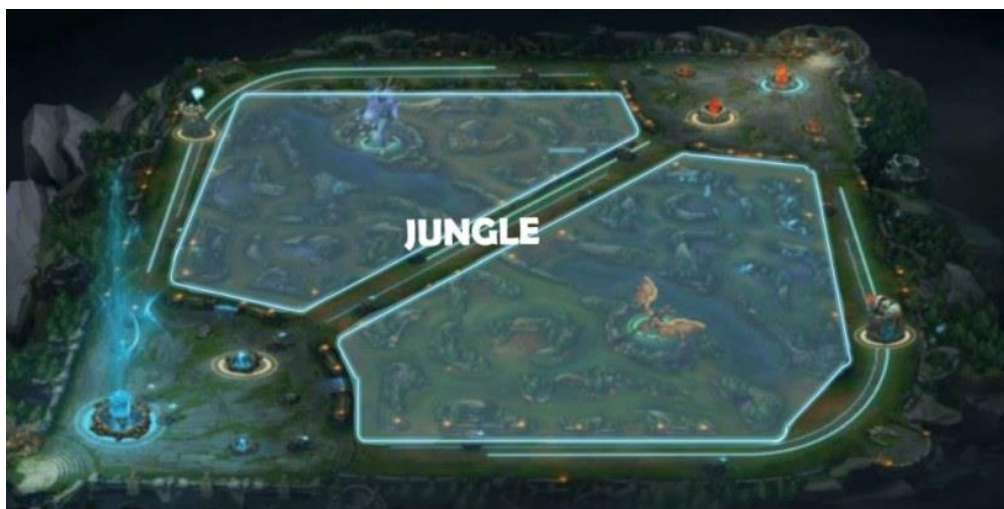


Рисунок 1.3 – Область джунглів на мапі

В основі ігрового досвіду League of Legends лежить система чемпіонів, яка станом на 2024 рік налічує понад 160 унікальних ігрових персонажів. Кожен чемпіон являє собою окремий ігровий архетип з індивідуальними наборами здібностей, статистичними профілями та механічними патернами взаємодії. Riot Games використовує філософію дизайну «на основі наборів», де чемпіони концептуалізовані навколо основних ігрових тем, а не просто статистичних варіацій.

Такий розподіл гарно представлений на рисунку 1.4.

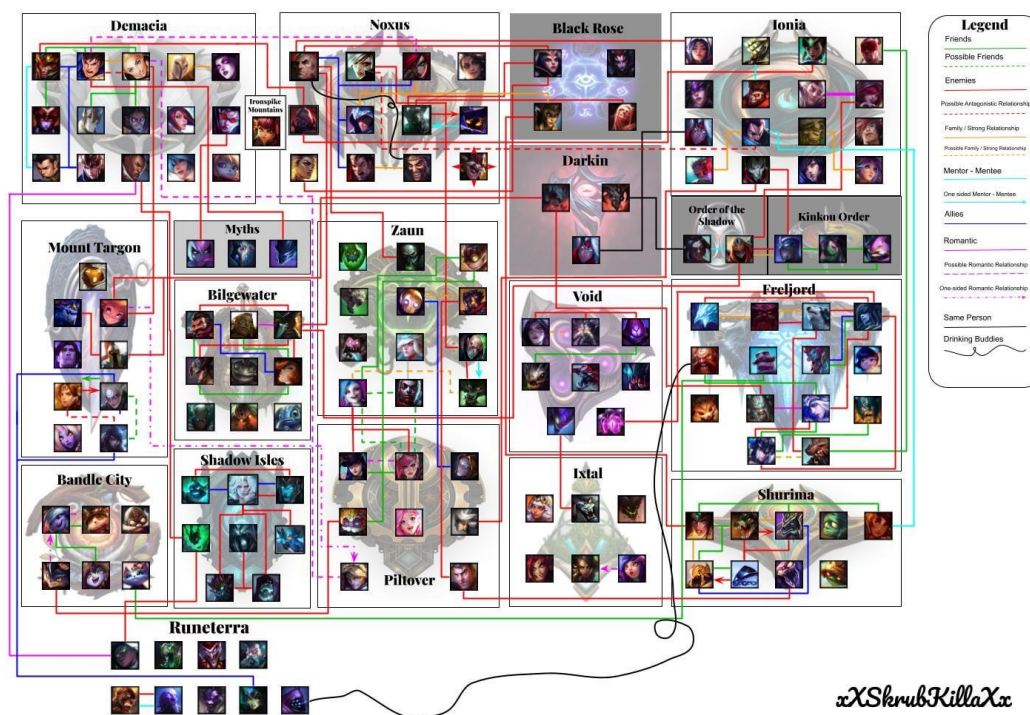


Рисунок 1.4 – Розподіл чемпіонів на основі наборів

Чемпіони регулярно додаються в гру за допомогою оновлень і патчів, що забезпечує постійний розвиток мета та геймплея. Кожен чемпіон має власний тип атак: близький або дальній, відноситься до певного класу та має унікальні початкові характеристики сили атаки та здоров'я. Йоне, як приклад одного із чемпіонів гри, представлений на рисунку 1.5.



Рисунок 1.5 – Модель чемпіона Йоне

Розуміння здібностей різних чемпіонів має вирішальне значення для освоєння гри та максимізації їхньої ефективності в боях. Кожен чемпіон має наступні здібності:

- пасивне вміння;
- базові вміння (Q, W, E);
- найвище вміння (ультімейт).

Пасивне вміння надає ефект або бонус до ігрового процесу. Пасивні здібності часто доповнюють екіпіровку та стиль гри чемпіона, пропонуючи такі переваги, як підвищена мобільність, збільшена шкода або унікальна взаємодія з іншими здібностями.

Більшість чемпіонів мають три основні здібності, що відповідають клавішам Q, W та E на клавіатурі. Ці здібності активуються гравцем під час бою і мають час перезарядки, що визначається згідно з формулою (1.1). Базові здібності широко розрізняються за функціями і можуть включати в себе наступальні навички (здібності, що завдають шкоди), оборонні навички (захисні або лікувальні здібності), навички контролю натовпу (оглушення, уповільнення або викорінення), навички мобільності (здібності пересування або миготіння), а також утилітарні навички (бафи або дебафи).

Найвища здатність, яку часто називають «ультімейт» або «R» – це вміння, що змінює хід гри і є унікальним для кожного чемпіона. Ультимативні здібності, як правило, є найбільш потужними і мають найдовший період перезарядки, що вимагає стратегічного використання і правильного вибору часу. Ультімейти можуть мати широкий спектр ефектів, таких як нанесення величезної шкоди, застосування ефектів контролю натовпу на кількох ворогів, надання бафів для всієї команди або зміна рельєфу поля бою.

Ці набори здібностей призначені для створення чітких «кривих сили», які визначають, коли чемпіони досягають оптимальної ефективності.

Чемпіони зазвичай слідуєть одній з декількох моделей розвитку сили, а загальне їх розташування між цими моделями представлено на рисунку 1.6.

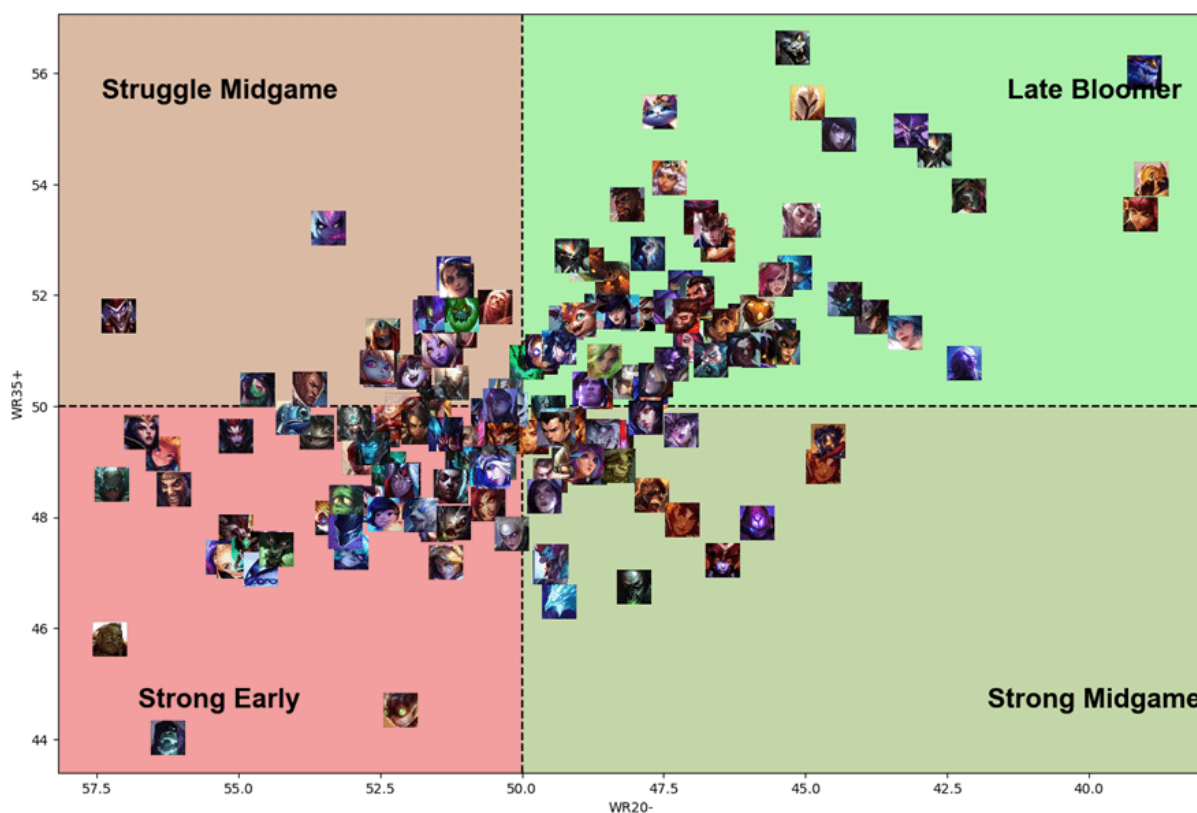


Рисунок 1.6 – Категоризація чемпіонів за моделями розвитку сили

Філософія дизайну чемпіонів суттєво еволюціонувала протягом історії Ліги, перейшовши від статистично-орієнтованого дизайну в ранніх сезонах до того, що Riot називає «унікальним геймплеєм» у пізніх сезонах. Сучасний дизайн чемпіона підкреслює механічні особливості, можливості контргри та моменти «вираження навичок» – ситуації, коли гра гравця суттєво впливає на ефективність.

League of Legends використовує багатовимірну систему класифікації своїх чемпіонів, розподіляючи їх за кількома осями, на основі яких приймаються рішення щодо вибору гравців. Основні класифікаційні виміри включають класи, підкласи, статистичні атрибути та позиційні ролі,

створюючи складну матрицю ідентичностей чемпіонів та патернів ігрового процесу.

У грі використовується ієрархічна система класифікації з шістьма основними класами, кожен з яких містить спеціалізовані підкласи, які ще більше вдосконалюють ідентичність чемпіонів та ігрові патерни.

Розподіл основних чемпіонів за класами представлено на рисунку 1.7.

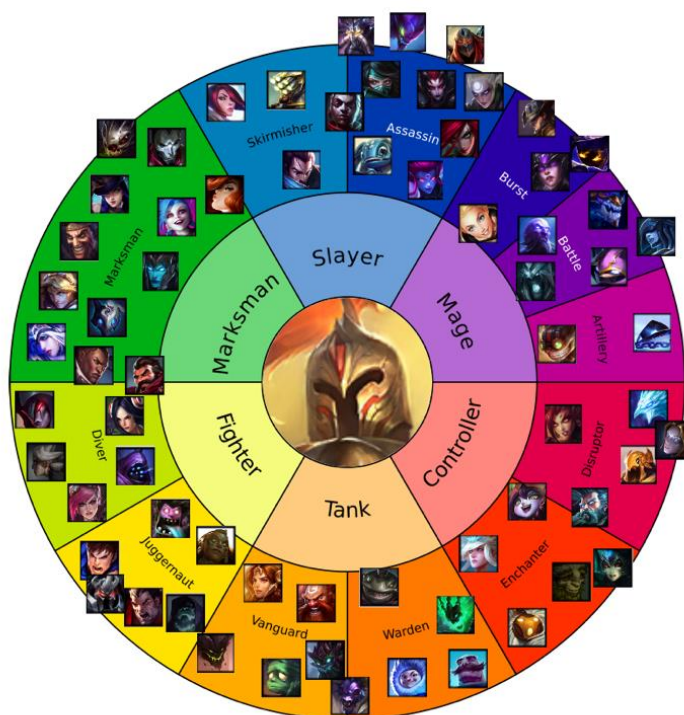


Рисунок 1.7 – Розподіл основних чемпіонів за класами

Бійці – це основний клас витривалих чемпіонів, що спеціалізуються на тривалому бою на ближній дистанції. У межах цього класу Джаггернаути, такі як Дарій та Іллаой, представляють підклас, що характеризується низькою мобільністю, високою витривалістю та значним рівнем шкоди, що дозволяє їм контролювати територіальні зони та карати супротивників, які беруть участь у тривалих протистояннях. На відміну від них, Водолази, такі як Вай та Варвік, утворюють підклас з помірною мобільністю, помірною міцністю і засобами доступу до цілей, які

дозволяють їм проникати в угруповання противника і зосереджуватися на пріоритетних цілях, хоча і з більш високим профілем ризику, ніж у їхніх побратимів Джаггернаутів.

Танки є стійкими лідерами на передовій з інструментами контролю натовпу та ведення бою, призначеними для поглинання шкоди та дезорганізації позицій супротивника. Підклас «Авангард», представлений такими чемпіонами, як Мальфіт і Леона, спеціалізується на бойових діях із сильними інструментами ініціації, які можуть змусити ворога вести вигідні командні бої зі значних відстаней. Вартові, серед яких такі чемпіони, як Браум і Тахм Кенч, представляють підклас захисників, зосереджуючись на збереженні союзників за допомогою захисних зон, здібностей до зменшення шкоди та механік, що стримують агресію ворога до вразливих членів команди.

Маги – це клас, що спеціалізується на завданні шкоди за допомогою заклинань, як правило, на середній і дальній дистанції. Маги вибухової дії, такі як Синдра і Вейгар, наносять велику шкоду заклинаннями, що мають перезарядку і призначені для знищення пріоритетних цілей за допомогою вікон концентрованої шкоди. Бойові маги, такі як Кассіопея і Райз, наносять постійну шкоду за рахунок стійких ефектів по площі, часто вимагаючи ретельного позиціонування і управління ресурсами, щоб максимізувати свій розширений бойовий потенціал. Маги-артилеристи, представлені такими чемпіонами, як Ксерат і Зіггс, функціонують як фахівці з дальнього пострілу, здатні облягати цілі і послаблювати супротивників перед прямим зіткненням, хоча і мають значну вразливість при наближенні.

Асасини – високомобільний клас, орієнтований на ліквідацію пріоритетних цілей, зазвичай жертвуючи стійкістю заради доступу та швидкого ураження. Підклас Скірмішерів, включаючи таких чемпіонів, як Фіора і Ясуо, спеціалізується на дуелях із захисними інструментами, які дозволяють їм виживати в тривалих сутичках з поодинокими супротивниками. Вбивці, прикладом яких є Зед і Тейлон, застосовують

орієнтовані на атаку підходи з інструментами доступу до цілі, призначеними для швидкого усунення вразливих ворогів з подальшим відходом, створюючи модель гри з високим ризиком і високою винагородою, що зосереджена на виборі часу і виконанні.

Снайпери діють як дилери фізичної шкоди, що спеціалізуються на постійному завданні шкоди, і є основним джерелом масштабованої шкоди для більшості командних складів. Стандартні стрільці, такі як Кейтлін і Джинкс, зосереджені на постійному нанесенні шкоди за допомогою базових атак, посилених критичним шансом, швидкістю атаки і відсотком пробиття броні. Стрільці, що заклинають, включаючи Езреал та Люціан, включають в себе геймплей, орієнтований на здібності з елементами вибуху, часто жертвуючи деяким потенціалом масштабування в пізній грі заради більшої присутності і мобільності на початку гри.

Контролери – це клас, орієнтований на утилітарність, що спеціалізується на командній підтримці через контроль натовпу, захист і маніпуляції на полі бою. Підклас Чарівники, до якого належать такі чемпіони, як Сорака та Намі, використовує захисні та підсилюючі здібності, що примножують ефективність союзних чемпіонів за рахунок зцілення, захисту та статистичних бафів. Ловці, прикладом яких є Треш і Бліцкрил, служать фахівцями з ведення бою і контролю зони з потужними здібностями переміщення, які можуть ізолювати ворожих чемпіонів і створювати чисельну перевагу в наступних сутичках.

Незалежно від класифікацій дизайну чемпіонів, League of Legends використовує позиційну мета-структуру, яка розподіляє чемпіонів на п'ять різних ролей у Summoner's Rift, створюючи просторовий розподіл ресурсів та обов'язків.

Позиції чемпіонів, разом із розміщенням структурних елементів, нейтральних монстрів та цілей, представлені на рисунку 1.8.

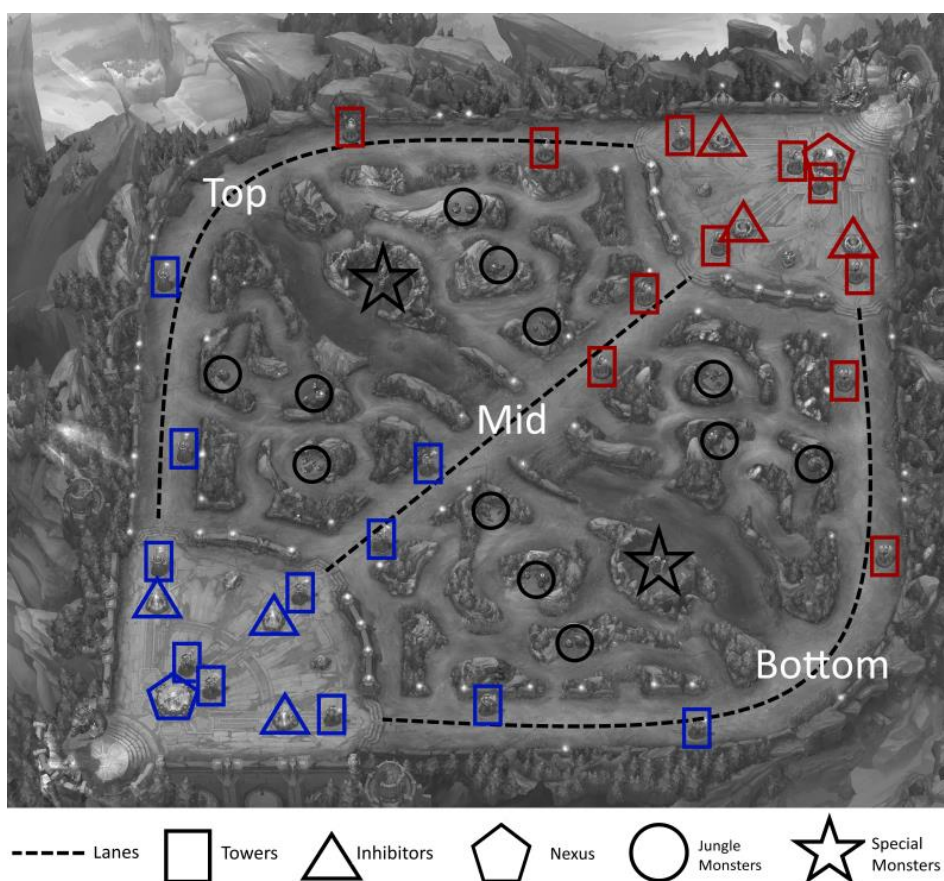


Рисунок 1.8 – Розміщення позицій чемпіонів, структурних елементів, нейтральних монстрів та цілей на мапі

Позиція Тор зазвичай призначена для ізольованих дуелянтів, танків або спеціалістів з роздільного штовхання, які діють на розширеній смузі з меншою присутністю джунглів на початку гри. Чемпіони в цій ролі повинні балансувати між контролем хвиль, торговельними схемами та використанням телепортації, щоб максимізувати свій вплив, часто функціонуючи або як основні бійці в командних боях, або як точки тиску на бічній смузі в сценаріях середини та кінця гри. Відносна ізольованість цієї позиції створює розширені взаємодії один на один, які винагороджують механічну майстерність і знання поєднання, в той час як її близькість до цілей Герольда і Барона робить позиційний контроль критично важливим під час певних ігрових фаз.

Роль Jungle – це мобільні чемпіони, що спеціалізуються на нейтральному контролі цілей та допомозі в пересуванні, діючи без спеціального призначення на певній смузі. Ці чемпіони мандрують територіями, що не належать до певної смуги, щоб збирати врожай нейтральних монстрів для отримання досвіду та золота, створюючи тиск на карту за допомогою можливостей для «ганкінгу» та контролю зору. Ефективне проходження джунглів вимагає балансу між ефективною швидкістю, об'єктивним розумінням часу, розпізнаванням стану смуги руху та можливостями протидії джунглям. Фундаментально реактивний та проактивний аспекти ролі створюють складні дерева рішень, які суттєво впливають на ранній розвиток гри та перехідні фази.

Позиція Mid – це центрально розташовані чемпіони з можливістю «роумінгу» та потенціалом вибуху, які займають найкоротшу смугу з шляхами доступу до всіх основних квадрантів мапи. Центральне розташування ролі дозволяє швидко реагувати як на верхні, так і на нижні квадранти мапи, створюючи обов'язкову стратегічну відповідальність за контроль над територією та збір інформації. Чемпіони середньої смуги, як правило, володіють сильними можливостями хвильового прориву, потенціалом «один проти одного», а також характеристиками вбивства або масштабування, які використовують криву досвіду та близькість синього баффа на цій позиції.

Позиція Bottom, яку традиційно називають ADC (Attack Damage Carry), вміщує ресурсорієнтованих завдавачів шкоди, що масштабуються, як правило, стрільців, призначених для перетворення захищених схем ферм у командні бої наприкінці гри. Ці чемпіони, як правило, мають відносно слабкі ранні ігри, що компенсується потужним масштабуванням у сценаріях об'єктивного контролю та командних боїв, які вимагають точного позиціонування та механічного виконання, щоб максимізувати вихідну шкоду, мінімізуючи вразливість. Позиціонування ролі поруч з ціллю

Дракона створює природні точки змагання, які визначають пріоритети ранньої гри та ротаційну гру.

Роль Support охоплює утилітарних чемпіонів, зосереджених на контролі зору та підтримці команди, які діють з обмеженим розподілом ресурсів, але несуть значну стратегічну відповідальність. Ці чемпіони функціонують за рахунок впливу на основі наборів, а не масштабування предметів, використовуючи інструменти контролю натовпу, захисту або взаємодії для створення переваг без прямих інвестицій в золото. Ця роль охоплює як тих, хто зосереджується на смузі, максимізуючи ефективність свого партнера, так і мандрівних плеймейкерів, які створюють тиск по всій карті завдяки несподіваному позиціонуванню. Відповідальність за контроль зору робить їх основними збирачами інформації та агентами заперечення, що суттєво впливає на якість стратегічних рішень протягом усього ігрового процесу.

Узгодження класів дизайну чемпіонів з позиційними ролями створює матрицю вибору життєздатних чемпіонів, яка еволюціонує з оновленнями ігрового процесу та розвитком метаігор. Це створює динамічну екосистему чемпіонів, де відносна сила коливається на основі як прямих статистичних коригувань, так і контекстуальних змін у навколишніх системах і взаємодіях чемпіонів.

Чемпіони додатково диференціюються за їхніми статистичними профілями, які включають:

- здоров'я (HP);
- мана/енергія/безресурсність;
- збиток від атаки (AD);
- сила здібностей (AP);
- броня/стійкість до магії;
- швидкість атаки;
- швидкість пересування.

Ці атрибути відповідають формулі масштабування (1.3).

$$\text{Attribute at Level } N = \text{Base Value} + \text{Growth Value} \times (N - 1) \times (0.7025 + 0.0175 \times (N - 1)). \quad (1.3)$$

Ця формула створює нелінійне масштабування, яке впливає на час сплеску сили та загальні криві ефективності чемпіона.

1.2 Постановка задачі

Предметна галузь чемпіонів League of Legends являє собою складну галузь знань зі складними взаємозв'язками між чемпіонами, ролями, стилями гри та механічними вимогами. Станом на 2024 рік доступно понад 160 унікальних чемпіонів, кожен з яких має особливі здібності, статистику та оптимальні контексти використання, тому гравці стикаються зі значним когнітивним навантаженням, намагаючись зорієнтуватися в цій розгалуженій екосистемі чемпіонів. Ця складність створює значні бар'єри для нових гравців, які намагаються знайти вдалого чемпіонів, що відповідають їхнім уподобанням, і для досвідчених гравців, які прагнуть розширити свій репертуар чемпіонів за межі встановлених зон комфорту.

Існуючі ресурси не здатні адекватно вирішити цю проблему, зазвичай потрапляючи в одну з декількох категорій, які надають неповні рішення. Платформи для збору статистичних даних пропонують коефіцієнти вигравів, прогнози та рекомендації, але їм бракує можливостей персоналізації, які б враховували індивідуальні вподобання та історію гравців. Списки рівнів, створені спільнотою, надають контекстну оцінку сили чемпіонів, але часто є суб'єктивними, швидко застарівають зі змінами патчів і рідко враховують індивідуальні можливості гравців. Офіційні ігрові ресурси надають базову інформацію про чемпіонів, але пропонують мінімальний порівняльний аналіз або функції рекомендацій, які б полегшили пошук і вибір чемпіонів.

Фрагментарність джерел інформації поглиблює цю проблему, вимагаючи від гравців звертатися до кількох ресурсів для прийняття

обґрунтованих рішень. Такий розподілений підхід призводить до неефективності процесу пошуку і часто не враховує дані про особисті вподобання, які могли б зробити рекомендації справді цінними. Відсутність єдиної системи, яка б поєднувала вичерпну інформацію про чемпіонів зі складними алгоритмами рекомендацій, є значною прогалиною в екосистемі League of Legends, яка безпосередньо впливає на досвід гравців, особливо під час критично важливих етапів вибору та навчання чемпіонів.

Впровадження ефективної системи рекомендацій чемпіонів пов'язане з кількома технічними проблемами, які необхідно вирішити, щоб отримати якісне рішення. Багатовимірна природа схожості чемпіонів вимагає складних алгоритмів, здатних обробляти численні атрибути з різною вагою важливості. Прості показники відстані виявляються недостатніми при порівнянні чемпіонів у складних атрибутивних просторах, які включають категоріальні змінні (ролі, класи), числову статистику (дальність, здоров'я, показники шкоди) та абстрактні характеристики (механічна складність, манера гри).

Збирання та підтримка даних є ще одним значним викликом, оскільки інформація про чемпіонів потребує регулярного оновлення, щоб відображати зміни балансу та нові випуски чемпіонів. Реалізація повинна забезпечувати баланс між свіжістю даних і продуктивністю системи, уникаючи надмірних зовнішніх залежностей від API, зберігаючи при цьому точність. Відсутність повного офіційного API для детальних атрибутів чемпіонів вимагає творчих підходів до збору та перевірки даних, які забезпечують цілісність інформації, не порушуючи умови надання послуг і не створюючи непідтримуваних залежностей від скрепінгу.

Генерація персоналізованих рекомендацій вносить додаткову складність через проблему «холодного старту» – нові користувачі не мають усталених профілів уподобань, на основі яких можна було б генерувати змістовні рекомендації. Система повинна реалізовувати ефективні стратегії, щоб забезпечити цінність як для нових, так і для постійних користувачів,

балансуючи між негайною корисністю і поліпшенням якості рекомендацій з часом, коли накопичуються дані про взаємодію з користувачем. Це створює невід'ємну суперечність між якістю рекомендацій і їхньою доступністю, що вимагає продуманого дизайну системи.

Оптимізація продуктивності є критично важливим завданням, особливо при створенні рекомендацій, які передбачають складні обчислення схожості між великими наборами даних чемпіонів. Наївні підходи до реалізації можуть призвести до неприйняттого часу відгуку, оскільки алгоритм оцінює кілька вимірів схожості в усьому реєстрі чемпіонів. Для підтримки швидкого реагування на запити користувачів без шкоди для якості рекомендацій необхідно застосовувати ефективні стратегії кешування, підходи до попередніх обчислень і оптимізацію алгоритмів.

Портал рекомендацій чемпіонів повинен відповідати вичерпному набору функціональних вимог для успішного вирішення визначених завдань. Система повинна підтримувати повний і точний каталог усіх чемпіонів League of Legends, включаючи їхні здібності, статистику, ролі, класи та механічні характеристики. Цей каталог повинен забезпечувати інтуїтивно зрозумілу навігацію та можливості фільтрації, які дозволять користувачам досліджувати пул чемпіонів за кількома таксономічними параметрами (роль, клас, складність, дата випуску тощо).

Портал повинен реалізовувати кілька підходів до рекомендацій, щоб задовольнити різні потреби користувачів і контексти. Рекомендації на основі схожості одного чемпіона повинні визначати чемпіонів зі схожими стилями гри, механічними вимогами або стратегічними нішами на основі обраного користувачем еталонного чемпіона. Рекомендації на основі ролей повинні пропонувати чемпіонів, які виконують схожі командні функції, забезпечуючи при цьому механічні або стратегічні варіації, що розширюють можливості гравця. Рекомендації на основі історичних вподобань повинні аналізувати шаблони перегляду та взаємодії користувачів, щоб визначити потенційні матчі чемпіонів, які відповідають продемонстрованим інтересам.

Функція управління профілем користувача повинна дозволяти створювати облікові записи, аутентифікацію та відстежувати вподобання, щоб полегшити персоналізацію рекомендацій. Система повинна надійно зберігати дані про взаємодію користувачів, включаючи перегляди сторінок чемпіонів, явні індикатори вподобань (улюблені, рейтинги) і неявні сигнали, отримані на основі поведінкових патернів. Контроль конфіденційності повинен дозволяти користувачам керувати своїми даними і розуміти, як вони впливають на результати рекомендацій.

Портал повинен мати інтуїтивно зрозумілий і чуйний користувацький інтерфейс, який ефективно передає інформацію про чемпіонів і обґрунтування рекомендацій. Візуальний дизайн повинен забезпечувати баланс між щільністю інформації та доступністю, уникаючи когнітивного перевантаження, але надаючи достатню кількість деталей для прийняття обґрунтованих рішень. Інтерфейс повинен адаптуватися до різних форматів пристроїв і розмірів екранів, щоб відповідати різним моделям доступу користувачів на настільних та мобільних платформах.

Окрім базової функціональності, портал рекомендацій повинен відповідати кільком якісним характеристикам, щоб забезпечити ефективну роботу. З міркувань продуктивності генерація рекомендацій повинна завершуватися в межах прийнятних часових порогів (менше 1 секунди для індивідуальних рекомендацій чемпіонів, менше 3 секунд для складних персоналізованих рекомендацій), щоб підтримувати залученість користувачів. Система повинна реалізовувати відповідні стратегії кешування та оптимізації обчислень, щоб досягти цих цілей продуктивності, не вимагаючи при цьому надмірних серверних ресурсів.

Вимоги до масштабованості стосуються як обсягу даних, так і кількості користувачів. Архітектура системи повинна забезпечувати ефективне додавання нових чемпіонів без реструктуризації існуючих моделей даних або зниження продуктивності. Одночасна взаємодія користувачів повинна оброблятися витончено, з мінімальним зниженням

продуктивності в періоди пікового навантаження і відповідними стратегіями розподілу ресурсів для запобігання перебоїв у роботі сервісу.

Підтримка актуальності каталогу є критично важливим атрибутом якості, враховуючи часто мінливий характер гри, що лежить в основі проекту. Реалізація повинна сприяти ефективному оновленню даних про чемпіонів та алгоритмів рекомендацій без необхідності повної перебудови системи. Організація коду повинна відповідати принципам чіткого розподілу завдань і модульного дизайну, які ізолюють залежності та полегшують цілеспрямовану модифікацію конкретних компонентів системи.

Вимоги юзабіліті диктують інтуїтивно зрозумілі навігаційні потоки, чітку візуальну комунікацію та поступове розкриття інформації, що запобігає перевантаженню користувачів, надаючи доступ до вичерпних деталей, коли це необхідно. Інтерфейс має бути пристосований як для випадкового перегляду, так і для цілеспрямованого пошуку інформації, з відповідними точками входу для різних цілей і рівнів знань користувачів. Міркування доступності повинні гарантувати, що портал залишатиметься придатним для використання різними групами користувачів, у тому числі з вадами зору, опорно-рухового апарату або когнітивними обмеженнями.

Підхід до реалізації порталу рекомендацій для чемпіонів визначається кількома технічними обмеженнями. Вибір Angular як фреймворку для інтерфейсу вимагає архітектури на основі компонентів з відповідними стратегіями управління станом для підтримки узгодженості в усьому застосунку. Використання PrimeNG для компонентів інтерфейсу вводить як можливості, так і обмеження щодо доступних шаблонів взаємодії та підходів до візуального стилю, що вимагає продуманої інтеграції з кастомними компонентами, коли це необхідно.

Використання TailwindCSS для стилізації встановлює підхід, орієнтований насамперед на корисність, що підвищує ефективність розробки, але вимагає послідовного застосування для підтримки візуальної

узгодженості. Реалізація повинна ефективно поєднувати компонентно-орієнтований стиль PrimeNG з утилітарними класами TailwindCSS, щоб створити цілісний візуальний досвід без непотрібних конфліктів стилів або надмірної складності CSS.

Використання Firebase для бекенд-сервісів накладає певні обмеження на моделювання даних та шаблони запитів. Документно-орієнтована структура бази даних Firestore вимагає ретельного підходу до організації даних для підтримки ефективних шаблонів пошуку, уникаючи при цьому надмірної кількості операцій читання, які можуть вплинути на продуктивність і потенційно збільшити витрати. Потоки автентифікації повинні легко інтегруватися зі службами автентифікації Firebase, забезпечуючи при цьому відповідні межі безпеки та контроль доступу на основі ролей.

Ресурси розробки є ще одним суттєвим обмеженням, оскільки реалізація повинна балансувати між повнотою функцій та реалістичним обсягом, враховуючи обмеження часу та досвіду. Це вимагає продуманого визначення пріоритетів функцій і підходів до реалізації, які забезпечують основну функціональність, створюючи при цьому основу для майбутніх удосконалень за допомогою розширюваної архітектури і практик чистого кодування.

Успіх порталу рекомендацій буде оцінюватися за кількома вимірюваними критеріями. Система повинна демонструвати релевантність рекомендацій за допомогою показників задоволеності користувачів, з позитивними відгуками про щонайменше 70% взаємодій з рекомендаціями. Показники залучення користувачів повинні відображати моделі повторного використання, які вказують на постійне надання цінності, при цьому щонайменше 40% користувачів повинні повернутися протягом 30-денного періоду. Технічна продуктивність повинна постійно відповідати встановленим цільовим показникам часу відгуку, при цьому 95%

рекомендацій мають бути сформовані в межах визначених порогових значень.

З функціональної точки зору, система повинна успішно реалізовувати всі основні підходи до рекомендацій (на основі схожості, на основі ролі та на основі переваг) з очевидною диференціацією результатів, що підтверджує правильність алгоритмічних підходів, які лежать в основі. Каталог чемпіонів повинен підтримувати 100% покриття поточного списку League of Legends зі своєчасним оновленням після виходу патчів і нових випусків чемпіонів. Користувацький інтерфейс повинен демонструвати зручність використання за допомогою метрик швидкості завершення ключових користувацьких подорожей, при цьому щонайменше 85% тестових користувачів повинні успішно завершити визначені шаблони взаємодії без сторонньої допомоги.

Ці комплексні вимоги створюють основу для впровадження порталу рекомендацій, керуючи технічними рішеннями та підходами до визначення пріоритетів протягом усього процесу розробки.

2 ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ПОРТАЛІВ

Екосистема League of Legends породила численні сторонні інформаційні платформи, покликані допомогти гравцям покращити свій ігровий процес, зрозуміти мета-тенденції та прийняти обґрунтовані рішення щодо вибору чемпіонів та оптимізації збірки. Ці платформи, як правило, поділяються на кілька категорій залежно від їхньої основної спрямованості: сайти для збору статистики, платформи освітнього контенту, інструменти для аналізу продуктивності та загальні ігрові бази даних. Кожна платформа задовольняє певні аспекти інформаційних потреб гравців, але їм часто бракує комплексного, персоналізованого підходу, який би ефективно вирішував проблеми виявлення чемпіонів і надання рекомендацій, визначені в цьому дослідженні.

Поточний стан світу інформаційних порталів демонструє чітку сегментацію, де платформи досягають успіху в певних нішах, залишаючи прогалини в інших. Статистичні платформи забезпечують широку агрегацію даних, але мінімальну персоналізацію, освітні платформи пропонують детальні інструкції, але не мають динамічних систем рекомендацій, а інструменти аналізу ефективності зосереджені на індивідуальному вдосконаленні, а не на виявленні лідерів. Така фрагментація створює можливості для інтегрованих рішень, які поєднують кілька інформаційних вимірів зі складними алгоритмами рекомендацій, щоб забезпечити більш комплексну користувачську цінність.

U.GG – одна з найвідоміших платформ для збору статистичних даних в екосистемі League of Legends, яка позиціонує себе як всеосяжне джерело даних про продуктивність чемпіонів, рекомендацій зі складання та мета-аналізу. Платформа агрегує дані про матчі з API Riot Games, щоб надати коефіцієнти перемог, частоти вибору, банів і тенденції продуктивності на різних рівнях рейтингу та в різних регіонах. Її основна функціональність зосереджена на наданні поточної метаінформації за допомогою

статистичного аналізу, пропонуючи користувачам детальну розбивку оптимальної збірки предметів, рекомендації щодо порядку навичок та конфігурацій рун для кожного чемпіона. Основна частина функціоналу, яка була зазначена вище, зображена на рисунку 2.1.

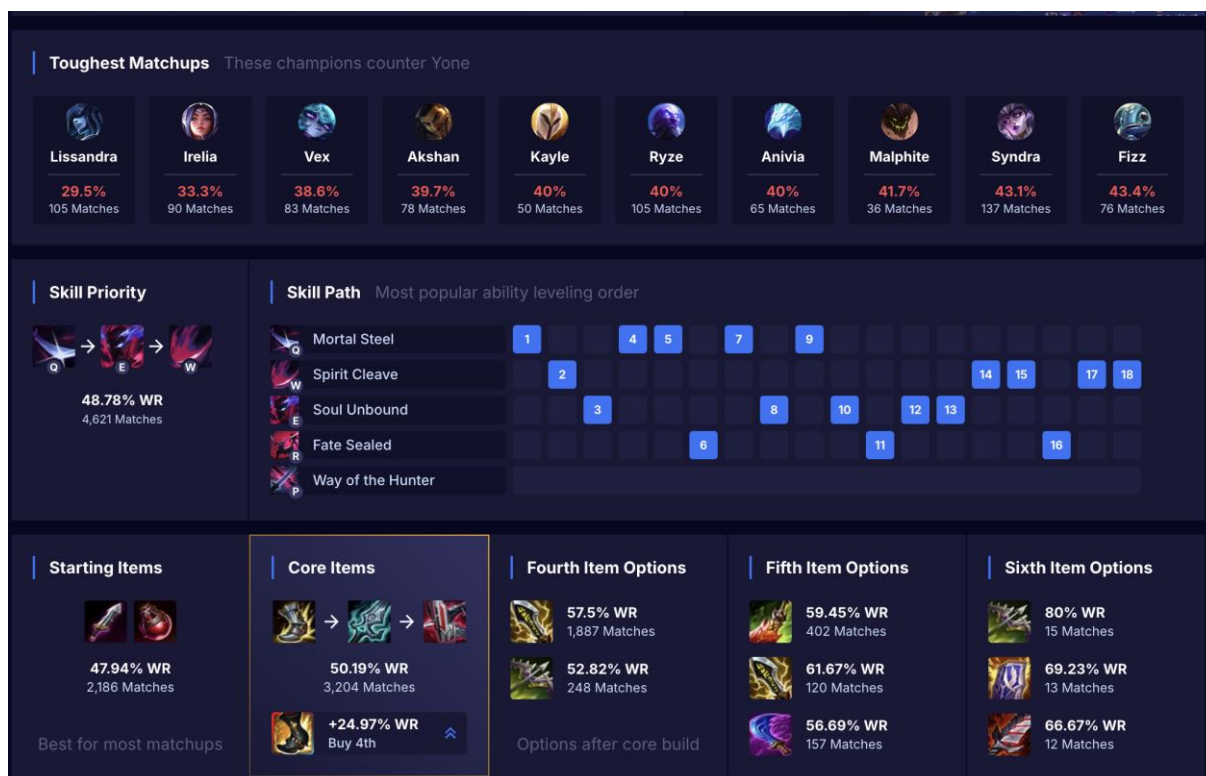


Рисунок 2.1 – Основна частина функціоналу порталу U.GG

Сила платформи полягає в широких можливостях обробки даних і мета-аналізі в режимі реального часу. U.GG надає опції детальної фільтрації, які дозволяють користувачам вивчати продуктивність чемпіонів на певних рівнях рейтингу, в певні періоди часу та в регіональному контексті. Сайт ефективно передає статистичні тенденції за допомогою інтуїтивно зрозумілих візуалізацій і підтримує відносно актуальні дані, які відображають нещодавні зміни в патчах і нові мета-розробки. Однією з таких тенденцій є таблиця популярності чемпіонів, з можливістю фільтрації за різними параметрами та патчами, що наведена на рисунку 2.2. Сторінки, присвячені окремим чемпіонам, пропонують вичерпні показники

ефективності, які допомагають гравцям зрозуміти, як чемпіони виступають у різних контекстах і які складові оптимізують їхню ефективність.

Rank	Role	Champion	Tier	Win Rate	Pick Rate	Ban Rate	Counter Picks	Matches
1	ADC	Kayle	S	54.41%	1.9%	3.3%	[Icons]	2,619
2	ADC	Sion	A	54.14%	0.6%	1.1%	[Icons]	822
3	ADC	Kog'Maw	S	53.82%	1.7%	0.6%	[Icons]	2,224
4	ADC	Vex	S+	53.67%	2.6%	3.7%	[Icons]	3,568
5	ADC	Swain	A	53.57%	0.8%	0.6%	[Icons]	1,217
6	ADC	Rek'Sai	A	53.44%	1.2%	0.6%	[Icons]	1,671
7	ADC	Rengar	A	53.37%	0.5%	3.8%	[Icons]	697
8	ADC	Taric	A	53.32%	1.4%	0.1%	[Icons]	1,868
9	ADC	Swain	A	53.16%	0.6%	0.6%	[Icons]	839

Рисунок 2.2 – Таблиця популярності чемпіонів на порталі U.GG

Однак підхід U.GG виявляє кілька обмежень, якщо порівнювати його з персоналізованою системою рекомендацій. Платформа працює насамперед як реактивне джерело інформації, вимагаючи від користувачів вже мати на увазі конкретних чемпіонів, а не сприяючи пошуку нових варіантів. Хоча вона надає велику кількість статистичних даних, їй бракує алгоритмів, які могли б допомогти користувачам визначати чемпіонів відповідно до їхніх вподобань щодо стилю гри або механічних можливостей. Відсутність персоналізації означає, що всі користувачі отримують однакову інформацію, незалежно від їхніх індивідуальних потреб, рівня майстерності чи вподобань щодо чемпіонів. Крім того, зосередженість платформи на статистичній оптимізації може завадити

гравцям-початківцям, яким бракує контекстуальних знань для ефективної інтерпретації складних показників ефективності.

OP.GG функціонує як статистичний довідник та платформа для аналізу індивідуальних показників, пропонуючи користувачам детальну інформацію про їхні особисті ігрові патерни, а також загальну інформацію про чемпіонів та мета-дані. Основний інтерфейс платформи наведено на рисунку 2.3.

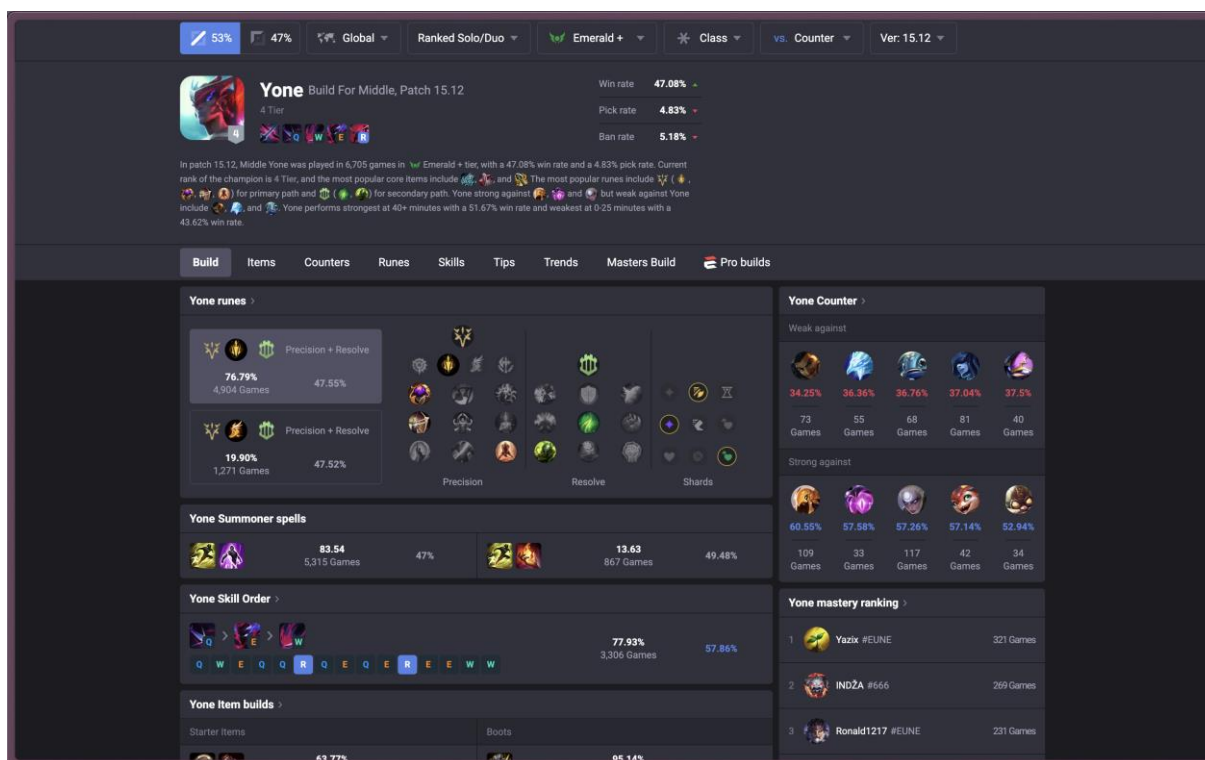


Рисунок 2.3 – Інтерфейс платформи OP.GG

Основна функціональність платформи охоплює аналіз історії матчів, відстеження рейтингу, тенденції продуктивності та порівняльний аналіз з іншими гравцями. OP.GG об'єднує індивідуальні дані гравців, щоб дати уявлення про ефективність чемпіона, визначаючи закономірності перемог і поразок, а також пропонуючи області для поліпшення за допомогою статистичного аналізу. Інтерфейс такого функціоналу наведено на рисунку 2.4.

The screenshot displays the OP.GG website interface for a League of Legends player profile. At the top, there are navigation links for Stats, Desktop, Streamer Overlay, Duo, TalkG, Esports, Gigs, and Sign in. The main header shows the player's name 'phoenix8 #EUNE' and their Ladder Rank (993,548, 82.83% of top). Below this, there are tabs for Summary, Champions, Mastery, Live Game, and Teamfight Tactics. The Summary tab is active, showing a 'Ranked Solo/Duo' section with 'Iron 1' tier and 97 LP. A 'Recent Games' section features a circular win rate indicator at 45% and a list of recent matches with detailed statistics like K/D/A, CS, and P/Kill. A 'Preferred Role (Ranked)' bar chart is also visible.

Рисунок 2.4 – Інтерфейс із індивідуальними даними гравця

Платформа відмінно справляється з наданням персоналізованого зворотного зв'язку, що дозволяє користувачам зрозуміти свої індивідуальні сильні і слабкі сторони для різних чемпіонів і ролей. Аналіз історії матчів пропонує детальну розбивку показників продуктивності, ефективності lane фази, нанесення шкоди, а також порівняльний аналіз з іншими гравцями на аналогічних рівнях рейтингу. Інтеграція OP.GG з API Riot Games дозволяє оновлювати статистику гравців у реальному часі та всебічно відстежувати прогрес у рейтингу з плином часу. Платформа також надає цінну передматчеву інформацію через функцію пошуку партнерів по команді та опонентів, що дозволяє здійснювати стратегічне планування на основі історичних даних.

Незважаючи на ці сильні сторони, підхід OP.GG до рекомендацій чемпіонів залишається принципово обмеженим. Хоча платформа може

визначити, з якими чемпіонами окремі користувачі добре грають на основі історичних даних, їй бракує проактивних алгоритмів рекомендацій, які могли б запропонувати нових чемпіонів на основі схожості стилів гри або шаблонів уподобань. Аналіз платформи значною мірою спирається на минулі результати, а не на прогностичне моделювання, яке могло б визначити чемпіонів, які, ймовірно, відповідають уподобанням користувача. Крім того, складність OP.GG може відігнати гравців-початківців, які не мають достатньої історії матчів для отримання значущих висновків, створюючи бар'єр для входу, що обмежує її корисність для пошуку нових чемпіонів.

Mobafire працює як освітня платформа, керована спільнотою, де гравці створюють та діляться детальними гайдами для чемпіонів, рекомендаціями та стратегічними порадами. Як приклад, на рисунку 2.5 наведено гайди гравців на чемпіона Yone.

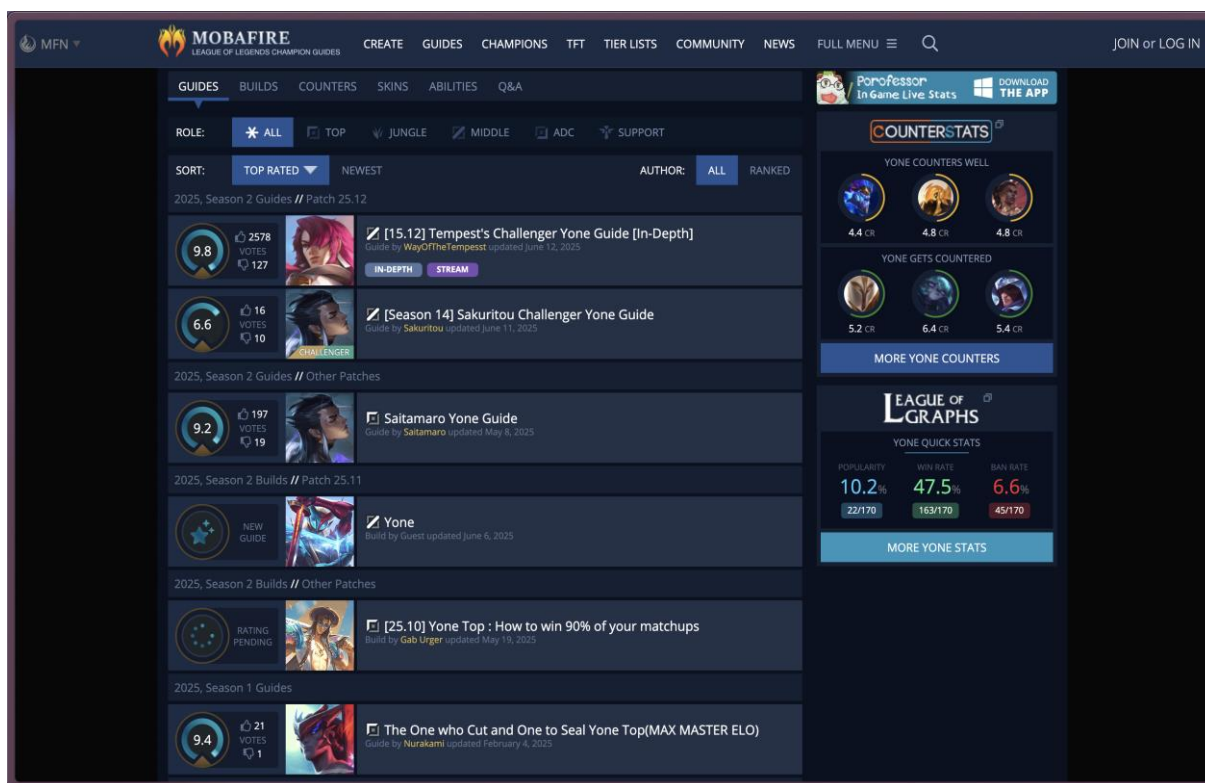


Рисунок 2.5 – Приклад гайдів гравців на чемпіона Yone на порталі Mobafire

Основна ціннісна пропозиція платформи зосереджена на краудсорсинговій експертизі, що дозволяє досвідченим гравцям документувати свої знання та стратегії для конкретних чемпіонів, забезпечуючи при цьому механізми оцінювання та зворотного зв'язку, які допомагають виявити високоякісний контент. Система гайдів Mobafire забезпечує всебічне навчання чемпіонів, охоплюючи все - від пояснення базових здібностей до просунутих механічних прийомів і прийняття ситуативних рішень.

Найбільша сила платформи полягає в її освітній глибині та залученні спільноти. На відміну від суто статистичних платформ, Mobafire надає контекстні пояснення рішень, які приймають чемпіони, стратегічні міркування, що лежать в основі вибору білдів, а також детальні навчальні посібники, які допомагають гравцям зрозуміти не лише те, що робити, але й те, чому певні підходи працюють. Формат гайду дозволяє всебічно висвітлити всі тонкощі чемпіонської гри, які неможливо охопити лише за допомогою статистичного аналізу. Також інші гравці мають можливість залишати коментарі або вести дискусії під кожний гайдом. Одну з таких дискусій наведено на рисунку 2.6.

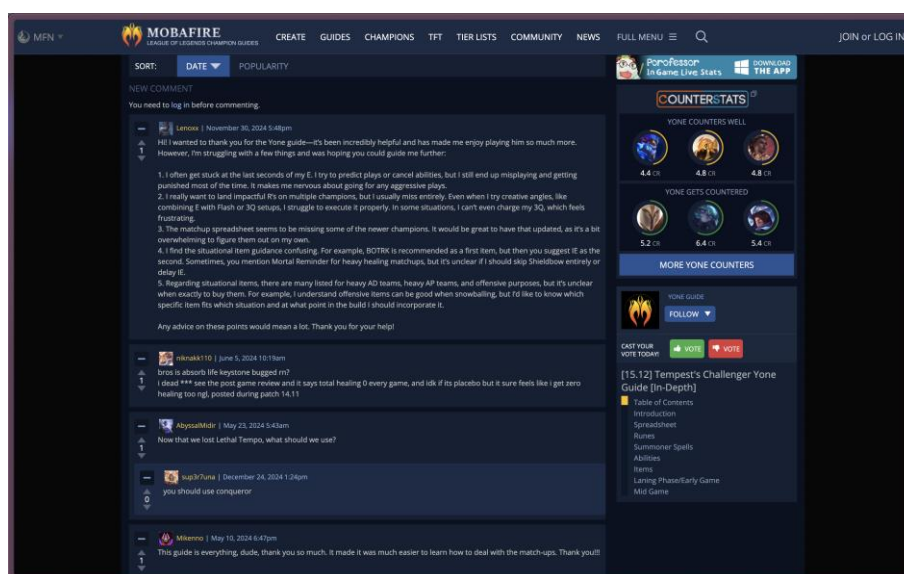


Рисунок 2.6 – Приклад дискусії під гайдом на порталі Mobafire

Рейтингова система платформи та механізми зворотного зв'язку з користувачами допомагають визначити якість та актуальність контенту, а розмаїття авторів гайдів надає безліч поглядів на оптимальне використання чемпіонів.

Однак підхід Mobafire, заснований на участі громади, має ряд обмежень, які впливають на його корисність як рекомендаційної платформи. Якість контенту значно відрізняється у різних авторів гайдів, і платформі бракує систематичних підходів до перевірки точності гайдів або валюти після оновлення гри. Відсутність персоналізації означає, що користувачі повинні вручну шукати чемпіонів замість того, щоб отримувати цільові рекомендації, засновані на їхніх уподобаннях або потребах. Хоча Mobafire чудово надає детальну інформацію про конкретних чемпіонів, він пропонує мінімальну функціональність для відкриття чемпіонів або порівняльного аналізу, який допоміг би користувачам знайти нові варіанти, що відповідають їхнім інтересам. Залежність платформи від внеску спільноти також призводить до непослідовності у висвітленні: популярні чемпіони отримують велику кількість документації, тоді як нішеві варіанти можуть не мати вичерпних посібників.

Mobalytics вирізняється комплексним аналізом ефективності, який виходить за рамки базової статистики і включає в себе аналіз геймплея, оцінку навичок та рекомендації щодо вдосконалення. Платформа використовує власні алгоритми для аналізу продуктивності гравців за багатьма параметрами, генеруючи персоналізовану інформацію про сильні та слабкі сторони, а також конкретні сфери для вдосконалення. Mobalytics інтегрує аналіз даних матчів з навчальним контентом, щоб забезпечити дієвий зворотний зв'язок, який спрямовує розвиток гравців у різних аспектах ігрового процесу League of Legends.

Приклад аналізу гри на надані рекомендації порталу Mobalytics наведені на рисунку 2.7.

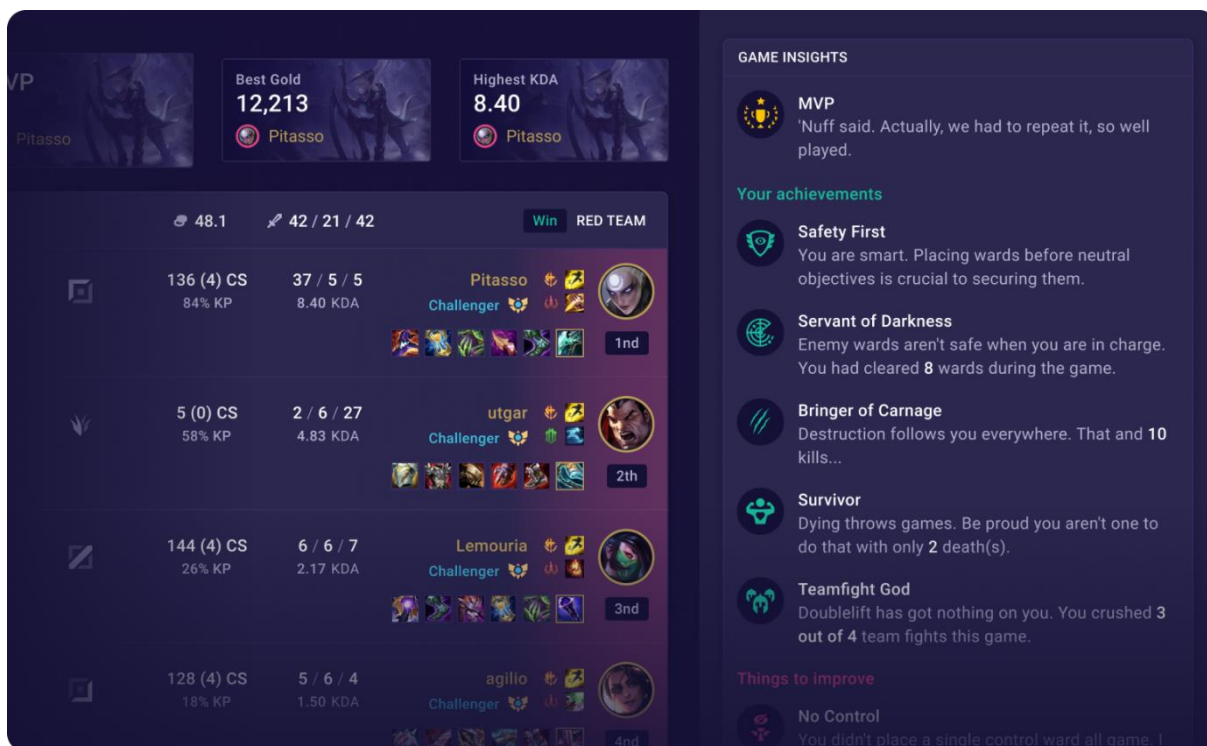


Рисунок 2.7 – Приклад наданих рекомендацій на порталі Mobalytics після матчу

Цілісний підхід є основною перевагою платформи, яка пропонує користувачам детальний аналіз їхніх ігрових патернів з конкретними рекомендаціями щодо покращення. Mobalytics розбиває продуктивність на зрозумілі категорії, такі як бої, фарм, бачення та універсальність, надаючи цільовий зворотний зв'язок, який допомагає гравцям зрозуміти свої потреби у розвитку. Тренерські функції платформи виходять за рамки простої статистичної звітності і включають контекстні поради та освітні ресурси, які пояснюють, як усунути виявлені слабкі місця. Аналіз результативності чемпіонів дає уявлення про рівень майстерності кожного з них і пропонує напрямки для вдосконалення.

Незважаючи на ці аналітичні можливості, Mobalytics стикається з обмеженнями у функціоналі рекомендацій, що відрізняє його від запропонованого рішення. Хоча платформа може визначити, з якими чемпіонами користувачі показують найкращі результати, і запропонувати

напрямки вдосконалення існуючих пулів чемпіонів, їй бракує складних алгоритмів для рекомендації нових чемпіонів на основі схожості стилів гри або шаблонів уподобань. Зосередженість платформи на оптимізації продуктивності, а не на пошуку чемпіонів, означає, що користувачі, які прагнуть розширити свій репертуар чемпіонів, отримують обмежену кількість рекомендацій. Крім того, всебічний аналіз Mobalytics може перевантажити користувачів, які просто хочуть отримати прості рекомендації чемпіонів без детальних відгуків про їхню ефективність.

Аналіз існуючих платформ виявив кілька прогалин, які запропонований портал рекомендацій заповнює завдяки комплексному підходу до пошуку чемпіонів та персоналізованих пропозицій. Хоча існуючі платформи переважають у своїх спеціалізаціях – статистичній агрегації, аналізі ефективності або освітньому контенті – жодна з них не надає комплексного функціоналу рекомендацій, який поєднує в собі кілька вимірів даних з персоналізованими алгоритмами для полегшення пошуку чемпіонів.

Алгоритми схожості чемпіонів запропонованого порталу усувають фундаментальне обмеження існуючих платформ, дозволяючи користувачам знаходити чемпіонів зі схожими стилями гри або механічними вимогами на основі чемпіонів, якими вони вже користуються. Ця функціональність виходить за рамки реактивного надання інформації на існуючих платформах, пропонуючи проактивні пропозиції, які розширюють пули користувачів-чемпіонів завдяки інтелектуальним рекомендаціям. Інтеграція відстеження вподобань користувачів та аналізу поведінки створює можливість персоналізації, яких бракує існуючим платформам, дозволяючи рекомендаціям вдосконалюватися з часом у міру аналізу моделей взаємодії з користувачами.

Комплексний підхід каталогу чемпіонів запропонованого рішення контрастує з фрагментарною інформаційною архітектурою поточних платформ. Замість того, щоб вимагати від користувачів звертатися до різних

джерел для отримання повної інформації про чемпіонів, інтегрований портал надає вичерпні дані про чемпіонів разом з функціями рекомендацій в рамках єдиного інтерфейсу. Це усуває неефективність, притаманну нинішнім робочим процесам, коли користувачі повинні переміщатися між статистичними сайтами, довідковими платформами та інструментами аналізу ефективності, щоб приймати обґрунтовані рішення щодо вибору основного чемпіона.

Зосередженість запропонованого порталу на дизайні користувацького досвіду спеціально спрямована на усунення обмежень доступності, виявлених в існуючих платформах. У той час як існуючі сайти часто перевантажують користувачів складними статистичними даними або вимагають від них глибоких знань про ігри, портал рекомендацій надає перевагу поступовому розкриттю інформації та інтуїтивно зрозумілій навігації, яка підходить для користувачів з різним рівнем знань. Функції обґрунтування рекомендацій допомагають користувачам зрозуміти, чому пропонуються ті чи інші чемпіони, забезпечуючи освітню цінність, яка сприяє навчанню та полегшує відкриття.

Огляд існуючих платформ виявив кілька прогалин на ринку, які виправдовують розробку спеціалізованого порталу з рекомендаціями чемпіонів. Існуючі платформи демонструють явний ухил у бік статистичної оптимізації та аналізу продуктивності, а не сприяють пошуку чемпіонів і вивченню їхніх уподобань. Це створює бар'єри для нових гравців, які шукають чемпіонів, що відповідають їхнім новим стилям гри, і для досвідчених гравців, які прагнуть розширити свій репертуар за межі усталених зон комфорту.

Відсутність складної персоналізації є ще одним суттєвим недоліком нинішньої екосистеми. Хоча такі платформи, як OP.GG, надають аналіз індивідуальних показників, жодна з них не впроваджує алгоритми рекомендацій, які навчаються на поведінці користувачів, щоб з часом пропонувати все більш релевантні варіанти чемпіонів. Це є втраченою

можливістю використовувати дані про взаємодію з користувачами для підвищення якості рекомендацій, що могло б значно покращити процес пошуку чемпіонів.

Фрагментація джерел інформації призводить до неефективності, на яку безпосередньо спрямований запропонований інтегрований підхід. Наразі користувачам доводиться переходити між різними платформами, щоб зібрати вичерпну інформацію про чемпіонів, порівняти варіанти та зрозуміти контекст їхньої ефективності. Інтегроване рішення, яке поєднує функціональність каталогу чемпіонів з інтелектуальними рекомендаціями, усуває ці недоліки, забезпечуючи при цьому чудовий користувацький досвід завдяки уніфікованій інформаційній архітектурі.

Аналіз показує, що хоча існуючі платформи надають цінні послуги в межах своїх спеціалізованих доменів, існують значні можливості для інтегрованих рішень, які надають пріоритет виявленню вдалих чемпіонів за допомогою персоналізованих алгоритмів рекомендацій. Запропонований портал рекомендацій заповнює ці прогалини за допомогою всеосяжних каталогів чемпіонів, алгоритмів схожості, відстеження уподобань користувачів та інтуїтивно зрозумілого дизайну інтерфейсу, який полегшує ефективний пошук і вибір чемпіонів.

3 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОГО ПОРТАЛУ

Система рекомендацій чемпіонів використовує багатоступеневу обробку даних і конвеєр машинного навчання, який перетворює необроблені дані про майстерність гравців на складні вбудовування схожості чемпіонів. Реалізація використовує фундаментальне припущення, що чемпіони, якими часто грають одні й ті ж гравці, мають схожі ігрові характеристики, стратегічні ролі або механічні вимоги. Цей підхід до спільної фільтрації створює представлення чемпіонів, які фіксують приховану схожість, невидиму в традиційних статистичних метриках.

Конвеєр даних починається з комплексного збору даних про гравців через API Riot Games, реалізований у файлі `summoner_ids_download.py`. Система використовує стратегію пошуку вшир, починаючи з початкового акаунта, рекурсивно виявляючи нових гравців через аналіз історії матчів. Такий підхід забезпечує репрезентативну вибірку для різних рівнів майстерності та стилів гри, а не фокусується на конкретних сегментах гравців. Реалізація керує обмеженням швидкості API за допомогою інтелектуальних механізмів повторних спроб і інтервалів між запитами, підтримуючи відповідність умовам надання послуг Riot Games і одночасно максимізуючи ефективність збору даних.

Збір даних про майстерність чемпіонів відбувається за допомогою `mastery_download.py`, який отримує очки майстерності для кожного знайденого заклинателя серед усіх доступних чемпіонів. Система фільтрує акаунти на основі мінімального порогу майстерності `MIN_POINTS_REQUIRED` (10×5), щоб забезпечити достатній ігровий досвід, і видаляє акаунти, де один чемпіон домінує в розподілі майстерності `ONE_TRICK_THRESHOLD` (0.5). Цей крок попередньої обробки усуває шум від випадкових гравців і спеціалізованих акаунтів, який може спотворити розрахунки схожості.

Основний алгоритм рекомендацій використовує архітектуру нейронної мережі на основі PyTorch, визначену в класі `ChampionEmbeddingModel` у файлі `pytorch_embedding_creation.py`. Модель використовує простий шар вбудовування, який відображає кожного чемпіона у вигляді щільного векторного представлення у неперервному просторі. Простота архітектури є перевагою для цієї області, оскільки складність полягає в генеруванні навчальних даних, а не в самій структурі моделі.

Процес навчання перетворює необроблені дані про майстерність у бали схожості чемпіонських пар, використовуючи обчислення геометричного або гармонійного середнього. Для кожного акаунта гравця система генерує пари чемпіонів на основі зваженої вибірки, пропорційної співвідношенню балів майстерності. Оцінка схожості між двома чемпіонами для даного гравця обчислюється так, як наведено у лістингу 3.1.

Лістинг 3.1 – Програмний код оцінки схожості між двома чемпіонами

```
if self.mean_type == 'geom':
    similarity = np.sqrt(self.ratios[account_index,
champ1_idx] * self.ratios[account_index, champ2_idx])
elif self.mean_type == 'harm':
    similarity = (2 * self.ratios[account_index,
champ1_idx] * self.ratios[account_index, champ2_idx] /
                (self.ratios[account_index, champ1_idx] +
self.ratios[account_index, champ2_idx]))
```

Цей підхід враховує інтуїцію, що чемпіони з вищими коефіцієнтами майстерності в межах одного гравця демонструють сильніші зв'язки подібності. Застосування середнього геометричного виявляється особливо ефективним, оскільки карає екстремальні дисбаланси майстерності, водночас винагороджуючи послідовні подвійні інвестиції.

Генерація тренувальних даних використовує складні стратегії вибірки для усунення дисбалансу класів і забезпечення репрезентативного охоплення чемпіонських пар. Клас `ChampionMasteryDataset` реалізує динамічну регенерацію епох, створюючи нові тренувальні пари для кожної епохи, щоб запобігти надмірному пристосуванню та покращити узагальнення. Механізм повторної вибірки `resampling_selection_factor` (10) додає рівномірний шум до ймовірностей на основі майстерності, гарантуючи, що навіть чемпіони з низьким рівнем майстерності отримають репрезентативне тренування.

Навчання нейронної мережі оптимізує вбудовування чемпіонів шляхом мінімізації середньоквадратичної похибки між прогнозованими та розрахованими оцінками подібності. Модель навчається розміщувати чемпіонів у просторі вбудовування так, щоб операції точкового добутку між векторами вбудовування наближалися до навчальних оцінок схожості. Такий підхід створює безперервну репрезентацію, де геометрично ближчі чемпіони мають схожі ігрові характеристики або вподобання гравців.

У процесі оптимізації використовується оптимізатор Adam з ретельно налаштованою швидкістю навчання `LEARNING_RATE` (0.005) та розмірами партій, оптимізованими для доступної апаратної платформи. Реалізація включає визначення пристроїв для прискорення Apple Silicon MPS, підтримку графічного процесора CUDA та резервного процесора, що забезпечує оптимальну продуктивність у різних середовищах розробки. Цикл навчання включає динамічну регенерацію даних та відстеження прогресу завдяки інтеграції з `tqdm` для покращення взаємодії з користувачем.

Нормалізація вбудовування після навчання гарантує, що обчислення подібності спираються на взаємозв'язок напрямків, а не на різницю величин. Процес нормалізації ділить кожен вектор вбудовування на його норму L2, створюючи одиничні вектори в просторі вбудовування, що наведено і лістингу 3.2.

Лістинг 3.2 – Програмний код нормалізації вбудованих векторів

```
weight_matrix = weight_matrix /
np.linalg.norm(weight_matrix, axis=1).reshape((-1,1))
```

Цей крок нормалізації має вирішальне значення для узгоджених розрахунків схожості та запобігає домінуванню чемпіонів з вищим рівнем майстерності в рейтингах схожості за рахунок ефекту величини.

Система генерації рекомендацій, реалізована у файлах `extract_embeddings_to_sqlite.py` та `flask_recommendation_server.py`, використовує косинусні обчислення подібності між нормалізованими векторами вбудовування. Для цільового чемпіона система обчислює оцінки схожості з усіма іншими чемпіонами, використовуючи точковий добуток їхніх нормалізованих вбудовувань, що продемонстровано у лістингу 3.3.

Лістинг 3.3 – Програмний код оцінки схожості чемпіонів

```
similarities = np.dot(self.embeddings_matrix,
target_embedding) / (np.linalg.norm(self.embeddings_matrix,
axis=1) * np.linalg.norm(target_embedding))
```

Метрика косинусної подібності виявляється особливо придатною для цього застосування, оскільки вона фіксує спрямовану подібність, залишаючись інваріантною до варіацій величини вбудовування. Чемпіони зі схожими стилями гри або стратегічними ролями кластеризуються в сусідніх областях простору вбудовування, отримуючи високі показники схожості незалежно від їхнього абсолютного рівня майстерності в тренувальних даних.

У результаті було сформовано та візуалізовано взаємозв'язки між чемпіонами у регіоні `eup1` за допомогою розробленої нейронної мережі. Через велику кількість чемпіонів буде доцільно продемонструвати лише частину кластерного аналізу, зведеного із 16-ти вимірному простору до 2-х вимірному за допомогою методу t-SNE, та наведеного на рисунку 3.1.

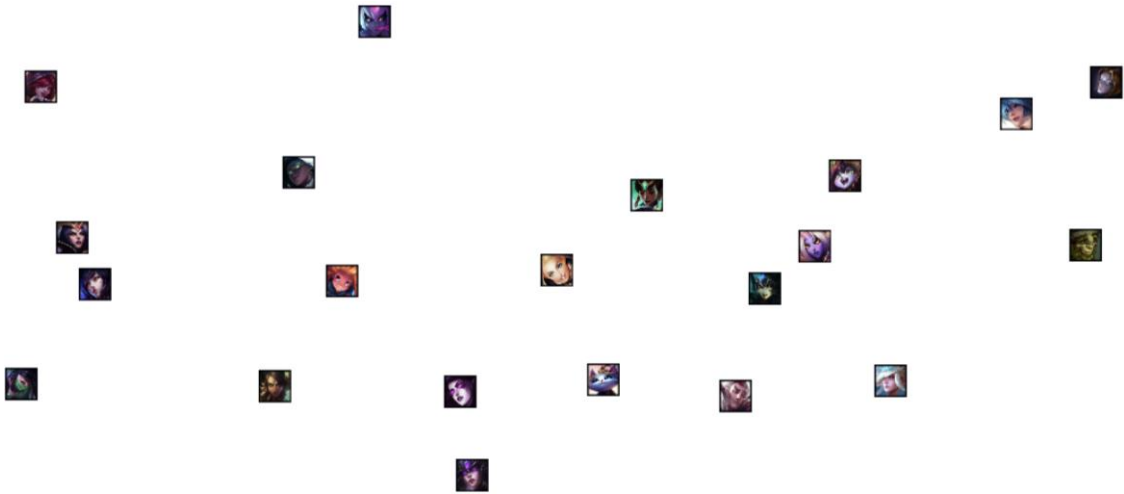


Рисунок 3.1 – Візуалізація схожості чемпіонів на допомогу кластерного аналізу

Система підтримує кілька режимів рекомендацій завдяки реалізації Flask API. Запити на схожість з одним чемпіоном визначають найбільш схожих чемпіонів на вказану ціль, в той час як рекомендації на основі центроїдів з декількома чемпіонами обчислюють середнє значення вбудовування декількох введених чемпіонів і знаходять чемпіонів, найбільш схожих на цей центроїд. Цей центроїдний підхід дає змогу надавати рекомендації «якщо вам подобаються ці чемпіони, вам також можуть сподобатися», які враховують шаблони вподобань, що охоплюють кілька чемпіонів.

Реалізація включає інтеграцію з базою даних SQLite для ефективного зберігання та пошуку вбудованих даних. Клас `ChampionEmbeddingExtractor` створює схеми бази даних, які пристосовані до різної розмірності вбудовувань, зберігаючи при цьому продуктивність запитів завдяки відповідній індексації. Вбудовування кожного чемпіона зберігаються у вигляді окремих стовпців (`dim_0`, `dim_1`, ..., `dim_n`), що забезпечує гнучкість запитів та аналізу.

Оптимізація продуктивності відбувається на декількох рівнях у всій системі. Реалізація сервера Flask попередньо завантажує всі вбудовування в

пам'ять під час ініціалізації, уникаючи запитів до бази даних під час генерації рекомендацій. Такий підхід дозволяє обміняти використання пам'яті на час відгуку, забезпечуючи субсекундну генерацію рекомендацій навіть для великих реєстрів чемпіонів. Стратегія попереднього завантаження виявляється особливо ефективною з огляду на відносно невеликий розмір матриці вбудовування чемпіонів порівняно з типовими ресурсами пам'яті сервера.

Можливості пакетної обробки дозволяють ефективно обчислювати схожість по всьому списку чемпіонів, використовуючи векторизовані операції NumPy. Замість того, щоб обчислювати схожість ітеративно, система використовує множення матриць для одночасного обчислення всіх подібностей.

Реалізація сервера Flask надає кінцеві точки RESTful API, призначені для інтеграції з веб-застосунками та зовнішніми сервісами. Пріоритетами API є простота та узгодженість, пропонуючи кінцеві точки рекомендацій як з одним, так і з кількома чемпіонами з конфігурованими кількостями результатів. Обробка помилок охоплює перевірку імен чемпіонів, перевірку меж параметрів і поступову деградацію для граничних випадків, таких як нерозпізнані імена чемпіонів.

Формат відповіді API включає як імена чемпіонів, так і числові оцінки схожості, що дозволяє клієнтським програмам реалізовувати власну логіку ранжування або пороги довіри. Включення оцінок схожості є особливо цінним для налагодження якості рекомендацій та реалізації функцій пояснення рекомендацій у користувацьких інтерфейсах. Сервер також надає утиліти для пошуку чемпіонів і статистики бази даних, підтримуючи розробку та адміністративні завдання.

Конфігурація спільного використання ресурсів (CORS) дозволяє браузерним клієнтським програмам отримувати доступ до API рекомендацій без обмежень безпеки. Ця конфігурація виявляється важливою для реалізації веб-порталу на основі Angular, забезпечуючи

безперешкодну інтеграцію між інтерфейсом користувача та внутрішніми сервісами рекомендацій.

Реалізація включає в себе комплексні можливості візуалізації за допомогою методів зменшення розмірності, що застосовуються до вивчених вбудовувань. Система генерує як MDS (багатовимірне масштабування), так і t-SNE візуалізації, які проєктують багатовимірний простір вбудовування на двовимірні графіки для інтерпретації людиною. Ці візуалізації слугують двом цілям: перевірці якості вивчених репрезентацій та інтуїтивному поясненню взаємозв'язків чемпіонів.

Конвеєр візуалізації завантажує зображення чемпіонів з *CDN League of Legends* і накладає їх на графіки зі зменшеною розмірністю, створюючи діаграми кластеризації, які можна інтерпретувати. Ці візуальні представлення дозволяють експертам галузі перевірити, чи відповідають виявлені подібності встановленим категоріям чемпіонів та інтуїтивним уявленням про ігровий процес. Кластерні діаграми часто виявляють цікаві взаємозв'язки, які виходять за рамки традиційних рольових класифікацій, фіксуючи механічну схожість і стратегічну синергію, які виникають з моделей поведінки гравців. Приклад візуалізації схожості чемпіонів на двохвимірному просторі представлений на рисунку 3.1.

Процес візуалізації використовує ретельне налаштування параметрів для алгоритмів зменшення розмірності, гарантуючи, що двовимірні проєкції зберігають значущі сусідські зв'язки з початкового простору вбудовування. Реалізація t-SNE використовує значення складності, адаптовані до розміру реєстру чемпіонів, в той час як підхід MDS забезпечує альтернативні перспективи проєкції, які можуть виявити різні структурні патерни в просторі вбудовування.

Ця комплексна реалізація демонструє, як методи машинного навчання можуть перетворювати дані про поведінку гравців на дієві системи рекомендацій. Багатоетапний конвеєр успішно вирішує технічні проблеми збору даних, навчання моделі та генерації рекомендацій у реальному часі,

зберігаючи при цьому гнучкість, необхідну для інтеграції з веб-порталами пошуку чемпіонів. Отримана система забезпечує алгоритмічну основу для персоналізованих рекомендацій чемпіонам, які виходять за рамки традиційних статистичних підходів і враховують нюанси взаємозв'язків між чемпіонами, що виявляються через реальні вподобання та поведінку гравців.

4 ОГЛЯД ІНФОРМАЦІЙНОГО ПОРТАЛУ

Портал чемпіонів гри League of Legends – це комплексний веб-застосунок, створений на базі Angular 19, призначений для надання користувачам інтуїтивно зрозумілої та цікавої платформи для вивчення інформації про чемпіонів та отримання персоналізованих рекомендацій. Застосунок використовує сучасну архітектуру односторінкового застосунка (SPA), яка безперешкодно інтегрує кілька джерел даних, включаючи API Riot Games для офіційних даних про чемпіонів та спеціальну службу рекомендацій Flask для пропозицій на основі схожості.

Інтерфейс користувача відповідає сучасним принципам веб-дизайну, використовуючи бібліотеку компонентів PrimeNG для забезпечення узгодженості візуальних елементів та впроваджуючи адаптивні шаблони дизайну, що забезпечують оптимальну функціональність на настільних та мобільних пристроях. Колірна гама застосунку, що продемонстрована на рисунку 4.1, використовує професійну палітру синіх градієнтів, що відтворює естетику League of Legends, зберігаючи при цьому стандарти доступності та візуальну чіткість.

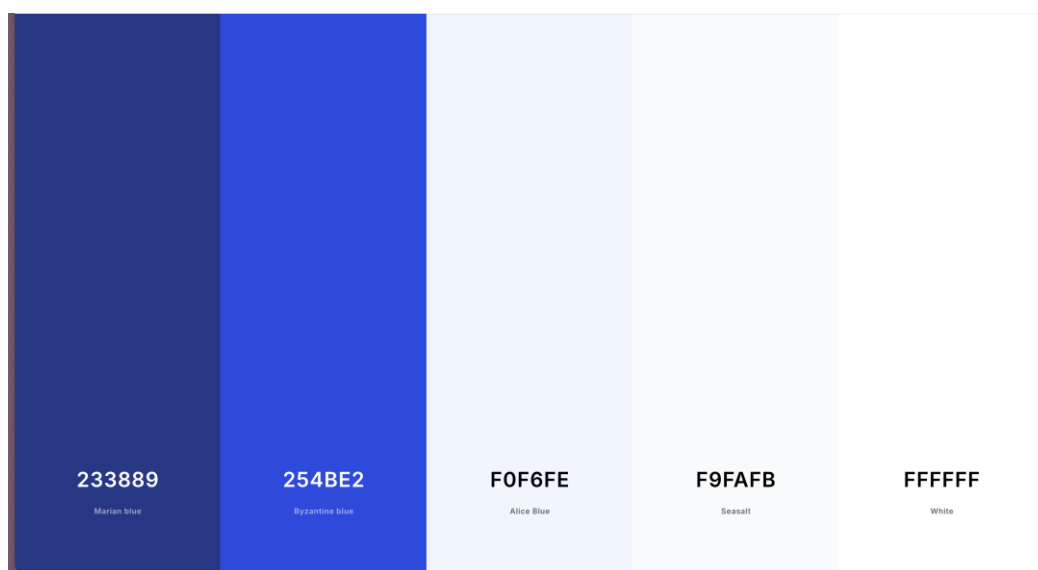


Рисунок 4.1 – Обраний набір кольорів для інтерфейсу

При вході в застосунок користувачі бачать спрощену систему навігації в заголовку, яка служить основним механізмом управління інтерфейсом. У заголовку розміщено логотип застосунка, який є клікабельним елементом навігації по домашній сторінці, а також складну систему автентифікації, що працює на базі Firebase та інтеграції Google OAuth.

Процес автентифікації пропонує користувачам помітну кнопку «Увійти», коли вони не проходять автентифікацію, що запускає процес входу в Google, який не вимагає додаткових кроків реєстрації. Після автентифікації інтерфейс динамічно оновлюється, щоб відобразити аватар користувача (або ініціали, якщо фотографія недоступна), його ім'я для відображення або адресу електронної пошти, а також надає доступ до контекстного випадаючого меню, що містить функцію виходу та опції навігації, специфічні для мобільних пристроїв. Інтерфейс авторизованого користувача представлений на рисунку 4.2.

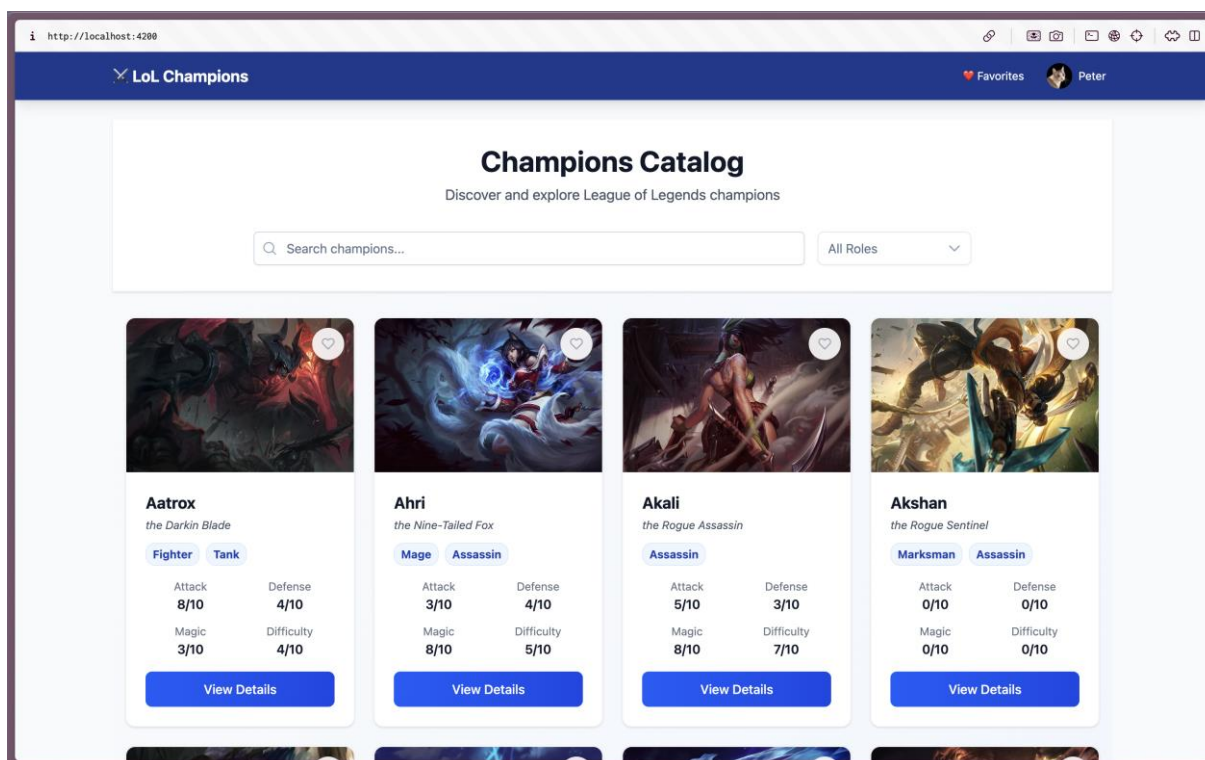


Рисунок 4.2 – Головна сторінка для авторизованого користувача

Автентифіковані користувачі отримують доступ до персоналізованих функцій, зокрема до розділу «Вибране», який стає видимим у заголовку навігації тільки після успішного входу. Цей умовний елемент навігації демонструє орієнтований на користувача підхід до дизайну застосунка, де елементи інтерфейсу з'являються контекстуально на основі стану автентифікації та дозволів користувача.

На головній сторінці користувачам представлений вичерпний каталог чемпіонів, який служить центральним місцем для пошуку та вивчення чемпіонів. Інтерфейс використовує сітчастий макет на основі карток, який оптимізує простір екрана, одночасно надаючи необхідну інформацію про чемпіонів. Кожна картка чемпіона містить високоякісну ілюстрацію, ім'я та титул чемпіона, теги ролей, а також кількісні статистичні дані про атаку, захист, магічну силу та рівень складності, представлені за шкалою від 1 до 10 з супровідними візуальними індикаторами прогресу.

Приклад інтерфейсу картки, яка представляє чемпіона Akali, представлена на рисунку 4.3.

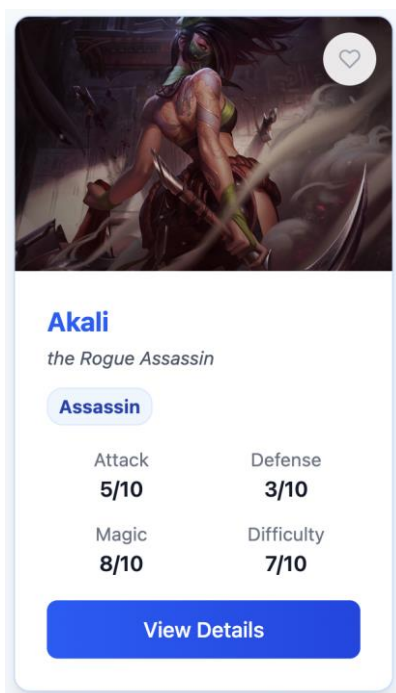


Рисунок 4.3 – Інтерфейс картки, яка представляє чемпіона Akali

Каталог має розширені можливості пошуку та фільтрування, що дозволяє користувачам ефективно знаходити чемпіонів, які їх цікавлять. Виділене поле введення пошукового запиту забезпечує обробку запитів у режимі реального часу з обробкою введення без відскоку, забезпечуючи швидку реакцію під час введення тексту користувачем. Функція пошуку виконує часткове зіставлення рядків з іменами чемпіонів, що дозволяє гнучко шукати за шаблонами без необхідності вводити точне написання.

Додатково до функції пошуку, випадаюче меню фільтрації за ролями дозволяє користувачам звузити відображення чемпіонів до конкретних архетипів ігрового процесу, таких як «Асасин», «Танк», «Маг» або «Стрілець». Система фільтрації безперешкодно інтегрується з функцією пошуку, дозволяючи користувачам поєднувати текстові запити з обмеженнями за ролями для точного пошуку чемпіонів.

Загальний інтерфейс для секції з полями пошуку та фільтрації наведено на рисунку 4.4.

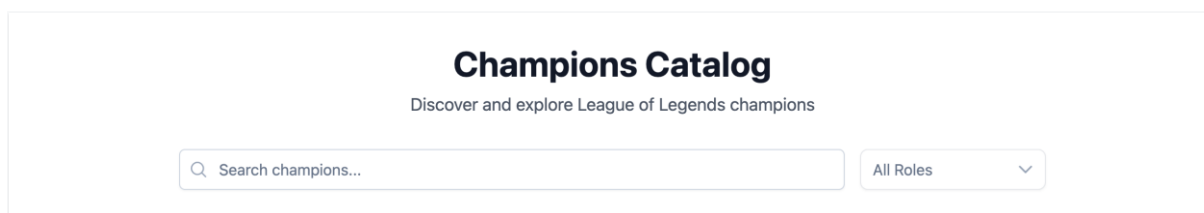


Рисунок 4.4 – Інтерфейс секції із полями для пошуку та фільтрації чемпіонів

Каталог включає інтелектуальну пагінацію, яка відображає 20 чемпіонів на сторінці з елементами керування навігацією, що включають вибір номера сторінки та індикатори кількості результатів. Користувачі можуть переходити між сторінками, зберігаючи свої критерії пошуку та фільтрації, що забезпечує послідовний досвід пошуку. Компонент пагінації надає чітку інформацію про поточну позицію перегляду в повному наборі

даних, відображаючи такі повідомлення, як «Показано 1–20 з 165 чемпіонів». Вигляд панелі пагінації представлено на рисунку 4.5.

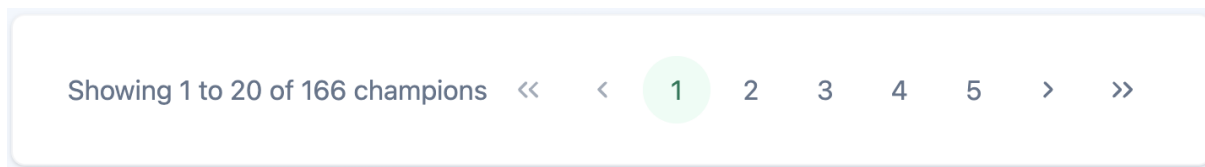


Рисунок 4.5 – Інтерфейс панелі пагінації

Для автентифікованих користувачів кожна картка чемпіона містить кнопку у вигляді серця, розташовану в правому верхньому куті зображення чемпіона. Ці інтерактивні елементи використовують ефекти наведення курсору та візуальну зворотний зв'язок для позначення статусу улюбленого, причому заповнені червоні серця позначають улюблених чемпіонів, а контурні сірі серця позначають статус не улюбленого. Взаємодія з улюбленими запобігає поширенню подій, дозволяючи користувачам керувати улюбленими без переходу на сторінку детальної інформації про чемпіона.

Натискання на будь-яку картку чемпіона переводить користувачів на детальну сторінку, яка містить вичерпну інформацію про чемпіона у вигляді ретельно структурованого макету. На сторінці детальної інформації розміщено розділ про героя, де в якості фонового зображення використовується ілюстрація чемпіона, на яку накладено основну інформацію, включаючи ім'я чемпіона, титул, теги ролі та ключові статистичні дані, що відображаються за допомогою інтерактивних індикаторів прогресу.

Повний вигляд інтерфейсу із детальною інформацією про обраною чемпіона представлено на рисунку 4.6.

The screenshot displays the 'LoL Champions' interface for the character Ahri. At the top, there is a navigation bar with 'LoL Champions', 'Favorites', and a user profile 'Peter'. Below this, a 'Back to Catalog' link is visible. The main content area features Ahri's character art on the left and her details on the right. Her name 'Ahri' is prominently displayed, followed by her title 'the Nine-Tailed Fox' and her roles 'Mage' and 'Assassin'. Her stats are shown as follows: Attack (3), Defense (4), Magic (8), and Difficulty (5). Below the stats, her resource type is listed as 'Mana'. A tabbed interface below the stats includes 'Lore', 'Abilities', 'Stats', and 'Tips'. The 'Lore' tab is active, showing a paragraph of text: 'Innately connected to the magic of the spirit realm, Ahri is a fox-like vastaya who can manipulate her prey's emotions and consume their essence—receiving flashes of their memory and insight from each soul she consumes. Once a powerful yet wayward predator, Ahri is now traveling the world in search of remnants of her ancestors while also trying to replace her stolen memories with ones of her own making.' Below the lore, there is a 'Recommended Champions' section titled 'Champions similar to Ahri', which lists five champions with their similarity percentages: LeBlanc (90%), Yuumi (87%), Akali (85%), Morgana (85%), and Neeko (85%).

Рисунок 4.6 – Інтерфейс сторінки із детальним описом обраного чемпіона

Інформаційна архітектура використовує інтерфейс з вкладками, який організовує дані про чемпіона в логічні категорії: Історія, Здібності, Статистика та Поради. Така організація дозволяє користувачам отримувати доступ до конкретних типів інформації, не перевантажуючи інтерфейс надмірною щільністю контенту. Кожна вкладка має єдиний стиль і надає цільовий контент, що відповідає різним інтересам і потребам користувачів.

Вкладка «Історія» представляє сюжетну лінію чемпіона за допомогою форматowanego тексту, який забезпечує читабельність і водночас передає багаті елементи розповіді, що визначають ідентичність кожного чемпіона у всесвіті League of Legends. Вкладка «Здібності» надає детальну технічну інформацію про пасивну здатність чемпіона та чотири активні заклинання,

а також іконки здібностей, розрахунки шкоди, таймери перезарядки та витрати ресурсів. Кожна здатність має традиційне клавіатурне прив'язування (Q, W, E, R), щоб допомогти гравцям, які знайомі зі схемою управління грою. Вигляд цієї вкладки наведено на рисунку 4.7.

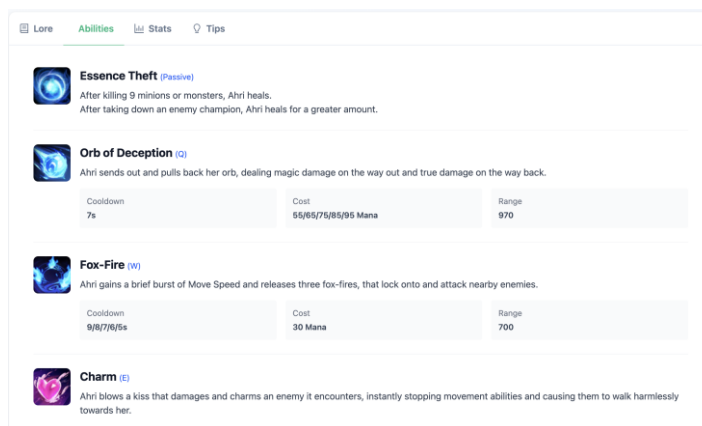


Рисунок 4.7 – Вигляд вкладки «Здібності»

Вкладка «Статистика» містить вичерпні числові дані, організовані в логічні групи, такі як здоров'я, мана, атака, захист, рух і критична статистика. Ця інформація має послідовне форматування з чітко вказаними базовими значеннями та масштабуванням за рівнями, що надає гравцям технічні дані, необхідні для прийняття стратегічних рішень. Вигляд цієї вкладки наведено на рисунку 4.8.

Category	Base	Per Level	Regen
Health	590	+96	2.5
Mana	418	+25	8
Attack	Damage: 53	Per Level: +3	Speed: 0.668
			Range: 550
Defense	Armor: 21	Per Level: +4.7	Magic Resist: 30
Movement	Move Speed: 330		
Critical	Crit Chance: 0%	Per Level: +0%	

Рисунок 4.8 – Вигляд вкладки «Статистика»

Вкладка «Поради» пропонує практичні поради щодо гри, розділені на дві категорії: «Грати за [чемпіона]» та «Грати проти [чемпіона]». Ці розділи містять стратегічні поради, які допомагають користувачам зрозуміти оптимальне використання чемпіонів та контрстратегії, представлені за допомогою візуально відмінних кольорових фонів (зелений для порад союзників, червоний для порад ворогів), що покращують розуміння за допомогою колірної кодування. Вигляд цієї вкладки наведено на рисунку 4.9.

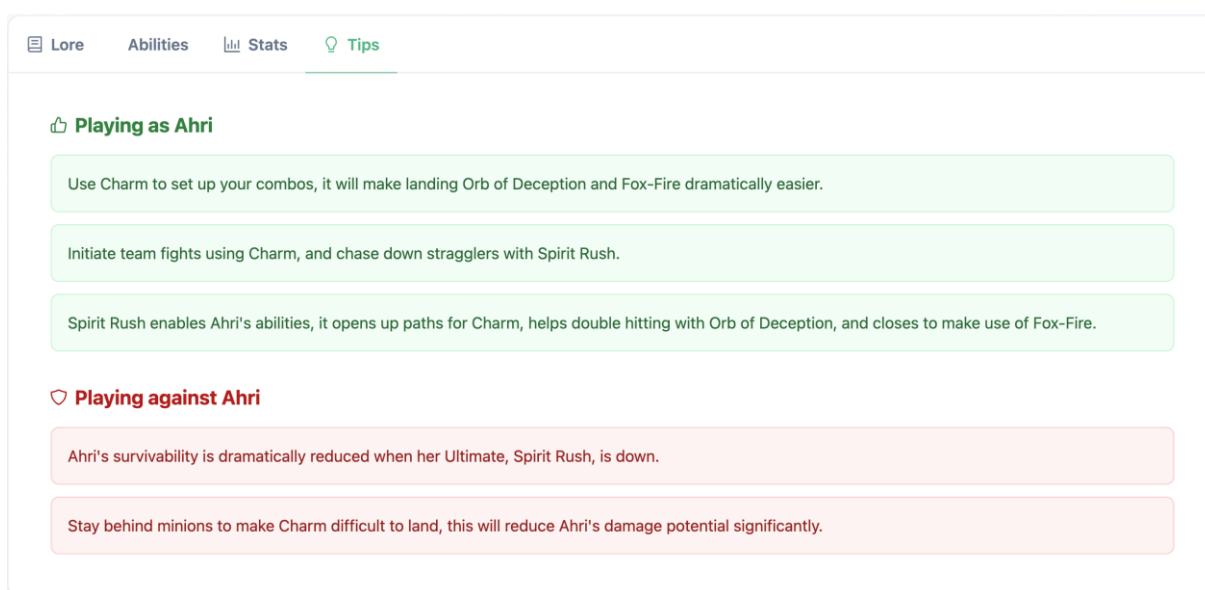


Рисунок 4.9 – Вигляд вкладки «Поради»

Сторінки з детальною інформацією про чемпіонів містять систему рекомендацій на основі машинного навчання у вигляді спеціального розділу «Рекомендовані чемпіони», де відображаються п'ять чемпіонів з найвищим показником схожості з чемпіоном, якого переглядаєте в даний момент. Ця інтеграція являє собою безшовне поєднання обчислювальних можливостей Flask API з дизайном користувацького інтерфейсу Angular frontend. Інтерфейс цієї секції з рекомендаціями наведено на рисунку 4.10.

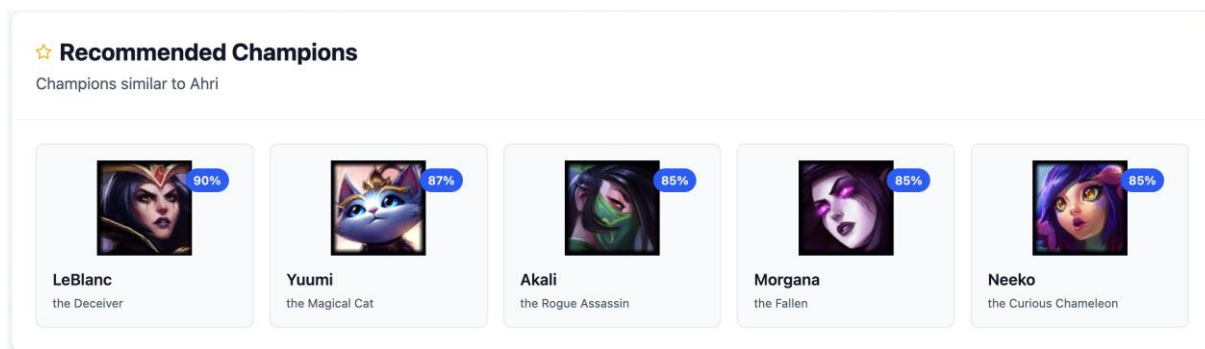


Рисунок 4.10 – Секція із рекомендованими чемпіонами

Кожна рекомендація відображається у вигляді компактної картки, на якій чітко показано портрет чемпіона, його ім'я, титул та відсоток схожості у вигляді синього значка у верхньому правому куті. Оцінки схожості представлені у вигляді відсотків (наприклад, «87%»), отриманих на основі розрахунків косинусної схожості, виконаних вбудованою моделлю, що робить технічні показники схожості доступними для користувачів за допомогою інтуїтивно зрозумілих числових представлень.

Картки рекомендацій використовують ефекти наведення курсору та візуальний зворотний зв'язок, що заохочує до дослідження, з плавними переходами, які трохи масштабують картки та змінюють кольори меж, щоб вказати на інтерактивність, що представлено на рисунку 4.11.

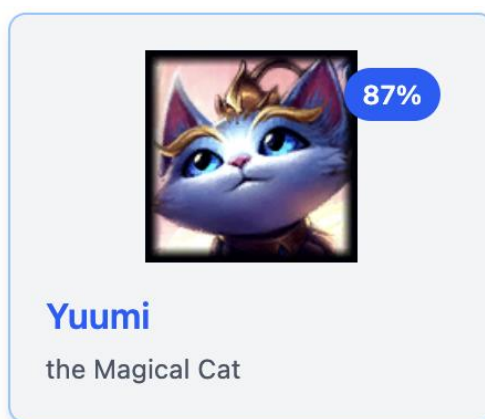


Рисунок 4.11 – Інтерактивний стан картки рекомендованого чемпіона

Натискання на будь-яку картку рекомендацій переводить безпосередньо на сторінку детальної інформації про чемпіона, що дозволяє користувачам досліджувати взаємозв'язки між чемпіонами за допомогою інтуїтивного перегляду, який може призвести до тривалих сесій відкриттів.

Стани завантаження в розділах рекомендацій використовують скелетні заповнювачі, які підтримують візуальну узгодженість під час асинхронного завантаження даних з Flask API. Такий підхід забезпечує користувачам плавні переходи між інтерфейсами навіть у разі затримок, спричинених станом мережі або часом відгуку сервера.

Функція «Улюблені» є основною функцією персоналізації застосунка, доступною виключно для авторизованих користувачів через спеціальну сторінку «Улюблені». На цій сторінці представлені улюблені чемпіони користувачів у тому ж форматі сітки карток, що і в основному каталозі, що забезпечує візуальну узгодженість та надає додатковий контекст за допомогою спеціальних індикаторів «Улюблені». Інтерфейс цієї сторінки наведено на рисунку 4.12.

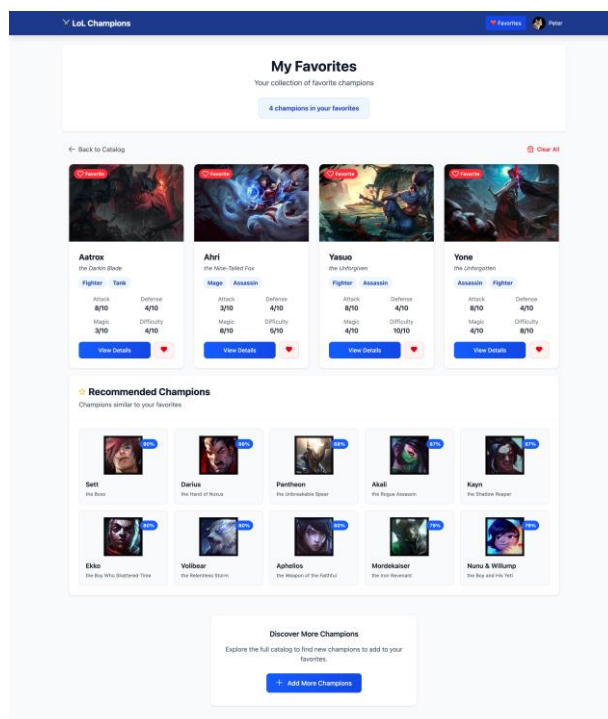


Рисунок 4.12 – Інтерфейс сторінки з улюбленими чемпіонами

Кожна картка чемпіона в перегляді улюблених містить значок «Улюблене», який помітно відображається у верхньому лівому куті, що відразу відрізняє ці елементи від загального відображення каталогу. Картки зберігають усі стандартні елементи інформації (статистика, теги, зображення), додаючи дії, специфічні для улюблених, такі як окремі кнопки видалення та діалогові вікна підтвердження, що запобігають випадковому видаленню.

Сторінка улюблених реалізує складну систему рекомендацій, яка аналізує повну колекцію улюблених чемпіонів користувачів для генерації персоналізованих пропозицій. На відміну від рекомендацій щодо окремих чемпіонів на сторінках детальної інформації, ця система використовує розрахунки схожості на основі центроїдів, які враховують весь набір улюблених чемпіонів, щоб визначити чемпіонів, які відповідають продемонстрованим уподобанням користувачів. Рекомендації з'являються в спеціальному розділі під переліком улюблених чемпіонів, зберігаючи чітке візуальне розділення між власними улюбленими та запропонованими доповненнями. Вигляд цього розділу наведено на рисунку 4.13.

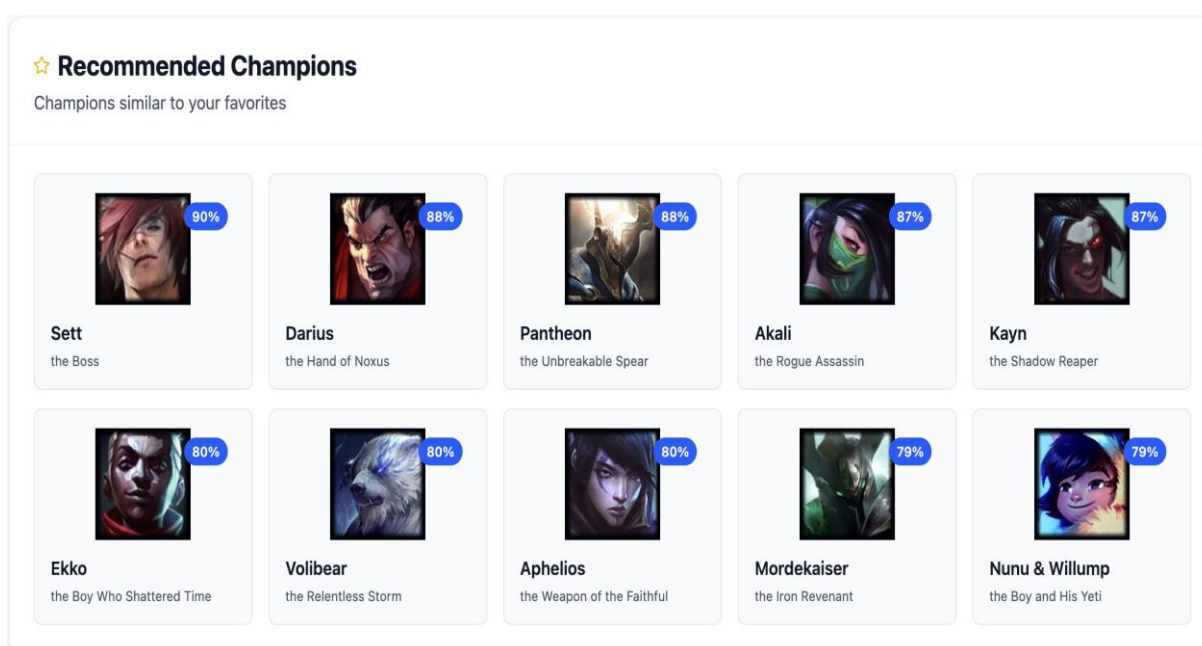


Рисунок 4.13 – Перелік рекомендованих чемпіонів на основі улюблених

Користувачі можуть керувати своїми списком улюблених чемпіонів за допомогою декількох моделей взаємодії: видалення окремих чемпіонів за допомогою діалогових вікон підтвердження, масове очищення за допомогою функції «Очистити все» та безперервне додавання/видалення безпосередньо з каталогу та сторінок з детальною інформацією. Інтерфейс надає відповідний зворотний зв'язок для всіх дій з управління улюбленими за допомогою спливаючих повідомлень, які підтверджують успішність операцій або попереджають користувачів про помилки, як наведено на рисунку 4.14.

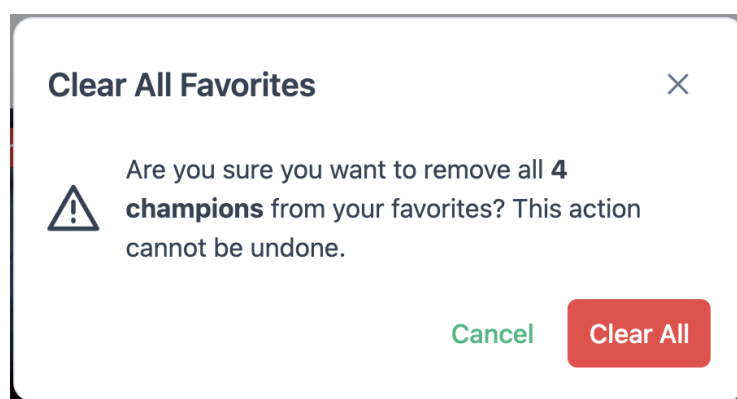


Рисунок 4.14 – Приклад діалогового вікна із повідомленням про видалення чемпіонів із списку улюблених

Застосунок реалізує комплексні принципи адаптивного дизайну, що забезпечують оптимальну функціональність на настільних комп'ютерах, планшетах і мобільних пристроях. У макетах сітки використовуються технології CSS Grid і Flexbox, які автоматично регулюють кількість стовпців залежно від ширини екрана, зберігаючи візуальну рівновагу та зручність використання незалежно від обмежень пристрою.

Мобільні користувачі отримують переваги від спрощених схем навігації, включаючи складні системи меню та інтерактивні елементи, оптимізовані для сенсорного управління. Елементи управління пошуком і фільтруванням розташовуються вертикально на менших екранах, що

запобігає горизонтальному прокручуванню та зберігає повну функціональність. Картки чемпіонів масштабуються відповідно до сенсорної взаємодії, з збільшеним відступом та більшими цільовими областями, що відповідають навігації пальцями.

Інтерфейси з вкладками на сторінках детальної інформації про чемпіонів адаптуються до мобільних вікон перегляду за допомогою адаптивної типографіки та регулювання інтервалів, що забезпечує читабельність без необхідності горизонтального прокручування. Зображення використовують відкладене завантаження та адаптивне масштабування, що оптимізує використання пропускну здатності, зберігаючи візуальну якість на екранах різної щільності.

Вигляд застосунку на мобільних пристроях представлений на рисунку 4.15.

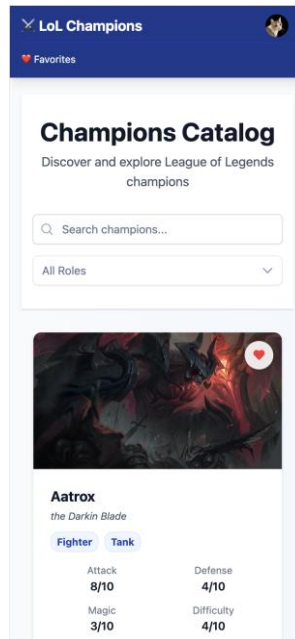


Рисунок 4.15 – Вигляд застосунку на мобільних пристроях

Застосунок включає в себе кілька стратегій оптимізації продуктивності, які покращують користувацький досвід за рахунок скорочення часу завантаження та плавного переходу між інтерфейсами.

Оптимізація виявлення змін Angular у поєднанні з функціями trackBy у візуалізації списків мінімізує непотрібні оновлення DOM під час зміни даних.

Стани завантаження «скелету» сайту забезпечують миттєвий візуальний зворотний зв'язок під час асинхронних операцій, підтримуючи зацікавленість користувачів під час завантаження даних із зовнішніх API. Ці елементи-заповнювачі відповідають остаточному макету вмісту, створюючи плавні переходи, що дозволяють уникнути різких змін інтерфейсу під час появи реальних даних.

Функція пошуку використовує обробку вхідних даних з затримкою у декілька мілісекунд, яка відтерміновує виклики API до тих пір, поки користувачі не припинять введення тексту, зменшуючи навантаження на сервер і зберігаючи швидку зворотний зв'язок. Аналогічно, система рекомендацій реалізує інтелектуальні стратегії кешування, які дозволяють уникнути зайвих викликів API для раніше завантажених даних.

Обробка помилок у всій програмі забезпечує плавне погіршення роботи, коли мережеві умови або проблеми з сервером переривають нормальну роботу. Користувачі отримують чіткий зворотний зв'язок про стани завантаження, умови помилок і порожні набори результатів за допомогою контекстно-доречних повідомлень, які зберігають узгодженість інтерфейсу і надають корисну інформацію.

Цей комплексний дизайн користувацького інтерфейсу успішно перетворює технічну складність аналізу даних про чемпіонів та рекомендацій машинного навчання на інтуїтивний, цікавий досвід, який служить як звичайним шанувальникам League of Legends, так і відданим гравцям, які шукають стратегічні ідеї для вибору чемпіонів та планування складу команди.

ВИСНОВКИ

Ця кваліфікаційна робота успішно демонструє практичне впровадження систем рекомендацій на основі машинного навчання в контексті ігрових застосунків, зокрема вирішуючи проблему пошуку чемпіонів та оптимізації вибору в League of Legends. Розроблене рішення представляє собою комплексну інтеграцію сучасних веб-технологій, алгоритмів машинного навчання та принципів дизайну користувацького досвіду, які разом забезпечують функціональну та цікаву платформу для пошуку чемпіонів.

Проект досяг своєї мети створення інтелектуальної системи рекомендацій шляхом успішного впровадження розрахунків схожості на основі вбудовування, які перетворюють складні дані про атрибути чемпіонів у значущі, практичні пропозиції для користувачів. Підхід на основі косинусної схожості, застосований до вбудовування чемпіонів, створеного за допомогою комплексного інжинірингу функцій, забезпечує точність рекомендацій, яка демонструє чітку кореляцію з класифікацією ролей чемпіонів та характеристиками ігрового процесу. Ця технічна основа підтримує як індивідуальні рекомендації щодо чемпіонів, так і складний аналіз декількох чемпіонів для персоналізованого досвіду користувачів.

З точки зору програмної інженерії, проект є прикладом сучасних практик повноцінного розроблення завдяки впровадженню роз'єднаної архітектури, яка відокремлює обчислювальний рівень машинного навчання (Flask API) від рівня представлення користувацького інтерфейсу (Angular frontend). Таке архітектурне рішення дозволяє незалежно масштабувати, обслуговувати та вдосконалювати компоненти системи, зберігаючи при цьому чіткі точки інтеграції, що полегшують подальшу розробку.

Дослідження внесло кілька значних технічних інновацій у сферу систем рекомендацій для ігор. Підхід із вбудовуванням чемпіонів успішно

вирішує проблему нормалізації неоднорідних атрибутів шляхом створення уніфікованого векторного простору, що зберігає значущі взаємозв'язки між чемпіонами в різних статистичних категоріях. Реалізація демонструє, що традиційні підходи спільного фільтрування, хоча й є цінними для взаємодій між користувачами та елементами, можуть бути ефективно доповнені методами на основі вмісту, що використовують знання про конкретну сферу ігор.

Алгоритм рекомендацій з декількома чемпіонами є особливо важливим внеском, що виходить за межі простих розрахунків парної схожості та аналізує моделі уподобань користувачів у всій колекції улюблених чемпіонів. Підхід на основі центроїдів для агрегації уподобань користувачів забезпечує обчислювально ефективний метод генерації персоналізованих рекомендацій, що відображають складні профілі смаків користувачів, а не кореляції з одним чемпіоном.

Методологія інтеграції, розроблена для поєднання API Riot Games із власними послугами машинного навчання, створює відтворювану структуру для подібних ігрових застосунків. Дизайн конвеєра даних, що включає надійну обробку помилок, стратегії кешування та можливості синхронізації в реальному часі, вирішує типові проблеми зовнішньої інтеграції API, зберігаючи надійність системи та стандарти продуктивності.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Ricci F., Rokach L., Shapira B. Introduction to Recommender Systems Handbook. *Recommender Systems Handbook*. Boston, MA, 2010. С. 1–35. URL: https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_1 (дата звернення: 11.05.2025).
2. Recommender Systems: The Textbook. Springer, 2016. 498 с.
3. VisuaLeague: Player performance analysis using spatial-temporal data / A. P. Afonso та ін. *Multimedia Tools and Applications*. 2019. Т. 78, № 23. С. 33069–33090. URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-019-07952-z> (дата звернення: 11.05.2025).
4. Liu S. Analysis of the Applications of Game Psychology in League of Legends. *Lecture Notes in Education Psychology and Public Media*. 2025. Т. 86, № 1. С. 28–33. URL: <https://doi.org/10.54254/2753-7048/2025.21810> (дата звернення: 11.05.2025).
5. Riot Developer Portal. Riot Developer Portal. URL: <https://developer.riotgames.com/> (дата звернення: 11.05.2025).
6. Schell J. Art of Game Design: A book of Lenses. Taylor & Francis Group, 2008.
7. Fain Y., Moiseev A. Angular Development with TypeScript. Manning Publications Co. LLC, 2018.
8. Freeman A. Pro Angular 9: Build Powerful and Dynamic Web Apps. Apress, 2020.
9. Hajian M. Completing an Angular App. *Progressive Web Apps with Angular*. Berkeley, CA, 2019. С. 29–70. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4448-7_3 (дата звернення: 11.05.2025).
10. The design of sites: patterns for creating winning Web sites. *Choice Reviews Online*. 2007. Т. 44, № 11. С. 44–6279. URL: <https://doi.org/10.5860/choice.44-6279> (дата звернення: 11.05.2025).

11. U GG: The Best League of Legends Builds LoL Build Champion Probuilds LoL Runes Tier List Counters Guides. URL: <https://u.gg/> (дата звернення: 12.06.2025).

12. OP.GG - The Best LoL Builds and Tier List. Search Riot ID and Tagline for Stats. OP.GG. URL: <https://op.gg/> (дата звернення: 12.06.2025).

13. 40 Days With Jesus: Services And Video Clips (Igniting Worship). Abingdon Press, 2006. 112 с.

14. Riot Games. League of Legends: Summoner Stats, Match History and Champions Builds – Win More with Mobalytics LoL Stats. *Mobalytics*. URL: <https://mobalytics.gg/lol> (дата звернення: 12.06.2025).

15. MOBAFire. URL: <https://www.mobafire.com/> (дата звернення: 12.06.2025).

16. VisuaLeague: Player performance analysis using spatial-temporal data – Multimedia Tools and Applications. *SpringerLink*. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-019-07952-z> (дата звернення: 12.06.2025).

17. Balancing New Champions. League of Legends. URL: <https://www.leagueoflegends.com/en-us/news/dev/dev-balancing-new-champions/> (дата звернення: 12.06.2025).

18. Hong S.-J., Lee S.-K., Yang S.-I. Champion Recommendation System of League of Legends. *2020 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, м. Jeju Island, Korea (South), 21–23 жовт. 2020 р. 2020. URL: <https://doi.org/10.1109/ictc49870.2020.9289546> (дата звернення: 12.06.2025).

19. Player retention in league of legends / S. Demediuk та ін. *ACSW 2018: Australasian Computer Science Week 2018*, м. Brisband Queensland Australia. New York, NY, USA, 2018. URL: <https://doi.org/10.1145/3167918.3167937> (дата звернення: 12.06.2025).

20. Liu Y., Ma Y., Wang T. The Spread of League of Legends. *2021 International Conference on Public Art and Human Development (ICPAHD*

2021), м. Kunming, China, 24–26 листоп. 2021 р. Paris, France, 2022. URL: <https://doi.org/10.2991/assehr.k.220110.026> (дата звернення: 12.06.2025).

21. Junior J., Campelo C. League of Legends: Real-Time Result Prediction. *Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional*. 2023. URL: <https://doi.org/10.21528/cbic2023-161> (дата звернення: 12.06.2025).