

УДК 004.9.056:796(477)  
DOI: 10.31891/2219-9365-2021-67-1-18

КУЗЬМЕНКО О. В., МИНЕНКО С. В., ГРИЦЕНКО К. Г., ЯЦЕНКО В. В.  
Сумський державний університет

## ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ СТАТИСТИЧНОГО АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ КІБЕРСПОРТИВНОЇ ГАЛУЗІ

У статті розглянуто динаміку та поведінку кіберспортивної індустрії на світовому рівні та стан кіберспорту як індустрії в Україні. Визначено основні досягнення кіберспортивної сфери України. Проведено статистичний аналіз доходу кіберспортивної індустрії, сукупної аудиторії кіберспортивних ігор, постійних та пересічних глядачів змагань на основі аналізу варіації, моди, показників асиметрії та ексцесу розподілу. Для досягнення цілей дослідження було використано метод експоненційного згладження та метод опорних векторів. SVM є методом машинного навчання, який використовується для вирішення задач класифікації та регресії. Як і для класичної моделі регресії основою підходу є знаходження функції підгонки емпіричних даних. Обрані методи дозволили підготувати дані для аналізу та побудувати регресійні SVM-моделі з ядром на основі радіально-базисних функцій. Побудовані моделі для доходу кіберспорту та пересічних глядачів кіберспорту мають тип  $\epsilon$ -SVM, а для світової аудиторії кіберспорту та постійних глядачів кіберспорту –  $\nu$ -SVM. Доведена адекватність побудованих моделей на основі аналізу залишків моделі. Здійснено прогнозування вхідних показників. Визначено, що до 2025 року очікується постійне зростання доходу від кіберспортивної діяльності, що означає постійний розвиток та вдосконалення супутньої до кіберспорту інфраструктури. Визначено важливість та необхідність державної підтримки розвитку кіберспорту на всіх рівнях: від організації турнірних площадок до проведення регіональних, шкільних, аматорських турнірів. Отримані результати можуть бути використані Федерацією кіберспорту України, кіберспортивними організаціями, дослідниками для обґрунтування необхідності розвитку кіберспорту в Україні.

Ключові слова: кіберспорт, кіберспортивна індустрія, машинне навчання, метод опорних векторів, SVM.

O. KUZMENKO, S. MYNENKO, K. GRITSENKO, V. YATSENKO  
Sumy State University

## APPLICATION OF MACHINE LEARNING METHODS FOR STATISTICAL ANALYSIS AND FORECASTING OF THE E-SPORTS INDUSTRY

The article considers the dynamics and behavior of the e-sports industry at the global level and the state of e-sports as an industry in Ukraine. The main achievements of the e-sports sphere of Ukraine are determined. The statistical analysis of the income of the e-sports industry, the total audience of e-sports games, regular and average spectators of competitions on the basis of the analysis of variation, fashion, indicators of asymmetry and excess of distribution is carried out. To achieve the objectives of the study, the method of exponential smoothing and the method of reference vectors were used. SVM is a machine learning method used to solve classification and regression problems. As for the classical regression model, the basis of the approach is to find the function of fitting empirical data. The chosen methods allowed to prepare data for analysis and to build regression SVM-models with a kernel on the basis of radial-basis functions. The built models for the income of e-sports and ordinary e-sports spectators are of the  $\epsilon$ -SVM type, and for the global audience of e-sports and regular e-sports viewers -  $\nu$ -SVM. The adequacy of the constructed models is proved on the basis of the analysis of model residues. Input indicators are predicted. It is determined that by 2025 the income from e-sports activities is expected to grow steadily, which means the constant development and improvement of the infrastructure related to e-sports. The importance and necessity of state support for the development of e-sports at all levels: from the organization of tournament venues to regional, school, amateur tournaments. The obtained results can be used by the Federation of e-sports of Ukraine, e-sports organizations, researchers to substantiate the need for the development of e-sports in Ukraine.

Keywords: e-sports, e-sports industry, machine learning, reference vector method, SVM.

**Постановка проблеми.** Останніми роками кіберспортивні змагання акумулюють навколо себе значні суми коштів та численну аудиторію глядачів. Так, за даними Statista [1], тільки за першу половину 2021 року призовий фонд десяти найбільших турнірів склав 48,79 млн. дол. США. Дохід кіберспорту в світі у 2020 р. склав 1,1 млрд дол. США з аудиторією 495 млн. чол. Популярність кіберспорту зумовлює виникнення нових професій, розвиток кіберспортивної інфраструктури, розробку нових ігор, створення навчальних програм. Інфраструктура кіберспорту включає в себе наявність ігор, обладнання, приміщень для тренувань та проведення турнірів, медіа-простір, що включає і стрімінгові сервіси. Необхідна для існування кіберспорту інфраструктура визначається існуванням турнірних майданчиків, які забезпечують як безкоштовні змагання так і з призовим фондом. Прикладом таких майданчиків є The International з гри Dota 2 та Major League Gaming. Український підрозділ мультигеймінгової кіберспортивної організації Natus Vincere з гри Dota 2 став переможцем першого у світі турніру The International а в подальших роках був у топових позиціях рейтингу [2]. У 2017 році була створена Федерація кіберспорту України, а уже у 2020 році кіберспорт був офіційно визнаний і внесений до списку видів спорту. Останніми роками ведеться робота по визнанню кіберспорту олімпійським видом спорту. Масштабність, важливість, швидкий розвиток галузі зумовлює проведення досліджень пов'язаних із кіберспортивною індустрією.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Вчені України та світу розглядають проблеми кіберспорту з точки зору декількох складових: економіки, спорту, когнітивної науки, інформатики, права, медіа-досліджень та соціології. З точки зору економіки кіберспорт розглядали Н. Лохман, О. Карнашук, О. Корнілова [3], а саме перспективи комерційного успіху кіберспорту, а А. Пей [4] розглянув можливості кіберспорту перерости у мільярдну індустрію. З точки зору когнітивної науки в розрізі впливу на розвиток проблемного геймінгу кіберспорт вивчали Т. Чанг, С. Сам, М. Чан, Е. Лай, Н. Ченг [5], а П. Грей, Дж. Вуонг, Д. Зава, Т. МакХейл [6] вивчали особливості виробітку гормонів під час кіберспортивного змагання. К. Холлман та Т. Гіел [7] розглядали спортивну сторону електронних ігор: фізична активність, відпочинок, елемент змагання та особливості організації ігор. З точки зору інформатики кіберспорт досліджували Г. Нагел [8] – способи аналізу фізіологічних даних зібраних під час гри, С. Лоу-Кем, С. Рейссі, М. Кайтої та Дж. Пей розробили алгоритм машинного навчання для визначення неочікуваних стратегій гри на основі поведінки професійних гравців [9], Дж. Кім, Б. Кіген, С. Парк, А. Ох [10] досліджували підходи зі змішаними методами для аналізу командної роботи гравців.

**Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми.** Незважаючи на широкий інтерес як вітчизняних так і закордонних науковців до теми кіберспорту, статті присвячені загальним тенденціям розвитку кіберспортивної індустрії базуються на експертних оцінках і не містять математично визначеного підґрунтя подальшого розвитку індустрії.

**Формулювання цілей статті.** Метою статті є статистичний аналіз тенденцій та прогноз розвитку кіберспортивної індустрії за допомогою методів машинного навчання, що дозволить визначити перспективність розвитку кіберспортивної галузі в Україні.

**Опис методики проведення дослідження.** Для проведення дослідження доцільно використовувати методи машинного навчання. Саме машинне навчання як сфера застосування штучного інтелекту дозволяє автоматично навчати та вдосконалювати модель на основі досвіду, без чіткого програмування. Машинне навчання зосереджується на розробці комп'ютерних програм, які мають доступ до даних та використовують їх для самостійного навчання. Процес навчання починається із наявних даних, таких як спостереження чи інструкції, які дозволяють шукати закономірності в даних та приймати обґрунтовані рішення в майбутньому на основі емпіричних даних, які знаходяться на вході моделі. Основна мета полягає в тому, щоб дозволити комп'ютерам навчатися автоматично без втручання або допомоги людини і відповідно самостійно коригувати дії.

Машина опорних векторів (Supported Vector Machine, SVM) – це керований алгоритм машинного навчання, який використовується як для задач класифікації так і для регресії. Для регресії найчастіше використовується позначення SVR – регресія опорних векторів. Сутність регресії заключається в тому, щоб знайти функцію, яка наближає відображення вхідної області до фактичних даних на основі навчальної вибірки.

**Виклад основного матеріалу та отриманих наукових результатів.** Інформаційною базою дослідження є дані про Дохід кіберспорту в світі (млн. долл), Світова аудиторія кіберспорту (млн. чол.), Пересічні глядачі кіберспорту (до 1-го перегляду за місяць, млн. чол.), постійні глядачі кіберспорту (більше 1-го перегляду на місяць, млн. чол.) з 2014 по 2020 рік (таблиця 1).

Таблиця 1

Основні показники кіберспортивної індустрії у світі

Рік	Дохід кіберспорту в світі, млн. долл	Світова аудиторія кіберспорту, млн. чол.	Пересічні глядачі кіберспорту (до 1-го перегляду за місяць, млн. чол.)	Постійні глядачі кіберспорту (більше 1-го перегляду на місяць, млн. чол.)
2014	194	-	-	-
2015	325	-	-	-
2016	493	281	160	121
2017	655	335	192	143
2018	776	395	222	173
2019	960	443	245	198
2020	1100	495	272	223

Джерело: [11]

На першому етапі дослідження необхідно провести обробку пропущених значень. Для заповнення пропущених значень скористаємось методом експоненційного згладження. Цей метод підходить для прогнозування даних без чіткої тенденції чи сезонності. Прогнози, отримані з використанням методів експоненціального згладжування є середньозваженими показниками минулих спостережень, при цьому ваги зменшуються в геометричній прогресії у міру старіння спостережень. Іншими словами, чим пізніше спостереження, тим вище пов'язаний ваговий коефіцієнт. Ця система швидко і надійно формує надійні прогнози для широкого діапазону часових рядів. Експоненційне згладження проведемо за допомогою інструментарію STATISTICA 10. На рисунку 1 відображені графіки експоненційного згладження відібраних показників.

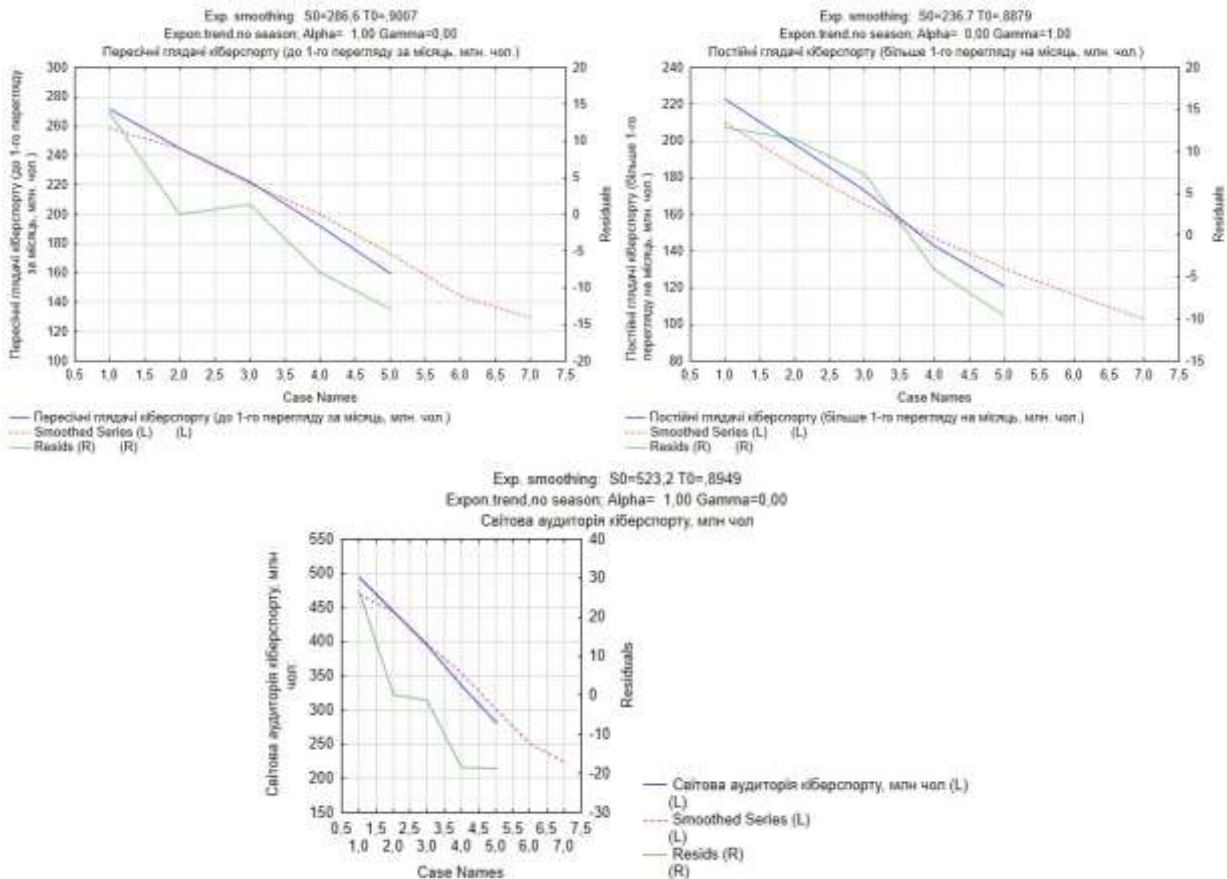


Рис. 1. Експоненційне згладження показників

Джерело: розраховано авторами

Найкращим трендом для згладження обраних показників виявився експоненційний тренд без сезонності. У таблиці 2 приведені результати та кількісні характеристики експоненційного згладження.

Таблиця 2

**Кількісні характеристики якості експоненційного згладження**

Показник	Світова аудиторія кіберспорту, млн. чол.	Пересічні глядачі кіберспорту (до 1-го перегляду за місяць, млн. чол.)	Постійні глядачі кіберспорту (більше 1-го перегляду на місяць, млн. чол.)
Середня похибка	-2,4109	-1,1464	3,5931
Середня абсолютна похибка	13,0994	7,2154	9,0647
Сума квадратів	1412,3446	424,5280	458,9709
Середній квадрат	282,4689	84,9056	91,7942
Середня процентна помилка	-1,4378	-1,3097	1,0007
Середні абс. перс. помилка	3,5971	3,5846	5,3150
S0	523,2	286,6	236,7
T0	0,8949	0,9007	0,8879
Прогноз на 2014 рік	225,06	129,81	102,95
Прогноз на 2015 рік	251,48	144,12	115,95

Джерело: складено авторами.

На другому етапі дослідження характеристики кіберспорту проведемо статистичний аналіз вхідних показників. Для цього розрахуємо основні статистичні характеристики (таблиця 3).

Відповідно до таблиці 3, найбільшу волатильність має Дохід кіберспорту в світі, за досліджуваний період він коливався від 194 млн. долл до 1100 млн. долл. Тоді як найменший розкид характерний для показника Постійні глядачі кіберспорту. Це свідчить про стабільність та сформованість аудиторії, яка цікавиться кіберспортом та щонайменше 2 рази на місяць переглядає кіберспортивні змагання. Моді у досліджених даних не спостерігається. Серед досліджених показників лише Дохід кіберспорту в світі є неоднорідним, оскільки коефіцієнт варіації для нього більше 33%, тоді як інші 3 показники характеризуються однорідністю вибірки.

Описові статистики вхідних показників

Показник	Дохід кіберспорту в світі, млн. долл	Світова аудиторія кіберспорту, млн чол	Пересічні глядачі кіберспорту (до 1-го перегляду за місяць, млн. чол.)	Постійні глядачі кіберспорту (більше 1-го перегляду на місяць, млн. чол.)
Середнє значення	643,286	346,506	194,99	153,843
Медіана	655	335	192	143
Мінімум	194	225,06	129,81	102,95
Максимум	1100	495	272	223
Середньоквадратичне відхилення	329,746	101,584	53,589	45,317
Коефіцієнт варіації	51,26	29,317	27,483	29,457
Коефіцієнт асиметрії	0,02	0,302	0,228	0,504
Коефіцієнт ексцесу	-1,24	-1,474	-1,541	-1,333

Джерело: складено авторами.

Відповідно до значень коефіцієнтів асиметрії та ексцесу, можна дійти висновку, що для Постійних глядачів асиметрія є сильною і додатною (коефіцієнт асиметрії >0,5), тоді як для інших – незначною. Відповідно до коефіцієнту ексцесу – всі показники мають пласку вершину на розподілі.

Переходячи до третього етапу дослідження потрібно визначити особливості побудови SVM-моделей при машинному навчанні. Дані моделі будуються в розрізі чотирьох типів опорних векторів: поліноміальні, лінійні, радіально-базисні функції (RBF) та сигмоподібні. SVM-моделі бувають двох типів: epsilon-SVM та nu-SVM регресії.

У регресійних моделях SVM основною метою є встановлення функціональної залежності між результативною змінною  $y$  та факторними змінними  $x_i$ . З цього виходить, що залежність між регресором та регресандом можна описати певною функцією  $f(x)$  з додаванням певних залишків:

$$y = f(x) + \text{залишки}$$

Тоді завдання полягає в тому, щоб знайти функціональну форму для  $f$ , яка може правильно передбачити нові випадки. Щоб реалізувати побудову адекватних моделей передбачається формування навчальної вибірки та запуск процесу послідовної оптимізації функції помилки. В залежності від визначення цієї функції помилки можна розпізнати два типи моделей SVM:

Регресійний SVM 1-го типу. Для цього типу SVM модель набуває наступного вигляду:

$$\frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i + C \sum_{i=1}^N \xi_i^* \rightarrow \min$$

$$\begin{cases} w^T \phi(x_i) + b_i - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ y_i - w^T \phi(x_i) - b_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ \xi_i^*, \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, N \end{cases}$$

де  $C$  – параметр місткості (використовується для перехресної перевірки сітки);

Регресійний SVM 2-го типу. Для цього типу SVM модель набуває наступного вигляду:

$$\frac{1}{2} w^T w - C \left( v\varepsilon + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \right) \rightarrow \min$$

$$\begin{cases} w^T \phi(x_i) + b_i - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - w^T \phi(x_i) - b_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i^*, \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, N, \varepsilon \geq 0 \end{cases}$$

Модуль SVM програми Statistica 10 підтримує ряд ядер для використання в SVM. До них відносяться лінійні, поліноміальні, радіально-базисні функції (RBF) та сигмоподібні:

$$\phi = \begin{cases} x_i \cdot x_j & \text{Linear} \\ (\gamma x_i \cdot x_j + k)^d & \text{Polynomial} \\ \exp(-\gamma(x_i - x_j)^2) & \text{RBF} \\ \tanh(\gamma x_i \cdot x_j + k) & \text{Sigmoid} \end{cases}$$

де  $d$  – ступінь поліноміального ядра;  
 $\gamma$  – гамма-параметр поліноміального, радіально-базисного та сигмоїдного ядра;  
 $k$  – коефіцієнт поліноміального та сигмоїдного ядер.

Отже, потрібно побудувати SVM-моделі машинного навчання: двох типів в розрізі чотирьох специфікацій опорних векторів за допомогою модуля SVM програми Statistica для кожного з показників.

Таблиця 4

**Порівняння побудованих SVM-моделей**

Специфікація опорного вектору	Дохід кіберспорту в світі, млн. долл	Світова аудиторія кіберспорту, млн чол	Пересічні глядачі кіберспорту (до 1-го перегляду за місяць, млн. чол.)	Постійні глядачі кіберспорту (більше 1-го перегляду на місяць, млн. чол.)
Лінійна першого типу	25,62	9	2,5	7,5
Поліноміальна першого типу	166,85	43	25	18,5
Радіально-базисна функція першого типу	7,885	4	1	3
Сигмоїд першого типу	111,14	39	18	23
Лінійна другого типу	19,5	9	3	7
Поліноміальна другого типу	140,77	42,5	24,5	17
Радіально-базисна функція другого типу	16,14	2	2,5	2
Сигмоїд першого типу	76,59	37	18	19

Джерело: складено авторами.

Порівняння побудованих моделей відбувається на основі їх залишків. Чим залишки менші – тим модель краща. Відповідно до таблиці 4 для показника Дохід кіберспорту в світі найкращою є модель на основі радіально-базисної функції першого типу, для показника Світова аудиторія кіберспорту – модель на основі радіально-базисної функції але другого типу, для показника Пересічні глядачі кіберспорту – радіально-базисна функція першого типу і для показника Постійні глядачі кіберспорту – радіально-базисна функція другого типу. Приведемо детальний опис цих функцій у таблиці 5.

Таблиця 5

**Специфікація моделей SVM з ваговими коефіцієнтами**

Специфікація опорного вектору	Дохід кіберспорту в світі, млн. долл	Світова аудиторія кіберспорту, млн чол	Пересічні глядачі кіберспорту (до 1-го перегляду за місяць, млн. чол.)	Постійні глядачі кіберспорту (більше 1-го перегляду на місяць, млн. чол.)
Тип	SVM: Regression type 1 (C=10,epsilon=0,1) Kernel: Radial Basis Function (gamma=1) Number of Support Vectors: 2 (0 bounded)	SVM: Regression type 2 (C=10,nu=0,5) Kernel: Radial Basis Function (gamma=1) Number of Support Vectors: 5 (0 bounded)	SVM: Regression type 1 (C=10,epsilon=0,1) Kernel: Radial Basis Function (gamma=1) Number of Support Vectors: 3 (0 bounded)	SVM: Regression type 2 (C=10,nu=0,5) Kernel: Radial Basis Function (gamma=1) Number of Support Vectors: 4 (0 bounded)
Weight SV 1	-1,42378	-2,98681	-0,60538	-4,06415
Weight SV 2	1,42378	8,25687	-1,16807	9,71562
Weight SV 3	-	-9,51319	1,77345	-8,43585
Weight SV 4	-	2,97802	-	2,78438
Weight SV 5	-	1,26511	-	-

Джерело: складено авторами

У таблиці 5 відповідно розміщена інформація про тип SVM для кожного з показників, коефіцієнти C, epsilon, nu, gamma для відповідних типів регресій, позначення специфікації ядра (у вигляді RBF для всіх чотирьох показників), кількість векторів та вагові коефіцієнти векторів (Weight SV 1).

Для перевірки адекватності побудованих моделей потрібно розрахувати підсумкові характеристики регресії. Дані показники приведені у таблиці 6.

Таблиця 6

**Перевірка адекватності побудованих моделей**

Специфікація опорного вектору	Дохід кіберспорту в світі, млн. долл	Світова аудиторія кіберспорту, млн чол	Пересічні глядачі кіберспорту (до 1-го перегляду за місяць, млн. чол.)	Постійні глядачі кіберспорту (більше 1-го перегляду на місяць, млн. чол.)
1	2	3	4	5
Observed mean	807,5000	389,0000	218,5000	170,5000
Predictions mean	799,6173	390,5249	218,0502	170,1100

1	2	3	4	5
Observed S.D.	215,6676	76,3675	37,4767	38,8909
Predictions S.D.	215,8335	79,1285	37,1634	35,8988
Sum of squared error	62,1500	6,1366	0,2514	4,6283
Error mean	7,8827	-1,5249	0,4498	0,3900
Error S.D.	0,1659	2,7610	0,3132	2,9921
Abs. error mean	7,8827	1,9523	0,4498	2,1157
S.D. ratio	0,0008	0,0362	0,0084	0,0769
Correlation	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000

Джерело: складено авторами

Відповідно до таблиці 6, абсолютне значення похибки (Abs. error mean) всіх чотирьох показників є незначним. Значення відношень стандартних відхилень (S.D. ratio) прямує до 0, що свідчить про низьку волатильність і розкид даних від середнього в порівнянні з минулим.

Проведемо прогнозування показників розвитку кіберспортивної індустрії до 2025 року.

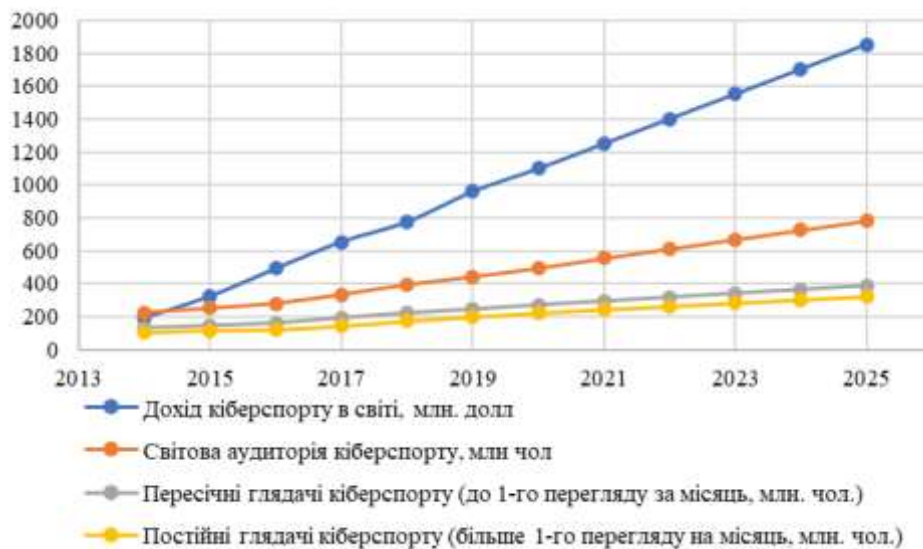


Рис. 2. Фактичні та прогнозні значення показників кіберспортивної індустрії

Джерело: складено авторами.

Згідно рисунку 2, очікується що до 2025 року всі показники кіберспортивної індустрії будуть зростати. При тому, що темп зростання доходу кіберспорту в світі більший за приріст світової аудиторії, що свідчить про майбутні зміни не тільки у кількісній але і у якісній стороні індустрії. Очікується, що у 2025 році дохід від кіберспорту буде сягати 1,8 млрд долл США, світова аудиторія кіберспорту буде налічувати 784 млн чоловік, при чому постійних глядачів кіберспорту буде 323 млн чоловік.

**Висновки та перспективи подальшого розвитку в цьому напрямку.** Проведене моделювання та розраховані показники підтвердили перспективність кіберспортивної індустрії. Українські гравці та команди є відомими учасниками та переможцями кіберспортивних турнірів. Україні, щоб не залишитись на периферії світових трендів потрібно розвивати кіберспорт на всіх рівнях. Спрогнозовані показники до 2025 року підтверджують зростання масштабів індустрії, а можливість проводити змагання по мережі інтернет прискорить інтеграцію та визнання України на міжнародній арені. Перспективою подальших досліджень виступає визначення пріоритетних для розвитку ігор, визначення їх впливу, залучення спортсменів та аудиторії до турнірів.

## References

1. Leading eSports games worldwide in 1st half 2021, by cumulative tournament prize pool: Statista Inc. <https://www.statista.com/statistics/501853/leading-esports-games-worldwide-total-prize-pool/>.
2. NaVi: Natus Vincere official web page. <https://navi.gg/>.
3. Likhman, N., Karashchuk, O., Kornilova, O. (2018). Analysis of esports as a commercial activity. Problems and Perspectives in Management, 16, 207–213. [https://doi.org/10.21511/ppm.16\(1\).2018.20](https://doi.org/10.21511/ppm.16(1).2018.20).
4. Pei A. (2019). Here's why esports can become a billion-dollar industry in 2019. CNBC. <https://www.cnbc.com/2019/01/20/heres-why-esports-can-become-a-billion-dollar-industry-in-2019.html>
5. Chung, T., Sum, S., Chan, M., Lai, E., & Cheng, N. (2019). Will esports result in a higher prevalence of problematic gaming? A review of the global situation. Journal of behavioral addictions, 8(3), 384–394. <https://doi.org/10.1556/2006.8.2019.46>
6. Gray, P. B., Vuong, J., Zava, D., McHale, T. (2018). Testing Men's Hormone Responses to Playing League of Legends: No Changes in Testosterone, Cortisol, DHEA or Androstenedione but Decreases in Aldosterone. Computers in Human Behavior, 83, 230-234. <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2018.02.004>

7. Hallmann, K. & Giel, T., (2018). eSports – Competitive sports or recreational activity?. Sport Management Review, Elsevier, vol. 21(1), pages 14-20. <https://ideas.repec.org/a/eee/spomar/v21y2018i1p14-20.html>
8. Nagel G. (2017). Use of eye tracking for eSports analytics in a MOBA game (Master's thesis). University of Bergen, Norway. <http://bora.uib.no/handle/1956/15875>
9. Low-Kam, C., Raïssi, C., Kaytoue, M., Pei, J. (2013). Mining statistically significant sequential patterns. 2013 IEEE 13th International Conference on Data Mining. <https://doi.org/10.1109/ICDM.2013.124>
10. Kim, J., Keegan, B. C., Park, S., Oh, A. (2016). The proficiency-congruency dilemma: Virtual team design and performance in multiplayer online games. CHI'16 Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp. 4351–4365. <https://doi.org/10.1145/2858036.2858464>
11. Esports Earnings. <https://www.esportsearnings.com/history/2015/countries>