

В. В. КОЙБИЧУК, О. С. КУШНЕРЬОВ, С. В. МИНЕНКО, К. А. ГРЕК  
Сумський державний університет

## ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕТЕРМІНАНТ СВІТОВИХ КІБЕРТУРНІРІВ

*Стрімкий розвиток інформаційних технологій та їх впровадження у повсякденне життя людей призвело до популяризації кіберспортивних турнірів, як один із видів спорту. Привернута увага не тільки гравців, а і спонсорів, інвесторів та дослідників, змушує більш серйозно ставитися до цього молодого виду спорту. Таким чином постає питання більш детального аналізу та прогнозу показників ефективності для майбутнього розвитку даної сфери. Основною метою проведеного дослідження є побудова прогновної нейромережевої моделі для прогнозування детермінант світових кібертурнірів. Методичним інструментарієм проведеного дослідження стали моделі штучної нейронної мережі (багатошаровий перцептрон MLP-архітектури з використанням алгоритму BFGS, радіальна базисна функція RBF-архітектури з використанням алгоритму RBFT. Об'єктом дослідження обрано 9 детермінант світових кібертурнірів. Побудова прогновної моделі в статті здійснено в наступній логічній послідовності: визначено регресійна залежність кожної з детермінант від часового фактору та визначено прогнозне значення, навчання нейронних мереж за сформованою вибіркою показників, прогнозування значень детермінант світових кібертурнірів на період 2021-2025 рр. на основі побудованих нейронних мереж. Проведені розрахунки засвідчили, що до 2025 року більшість із зазначених детермінант збільшиться в порівнянні з поточним періодом. Результати проведеного дослідження можуть бути корисними для майбутніх інвесторів, кіберспортивним федераціям, а також науковцям, які займаються дослідженням даної сфери.*

*Ключові слова:* кіберспорт, кіберспортивний турнір, нейронна мережа, прогноз

V. V. KOIBICHUK, O. S. KUSHNEROV, S. V. MYNENKO, K. A. HREK  
Sumy State University

## APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO PREDICT THE DETERMINANTS OF WORLD CYBER TOURNAMENTS

*The rapid development of information technology and its introduction into people's daily lives has led to the popularization of e-sports tournaments as a sport. The attention of not only players, but also sponsors, investors and researchers, makes us take this young sport more seriously. Thus, the question arises of a more detailed analysis and forecast of performance indicators for the future development of this area. The main purpose of the study is to build a predictive neural network model for predicting the determinants of world cyber tournaments. The methodological tools of the study were artificial neural network model (multilayer perceptron MLP-architecture using BFGS algorithm, radial basis function of RBF-architecture using). 9 determinants of world cyber tournaments were chosen as the object of research. Construction of the forecast model in the article is carried out in the following logical sequence: the regression dependence of each of the determinants on the time factor is determined and the forecast value is determined, training of neural networks according to the formed sample of indicators. The calculations showed that by 2025 most of these determinants will increase compared to the current period. The results of the study may be useful for future investors, e-sports federations, as well as scientists engaged in research in this area.*

*Keywords:* e-sports, e-sports tournament, neural network, forecast

### Постановка проблеми

Зі стрімким впровадженням новітніх технологій у життя людей, кіберсвіт став одним із постійних середовищ перебування багатьох користувачів електронних девайсів. Люди вже не можуть уявити своє повсякденне життя без використання цифрових технологій у сфері банкінгу, медицини, освіти і від не давна, навіть, у сфері спорту. Багато кому важко уявити, що людина, яка більшість свого часу проводить за комп'ютером граючи в ігри, може бути спортсменом, проте саме так і виглядає сьогодення спорту. І хоча кіберспорт – все ще молодий вид спорту, проте його популярність, не тільки серед молодого покоління, вражає. Можна стверджувати, що одним із значних поштовхів до популяризації кіберспорту стала пандемія COVID-19, але ще до цих подій ігрова комп'ютерна індустрія набувала стрімкого розвитку.

Звісно, кіберспортмени мають змогу проявити себе не лише під час гри з іншими гравцями в кооперативному режимі, а і спробувати себе у кіберспортивних турнірах. Завдяки цій практиці новачки зможуть спробувати себе в змаганнях для подальшого удосконалення своїх навичок та отримання досвіду. Досвідчені ж гравці беруть участь у світових турнірах, з мільйонною аудиторією глядачів та грошовими виграшами, для того аби позмагатися з іншими командами за першість серед кіберспортменів. Наразі кіберспорт привертає увагу не тільки гравців новачків, а і спонсорів та інвесторів, і поамалу, до не давна звичайна гра в комп'ютер, перетворюється у справжній бізнес. Також цей вид спорту привернув увагу науковців та дослідників, які зосереджують свою увагу на аналізі та прогнозі різноманітних показників. Кіберспорт, як і будь-який інший бізнес, потребує глибокого дослідження для подальшого успішного розвитку, адже кожному інвесторові потрібно зрозуміти наскільки прибутковими будуть його вкладення [1]. У зв'язку з цим зростає попит на прогнозування необхідних показників ефективності кіберспорту. Звісно, точність отриманих прогнозних значень буде грати важливу роль у подальшому розвитку тому більш точний результат можна отримати за допомогою новітніх інтелектуальних методів для збору даних.

### Аналіз останніх джерел

Авторами в роботі [2] досліджено характеристику гравців команди, які займаються кіберспортом, їхні особистісні риси та стратегії. Світові науковці займаються вивченням [3] ідентифікації оцінки гравців та ранжування, отриманих за допомогою методу прийняття рішень за кількома критеріями. Дослідники в

роботі [4] концентрують увагу на знаходженні взаємозв'язку успішності спортсменів у кіберспорті, а також моніторинг стану діяльності суб'єкта. Науковці в роботі [5, 7] досліджували, що є провісником до кар'єри гравця в кіберспорт та аналіз кар'єри професійних гравців. Також проведений аналіз впливу ігровий часу, ігрової мотивації та досвіду гри на майбутніх гравців. Робота [6] висвітлює не тільки кіберспорт, як професійний вид спорту, а і досліджує взаємозв'язок між грою і її переглядами та витратами людей власних коштів на підтримку стримерів. В праці [8] присутній огляд глобальної ситуації щодо кіберспорту та пов'язаних з цим наслідків для здоров'я населення. Робота [9] акцентує увагу на ергономічних дослідженнях щодо кіберспорту, зокрема, узагальнити знання про цю сферу, а також замислитись над перспективами майбутніх досліджень. Команда науковців [10] зосередила увагу на основах кіберспортивної екосистеми з точки зору різноманітних спільнот. Автори [11] аналізують структуру місцевого та регіонального ринку трансферів гравців у популярній кіберспортивній дисципліні Dota 2.

**Виклад основного матеріалу**

Для проведення дослідження було обрано 9 детермінант світових кібертурнірів: загальна сума призового фонду світових кібертурнірів, дол США, загальна кількість кібертурнірів, дол США, загальна кількість активних кібергравців, дол США, середній призовий фонд кібертурніру, дол США, середній зарібок/кібергравець, дол США, призові отримані українськими кіберспортсменами, дол США, українські кібергравці, які отримали призові, дол США, середній зарібок/ український гравець, дол США, рейтингове місце України за призовими, од. Також був обраний часовий діапазон проміжку 2021-2025 рр. Джерелом отримання вище зазначених даних стала інформаційна база сайту - <https://www.esportsearnings.com/>.

У першому етапі проведено нейронне моделювання регресійної залежності дев'яти детермінант від часового фактору і подальше визначення найкращих нейромережових моделей. Результати залежності представлені на рис. 1-9, результати вибору найкращих нейромережових моделей у таблиці 1.

Завдяки властивостям штучного інтелекту, нейронна мережа може спрогнозувати значення з незначною похибкою, при цьому вона легко адаптується до зміни умов. Навчена на реальних даних нейрона мережа самостійно ранжує факторні змінні та дозволяє визначити майбутню тенденцію. Все дослідження проводилося за допомогою пакета програмного забезпечення Statistica 6.0.

Summary of active networks (Spreadsheet1.sta)									
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training error	Test error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 1-5-1	0,820669	0,998495	0,014063	0,019501	BFGS -1	SOS	Sine	Tanh
2	MLP 1-4-1	0,903356	0,998989	0,008020	0,004765	BFGS -1	SOS	Exponential	Tanh
3	MLP 1-3-1	0,854631	0,999403	0,011701	0,013489	BFGS -1	SOS	Logistic	Identity
4	MLP 1-4-1	0,820611	0,998492	0,014062	0,019463	BFGS -1	SOS	Identity	Tanh
5	MLP 1-4-1	0,855423	0,999631	0,012891	0,007589	BFGS -1	SOS	Tanh	Tanh

Рис. 1. Скріншот системи STATISTICA з результатами нейронного моделювання регресійної залежності детермінанти «Загальна сума призового фонду світових кібертурнірів, дол США» від часового фактору

Summary of active networks (Spreadsheet1.sta)									
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training error	Test error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 1-6-1	0,981885	0,996597	0,002666	0,000104	BFGS 13	SOS	Tanh	Exponential
2	RBF 1-5-1	-0,251448	0,999448	0,149090	0,011935	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
3	MLP 1-4-1	0,980796	0,997031	0,002703	0,000117	BFGS 7	SOS	Tanh	Logistic
4	MLP 1-2-1	0,940160	0,999214	0,008131	0,001060	BFGS 6	SOS	Exponential	Sine
5	MLP 1-8-1	0,952826	0,999964	0,006498	0,002301	BFGS 11	SOS	Logistic	Identity

Рис.2. Скріншот системи STATISTICA з результатами нейронного моделювання регресійної залежності детермінанти «Загальна кількість кібертурнірів, дол США» від часового фактору

Summary of active networks (Spreadsheet1.sta)									
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training error	Test error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 1-8-1	0,921168	0,999886	0,008721	0,018590	BFGS -1	SOS	Logistic	Sine
2	MLP 1-8-1	0,888208	0,999837	0,012204	0,022179	BFGS -1	SOS	Logistic	Tanh
3	MLP 1-8-1	0,888200	0,999836	0,012203	0,022135	BFGS -1	SOS	Logistic	Tanh
4	MLP 1-8-1	0,921310	0,999948	0,008595	0,021427	BFGS -1	SOS	Identity	Sine
5	MLP 1-7-1	0,888324	0,999920	0,012199	0,023292	BFGS -1	SOS	Identity	Tanh

Рис.3. Скріншот системи STATISTICA з результатами нейронного моделювання регресійної залежності детермінанти «Загальна кількість активних кібергравців, дол США» від часового фактору

Summary of active networks (Spreadsheet1.sta)									
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training error	Test error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	RBF 1-6-1	0,931497	0,970980	0,005296	0,000263	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
2	RBF 1-5-1	0,897143	0,998618	0,008072	0,001243	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
3	MLP 1-3-1	0,940037	0,984447	0,004677	0,000700	BFGS 70	SOS	Logistic	Identity
4	MLP 1-4-1	0,914312	0,996563	0,006574	0,001040	BFGS 80	SOS	Logistic	Logistic
5	MLP 1-5-1	0,925179	0,999450	0,005776	0,000566	BFGS 21	SOS	Tanh	Logistic

Рис.4. Скріншот системи STATISTICA з результатами нейронного моделювання регресійної залежності детермінанти «Середній призовий фонд кібертурніру, дол США» від часового фактору

Summary of active networks (Spreadsheet1.sta)									
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training error	Test error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 1-3-1	0,865991	0,999031	0,009981	0,001966	BFGS 14	SOS	Logistic	Identity
2	MLP 1-8-1	0,817729	0,999386	0,013137	0,009445	BFGS -1	SOS	Identity	Tanh
3	MLP 1-5-1	0,837592	0,999655	0,011786	0,007517	BFGS -1	SOS	Sine	Identity
4	MLP 1-4-1	0,836142	0,999672	0,011961	0,006658	BFGS 9	SOS	Tanh	Sine
5	RBF 1-5-1	0,927202	0,999566	0,005541	0,000858	RBFT	SOS	Gaussian	Identity

Рис.5.

Скріншот системи STATISTICA з результатами нейронного моделювання регресійної залежності детермінанти «Середній зарібок/кібергравець, дол США» від часового фактору

Summary of active networks (Spreadsheet1.sta)									
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training error	Test error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 1-3-1	0,858910	0,999985	0,016840	0,004508	BFGS 8	SOS	Identity	Logistic
2	MLP 1-5-1	0,980129	0,999816	0,002508	0,000296	BFGS 50	SOS	Logistic	Exponential
3	MLP 1-3-1	0,859946	0,999984	0,016824	0,004674	BFGS 8	SOS	Identity	Logistic
4	RBF 1-5-1	0,972293	0,999802	0,003376	0,001538	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
5	RBF 1-6-1	0,986390	0,999784	0,001669	0,001229	RBFT	SOS	Gaussian	Identity

Рис.6.

Скріншот системи STATISTICA з результатами нейронного моделювання регресійної залежності детермінанти «Прізиви отримані українськими кіберспортсменами, дол США» від часового фактору

Summary of active networks (Spreadsheet1.sta)									
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training error	Test error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 1-3-1	0,943685	0,986637	0,004626	0,001639	BFGS 26	SOS	Logistic	Identity
2	MLP 1-7-1	0,945198	0,991180	0,004499	0,001955	BFGS 30	SOS	Tanh	Identity
3	MLP 1-6-1	0,861873	0,841352	0,010884	0,006118	BFGS 7	SOS	Identity	Identity
4	MLP 1-3-1	0,833078	0,843980	0,013016	0,006974	BFGS 10	SOS	Identity	Tanh
5	MLP 1-5-1	0,833563	0,844029	0,013026	0,006754	BFGS 48	SOS	Sine	Tanh

Рис.7.

Скріншот системи STATISTICA з результатами нейронного моделювання регресійної залежності детермінанти «Українські кібергравці, які отримали призиви, дол» від часового фактору

Summary of active networks (Spreadsheet1.sta)									
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training error	Test error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 1-6-1	0,853174	0,945956	0,021011	0,009543	BFGS 11	SOS	Tanh	Tanh
2	RBF 1-5-1	0,771891	0,967977	0,021605	0,002910	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
3	RBF 1-6-1	-0,438088	0,998633	0,176186	0,006400	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
4	RBF 1-5-1	0,694000	0,975504	0,030340	0,003122	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
5	RBF 1-5-1	0,707029	0,910367	0,027208	0,009737	RBFT	SOS	Gaussian	Identity

Рис.8.

Скріншот системи STATISTICA з результатами нейронного моделювання регресійної залежності детермінанти «Середній зарібок/ український гравець, дол США» від часового фактору

Summary of active networks (Spreadsheet1.sta)									
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training error	Test error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 1-6-1	0,606771	0,997509	0,027302	0,001793	BFGS 10	SOS	Tanh	Exponential
2	MLP 1-4-1	0,715454	0,998120	0,018944	0,002273	BFGS 5	SOS	Exponential	Sine
3	MLP 1-5-1	0,866501	0,981589	0,009641	0,002901	BFGS 13	SOS	Exponential	Identity
4	MLP 1-6-1	0,686670	0,990099	0,022633	0,001704	BFGS 18	SOS	Logistic	Exponential
5	MLP 1-4-1	0,687475	0,994906	0,020727	0,004788	BFGS 18	SOS	Tanh	Sine

Рис.9.

Скріншот системи STATISTICA з результатами нейронного моделювання регресійної залежності детермінанти «Рейтингове місце України за призивими, од» від часового фактору

Таблиця 1

### Результати вибору найкращих нейромережових моделей для прогнозування детермінанти світових кібертурнірів

Показник	№ моделі	Модель	Алгоритм навчання	Продуктивність
Загальна сума призового фонду світових кібертурнірів, дол США	2	MLP 1-4-1	BFGS -1	0,9034
Загальна кількість кібертурнірів, дол США	1	MLP 1-6-1	BFGS 13	0,9819
Загальна кількість активних кібергравців, дол США	4	MLP 1-8-1	BFGS -1	0,9213
Середній призовий фонд кібертурніру, дол США	3	MLP 1-3-1	BFGS 70	0,9400
Середній зарібок/кібергравець, дол США	5	RBF 1-5-1	RBFT	0,9272
Прізиви отримані українськими кіберспортсменами, дол США	5	RBF 1-6-1	RBFT	0,9864
Українські кібергравці, які отримали призиви, дол	2	MLP 1-7-1	BFGS 30	0,9412
Середній зарібок/ український гравець, дол США	1	MLP 1-6-1	BFGS 11	0,8532
Рейтингове місце України за призивими, од	3	MLP 1-5-1	BFGS 13	0,8665

У результаті математичного експерименту встановлено, що для показника «Загальна сума призового фонду світових кібертурнірів, дол США» найкращою є нейромережева модель, структура якої представлена трьохшаровим перцептроном, що складається з 1 загального та 4 прихованих шарів, тобто друга модель MLP 1-4-1 архітектури зображено на рис. 10.

Weight ID	Network weights (Spreadsheet1.sta)			
	Connections 1.MLP 1-5-1	Weight values 1.MLP 1-5-1	Connections 2.MLP 1-4-1	Weight values 2.MLP 1-4-1
1	t -> hidden neuron 1	-0,03457E	t -> hidden neuron 1	0,159692
2	t -> hidden neuron 2	-0,585881	t -> hidden neuron 2	0,37038E
3	t -> hidden neuron 3	0,706707	t -> hidden neuron 3	2,123402
4	t -> hidden neuron 4	0,368821	t -> hidden neuron 4	2,02889C
5	t -> hidden neuron 5	0,03582E	input bias -> hidden neuron 1	0,379832
6	input bias -> hidden neuron 1	0,01823C	input bias -> hidden neuron 2	0,16778C
7	input bias -> hidden neuron 2	0,03803E	input bias -> hidden neuron 3	-0,896412
8	input bias -> hidden neuron 3	-0,031631	input bias -> hidden neuron 4	-0,22808E
9	input bias -> hidden neuron 4	0,24945E	hidden neuron 1 -> ID1	-0,268201
10	input bias -> hidden neuron 5	-0,06386E	hidden neuron 2 -> ID1	-0,095141
11	hidden neuron 1 -> ID1	-0,247201	hidden neuron 3 -> ID1	0,528351
12	hidden neuron 2 -> ID1	0,013941	hidden neuron 4 -> ID1	-0,083031
13	hidden neuron 3 -> ID1	1,32920E	hidden bias -> ID 1	0,27894E

Рис. 10. Скріншот програмного пакету STATISTICA фрагмента архітектури нейронних мереж для показника «Загальна сума призового фонду світових кібертурнірів, дол США»

Математичну модель другої нейронної мережі з архітектурою MLP 1-4-1 показника «Загальна сума призового фонду світових кібертурнірів, дол США» можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned}
 sn_1^{(2)} &= f(0,1597p_1 + 0,3798) \\
 sn_2^{(2)} &= f(0,3704p_1 + 0,1678) \\
 sn_3^{(2)} &= f(0,2,1234p_1 - 0,8964) \\
 sn_4^{(2)} &= f(2,0289p_1 - 0,2281) \\
 \tilde{R} = h^{(3)} &= f(-0,2682sn_1^{(2)} - 0,0951sn_2^{(2)} + 0,5284sn_3^{(2)} - 0,0830sn_4^{(2)} + 0,2789)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

де  $f(-)$  – специфікація функції активації прихованих нейронів, в нашому випадку експоненційна функція;

$sn_1^{(2)}$  – вихід першого прихованого нейрону в розрізі другого шару нейронної мережі, входи якого є приховані нейрони першого шару  $v_{11}^{(1)} p_1, v_{12}^{(1)} p_2, \dots, v_{14}^{(1)} p_4$ . Інші  $sn_1^{(2)}, sn_2^{(2)}, sn_3^{(2)}, sn_4^{(2)}$  – аналогічно;

$sn^{(3)}$  - вихід прихованих нейронів в розрізі третього шару нейронної мережі; входами для даних виходів є зважені виходи прихованих нейронів другого шару нейронної мережі  $sn_1^{(2)}, sn_2^{(2)}, sn_3^{(2)}, sn_4^{(2)}$

У результаті математичного експерименту встановлено, що для показника «Загальна кількість кібертурнірів, дол США» найкращою є нейромережева модель, структура якої представлена трьохшаровим перцептроном, що складається з 1 загального та 6 прихованих шарів, тобто перша модель MLP 1-6-1 архітектури зображено на рис. 11.

Weight ID	Network weights (Spreadsheet1.sta)			
	Connections 1.MLP 1-6-1	Weight values 1.MLP 1-6-1	Connections 2.RBF 1-5-1	Weight values 2.RBF 1-5-1
1	t -> hidden neuron 1	-2,7606E	t -> hidden neuron 1	
2	t -> hidden neuron 2	-0,9785E	t -> hidden neuron 2	
3	t -> hidden neuron 3	0,20753	t -> hidden neuron 3	
4	t -> hidden neuron 4	-1,5566C	t -> hidden neuron 4	
5	t -> hidden neuron 5	-2,1498E	t -> hidden neuron 5	
6	t -> hidden neuron 6	-3,3458C	input bias -> hidden neuron 1	
7	input bias -> hidden neuron 1	0,61721	input bias -> hidden neuron 2	
8	input bias -> hidden neuron 2	-0,65844	input bias -> hidden neuron 3	
9	input bias -> hidden neuron 3	-0,13087	input bias -> hidden neuron 4	
10	input bias -> hidden neuron 4	0,06217	input bias -> hidden neuron 5	
11	input bias -> hidden neuron 5	0,02518	hidden neuron 1 -> ID2	
12	input bias -> hidden neuron 6	1,24552	hidden neuron 2 -> ID2	
13	hidden neuron 1 -> ID2	-2,99063	hidden neuron 3 -> ID2	
14	hidden neuron 2 -> ID2	4,09711	hidden neuron 4 -> ID2	
15	hidden neuron 3 -> ID2	-1,79674	hidden neuron 5 -> ID2	
16	hidden neuron 4 -> ID2	-0,3252E	hidden bias -> ID2	
17	hidden neuron 5 -> ID2	0,0963C		
18	hidden neuron 6 -> ID2	-1,4182E		
19	hidden bias -> ID2	-0,6161E		

Рис. 11. Скріншот програмного пакету STATISTICA фрагмента архітектури нейронних мереж для показника «Загальна кількість кібертурнірів, дол США»

Математичну модель шостої нейронної мережі з архітектурою MLP 1-6-1 за показником «Загальна кількість кібертурнірів, дол США» можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned}
 sn_1^{(2)} &= f(-2,7607p_1 + 0,6172) \\
 sn_2^{(2)} &= f(-0,9786p_1 - 0,6584)
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

$$\begin{aligned}
 sn_3^{(2)} &= f(0,2075p_1 - 0,1309) \\
 sn_4^{(2)} &= f(-1,5566p_1 + 0,0622) \\
 sn_5^{(2)} &= f(-2,1499p_1 + 0,0252) \\
 sn_6^{(2)} &= f(-3,3458p_1 + 1,2455) \\
 \tilde{R} = h^{(3)} &= f(-2,9906sn_1^{(2)} + 4,0971sn_2^{(2)} - 1,7967sn_3^{(2)} - 0,3253sn_4^{(2)} + 0,0963sn_5^{(2)} + 0,0963sn_6^{(2)} - 0,6162)
 \end{aligned}$$

де  $f(-)$  – специфікація функції активації прихованих нейронів, в нашому випадку функції у вигляді тангенсу.

У результаті математичного експерименту встановлено, що для показника «Загальна кількість активних кібергравців, дол США» найкращою є нейромережева модель, структура якої представлена трьохшаровим перцептроном, що складається з 1 загального та 8 прихованих шарів, тобто четверта модель MLP 1-8-1 архітектури зображено на рис. 12.

Network weights (Spreadsheet1.sta)			
Weight ID	Connections 4.MLP 1-8-1		Connections 5.MLP 1-7-1
	Weight values 4.MLP 1-8-1	Weight values 4.MLP 1-8-1	
1	t -> hidden neuron 1	0,25188	t -> hidden neu
2	t -> hidden neuron 2	-0,27522	t -> hidden neu
3	t -> hidden neuron 3	-0,19564	t -> hidden neu
4	t -> hidden neuron 4	0,46246	t -> hidden neu
5	t -> hidden neuron 5	-0,14795	t -> hidden neu
6	t -> hidden neuron 6	0,06825	t -> hidden neu
7	t -> hidden neuron 7	-0,97750	t -> hidden neu
8	t -> hidden neuron 8	0,35128	input bias -> hidden neu
9	input bias -> hidden neuron 1	0,40818	input bias -> hidden neu
10	input bias -> hidden neuron 2	-0,02030	input bias -> hidden neu
11	input bias -> hidden neuron 3	-0,04750	input bias -> hidden neu
12	input bias -> hidden neuron 4	0,01000	input bias -> hidden neu
13	input bias -> hidden neuron 5	-0,10270	input bias -> hidden neu
14	input bias -> hidden neuron 6	0,13422	input bias -> hidden neu
15	input bias -> hidden neuron 7	-0,04947	hidden neuron 1 ->
16	input bias -> hidden neuron 8	0,04784	hidden neuron 2 ->
17	hidden neuron 1 -> ID3	-1,42164	hidden neuron 3 ->
18	hidden neuron 2 -> ID3	0,24790	hidden neuron 4 ->
19	hidden neuron 3 -> ID3	0,09084	hidden neuron 5 ->
20	hidden neuron 4 -> ID3	0,09613	hidden neuron 6 ->
21	hidden neuron 5 -> ID3	0,12810	hidden neuron 7 ->
22	hidden neuron 6 -> ID3	-0,67261	hidden bias ->
23	hidden neuron 7 -> ID3	-1,51038	
24	hidden neuron 8 -> ID3	0,03233	
25	hidden bias -> ID3	0,40896	

Рис. 12. Скріншот програмного пакету STATISTICA фрагмента архітектури нейронних мереж для показника «Загальна кількість активних кібергравців, дол США»

Математичну модель шостої нейронної мережі з архітектурою MLP 1-8-1 за показником «Загальна кількість активних кібергравців, дол США» можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned}
 sn_1^{(2)} &= f(0,2519p_1 + 0,4082) \\
 sn_2^{(2)} &= f(-0,2752p_1 - 0,023) \\
 sn_3^{(2)} &= f(-0,1956p_1 - 0,0475) \\
 sn_4^{(2)} &= f(0,4625p_1 + 0,0100) \\
 sn_5^{(2)} &= f(-0,1480p_1 - 0,1027) \\
 sn_6^{(2)} &= f(0,0683p_1 + 0,1342) \\
 sn_7^{(2)} &= f(-0,9775p_1 - 0,0495) \\
 sn_8^{(2)} &= f(0,3552p_1 + 0,0478) \\
 \tilde{R} = h^{(3)} &= f(-1,4216sn_1^{(2)} + 0,2479sn_2^{(2)} + 0,0908sn_3^{(2)} + 0,0961sn_4^{(2)} + 0,1281sn_5^{(2)} - 0,6726sn_6^{(2)} - 1,5104sn_7^{(2)} + 0,0323sn_8^{(2)} + 0,4090)
 \end{aligned} \tag{3}$$

де  $f(-)$  – специфікація функції активації прихованих нейронів, в нашому випадку ідентична функція.

У результаті математичного експерименту встановлено, що для показника «Середній призвий фонд кібертурніру, дол США» найкращою є нейромережева модель, структура якої представлена трьохшаровим перцептроном, що складається з 1 загального та 3 прихованих шарів, тобто третя модель MLP 1-3-1 архітектури зображено на рис. 13.

Network weights (Spreadsheet1.sta)						
Weight ID	Connections 1.RBF 1-6-1		Connections 2.RBF 1-5-1		Connections 3.MLP 1-3-1	
	Weight values 1.RBF 1-6-1	Weight values 1.RBF 1-6-1	Weight values 2.RBF 1-5-1	Weight values 2.RBF 1-5-1	Weight values 3.MLP 1-3-1	Weight values 3.MLP 1-3-1
1	t -> hidden neuron 1	0,235294	t -> hidden neuron 1	0,000000	t -> hidden neuron 1	-4,62962
2	t -> hidden neuron 2	0,470588	t -> hidden neuron 2	0,411765	t -> hidden neuron 2	2,54580
3	t -> hidden neuron 3	0,647059	t -> hidden neuron 3	0,647059	t -> hidden neuron 3	9,67201
4	t -> hidden neuron 4	0,352941	t -> hidden neuron 4	0,882353	input bias -> hidden neuron 1	4,71867
5	t -> hidden neuron 5	0,000000	t -> hidden neuron 5	0,352941	input bias -> hidden neuron 2	7,43902
6	t -> hidden neuron 6	0,294118	input bias -> hidden neuron 1	0,352941	input bias -> hidden neuron 3	-7,76366
7	input bias -> hidden neuron 1	0,058824	input bias -> hidden neuron 2	0,058824	hidden neuron 1 -> ID4	3,91956
8	input bias -> hidden neuron 2	0,117647	input bias -> hidden neuron 3	0,235294	hidden neuron 2 -> ID4	-4,20169
9	input bias -> hidden neuron 3	0,176471	input bias -> hidden neuron 4	0,235294	hidden neuron 3 -> ID4	2,73373
10	input bias -> hidden neuron 4	0,058824	input bias -> hidden neuron 5	0,058824	hidden bias -> ID4	0,50197

Рис. 13. Скріншот програмного пакету STATISTICA фрагмента архітектури нейронних мереж для показника «Середній призвий фонд кібертурніру, дол США»

Математичну модель шостої нейронної мережі з архітектурою MLP 1-3-1 за показником «Середній призовий фонд кібертурніру, дол США» можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned} sn_1^{(2)} &= f(-4,6296p_1 + 4,7187) \\ sn_2^{(2)} &= f(2,5458p_1 + 7,4390) \\ sn_3^{(2)} &= f(9,6720p_1 - 7,7637) \\ \tilde{R} = h^{(3)} &= f(3,9196sn_1^{(2)} - 4,2017sn_2^{(2)} + 2,7337sn_3^{(2)} + 0,5020) \end{aligned} \tag{4}$$

де f(-) – специфікація функції активації прихованих нейронів, в нашому випадку ідентична функція.

У результаті математичного експерименту встановлено, що для показника «Середній зарібок/кібергравець, дол США» найкращою є нейромережева модель, структура якої представлена радіальною базисною функцією, що складається з 1 загального та 6 прихованих шарів, тобто п'ята модель RBF 1-5-1 архітектури зображено на рис. 14.

Weight ID	Network weights (Spreadsheet1.sta)			
	Connections 4,MLP 1-4-1	Weight values 4,MLP 1-4-1	Connections 5,RBF 1-5-1	Weight values 5,RBF 1-5-1
1	t -> hidden neuron 1	0,391712	t -> hidden neuron 1	0,235294
2	t -> hidden neuron 2	-0,293785	t -> hidden neuron 2	0,470588
3	t -> hidden neuron 3	-0,357480	t -> hidden neuron 3	0,647059
4	t -> hidden neuron 4	-0,232279	t -> hidden neuron 4	0,352941
5	input bias -> hidden neuron 1	-0,124453	t -> hidden neuron 5	0,000000
6	input bias -> hidden neuron 2	0,081647	input bias -> hidden neuron 1	0,117647
7	input bias -> hidden neuron 3	0,047900	input bias -> hidden neuron 2	0,117647
8	input bias -> hidden neuron 4	0,035447	input bias -> hidden neuron 3	0,176471
9	hidden neuron 1 -> ID5	0,707051	input bias -> hidden neuron 4	0,117647
10	hidden neuron 2 -> ID5	-0,266480	input bias -> hidden neuron 5	0,235294
11	hidden neuron 3 -> ID5	-0,729819	hidden neuron 1 -> ID5	0,043328
12	hidden neuron 4 -> ID5	-0,575932	hidden neuron 2 -> ID5	-0,065271
13	hidden bias -> ID5	0,143082	hidden neuron 3 -> ID5	-0,104691
14			hidden neuron 4 -> ID5	-0,115605
15			hidden neuron 5 -> ID5	-0,446763
16			hidden bias -> ID5	0,812055

Рис. 14. Скріншот програмного пакету STATISTICA фрагмента архітектури нейронних мереж для показника «Середній зарібок/кібергравець, дол США»

Математичну модель шостої нейронної мережі з архітектурою RBF 1-5-1 за показником «Середній зарібок/кібергравець, дол США» можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned} sn_1^{(2)} &= f(0,2353p_1 + 0,1176) \\ sn_2^{(2)} &= f(0,4706p_1 + 0,1176) \\ sn_3^{(2)} &= f(0,6471p_1 + 0,1765) \\ sn_4^{(2)} &= f(0,3529p_1 + 0,1176) \\ sn_5^{(2)} &= f(0,2353) \end{aligned} \tag{5}$$

$$\tilde{R} = h^{(3)} = f(0,0433sn_1^{(2)} - 0,0653sn_2^{(2)} - 0,1047sn_3^{(2)} - 0,1156 + 0,0963sn_4^{(2)} - 0,4478sn_5^{(2)} + 0,8121)$$

де f(-) – специфікація функції активації прихованих нейронів, в нашому випадку функції у вигляді гаусіана.

У результаті математичного експерименту встановлено, що для показника «Призові отримані українськими кіберспортсменами, дол США» найкращою є нейромережева модель, структура якої представлена радіальною базисною функцією, що складається з 1 загального та 6 прихованих шарів, тобто п'ята модель RBF 1-6-1 архітектури зображено на рис. 15.

Weight ID	Network weights (Spreadsheet1.sta)			
	Connections 4,RBF 1-5-1	Weight values 4,RBF 1-5-1	Connections 5,RBF 1-6-1	Weight values 5,RBF 1-6-1
1	t -> hidden neuron 1	0,352941	t -> hidden neuron 1	0,235294
2	t -> hidden neuron 2	0,588235	t -> hidden neuron 2	0,647059
3	t -> hidden neuron 3	1,000000	t -> hidden neuron 3	0,823529
4	t -> hidden neuron 4	0,823529	t -> hidden neuron 4	0,294118
5	t -> hidden neuron 5	0,764706	t -> hidden neuron 5	0,411765
6	input bias -> hidden neuron 1	0,235294	t -> hidden neuron 6	0,941176
7	input bias -> hidden neuron 2	0,176471	input bias -> hidden neuron 1	0,058824
8	input bias -> hidden neuron 3	0,176471	input bias -> hidden neuron 2	0,176471
9	input bias -> hidden neuron 4	0,058824	input bias -> hidden neuron 3	0,117647
10	input bias -> hidden neuron 5	0,058824	input bias -> hidden neuron 4	0,058824
11	hidden neuron 1 -> ID6	0,027428	input bias -> hidden neuron 5	0,117647
12	hidden neuron 2 -> ID6	0,085729	input bias -> hidden neuron 6	0,117647
13	hidden neuron 3 -> ID6	0,246177	hidden neuron 1 -> ID6	0,013044
14	hidden neuron 4 -> ID6	0,054060	hidden neuron 2 -> ID6	0,048139
15	hidden neuron 5 -> ID6	0,064257	hidden neuron 3 -> ID6	0,266540
16	hidden bias -> ID6	-0,022448	hidden neuron 4 -> ID6	-0,021477
17			hidden neuron 5 -> ID6	0,041352
18			hidden neuron 6 -> ID6	0,021708
19			hidden bias -> ID6	-0,010671

Рис. 15. Скріншот програмного пакету STATISTICA фрагмента архітектури нейронних мереж для показника «Призові отримані українськими кіберспортсменами, дол США»

Математичну модель шостої нейронної мережі з архітектурою RBF 1-6-1 за показником «Призові отримані українськими кіберспортсменами, дол США» можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned}
 sn_1^{(2)} &= f(0,2353p_1 + 0,0588) \\
 sn_2^{(2)} &= f(0,6471p_1 + 0,1765) \\
 sn_3^{(2)} &= f(0,8235p_1 + 0,1176) \\
 sn_4^{(2)} &= f(0,2941p_1 + 0,0588) \\
 sn_5^{(2)} &= f(0,4118p_1 + 0,1176) \\
 sn_6^{(2)} &= f(0,9412p_1 + 0,0,1176) \\
 \tilde{R} = h^{(3)} &= f(0,0130sn_1^{(2)} + 0,0481sn_2^{(2)} + 0,2665sn_3^{(2)} - 0,0215sn_4^{(2)} + 0,0414sn_5^{(2)} + 0,0217sn_6^{(2)} - 0,0107)
 \end{aligned} \tag{6}$$

де  $f(-)$  – специфікація функції активації прихованих нейронів, в нашому випадку функція у вигляді гаусіана.

У результаті математичного експерименту встановлено, що для показника «Українські кібергравці, які отримали призиви, чол» найкращою є нейромережева модель, структура якої представлена трьохшаровим перцептроном, що складається з 1 загального та 7 прихованих шарів, тобто четверта модель MLP 1-7-1 архітектури зображено на рис. 16.

Weight ID	Network weights (Spreadsheet1.sta)			
	Connections 1.MLP 1-3-1	Weight values 1.MLP 1-3-1	Connections 2.MLP 1-7-1	Weight values 2.MLP 1-7-1
1	t -> hidden neuron 1	5,12628	t -> hidden neuron 1	0,21463
2	t -> hidden neuron 2	2,12034	t -> hidden neuron 2	-0,32344
3	t -> hidden neuron 3	0,71183	t -> hidden neuron 3	0,97958
4	input bias -> hidden neuron 1	-1,61113	t -> hidden neuron 4	0,33482
5	input bias -> hidden neuron 2	-0,60688	t -> hidden neuron 5	1,73841
6	input bias -> hidden neuron 3	-0,15218	t -> hidden neuron 6	0,02334
7	hidden neuron 1 -> ID7	-3,01580	t -> hidden neuron 7	-2,82356
8	hidden neuron 2 -> ID7	6,63058	input bias -> hidden neuron 1	-0,12533
9	hidden neuron 3 -> ID7	1,46630	input bias -> hidden neuron 2	0,07982
10	hidden bias -> ID7	-2,51763	input bias -> hidden neuron 3	-0,21852
11			input bias -> hidden neuron 4	-0,12268
12			input bias -> hidden neuron 5	-0,75498
13			input bias -> hidden neuron 6	0,11229
14			input bias -> hidden neuron 7	1,01758
15			hidden neuron 1 -> ID7	-1,96171
16			hidden neuron 2 -> ID7	-1,14558
17			hidden neuron 3 -> ID7	1,33635
18			hidden neuron 4 -> ID7	0,62152
19			hidden neuron 5 -> ID7	1,79971
20			hidden neuron 6 -> ID7	0,16665
21			hidden neuron 7 -> ID7	1,67104
22			hidden bias -> ID7	0,04321

Рис. 16. Скріншот програмного пакету STATISTICA фрагмента архітектури нейронних мереж для показника «Українські кібергравці, які отримали призиви, чол»

Математичну модель шостої нейронної мережі з архітектурою MLP 1-7-1 за показником «Українські кібергравці, які отримали призиви, чол» можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned}
 sn_1^{(2)} &= f(0,2146p_1 - 0,1253) \\
 sn_2^{(2)} &= f(-0,3234p_1 + 0,0798) \\
 sn_3^{(2)} &= f(0,9736p_1 - 0,2185) \\
 sn_4^{(2)} &= f(0,3348p_1 - 0,1227) \\
 sn_5^{(2)} &= f(1,7384p_1 - 0,7550) \\
 sn_6^{(2)} &= f(0,0233p_1 + 0,1123) \\
 sn_7^{(2)} &= f(-2,8236p_1 + 1,0176) \\
 \tilde{R} = h^{(3)} &= f(-1,9617 - 1,1456sn_2^{(2)} + 1,3364sn_3^{(2)} + 0,6215sn_4^{(2)} + 1,7997sn_5^{(2)} + 0,1666sn_6^{(2)} \\
 &\quad + 1,6710sn_7^{(2)} + 0,0432)
 \end{aligned} \tag{7}$$

де  $f(-)$  – специфікація функції активації прихованих нейронів, в нашому випадку функція у вигляді тангенсу.

У результаті математичного експерименту встановлено, що для показника «Середній заробіток/український гравець, дол США» найкращою є нейромережева модель, структура якої представлена трьохшаровим перцептроном, що складається з 1 загального та 6 прихованих шарів, тобто перша модель MLP 1-6-1 архітектури зображено на рис. 17.

Weight ID	Network weights (Spreadsheet1.sta)			
	Connections 1.MLP 1-6-1	Weight values 1.MLP 1-6-1	Connections 2.RBF 1-5-1	Weight values 2.RBF 1-5-1
1	t -> hidden neuron 1	-0,81413	t -> hidden neuron 1	0,235294
2	t -> hidden neuron 2	-2,43883	t -> hidden neuron 2	0,411765
3	t -> hidden neuron 3	0,01266	t -> hidden neuron 3	0,941176
4	t -> hidden neuron 4	-0,78439	t -> hidden neuron 4	0,647059
5	t -> hidden neuron 5	-0,78082	t -> hidden neuron 5	0,705882
6	t -> hidden neuron 6	-0,66439	input bias -> hidden neuron 1	0,176471
7	input bias -> hidden neuron 1	0,49153	input bias -> hidden neuron 2	0,176471
8	input bias -> hidden neuron 2	1,10394	input bias -> hidden neuron 3	0,235294
9	input bias -> hidden neuron 3	0,04754	input bias -> hidden neuron 4	0,058824
10	input bias -> hidden neuron 4	0,32272	input bias -> hidden neuron 5	0,058824
11	input bias -> hidden neuron 5	-0,30078	hidden neuron 1 -> ID8	-0,096381
12	input bias -> hidden neuron 6	0,62967	hidden neuron 2 -> ID8	0,096634
13	hidden neuron 1 -> ID8	1,28787	hidden neuron 3 -> ID8	0,197387
14	hidden neuron 2 -> ID8	-1,73039	hidden neuron 4 -> ID8	-0,082838
15	hidden neuron 3 -> ID8	0,14974	hidden neuron 5 -> ID8	0,130175
16	hidden neuron 4 -> ID8	1,18350	hidden bias -> ID8	0,160961
17	hidden neuron 5 -> ID8	-0,64665		
18	hidden neuron 6 -> ID8	1,86870		
19	hidden bias -> ID8	-0,76268		

Рис. 17. Скріншот програмного пакету STATISTICA фрагмента архітектури нейронних мереж для показника «Середній зарібок/ український гравець, дол США»

Математичну модель шостої нейронної мережі з архітектурою MLP 1-6-1 за показником «Середній зарібок/ український гравець, дол США» можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned}
 sn_1^{(2)} &= f(-0,8141p_1 + 0,4915) \\
 sn_2^{(2)} &= f(-2,4388p_1 + 1,1039) \\
 sn_3^{(2)} &= f(0,0127p_1 + 0,0475) \\
 sn_4^{(2)} &= f(-0,7844p_1 + 0,3227) \\
 sn_5^{(2)} &= f(-0,7808p_1 - 0,3008) \\
 sn_6^{(2)} &= f(-0,6644p_1 + 0,6297) \\
 \tilde{R} = h^{(3)} &= f(1,2879 - 1,7304sn_2^{(2)} + 0,1497sn_3^{(2)} + 1,1835sn_4^{(2)} - 0,6457sn_5^{(2)} + 1,8687sn_6^{(2)} - 0,7627)
 \end{aligned}
 \tag{8}$$

де f(-) – специфікація функції активації прихованих нейронів, в нашому випадку функція у вигляді тангенсу.

У результаті математичного експерименту встановлено, що для показника «Рейтингове місце України за призовими, од» найкращою є нейромережева модель, структура якої представлена трьохшаровим перцептроном, що складається з 1 загального та 6 прихованих шарів, тобто третя модель MLP 1-5-1 архітектури зображено на рис. 18.

Weight ID	Network weights (Spreadsheet1.sta)					
	Connections 1.MLP 1-6-1	Weight values 1.MLP 1-6-1	Connections 2.MLP 1-4-1	Weight values 2.MLP 1-4-1	Connections 3.MLP 1-5-1	Weight values 3.MLP 1-5-1
1	t -> hidden neuron 1	-0,39452	t -> hidden neuron 1	1,07002	t -> hidden neuron 1	-0,91200
2	t -> hidden neuron 2	0,32310	t -> hidden neuron 2	-0,33553	t -> hidden neuron 2	0,71040
3	t -> hidden neuron 3	-0,99904	t -> hidden neuron 3	-0,41458	t -> hidden neuron 3	2,57929
4	t -> hidden neuron 4	0,15082	t -> hidden neuron 4	-2,54301	t -> hidden neuron 4	0,61763
5	t -> hidden neuron 5	2,44219	input bias -> hidden neuron 1	-0,08860	t -> hidden neuron 5	-1,08703
6	t -> hidden neuron 6	3,78285	input bias -> hidden neuron 2	0,01082	input bias -> hidden neuron 1	-0,04883
7	input bias -> hidden neuron 1	-0,43475	input bias -> hidden neuron 3	-0,21891	input bias -> hidden neuron 2	-0,09379
8	input bias -> hidden neuron 2	0,07256	input bias -> hidden neuron 4	0,25268	input bias -> hidden neuron 3	0,11237
9	input bias -> hidden neuron 3	-0,27124	hidden neuron 1 -> ID9	0,79107	input bias -> hidden neuron 4	-0,12659
10	input bias -> hidden neuron 4	-0,20772	hidden neuron 2 -> ID9	-0,73116	input bias -> hidden neuron 5	0,39813
11	input bias -> hidden neuron 5	0,28400	hidden neuron 3 -> ID9	-0,41029	hidden neuron 1 -> ID9	-0,09263
12	input bias -> hidden neuron 6	0,05705	hidden neuron 4 -> ID9	1,28786	hidden neuron 2 -> ID9	0,51477
13	hidden neuron 1 -> ID9	-1,54093	hidden bias -> ID9	-0,60172	hidden neuron 3 -> ID9	0,16628
14	hidden neuron 2 -> ID9	0,49454			hidden neuron 4 -> ID9	-2,36244
15	hidden neuron 3 -> ID9	0,59820			hidden neuron 5 -> ID9	0,98312
16	hidden neuron 4 -> ID9	1,48707			hidden bias -> ID9	0,87756

Рис. 18. Скріншот програмного пакету STATISTICA фрагмента архітектури нейронних мереж для показника «Рейтингове місце України за призовими, од»

Математичну модель шостої нейронної мережі з архітектурою MLP 1-5-1 за показником «Рейтингове місце України за призовими, од» можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned}
 sn_1^{(2)} &= f(-0,9120p_1 - 0,0488) \\
 sn_2^{(2)} &= f(0,7104p_1 - 0,0937) \\
 sn_3^{(2)} &= f(2,5792p_1 + 0,1123) \\
 sn_4^{(2)} &= f(0,6176p_1 - 0,1265) \\
 sn_5^{(2)} &= f(-1,0870p_1 + 0,3981) \\
 \tilde{R} = h^{(3)} &= f(-0,0926 + 0,5147sn_2^{(2)} + 0,1662sn_3^{(2)} - 2,3624sn_4^{(2)} + 0,9831sn_5^{(2)} + 0,8775)
 \end{aligned}
 \tag{9}$$



де  $f(-)$  – специфікація функції активації прихованих нейронів, в нашому випадку експоненціальної функції.

Завершальним етапом є прогнозування значень детермінант світових кібертурнірів на період 2021-2025 рр. Використовуючи розраховані вище дані та побудовані нейромережові моделі проведемо обчислення прогнозних значень детермінант. Результати побудованого прогнозу детермінант світових кібертурнірів наведено в таблиці 2.

Таблиця 2.

**Прогнозні значення детермінант світових кібертурнірів на період 2021-2025 рр.**

Показник	2021	2022	2023	2024	2025
Загальна сума призового фонду світових кібертурнірів, дол США	192434720	205830386	216555423,7	224555459,6	230079736,2
Загальна кількість кібертурнірів, дол США	5247	5143	5016	4879	4738
Загальна кількість активних кібергравців, дол США	25206	26873	28540	30206	31873
Середній призовий фонд кібертурніру, дол США	27787	21641	14780	7928	1548
Середній заробіток/кібергравець, дол США	6908	6968	6996	7008	7012
Призові отримані українськими кіберспортсменами, дол США	698624	417944	267089	187998	146052
Українські кібергравці, які отримали призові, чол	284	306	326	344	360
Середній заробіток/ український гравець, дол США	9055	8220	7253	6284	5417
Рейтингове місце України за призовими, од	29	32	36	40	45

Аналізуючи отримані результати можна зазначити, що у більшій половині показників (6 із 9 детермінант) протягом наступних 5 років спостерігається тенденція зростання. Згідно цих результатів можна дійти висновку, що прогнозування за допомогою використання нейронних мереж є досить точним та адекватним.

### Висновки

Таким чином після проведеного аналізу згідно прогнозу можна сказати, що загалом такі показники як: загальна сума призового фонду світових кібертурнірів, дол США, загальна кількість активних кібергравців, дол США, середній заробіток/кібергравець, дол США, призові отримані українськими кіберспортсменами, дол США, українські кібергравці, які отримали призові, чол, рейтингове місце України за призовими, од. поступово збільшуються в своїх значеннях. Щодо таких показників як: загальна кількість кібертурнірів, дол США, середній заробіток/ український гравець, дол США, середній призовий фонд кібертурніру, дол США, то їх значення поступово йде на спад. Отже, застосувавши нейронні мережі як спосіб прогнозування детермінант, можна помітити зростання в 6 із 9 показників. Також можна зазначити, що використання штучного інтелекту для прогнозування детермінант світових кібертурнірів є досить влучним методом, оскільки спрогнозовані значення є точними та адекватними.

### Література

1. Що таке кіберспорт та як ця культура розвинена в Україні. [Електронний ресурс]: [веб-сайт]. – Режим доступу: <https://www.radiosvoboda.org/a/29189982.html> – (Дата звернення 16.10.2021).
2. Semenova, M., Lange, A., Kaposov, D., Somov, A., & Burnaev, E. (2020). Personality traits and coping strategies of eSports players. Paper presented at the Proceedings of 2020 7th IEEE International Conference on Behavioural and Social Computing, BESC 2020, doi:10.1109/BESC51023.2020.9348280
3. Urbaniak, K., Watróbski, J., & Sałabun, W. (2020). Identification of players ranking in e-sport. Applied Sciences (Switzerland), 10(19), 1-35. doi:10.3390/app10196768
4. Melentev, N., Somov, A., Burnaev, E., Strelnikova, I., Strelnikova, G., Melenteva, E., & Menshchikov, A. (2020). ESports players professional level and tiredness prediction using EEG and machine learning. Paper presented at the Proceedings of IEEE Sensors, 2020-October doi:10.1109/SENSORS47125.2020.9278704
5. Bányai, F., Zsila, Á., Griffiths, M. D., Demetrovics, Z., & Király, O. (2020). Career as a professional gamer: Gaming motives as predictors of career plans to become a professional esports player. Frontiers in Psychology, 11 doi:10.3389/fpsyg.2020.01866
6. Wohn, D. Y., & Freeman, G. (2020). Live streaming, playing, and money spending behaviors in eSports. Games and Culture, 15(1), 73-88. doi:10.1177/1555412019859184
7. Ward, M. R., & Harmon, A. D. (2019). ESport superstars. Journal of Sports Economics, 20(8), 987-1013. doi:10.1177/1527002519859417
8. 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. doi:10.1556/2006.8.2019.46
9. Lipovaya, V., Costa, P., Grillo, P., Volosiuk, A., & Sopina, A. (2019). eSports: Opportunities for future ergonomic studies doi:10.1007/978-3-319-96071-5\_203
10. Anderson, C. G., Tsaasan, A. M., Reitman, J., Lee, J. S., Wu, M., Steel, H., Turner, T., Steinkuehler, C. (2018). Understanding esports as a STEM career ready curriculum in the wild. Paper presented at the 2018 10th International Conference on Virtual Worlds and Games for Serious Applications, VS-Games 2018 - Proceedings, doi:10.1109/VS-Games.2018.8493445

11. Sushevskiy, V., & Marchenko, E. (2018). Network analysis of players transfers in eSports: The case of dota 2 doi:10.1007/978-3-030-02843-5\_38

#### References

1. Shcho take kibersport ta yak tsia kultura rozvynena v Ukraini. [Elektronnyi resurs]: [veb-sait]. – Rezhym dostupu: <https://www.radiosvoboda.org/a/29189982.html> – (Data zvernennia 16.10.2021).
2. Semenova, M., Lange, A., Kuposov, D., Somov, A., & Burnaev, E. (2020). Personality traits and coping strategies of eSports players. Paper presented at the Proceedings of 2020 7th IEEE International Conference on Behavioural and Social Computing, BESC 2020, doi:10.1109/BESC51023.2020.9348280
3. Urbaniak, K., Watróbski, J., & Sałabun, W. (2020). Identification of players ranking in e-sport. Applied Sciences (Switzerland), 10(19), 1-35. doi:10.3390/app10196768
4. Melentev, N., Somov, A., Burnaev, E., Strelnikova, I., Strelnikova, G., Melenteva, E., & Menshchikov, A. (2020). ESports players professional level and tiredness prediction using EEG and machine learning. Paper presented at the Proceedings of IEEE Sensors, 2020-October doi:10.1109/SENSOR47125.2020.9278704
5. Bányai, F., Zsila, Á., Griffiths, M. D., Demetrovics, Z., & Király, O. (2020). Career as a professional gamer: Gaming motives as predictors of career plans to become a professional esports player. *Frontiers in Psychology*, 11 doi:10.3389/fpsyg.2020.01866
6. Wohn, D. Y., & Freeman, G. (2020). Live streaming, playing, and money spending behaviors in eSports. *Games and Culture*, 15(1), 73-88. doi:10.1177/1555412019859184
7. Ward, M. R., & Harmon, A. D. (2019). ESport superstars. *Journal of Sports Economics*, 20(8), 987-1013. doi:10.1177/1527002519859417
8. 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. doi:10.1556/2006.8.2019.46
9. Lipovaya, V., Costa, P., Grillo, P., Volosiuk, A., & Sopina, A. (2019). eSports: Opportunities for future ergonomic studies doi:10.1007/978-3-319-96071-5\_203
10. Anderson, C. G., Tsaasan, A. M., Reitman, J., Lee, J. S., Wu, M., Steel, H., Turner, T., Steinkuehler, C. (2018). Understanding esports as a STEM career ready curriculum in the wild. Paper presented at the 2018 10th International Conference on Virtual Worlds and Games for Serious Applications, VS-Games 2018 - Proceedings, doi:10.1109/VS-Games.2018.8493445
11. Sushevskiy, V., & Marchenko, E. (2018). Network analysis of players transfers in eSports: The case of dota 2 doi:10.1007/978-3-030-02843-5\_38

Надійшла/Paper received : 02.02.2021 р. Надрукована/Printed : 10.03.2021 р.