

УДК 378.091.212.1:004.414.2

## **Розробка програмного засобу для прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти**

Осадчий Вячеслав Володимирович<sup>1</sup>, Круглик Владислав Сергійович<sup>2</sup>,  
Букреев Дмитро Олександрович<sup>3</sup>

*Мелітопольський державний педагогічний університет імені Богдана Хмельницького,  
м. Мелітополь, Україна*

*<sup>1</sup> доктор педагогічних наук, професор,  
завідувач кафедри інформатики і кібернетики  
[orcid.org/0000-0001-5659-4774](https://orcid.org/0000-0001-5659-4774), [osadchyi@mdpu.org.ua](mailto:osadchyi@mdpu.org.ua)*

*<sup>2</sup> доктор педагогічних наук, доцент,  
професор кафедри інформатики і кібернетики  
[orcid.org/0000-0002-5196-7241](https://orcid.org/0000-0002-5196-7241), [kryglikvlad@gmail.com](mailto:kryglikvlad@gmail.com)*

*<sup>3</sup> студент магістратури  
[orcid.org/0000-0002-5150-153X](https://orcid.org/0000-0002-5150-153X), [dessnight@gmail.com](mailto:dessnight@gmail.com)*

**Анотація.** У статті висвітлено проблему прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти у зв'язку з постійним коливанням ринку праці та соціально-демографічними процесами, які повністю порушують результати прогнозів класичних статистичних методів. Автори досліджують необхідність розробки програмного засобу для прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти, який працюватиме на основі нейронної мережі і матиме змогу адаптації до умов постійних хаотичних коливань. Автори доводять, що використання нейронних мереж у питаннях прогнозування освітніх процесів дозволить отримати результати з набагато вищим рівнем точності та меншими витратами часу. Стаття містить аналіз теоретичних відомостей про нейронні мережі та існуючих алгоритмів роботи нейронних мереж. Автори наводять переваги та недоліки кожного алгоритму і на основі порівняльного аналізу роблять висновок про доцільність використання кожного з методів у програмному засобі прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти.

**Ключові слова:** нейронна мережа; вища освіта; штучний інтелект; прогнозування; абітурієнт.

---

## Development of a software product for forecasting the entrance of applicants to higher educational institutions

Viacheslav Osadchyi<sup>1</sup>, Vladyslav Kruglyk<sup>2</sup>, Dmitriy Bukreyev<sup>3</sup>

*Bogdan Khmel'nitsky Melitopol state pedagogical university,  
Melitopol, Ukraine*

<sup>1</sup> *Doctor of Pedagogical Sciences, Professor,  
Head of the Department of Informatics and Cybernetics  
[orcid.org/0000-0001-5659-4774](https://orcid.org/0000-0001-5659-4774), [osadchyi@mdpu.org.ua](mailto:osadchyi@mdpu.org.ua)*

<sup>2</sup> *Doctor of Pedagogical Sciences, Associate professor,  
Professor of the Department of Informatics and Cybernetics  
[orcid.org/0000-0002-5196-7241](https://orcid.org/0000-0002-5196-7241), [kryglikvlad@gmail.com](mailto:kryglikvlad@gmail.com)*

<sup>3</sup> *master student  
[orcid.org/0000-0002-5150-153X](https://orcid.org/0000-0002-5150-153X), [dessnight@gmail.com](mailto:dessnight@gmail.com)*

**Abstract.** The article highlights the problems of forecasting the entrance of university entrants into higher education institutions in connection with the constant fluctuations of the labor market and socio-demographic processes, which completely violate the results of the predictions of classical statistical methods, therefore the author studies the necessity of developing a software tool for forecasting the entrance of entrants to higher education institutions, which will operate on the basis of the neural network and will be able to adapt to the conditions of constant chaotic oscillations. The author emphasizes that neural networks are a modern and leading area of research and program development, and proves that the use of neural networks in the prediction of educational processes will allow obtaining results with a much higher level of accuracy and less time. The article contains analysis of theoretical information about neural networks and analysis of existing algorithms of neural networks operation. The author mentions the advantages and disadvantages of each algorithm, provides a comparative analysis and concludes that it is expedient to use each of the methods in a software tool for forecasting the entrance of entrants to higher education institutions. In the course of the work, the author carried out software modelling of the various methods of teaching neural networks, conducted testing, received and disclosed the results of each method, carried out an analysis of their actual effectiveness in predicting small and large volumes of information with different inputs and made the conclusion that the expediency of their use in the future software. The mathematical features of the construction of neural networks, their training and further use are revealed, the basic requirements for the future of the software product, namely the method of work, input data, the method of displaying the results and the layout of the future software, are revealed. The main blocks of the software for forecasting the entrance of entrants to higher education institutions are shown. It was concluded that it is expedient to use neural networks and work on a software tool for forecasting the entrance of entrants to higher educational institutions has been started, vectors of further researches and developments have been selected.

**Keywords:** neural networks; higher education; artificial intelligence; forecasting; enrollee.

## **ВСТУП**

### **Постановка проблеми**

Сьогодення характеризується наявністю постійних коливань на економічному і соціальному рівнях. Ці коливання впливають і на освітній простір, внаслідок чого прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти (ЗВО) стає все більш і більш неточним. Тому було висунуто гіпотезу щодо доцільності використання нейромережного підходу у питанні прогнозування результатів вступної компанії.

Нині більшість наукових розробок людства пов'язані зі штучним інтелектом та методами його використання у вирішенні задач будь-якого характеру від побутових справ до розробки новітнього обладнання та лікування гострих захворювань на останніх стадіях. Реформування системи освіти України відповідає загальній тенденції розвитку систем освіти європейських країн ([Осадчий, & Осадча, 2015, с. 50-52](#)). Широкого розповсюдження набули й нейронні мережі, особливо у задачах розпізнавання образів (літер, чисел, геометричних фігур тощо), а також у задачах прогнозування економічних, технічних та інших процесів. Нейронні мережі є незамінними при аналізі даних, зокрема для попереднього аналізу та відбору, при виявленні "втрати фактів" або дуже критичних помилок людини, яка приймає рішення. Методи нейронних мереж доцільно використовувати у задачах з неповною інформацією або інформацією з великою кількістю шумів, особливо у задачах, де рішення можливо знайти інтуїтивно, хоча традиційні математичні моделі не дають бажаного результату. Так прогнозування вступу абітурієнтів стає майже неможливим через велику кількість похибок, що виникають у наслідок постійної зміни ринку праці, соціальних коливань та інших факторів, що впливають на результати. Методи нейронних мереж можуть використовуватися незалежно від інших методів аналізу або бути одним із найкращих доповнень до традиційних методів статистичного аналізу, більшість з яких пов'язані з побудовою моделей, заснованих на припущеннях і теоретичних висновках (наприклад, що шукана залежність є лінійною або що деяка змінна має нормальний розподіл). Нейромережний підхід однаково придатний як для лінійних, так і для складних нелінійних залежностей. Він особливо ефективний у розвідувальному аналізі даних, коли ставиться мета з'ясувати, чи існують залежності між змінними. При цьому дані можуть бути неповними, суперечливими і навіть свідомо спотвореними. Якщо між вхідними та вихідними даними існує якийсь зв'язок, навіть такий, що неможливо вирахувати за допомогою традиційних кореляційних методів, то нейронна мережа здатна автоматично налаштуватися на нього із заданим ступенем точності, тому в умовах нестабільності нейронні мережі надзвичайно актуальні у питаннях прогнозування. Проте нейромережне прогнозування ще не стало класичним для прогнозування стану освіти у жодній з країн світу, хоча має велику точність і протидію помилкам, тому ми вважаємо актуальною тему використання нейронних мереж при розробці програмного засобу прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти.

### **Аналіз останніх досліджень і публікацій**

Сучасні нейронні мережі мають різні можливості: вони дозволяють оцінювати порівняльну важливість різних видів вхідної інформації, зменшувати її обсяг без втрати істотних даних, розпізнавати симптоми наближення критичних ситуацій й ін. Проблеми створення і застосування нейронних мереж досліджували

П. Вассермен, Р. Ліпман, Х. Мохамад, Б. Перлмуттер, Д. Спешт, Д. Тархов, К. Фунахаши, С. Хайкін, Дж. Хопфілд, І. Чуча, Д. Шофелт та інші. Нейронні мережі Хопфілда і Хеммінга розглядав у своїх роботах С. Короткий ([Короткий, 1996с](#)). Основні етапи побудови інтелектуальних систем прийняття рішень розглядали О. Нестеренко, О. Савенков та О. Фаловський ([Нестеренко, Савенков, & Фаловський, 2016](#)).

### **Мета й завдання статті**

**Метою статті** є визначення особливостей роботи нейронних мереж з метою застосування у вирішенні завдання прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти.

### **ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ**

Висока складність прогнозування вступу абітурієнтів до ЗВО пов'язана з великою кількістю похибок, що виникають унаслідок постійної зміни ринку праці, соціальних коливань та впливу інших факторів. Ця проблема надихнула на пошук можливих шляхів її подолання і була висунута гіпотеза, що актуальним рішенням сьогодення є штучні нейронні мережі, які мають змогу розраховувати майбутні показники з великою точністю навіть в умовах повної нестабільності. Для перевірки вірності гіпотези проведемо аналіз теоретичних відомостей про нейронні мережі.

Штучна нейронна мережа – це парадигма обробки інформації, яка була створена на принципі того, як біологічні нервові системи, такі як мозок, обробляють інформацію. Ключовим елементом цієї парадигми є нова структура системи обробки інформації. Вона складається з великого числа взаємопов'язаних елементів обробки (нейронів), які працюють в унісон для вирішення конкретних завдань. Штучна нейронна мережа моделює на логічному рівні діяльність нервової системи людини і тварин. Однією з перших була розроблена формальна модель нейрона, однак незабаром виявилось, що така модель здатна вирішувати лише дуже обмежене число завдань. Ці труднощі можна подолати, об'єднуючи формальні нейрони в мережу. Можливості таких систем набагато ширші: об'єднані в мережу формальні нейрони можуть вирішувати завдання, які традиційно відносяться до області «людської діяльності» (наприклад розпізнавання образів і навіть прийняття рішень на основі неповної інформації). Особливо перспективна здатність нейронних мереж навчатися і запам'ятовувати інформацію, що нагадує розумові процеси людини. Саме тому в ранніх роботах по дослідженню нейронних мереж часто згадувався термін «штучний інтелект» ([Шаров, 2015, с. 111](#)).

Безпосередньо теорія штучних нейронних мереж з'явилася в 40-х роках минулого століття завдяки останнім на той момент досягненням біології, а саме дослідженням про штучні нейрони, що складаються з елементів, які моделюють елементарні функції біологічних нейронів. Ці елементи зорганізуються за способом, який може відповідати (або не відповідати) анатомії мозку. Незважаючи на таку поверхневу подібність, штучні нейронні мережі демонструють властивості, подібні до властивостей природного мозку ([Букреев, 2018, с. 37](#)).

Здатність до навчання є фундаментальною властивістю мозку. В контексті штучних нейронних мереж процес навчання може розглядатися як налаштування архітектури мережі, а також коефіцієнтів зв'язків для ефективного виконання поставленого завдання. Зазвичай нейронна мережа (НМ) повинна налаштувати ваги за наданим навчальним прикладом. Властивість мережі навчатися на прикладах робить її більш привабливою в порівнянні з системами, які працюють за задалегідь закладеним правилом (Букреєв, 2018, с. 38).

У наш час можливості нейронних мереж майже необмежені, кількість алгоритмів прогнозування та методів навчання нейронних мереж зростає з кожним днем через їх високу продуктивність у питаннях прогнозування в умовах неповних знань про ситуацію навкруги.

Для проектування програмного забезпечення потрібно вибрати метод навчання нейронної мережі, що задовольнить усім потребам сьогодення, тому проведемо порівняльну характеристику основних методів навчання нейронних мереж для вибору оптимального підходу до прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти.

Розглянемо деякі найбільш поширені та надійні, на думку дослідників, методи навчання нейронної мережі, а саме: детерміновані методи; навчання з вчителем (Supervised learning); навчання без вчителя (Unsupervised learning); метод Хебба; навчання методом змагання; генетичні алгоритми; метод градієнтного спуску з урахуванням моментів; метод градієнтного спуску з адаптивним навчанням.

**Детерміновані методи.** Детерміновані методи ітеративно коригують параметри мережі, ґрунтуючись на її поточних параметрах, величинах входів, фактичних і бажаних виходів. Яскравою ілюстрацією подібного методу є метод зворотного поширення помилки.

Алгоритм містить такі кроки:

1. Задається крок навчання  $\alpha \in (0,1)$  та бажане значення середньоквадратичної помилки навчання  $E_m$ .

2. Вагові коефіцієнти та пороги НМ ініціалізуються випадковим чином.

3. Послідовно на вхід НМ подаються навчальні вектори з навчальної вибірки. Для кожного навчального вектору виконуються наступні дії:

3.1. виконується етап прямого поширення вхідного навчального вектору по НМ, при цьому обчислюються вихідні значення всіх нейронів мережі

$$y_j = F(\sum_i \omega_{ij} * y_i - T_j), \quad (1)$$

де  $j$  – нейрони наступного рівня по відношенню до рівня  $i$ .

3.2. виконується етап зворотного поширення ініціалізації, у результаті якого визначається помилка нейронів усіх рівнів мережі.

Помилка вихідного рівня:

$$\phi_j = y_j - d_j \quad (2)$$



Для нейронів прихованого рівня:

$$\phi_j = \sum_i \phi_i F'(S_j) \omega_{ij}, \quad (3)$$

де  $i$  – нейрони наступного рівня по відношенню до рівня  $j$ .

3.3. для кожного рівня НМ змінюються вагові коефіцієнти і пороги нейронів:

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) - \alpha * \phi_j F'(S_j) * y_i \quad (4)$$

$$T_j(t+1) = T_j(t) + \alpha * \phi_j * F'(S_j) \quad (5)$$

4. Обчислюється сумарна середньоквадратична помилка НМ

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \sum_j (y_{jk} - d_{jk})^2, \quad (6)$$

де  $l$  – розмір навчальної вибірки (кількість навчальних векторів).

5. Якщо  $E > E_m$ , то здійснюється перехід до кроку 3, в іншому випадку робота цього алгоритму завершується.

Беручи до уваги описаний метод, можна зробити висновок що даний метод є класичним на момент сьогодення та може бути використаний як основа для програмного засобу, але він недостатньо добре підлаштовується під умови постійних критичних коливань і через це, може дати невірний прогноз при стрімкому спаді чи підйомі попиту на одну із спеціальностей.

**Навчання з вчителем (Supervised learning).** У процесі навчання мережа має правильні відповіді (виходи мережі) на кожен вхідний приклад, тобто заздалегідь задається безліч пар векторів  $\{(xS, dS)\}$ , де  $xS \in X$  – вектор, що задає умову задачі, а  $dS \in Y$  – відоме рішення задачі для вектора  $xS$ . В процесі навчання мережа змінює свої параметри таким чином, щоб давати потрібне відображення  $X \rightarrow Y$ . Необхідно відзначити, що розмір множини  $\{(xS, dS)\}$  повинен бути достатнім для того, щоб алгоритм навчання зміг сформулювати потрібне відображення ([Короткий, 1996b](#)).

Ми можемо зробити висновок про високу продуктивність даного методу в умовах повних знань про вхідні дані, тому даний метод можливо було б використовувати для прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти, але проблемою виступає те, що для навчання даної мережі буде потрібно витратити досить багато часу і за цей час актуальність її знань знизиться.

**Навчання без вчителя (Unsupervised learning).** Хоча метод навчання з учителем успішно застосовується для вирішення прикладних завдань, багато дослідників критикують його за біологічну неправдоподібність. Дійсно, важко уявити, що в мозку є певний механізм, який порівнює дійсні результати з бажаними. Алгоритм навчання без вчителя може застосовуватися тоді, коли відомі тільки вхідні сигнали. На їх основі мережа вчиться давати найкращі значення виходів. Поняття «оптимальне значення» визначається алгоритмом навчання. Зазвичай алгоритм підлаштовує параметри так, щоб мережа видавала однакові результати для досить близьких вхідних значень ([Smith, 1996](#)).

Беручи до уваги опис даного методу, ми можемо зробити висновок про неможливість використання його у питаннях прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти через його низьку точність в умовах великих хаотичних коливань, але він має змогу бути використаний при прогнозуванні вступу абітурієнтів в умовах середньої стабільності, в яких він надає високу точність прогнозування та велику швидкість навчання.

**Метод Хебба.** Найстарішим навчальним правилом є постулат навчання Хебба. На підставі фізіологічних і психологічних досліджень Хебб висунув гіпотезу про те, як навчаються біологічні нейрони. Він припустив, що вага з'єднання між двома нейронами посилюється, якщо обидва ці нейрона порушено. Хебб спирався на наступні нейрофізіологічні спостереження: якщо пов'язані між собою нейрони активізуються одночасно і регулярно, то сила зв'язку зростає. Важливою особливістю цього правила є те, що зміна ваги зв'язку залежить тільки від активності нейронів, які з'єднані таким зв'язком ([Букреев, 2018](#)).

Сам алгоритм виглядає так:

1. На стадії ініціалізації всім ваговим коефіцієнтам привласнюються випадкові значення.
2. На вхід мережі подається вхідний сигнал і обчислюється вихід.
3. Проводиться зміна вагових коефіцієнтів.
4. Повторюється з кроку 2 до тих пір, поки вихідні значення мережі не стабілізуються.

Даний метод, на нашу думку, міг би бути використаний для прогнозування нашої задачі, але він має критично низьку швидкість розрахунку результату в умовах коливань, нажаль більшість старих алгоритмів не адаптовані до умов сьогодення і не можуть бути використані.

**Навчання методом змагання.** На відміну від навчання Хебба, в якому безліч вихідних нейронів можуть збуджуватися одночасно, при навчанні методом змагання вихідні нейрони змагаються між собою за активізацію. Тобто зі всієї безлічі вихідних нейронів використовується тільки один нейрон з найбільшим виходом. Такий алгоритм нагадує процес навчання біологічних нейронних мереж. Навчання методом змагання дозволяє класифікувати вхідні дані: подібні приклади групуються мережею в один клас і представляються одним зразковим елементом. При цьому кожен нейрон з безлічі вихідних нейронів «відповідає» тільки за один клас. Очевидно, що загальна кількість класів, з якими здатна працювати мережа, дорівнює кількості вихідних нейронів. При навчанні модифікуються тільки ваги «нейрона, що переміг». Це призводить до того, що зразковий елемент стає трохи ближче до вхідного прикладу ([Короткий, 1996а](#)).

Беручи до уваги опис алгоритму, ми можемо затвердити що даний метод частково вирішує проблему розрахунку коефіцієнтів вагів, але швидкість його роботи замала для умов сучасності. На сьогодення фактор швидкості постає у задачах нейронних мереж на рівні з фактором точності розрахунків, тому можемо зробити висновок про подальшу орієнтованість на швидкість роботи методів, за умови їх можливості точного відображення прогнозу.

**Генетичні алгоритми.** Генетичні алгоритми – група алгоритмів, заснованих на моделюванні розвитку біологічної популяції.

Назвемо популяцією набір векторів  $P = \{p_i\} = \{p_1, \dots, p_N\}$ , де  $N$  – розмір популяції. Елементи  $p_i$  – особи. Кожен вектор  $p_i$  містить всі параметри, за допомогою яких можна описати кожну особу.

Нехай  $E$  є функція  $E(p)$ , що залежить від вектору  $p$ , за допомогою якої обчислюється помилка. Потрібно знайти мінімум  $E$ .

Елементи безлічі  $P$  здатні еволюціонувати за такими правилами:

Якщо  $E(p_0)$  мало, то особа  $p_0$  вважається вдалою і отримує пріоритет при розмноженні. Імовірність загибелі цієї особи зменшується.

Якщо  $E(p_0)$  – велике, то особа  $p_0$  вважається невдалою, ймовірність розмноження для цієї особи знижується і підвищується ймовірність загибелі.

Мутації: будь-яка точка (особа) може мутувати, тобто її значення може зміститися на невелику величину  $p_0' = p_0 + \Delta p$ , де  $\Delta p$  – невеликий за модулем вектор, що характеризує величину мутації.

Розмноження: відповідно до ймовірності розмноження, кожна точка ділиться. Закони розмноження залежать від обраної моделі.

Загибель: відповідно до ймовірності, точка може «загинутися», тобто вона може бути видалена з безлічі  $P$ .

Точна теорія еволюції поки не побудована, тому немає чітких правил вибору чисельних значень ймовірностей загибелі та розмноження. Оптимальність вибраних алгоритмів поки може бути оцінена лише експериментально ([Стариков, 2005](#)).

**Метод градієнтного спуску з урахуванням моментів.** Метод градієнтного спуску у «чистому» вигляді може видати помилку в локальних мінімумах функції втрати  $E$ , для боротьби з цим ми будемо використовувати кілька доповнень для цього методу. Метод моментів можна порівняти з поведінкою важкої кульки, яка скотившись по схилу в найближчу низину, деяку відстань здатна рухатися вгору за інерцією, вибираючись таким чином з локальних мінімумів. Формально це виглядає як добавка для зміни ваг мережі ([Осадчий, & Осадча, 2015, с. 25](#)).

$$\Delta W_t = \eta \cdot \nabla E + \mu \cdot \Delta W_{t-1}, \quad (7)$$

де  $\eta$  – коефіцієнт швидкості навчання,

$\nabla E$  – градієнт функції втрати,

$\mu$  – коефіцієнт моменту,

$\Delta W_{t-1}$  – зміна ваг на попередній ітерації.

**Метод градієнтного спуску з адаптивним навчанням.** Найшвидший метод навчання з формули методу градієнтного спуску з адаптивним навчанням виходить при сполученні градієнтів, які найбільш часто вживаються при навчанні нейронних мереж і визначаються шляхом підсумовування всіх попередніх напрямків.



$$\bar{p}_k = \bar{g}_k + g \sum_{i=1}^{\min(k-1, m)} \bar{g}_{k-i} \quad (8)$$

де вектор задає напрямок руху;  $g$  – напрямок антиградієнта на  $j$ -ій ітерації;  $B$  – коефіцієнт, що визначає вагу  $i$ -го градієнта;  $m$  визначає кількість запам'ятовуються градієнтів;  $k$  – порядковий номер поточної ітерації.

Таким чином, метод градієнтного спуску з адаптивним навчанням є більш гнучким рішенням при навчанні нейронних мереж ([Федосин, Ладяев, & Мар'їна, 2010, с. 83](#)).

Загальний алгоритм методу градієнтного спуску з адаптивним навчанням:

1. Початок.
2. Вибираємо стартову точку з деякими координатами ( $x_0; y_0; \dots$ ).
3. Перевіряємо критерій зупинки (число ітерацій, середня квадратична помилка тощо).
4. Обчислюємо антиградієнт у поточній точці (на першій ітерації стартова точка).
5. Заносимо поточний напрямок в стек напрямків.
6. Розраховуємо вектор напрямку.
7. Переміщуємося по обчисленому вектору в нову точку.
8. Повертаємося до кроку 2. Якщо критерій зупинки позитивний, то закінчуємо алгоритм, якщо негативний – переходимо до кроку 3.
9. Кінець алгоритму. Маємо точку, близьку до мінімуму функції.

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Задля перевірки якості роботи методів, та подальшого вибору найбільш вдалого алгоритму роботи програмного засобу, було проведено експеримент, у якому у програмному пакеті MATLAB була спроектована нейронна мережа, завданням якої було зіставлення вхідної групи точок одному з трьох типів сигналу. Була обрана архітектура багатошарового персептрона з одним проміжним шаром. Вхідний шар складається з 100 нейронів, вихідний – з 3, число нейронів в прихованому шарі – 8, 10 або 12. Як функція активації обрана сигмоїдальна функція, оскільки вона легко диференціюється. Навчання мережі відбувалося різними методами, а саме:

- метод градієнтного спуску з адаптивним навчанням;
- метод градієнтного спуску з урахуванням моментів;
- метод градієнтного спуску з урахуванням моментів і з адаптивним навчанням.

Процес навчання завершується в одному з випадків: або помилка роботи нейронної мережі має менше значення, відносно заданого спочатку, або

кількість епох (епохою прийнято називати крок алгоритму) досягає заданого числа ([Васенков, 2007](#)).

Максимальна помилка, задана в початкових умовах для кожного методу тренування, становить 10-6; максимально допустиму кількість епох – 5000. Результати навчання за різними алгоритмами представлені у [табл. 1](#).

Таблиця 1

Результати навчання нейронних мереж

Назва методу	Число нейронів у проміжному шарі	Кількість груп точок у навчальній вибірці	Час навчання мережі, с	Кількість епох	Похибка класифікації
Метод градієнтного спуску з адаптивним навчанням	8	100	64,975	536	11,9580 e-007
	8	160	72,795	689	14,7110 e-007
	10	100	44,947	509	9,1795 e-007
	10	160	79,215	656	10,2940 e-007
	12	100	38,057	441	13,5030 e-007
	12	160	63,578	542	14,7440 e-007
Метод градієнтного спуску з урахуванням моментів	8	100	434,096	5000	0,0133
	8	160	560,315	5000	0,0138
	10	100	431,142	5000	0,0034
	10	160	583,036	5000	0,0043
	12	100	436,354	5000	0,0145
	12	160	593,925	5000	0,0159
Метод градієнтного спуску з урахуванням моментів і з адаптивним навчанням	8	100	27,858	319	9,3493 e-007
	8	160	36,652	319	10,0160 e-007
	10	100	28,582	314	9,8913 e-007
	10	160	39,68	312	9,3940 e-007
	12	100	27,27	310	11,0380 e-07
	12	160	38,007	312	14,1030 e-007

Як видно з [табл. 1](#), при навчанні нейронних мереж одним із запропонованих методів, а саме методом градієнтного спуску з урахуванням моментів, було досягнуто максимальної кількості кроків, при цьому похибка класифікації в 100 разів вище заданого значення. Завдання можна вважати вирішеним.

У [табл. 1](#) показано, що інші два методи: метод градієнтного спуску з адаптивним навчанням і метод градієнтного спуску з урахуванням моментів і з адаптивним навчанням, із завданням впоралися, до того ж час навчання мережі показано на порядок менше.

Порівнюючи отримані результати, можна говорити про те, що оптимальною для навчання нейронної мережі представляється вибірка з 100 груп точок на кожен тип сигналу. Похибка класифікації в цьому випадку для кожного методу навчання нейронної мережі переважно нижче, ніж при навчанні вибіркою з 160 груп точок. При збільшенні кількості навчальних груп точок спостерігається явище перенавчання мережі ([Букреєв, 2018, с. 89-95](#)).

Відзначимо, що найменша похибка класифікації ознаки спостерігається у нейронних мереж з 10 нейронами в проміжному шарі. З цього можна зробити висновок, що збільшення кількості нейронів в прихованому шарі не завжди призводить до покращення роботи мережі.

Підсумовуючи аналіз, ми можемо стверджувати що найкраще навчаються мережі, методом навчання яких є метод градієнтного спуску з адаптивним навчанням або метод градієнтного спуску з урахуванням моментів і адаптивним навчанням. На наш погляд останній алгоритм краще через більшу точність та меншу кількість затрачених на розрахунок епох. Дані методи навчання показують похибку класифікації на 4-5 порядків менше, ніж метод градієнтного спуску і метод градієнтного спуску з урахуванням моментів.

Беручи до уваги вищесказане, ми можемо стверджувати, що група методів градієнтного спуску має усі потрібні для нашого програмного засобу функції і надалі постало питання точності та швидкості, при проведенні аналізу було виявлено, що найкращі показники мав метод градієнтного спуску з урахуванням моментів і з адаптивним навчанням, тому було вирішено використовувати його у розробці програмного засобу вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти. Беручи до уваги аналіз теоретичних відомостей, ми вважаємо, що гіпотеза про доцільність використання нейронних мереж у питання прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти була повністю доказана і створення програмного засобу прогнозування на основі методів нейронних мереж є повністю виправданим.

Згідно потребам сучасного прогнозування програмні засоби, що спеціалізуються на прогнозуванні попиту та статистиці, мають у першу чергу потребу в можливості постійної зміни факторів оцінки, наповненні та доповненні бази знань нейронної мережі, тому доступ до бази знань та можливість її редагування мають бути максимально простими та зручними для користувача. Під час аналізу продуктивності методів навчання нейронних мереж, було виявлено, що метод градієнтного спуску з урахуванням моментів і адаптивним навчанням надає найкращі показники швидкості роботи, а метод градієнтного спуску з адаптивним навчанням виконує роботу із максимальною точністю, але знижує показник швидкості при різних вхідних даних до 2-х разів, метод градієнтного спуску з урахування моментів показав результати швидкості нижчі у 10-15 разів відносно інших методів, а показник похибки більший у 14000 разів. Беручи до уваги потреби програмного засобу, а саме швидкість роботи і високу точність, було вирішено доцільним використання методу градієнтного спуску з урахуванням моментів і адаптивним навчанням у програмному засобі прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти ([рис. 1](#)), в ролі коефіцієнтів якого мають виступати дані про населення регіону, у якому проводиться прогнозування та дані вступної компанії вищого навчального закладу, що оцінюється.

При проектуванні програмного засобу було вирішено зробити текстове поле для виводу бази знань, та набір полів для вводу нових значень для подальшого навчання нейронної мережі.



Рис. 1. Показники ефективності методів навчання нейронних мереж

Задля створення первинної бази знань, було вирішено використовувати відкриті дані органів державної статистики, а також дані вступу абітурієнтів на навчання до Мелітопольського державного педагогічного університету імені Богдана Хмельницького на кафедру інформатики і кібернетики у період з 2012 по 2018 роки.

Зберігання, редагування та сортування бази знань проходять безпосередньо через текстове поле, що безпосередньо зв'язано з файлом бази знань і постійно оновлюється до актуальної версії (рис. 2).

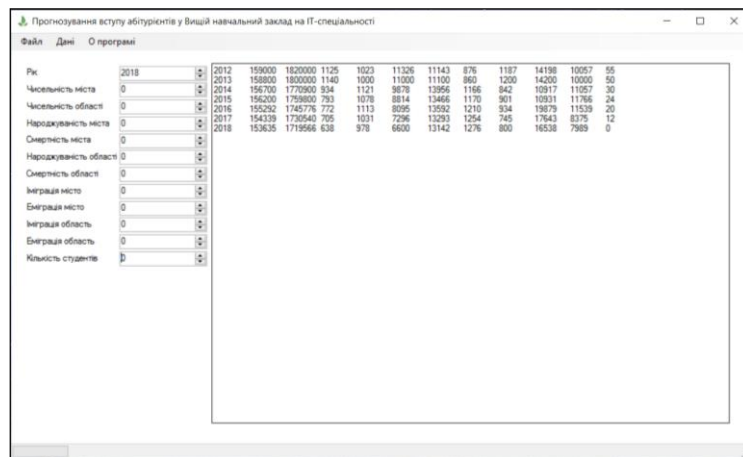


Рис. 2. Блок роботи із базою знань нейронної мережі

Для забезпечення зрозумілого подання результатів прогнозування було вирішено реалізувати можливість побудови графіків з можливістю постійного розширення для створення умов прогнозування великої кількості етапів під час одного сеансу роботи програми (рис. 3).

Під час роботи програми процес прогнозування має постійно відображатись у двох форматах: текстового набору значень і графіків (рис. 4).

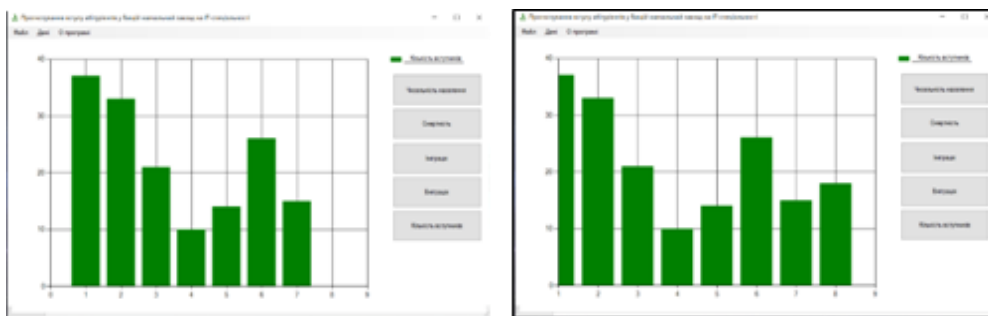


Рис. 3. Блок графічного відображення результатів прогнозування

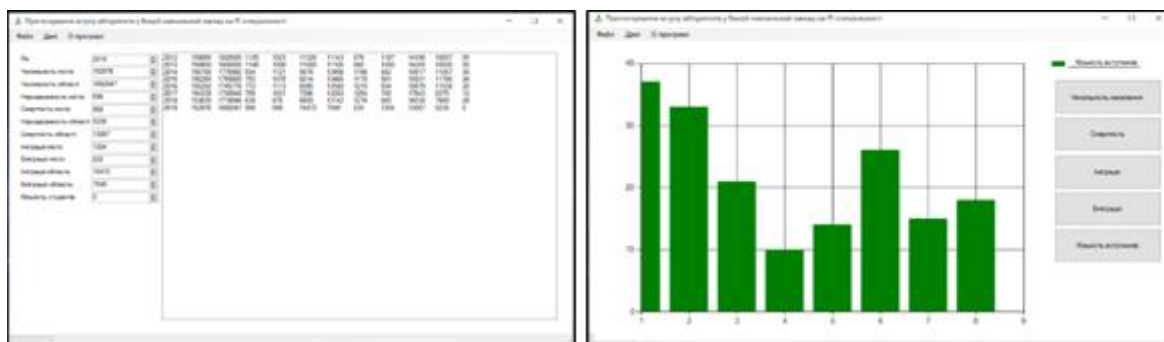


Рис. 4. Відображення процесу прогнозування

Для наочності відображення результатів, програмний засіб має надавати змогу користувачеві продивитись графіки коливань вхідних даних, на основі яких будується математичний апарат прогнозування кількості абітурієнтів, а саме: «Чисельність населення», «Смертність», «Міграційні процеси» тощо (рис. 5).

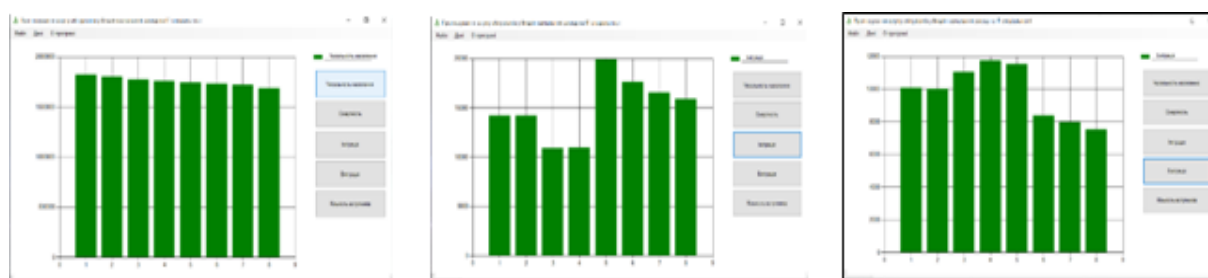


Рис. 5. Відображення графіків коливань вхідних даних

На нашу думку програмний засіб повністю вирішує проблему прогнозування вступу абітурієнтів до ЗВО, що є актуальним завданням сьогодення. При використанні програмного засобу та його тестуванні на базі Мелітопольського державного педагогічного університету імені Богдана Хмельницького було отримано вірні прогнозні показники вступу абітурієнтів з точністю до 1 особи на момент завершення вступної компанії 2018 року і спрогнозовано показники вступу на 2019 рік. Розроблений алгоритм показав високу точність навіть в умовах хаотичного вектору останніх років і швидкість



прогнозування не перевищуючу декількох секунд. Тому вважаємо доцільним використання та подальший розвиток програмного засобу та алгоритму його прогнозування у майбутньому.

## ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

В наш час нейронні мережі вже мають велику кількість алгоритмів, методів навчання та сфер їх використання, але питання прогнозувань освітніх процесів все ще проводиться класичними статистичними методиками і в умовах постійних хаотичних змін надають прогнози із великим ступенем погрішності. Отже, можна зробити висновок, що застосування нейронних мереж може забезпечити отримання найбільш точного результату прогнозу та уможливити зрозумілу для користувачів демонстрацію результату в графічному вигляді. Однак ефективне рішення проблем прогнозування досягається лише в тому випадку, коли нейронна мережа навчається на великому обсязі даних і використовується якісна навчальна вибірка, у цьому випадку алгоритм дасть задовільний результат, та значення похибки прогнозування зменшаться до мінімального рівня. Таким чином, подальшим напрямком досліджень застосування нейромереж для прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти буде подальший розвиток програмного засобу. Серед недоліків програмного засобу можна виділити низький рівень знань мережі, тобто малу вибірку прогнозованих даних за період, та не досконалу точність прогнозу, яку вважаємо можливим виправити шляхом розрахунку кількості первинних факторів. Тому до подальшого розвитку програмного засобу винесемо розрахунок кількості факторів, що входять до бази знань нейронної мережі, накопичення знань нейронної мережі для покращення точності прогнозування.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- Букреев, Д. О. (2018). Прогнозування фондового ринку за допомогою нейронних мереж. *Інформаційні технології в освіті та науці: збірник наукових праць*, (10), 36-43.
- Васенков, Д. В. (2007). Методы обучения искусственных нейронных сетей. *Компьютерные инструменты в образовании*, (1), 20-29.
- Короткий, С. (1996а). Нейронные сети: обучение без учителя. *GotAI.NET - Материалы - Нейронные сети*. Взято с <http://www.gotai.net/documents/doc-nn-004.aspx>.
- Короткий, С. (1996b). Нейронные сети: основные положения. *GotAI.NET - Материалы - Нейронные сети*. Взято с <http://www.gotai.net/documents/doc-nn-002.aspx>.
- Короткий, С. (1996с). Нейронные сети Хопфилда и Хемминга. *GotAI.NET - Материалы - Нейронные сети*. Взято с <http://www.gotai.net/documents/doc-nn-005.aspx>.
- Осадчий, В. В., & Осадча, К. П. (2015). Сучасні реалії і тенденції розвитку інформаційно-комунікаційних технологій в освіті. *Інформаційні технології і засоби навчання*, 4 (48), 47-57. Взято з <https://journal.iitta.gov.ua/index.php/itlt/article/view/1252>.
- Нестеренко, О. В., Савенков, О. І., & Фаловський, О. О. (2016). *Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень: навч. посібник*. Київ, Україна: Національна академія управління.

- Стариков, А. (2005). Генетические алгоритмы – математический аппарат. *BaseGroup Labs*. Взято с <https://basegroup.ru/community/articles/ga-math>.
- Федосин, С. А., Ладяев, Д. А., & Марьина, О. А. (2010). Анализ и сравнение методов нейронных сетей. *Вестник Мордовского университета. Серия «Физико-математические науки»*, (4), 79-88.
- Шаров, С. В. (2015). Сучасний стан розвитку інтелектуальних інформаційних систем. *Вісник Чернігівського національного педагогічного університету. Серія: Педагогічні науки*, (130), 111-114.
- Smith, L. (1996). *An Introduction to Neural Networks*. Retrieved from <http://www.cs.stir.ac.uk/~lss/NNIntro/InvSlides.html>.

## REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

- Bukreiev, D. O. (2018). Forecasting the stock market with the help of neural networks. *Informatsiini tekhnologii v osviti ta nauksi: zbirnyk naukovykh prats*, (10), 36-43. (in Ukrainian)
- Vasenkov, D. V. (2007). Methods of Teaching Neural Networks. *Kompyuternyye instrumentyy v obrazovanii*, (1), 20-29. (in Russian)
- Korotkiy, S. (1996a). Neural Networks: Learning Without a Teacher. *GotAI.NET – Materialyi – Neyronnyie seti*. Retrieved on <http://www.gotai.net/documents/doc-nn-004.aspx>. (in Russian)
- Korotkiy, S. (1996b). Neural Networks: Key Provisions. *GotAI.NET – Materialyi – Neyronnyie seti*. Retrieved from <http://www.gotai.net/documents/doc-nn-002.aspx>. (in Russian)
- Korotkiy, S. (1996c). Hopfield and Hamming Neural Networks. *GotAI.NET – Materialyi – Neyronnyie seti*. Retrieved from <http://www.gotai.net/documents/doc-nn-005.aspx>. (in Russian)
- Osadchyi, V. V., & Osadcha, K. P. (2015). Modern realities and trends of the development of information and communication technologies in education. *Informatsiini tekhnologii i zasoby navchannia*, 4 (48), 47-57. Retrieved from <https://journal.iitta.gov.ua/index.php/itlt/article/view/1252>. (in Ukrainian)
- Nesterenko, O. V., Savenkov, O. I., & Falovskyi, O. O. (2016). *Intelligent Systems for Decision-Making Support: Teach. Manual*. Kyiv, Ukraine: Natsionalna akademiia upravlinnia. (in Ukrainian)
- Starikov, A. (2005). Genetic algorithms – mathematical apparatus. *BaseGroup Labs*. Retrieved from <https://basegroup.ru/community/articles/ga-math>. (in Russian)
- Fedosin, S. A., Ladyaev, D. A., & Marina, O. A. (2010). Analysis and comparison of methods of neural networks. *Vestnik Mordovskogo universiteta. Seriya "Fiziko-matematicheskie nauki"*, (4), 79-88. (in Russian)
- Sharov, S. V. (2015). The Current State of Development of Intelligent Information Systems. *Visnyk Chernihivskoho natsionalnoho pedahohichnoho universytetu. Seriya: Pedahohichni nauky*, (130), 111-114. (in Ukrainian)
- Smith, L. (1996). *An Introduction to Neural Networks*. Retrieved from <http://www.cs.stir.ac.uk/~lss/NNIntro/InvSlides.html>. (in English)