

# РОЗРОБКА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВТОМИ

Вінницький національний технічний університет

## Анотація

У цій роботі розроблено частину функціоналу для планування часу, а саме сервіс для прогнозування втоми. Наведено основні відомості про нейронні мережі. Виконано порівняльний аналіз трьох нейронних мереж для застосування у задачах прогнозування: багатошаровий перцептрон, рекурентний перцептрон та асоціативну пам'ять. Визначено, що найкраще підходить під обрану задачу багатошаровий перцептрон, оскільки він є надійним та добре дослідженим. Детально розглянуто математичну модель багатошарового перцептрона та наведено схему нейронної мережі. Також наведено схему побудови прогнозу втоми та представлено приклад її програмної реалізації.

**Ключові слова:** нейронна мережа; багатошаровий перцептрон, рекурентний перцептрон, асоціативна пам'ять, математична модель.

## Abstract

In this work, part of the functionality for time planning, namely the service for fatigue prediction. The basic information about neural networks is given. A comparative analysis of three neural networks for use in prediction problems: multilayer perceptron, recurrent perceptron and associative memory. It is determined that the multilayer perceptron is best suited for the chosen task, because it is reliable and well researched. The mathematical model of the multilayer perceptron is considered in detail and the scheme of the neural network is given. The scheme of construction of the forecast of fatigue is also resulted and the example of its program realization is presented.

**Keywords:** neural network; multilayer perceptron, recurrent perceptron, associative memory, mathematical model.

## Вступ

Нейронні мережі – це неймовірно потужний механізм для прогнозування, що забезпечує динамічний процес. Перед визначення того, що потрібно спрогнозувати, необхідно вказувати параметри, які аналізуються і очікуються.

У процесі побудови нейронних мереж дуже важливо визначити необхідний рівень деталізації. На це впливає безліч факторів: доступність інформації, точність даних, вартість аналізу і переваги результатів прогнозування. Коли найкращий результати неясні, можна спробувати різні альтернативи та вибрати один із більш вдалих варіантів. Так виконується вибір при розробці прогнозуючих технологій та систем, заснованих на аналізі історичних даних.

Другий важливий етап при побудові нейромережевої прогнозуючої системи – це визначення наступних трьох параметрів: періоду прогнозування, об'єму прогнозування та інтервалу прогнозування. Період прогнозування – це основна одиниця часу, на яку робиться прогноз. Горизонт прогнозування – це число періодів у майбутньому, які покриває прогноз. Нарешті, інтервал прогнозування – частота, з якою робиться новий прогноз [1,2].

Часто інтервал прогнозування збігається з періодом прогнозування. Вибір періоду і горизонту прогнозування зазвичай диктується умовами прийняття рішень в області, для якої проводиться прогноз. Вибір цих двох параметрів – ледь не найважче в нейромережевому прогнозуванні. Для того, щоб прогнозування мало сенс, горизонт прогнозування повинен бути не менше, ніж час, необхідний для реалізації рішення, прийнятого на основі прогнозу [3].

У деяких випадках час, необхідний на реалізацію рішення, не визначено, наприклад, як у випадку постачання запасних частин для поповнення запасів ремонтних підприємств. Існують методи роботи в умовах невизначеності, але вони підвищують варіацію помилки прогнозування. Оскільки зі збільшенням горизонту прогнозування точність прогнозу, зазвичай, знижується, часто можна поліпшити процес прийняття рішення, зменшивши час, необхідний на реалізацію рішення і, отже, зменшивши горизонт і помилку прогнозування [4].

У деяких випадках не так важливо прогнозування конкретних значень прогнозованої змінної, як прогноз значних змін у її поведінці. Таке завдання виникає, наприклад, при прогнозі моменту, коли поточний напрямок руху ринку (тренд) змінить свій напрямок на протилежне [3].

Потужним конкурентом нейронних мереж є нечітка логіка. Недоліком методу на основі нечіткої логіки є його слабка здатність реагувати на швидкі зміни. Недоліком методу, що оснований на нейронній мережі є складність його створення, а також збільшується ресурсозатратність та швидкість роботи системи.

### **Аналіз нейронних мереж для застосування у задачах прогнозування**

Детально розглянемо найвідоміші методи для того, щоб обрати, яку нейронну мережу найефективніше використовувати для прогнозування та аналізу розподілу часу користувача: багатощаровий перцептрон, рекурентний перцептрон та асоціативну пам'ять.

Багатощаровий перцептрон – це найвідоміша та одна із перших архітектур. У ній йдуть підряд кілька шарів нейронів: вхідний; один або декілька прихованих шарів; вихідний шар. Часто навчається методом зворотного поширення помилки. Для цього ми повинні надати для навчання набір пар "вхідний набір – правильний вихід". Коли вхідний набір відправиться на вхід мережі, послідовно будуть розраховані стани всіх проміжних нейронів, а на виході утворюється вихідний вектор, який порівнюємо з еталонним. Розбіжності дадуть помилку, яку можна поширити назад по заздалегідь продуманих зв'язках мережі. Розбіжності дадуть можливість проаналізувати кожний нейрон, скоригувати його ваги, щоб виправити розбіжності. При багатотисячному повторенні цієї процедури, можливо, вийде навчити мережу.

Мережа типу багатощаровий перцептрон добре справляється з наступними завданнями:

1) відповідь залежить тільки від того, що подаємо на вхід мережі і не залежить від історії входів (тобто отримуємо нединамічний процес, або дали на вхід мережі вичерпну інформацію про цей процес у формі, що придатна для обробки мережею);

2) результати не залежать або слабо залежать від високих ступенів параметрів (функції багатощаровий перцептрон будувати майже не вміє);

3) у відкритому доступі є багато прикладів, або необхідно мати великий досвід боротьби з ефектом спеціалізації. Він пов'язаний з тим, що мережа, маючи багато коефіцієнтів, може запам'ятати багато конкретних прикладів і видавати відмінний результат, але її прогнози не відповідатимуть реальності у випадку, якщо дати на вхід якийсь приклад не з навчальної вибірки.

Переваги багатощарового перцептрона – дана мережа є детально вивченою світовою спільнотою, добре працює із своїми завданнями, а якщо на деяких задачах не спрацює, то це привід стверджувати, що завдання складніше ніж очікувалось.

Недоліки багатощарового перцептрона – мережа на основі нього не вміє працювати з динамічними процесами, також часто вона потребує великої навчальної вибірки.

Рекурентний перцептрон – це перцептрон, що на перший погляд схожий на звичайний перцептрон, проте, головна відмінність полягає в тому, що його виходи переходять йому ж на входи і беруть участь в обробці наступного вхідного вектора. Тобто, у рекурентного перцептрона важливий не набір окремих, нічим не пов'язаних образів, а процес. Значення мають не тільки самі входи, але і послідовність їх надходження. Через це виникають відмінності в навчанні: використовується зворотне поширення помилки, але щоб помилка потрапляла за рекурентних зв'язку у минуле. Для цього використовуються різні хитрощі, оскільки якщо підійти "в лоб" до завдання, то виникне проблема нескінченного числа циклів. В інших характеристиках ситуація схожа на звичайний перцептрон – для його навчання потрібно мати достатньо кількість послідовність пар вхід-вихід. Цей набір потрібно багато разів прогнати через мережу, для того щоб її навчити, або ж використати математичку модель шуканого процесу, яку можна запускати у різних умовах, що в свою чергу і в реальному часі дасть результати для навчання мережі.

Мережа типу рекурентний перцептрон добре вирішує завдання управління динамічними процесами, такими як класичної задачі стабілізації перевернутого маятника, будь-яких систем якими можна управляти. Також рекурентний перцептрон дозволяє передбачити динамічні процеси. Окрім прогнозування курсу валют і задач, де окрім явно спостережуваного входу у систему є внутрішні стани середовища, які не зовсім зрозуміло як використовувати.

Переваги рекурентного персептрона – мережа на основі нього ідеальна для роботи з динамічними процесами.

Недоліки рекурентного персептрона – якщо мережа не працює, то зрозуміти в чому проблема – дуже важко, оскільки вона є наймовірно складною системою; в процесі навчання може перейти в стан самозбудження, коли сигнал, що отриманий з виходу глушить все, що приходить на входи; якщо рішення отримано, складно зрозуміти чи можна домогтися кращих результатів та за допомогою чого.

Асоціативна пам'ять – це великий ряд мереж, що нагадують архітектуру Хопфілда. Складається із одного шару нейронів у якому виходи надходять на його ж входи в наступний часовий момент. Цей шар служить і входом, і виходом мережі – тобто значення на нейронах, що утворилися в кінці її роботи, вважаються результатами роботи мережі. Мережа змінює стани з плином часу до тих пір, коли стан не перестане змінюватися. Характеристики матриці ваг обрані таким чином, щоб стан стійкості завжди гарантовано досягався, зазвичай це досягається за кілька ітерацій. Мережа цього типу зберігає деяку кількість векторів і під час подачі на вхід будь-якого може визначити на якій із збережених він найбільше схожий. Гетероасоціативна пам'ять – це двошарова модифікація асоціативної мережі, вона може запам'ятовувати вектора не по одному, а по кілька пар різної розмірності [3].

Мережі на цій основі добре справляються з завданнями, у яких необхідно визначити подібність вектора на один із шаблонів, які були раніше зафіксовані. Загалом це єдиний клас задач в яких вони ідеально працюють.

Переваги асоціативної пам'яті – такі мережі дуже швидко навчаються; вони мають можливість видаляти образ з пам'яті або легко додати його, не торкнувшись інших. Властивості асоціативної пам'яті нагадують властивості мозку і їх вивчення цікаво з цієї позиції.

Недоліки асоціативної пам'яті – мережі мають вузький клас профільних завдань; вони не вміють узагальнювати приклади; їхній максимальний обсяг пам'яті суворо пов'язаний з розмірністю вектора, який був зафіксований.

Отже, зважаючи на наведені вище аргументи, визначимо, що найкращим методом для реалізації процесу прогнозування є багатошаровий персептрон, оскільки він є добре дослідженим, що дозволяє в повною мірою ознайомитись з особливостями нейронної мережі.

### Застосування нейронної мережі для прогнозування втоми

Нейронна мережа розробляється для визначення втоми користувача на основі аналізу його подій, завдань. Цей функціонал використовуватиметься як компонент інформаційної технології організації тайм-менеджменту. На вхід нейронної мережі подаватиметься інформація про кількість, тривалість та складність завдань із врахуванням пріоритетів, а на виході очікується прогноз його стану. Також відбуватиметься калібрування відносно психотипу.

Для розробки математичної моделі процесу прогнозування втоми розглянемо математичну модель багатошарового персептрона:

1. У початковому полі утворюється сигнал, який відповідає зовнішньому впливу, що задається деяким вектором  $x$ . Кожне нервово закінчення передає досить простий сигнал – або посилає чи не посилає імпульс. Це означає, що вектор  $x$  бінарний, тобто його координати можуть приймати тільки два значення: 0 і 1;

2. Імпульси поширюється до тих пір, поки за допомогою нейронів другого шару не перетвориться у новий комплекс імпульсів (бінарний вектор  $x$  перетвориться в бінарний вектор  $y$ ). Уточнимо характер перетворень  $y = f(x)$ : перетворення здійснюється пороговими елементами; входи порогових елементів, що пройшли перетворення, з'єднані з рецепторами випадково.

3. Вважається, що персептрон відносить вхідний вектор до  $p$ -го поняття, якщо збуджується  $p$ -й нейрон, який реагує, і не збуджуються інші нейрони, які реагуючі. Формально це означає, що для вектора виконується система нерівностей:

$$\sum_{i=1}^m \lambda_i^p y^i \geq 0, \sum_{i=1}^m \lambda_i^t y^i < 0,$$

де для усіх  $t \neq p$ , де  $\lambda_1^t, \dots, \lambda_m^t$  – коефіцієнти посилення  $t$ -го нейрона, який реагує;

4. Створення коефіцієнтів (ваг) кожного з елементів  $R$ .

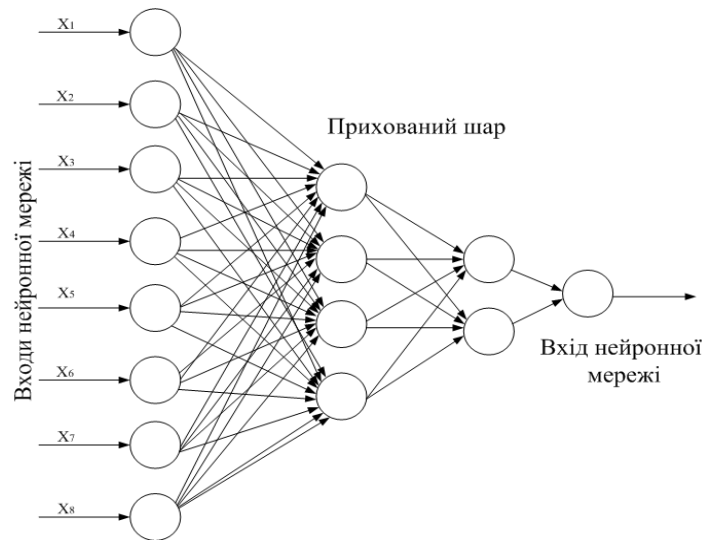


Рисунок 1 – Схема нейронної мережі

Розглянемо детально процес побудови ваг елементів  $R$ . Нехай для цього моменту існують деякі ваги елементів  $R$ ,  $\lambda_1^t, \dots, \lambda_m^t$  ваги  $p$ -го елемента  $R_p$ . В момент часу  $\tau$  для класифікації на вхід персептрона поступає сигнал, що описує вектор  $x_\tau$ . Вектор  $x_\tau$  може відповідати чи не відповідати поняттю  $p$ . У випадку, якщо відповідає поняттю  $p$ , виконується нерівність, що представлена нижче та відбуватиметься реакція збудження:

$$\sum_{i=1}^m \lambda_i^p y^i \geq 0.$$

Як уже зазначалось, математична модель виглядає так:

$$kz = \left( \sum_{n=1}^n tp_n p_n kp \right),$$

де  $kz$  – коефіцієнт завантаженості;  $tp$  – тривалість події;  $p$  – пріоритет;  $kp$  – коефіцієнт психотипу.

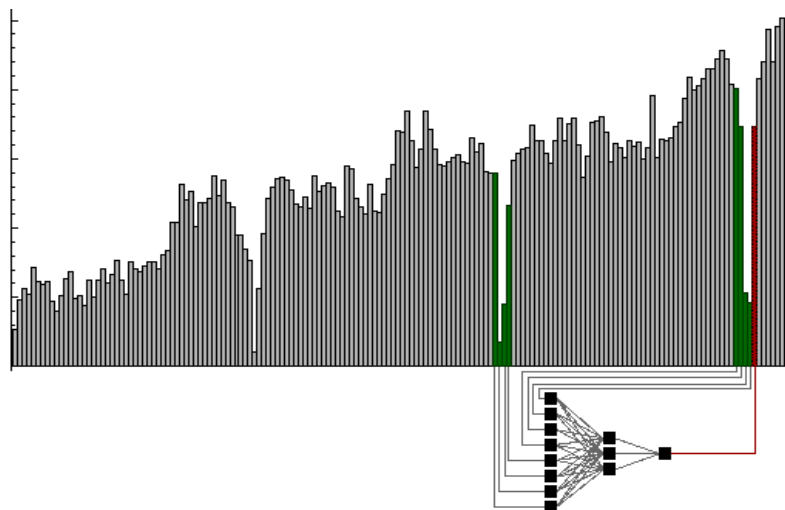


Рисунок 2 – Схема побудови прогнозу втоми за допомогою нейронної мережі

Розглянемо, з яких елементів складатиметься інформаційна модель прогнозування втоми на основі нейронної мережі. Вхідними даними є інформація про події: назва події, дата події, час початку події, тривалість, пріоритет події та складність. Ці дані зберігаються в базі даних і потім підлягають

аналізу за допомогою психодіагностики і прогнозуванню за допомогою нейронної мережі. Нейронною мережею виступає багатшаровий перцептрон. Вихідними даними є результати аналізу у вигляді графіку та звіт з рекомендацією, як краще розподілити навантаження.

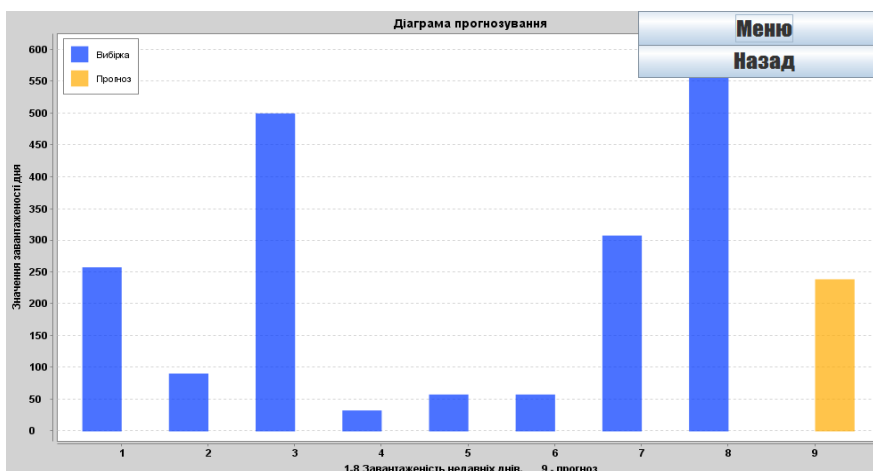


Рисунок 3 – Приклад роботи системи, що прогнозує втому користувача

## Висновки

У цій статті описано розробку сервісу для прогнозування втоми, що є частиною системи для планування часу. Вказано основні характеристики про нейронних мереж. Проведено аналіз багатшарового перцептрона, рекурентного перцептрона та асоціативної пам'яті для застосування у задачах прогнозування. Наведено переваги та недоліки кожної із мереж. Визначено, що найдоцільніше підходить для прогнозування багатшаровий перцептрон. Також представлено його математичну модель та наведено схему роботи нейронної мережі. Продемонстровано схему побудови прогнозу втоми на основі нейронної мережі та представлено приклад програмної реалізації прогнозу.

## ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Яценко О. В. Шляхи підвищення ефективності розвитку інноваційно-інвестиційної діяльності підприємств харчової промисловості на основі системи прогнозування / О. В. Яценко. // Вісник Хмельницького національного університету. – 2009. – 133–138 с.
2. Шляхи підвищення ефективності розвитку інноваційно-інвестиційної діяльності підприємств на основі системи прогнозування [Електронний ресурс]. – 2009. – Режим доступу до ресурсу: [www.kpi.kharkov.ua/archive/Наукова\\_періодика/vestnik](http://www.kpi.kharkov.ua/archive/Наукова_періодика/vestnik).
3. Розробка і побудова прогностичних моделей на основі нейронної мережі в аналітичній платформі Deductor [Електронний ресурс] // Ukrbukva – Режим доступу до ресурсу: <http://ukrbukva.net/94413-Razrobotka-i-postroenie-prognosticheskikh-modelei-na-osnove-neironnoiy-seti-v-analiticheskoiy-platforme-Deductor.html>.
4. Моць Є. О. Розробка системи прогнозування результатів економічної діяльності підприємства зв'язку [Електронний ресурс] / Єлизавета Олександрівна Моць – Режим доступу до ресурсу: <http://science.donntu.edu.ua/ius/mots/diss/indexu.htm>.

*Закусилу Тарас Миколайович*, факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, група АС-18, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: [taras.zakusylo5@gmail.com](mailto:taras.zakusylo5@gmail.com)

Науковий керівник – *Месюра Володимир Іванович*, к.т.н., професор, професор кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: [mesyura@vntu.edu.ua](mailto:mesyura@vntu.edu.ua)

*Zakusylo M. Taras*, Department of Information Technology and Computer Science, the group AS-18, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: [taras.zakusylo5@gmail.com](mailto:taras.zakusylo5@gmail.com)

Supervisor – *Volodymyr I. Mesyura*, Professor of Computer Science Chair, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: [mesyura@vntu.edu.ua](mailto:mesyura@vntu.edu.ua)