

Крилов Є.В., Сергієнко П.А., Корнага Я.І.

Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”, Київ

## ОЦІНКА ПСИХОЛОГІЧНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ З ВИКОРИСТАННЯМ MLP НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

**Анотація.** У даній статті наведено огляд побудови MLP нейронної мережі для оцінки психологічного стану людини. Проблема своєчасної оцінки і безпосередньої психологічної допомоги стоїть доволі гостро в наш час, оскільки більшість людей стикаються з проблемами, як особистими, так і загальнодержавними або світовими, такими як політична нестабільність чи пандемія. Більшість існуючих систем оцінки стану людини направлені на допомогу з вирішенням проблем, які стосуються фізичного здоров'я. Менша частина призначена для роботи з ментальним станом, проте є більш вузькоспеціалізованими і направлені на роботу з уже відомою проблемою. Було сформовано датасет на основі відповідей людей щодо їх самопочуття. Обрано MLP тип мережі, оскільки такий тип цілком підходить для поставленої задачі класифікації. Розглянуто три типи моделей: базову MLP, MLP з ReLU активацією та Unet-like модель. Показано процес вибору алгоритму оптимізації та функції втрат. В статті показано оцінку ефективності тренування для кожної з моделей. Показано ефективність на тестувальному наборі. Крім того наведено опис дій щодо спроб покращення точності мережі (зміна кількості питань, нормалізація початкових даних). Наведено опис можливих алгоритмів для нормалізації даних.

Загалом, дана стаття розкриває можливий підхід до побудови нейронної мережі, яка може бути корисною не тільки для оцінки власного психологічного стану, а і для спеціалістів, які працюють у сфері психології, оскільки зможуть використовувати подібну мережу для оцінки стану людини або порівняти власну оцінку з оцінкою системи тим самим підвищивши точність оцінювання.

**Ключові слова:** нейронна мережа, MLP, оцінка психологічного стану, тренування моделі, оптимізація нейронної мережі, нормалізація даних.

Krylov Ye.V., Serhiienko P.A., Kornaha Ya.I.

National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Kyiv

## EVALUATION OF HUMAN PSYCHOLOGICAL STATE USING MLP NEURAL NETWORKS

**Abstract.** This article provides an overview of the construction of an MLP neural network for estimation of a person's psychological state. The problem of critical assessment and direct psychological help is quite important nowadays, as most people are faced with problems, both personal and national or global, such as political instability or a pandemic. Most of the existing systems for assessing the human condition are aimed at helping solve problems related to physical health. A smaller part of similar systems is intended to work with a mental state, however, they are more highly specialized and directed to work with an already known problem. A dataset was formed based on people's responses regarding their well-being. The MLP type of network was chosen, since this type is quite suitable for the given classification task. Three types of models are considered: basic MLP, MLP with ReLU activation and Unet-like model. The process of selecting the optimization

*algorithm and loss function is described. The article shows an overview and assessment of training effectiveness for each of the chosen models. Accuracy on a test set is shown. In addition, a description of actions related to attempts to improve the accuracy of the network (changing the number of questions, normalizing the initial data) is provided. A description of possible algorithms for data normalization is provided.*

*In general, this article reveals a possible approach to the construction of a neural network, which can be useful not only for assessing one's own psychological state, but also for specialists working in the field of psychology, since they will be able to use a similar network to assess a person's state or compare their own assessment with an assessment system thereby increasing the accuracy of assessment.*

**Keywords :** *neural network, MLP, estimation of psychological state, model training, neural network optimization, data normalization.*

### **1. Постановка проблеми.**

На сьогоднішній день проблема отримання психологічної допомоги стоїть доволі гостро через низку зовнішніх соціально-економічних та політичних факторів. Протягом останніх років наша країна стикається з низкою викликів, зокрема триваючим військовим конфліктом, політичною нестабільністю, пандемією COVID-19, економічними труднощами. Усі ці події мали значний вплив на психічне здоров'я людей.

Разом з тим багато, хто стикнувся з проблемою отримання кваліфікованої психологічної допомоги, яку, на жаль, не завжди в критичних обставинах можна було отримати. Тому можливість надання підтримки, порад для покращення стану, а також можливість швидкого знаходження доступного кваліфікованого спеціаліста є надзвичайно актуальною. Особливо важливим етапом є частина визначення стану людини для своєчасного отримання допомоги. Крім потреби використання для самооцінки, подібного роду система була би корисною для спеціалістів, які займаються психологічною допомогою, оскільки може незалежно від спеціаліста виконати оцінювання за тестом, звертаючи увагу на різні параметри, які можливо пропустив спеціаліст. Таким чином може бути підвищена точність оцінки стану загалом.

### **2. Аналіз останніх досліджень і публікацій**

Проведено багато досліджень щодо використання нейронних мереж при оцінці та роботі з проблемами, які стосуються фізичного здоров'я людини [1, 2]. Проведено значно меншу кількість досліджень направлених на роботу з психологічним станом. Більшість існуючих рішень і публікацій описують оцінку психологічного стану людини в розрізі одного певного порушення (наявність депресивного стану, прояви професійного вигорання тощо), наприклад, робота з депресивним станом [3]. Проте існують описи класифікації медичних даних з використанням нейронних мереж [4].

### **3. Мета і задачі дослідження**

Метою роботи є створення нейронної мережі, яка б змогла класифікувати стан людини за шкалою від 1 (людина вкрай потребує допомоги) до 5 (людина відчуває спокій і врівноваженість).

Для досягнення поставленої мети поставлено наступні задачі: формування датасету, побудова MLP нейронної мережі для задачі класифікації, побудова трьох різних моделей (базова MLP, MLP з ReLU активацією, Unet-like), оцінка їх ефективності навчання, порівняння, проведення тестування і покращення точності мережі за потребою.

### **4. Результати дослідження**

Аналіз уже існуючих рішень виявив, що системи, які направлені на роботу з психологічним станом людини загалом вузькопрофільні, тобто допомагають справитися з однією відомою уже проблемою і не працюють на етапі визначення причини поганого

самопочуття, направлені більше на моніторинг стану в залежності від видів активностей, якими займається людина протягом дня, використовуються для оцінки наявностей симптомів одного з видів розладів (наприклад, депресивного стану), не мають версій українською мовою. Наслідками таких проблем є неможливість отримання загальної оцінки психологічного стану за різними показниками, використання декількох різних прогам, витрата часу на заповнення даних в кожній з систем. І успішним рішенням може стати система, яка зможе оцінити загальний стан людини з невисокою похибкою.

Вхідними даними для нейронної мережі будуть результати опитування людей, відповіді на 40 питань.

Вихідними даними для мережі буде оцінка стану людини (1-5).

#### Підготовка датасету

Було опитано 2100 людей, які надали відповіді на 40 питань, які включають в себе питання для комплексної оцінки стану за різними параметрами, що на неї можуть впливати. Відповідь на кожне питання являє собою оцінку стану людини за шкалою, яка була представлена в текстовому форматі людям, та переведена в кількісну оцінку від 0 до 10. Деякі спеціалісти виконали оцінку для тих самих людей, що пройшли опитування. Отже, можна сформуванати датасет, де  $inputs.shape = (2100, 40)$ , тобто 2100 вхідних датапоінтів зі 50 відповідями на питання. а  $outputs.shape = (2100, )$ , тобто одна оцінка від психолога відповідно для кожної людини. Розподіл кількості оцінок для кожного стану за оцінкою спеціалістів наведено на рис.1.

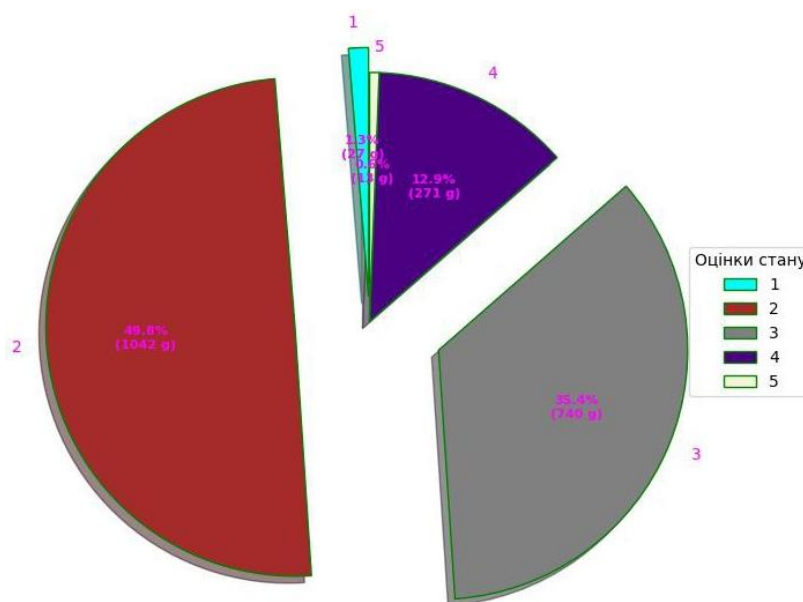


Рис. 1. Розподіл кількості оцінок для кожного стану

Ці дані будуть розділені на тренувальний, валідаційний та тестувальний набори наступним чином: 1600, 400, 100 відповідно. Тестувальна вибірка не буде приймати участь в процесі тренування і потрібна для кіневої перевірки.

#### Вибір типу нейронної мережі

На сьогоднішній день для задач класифікації, передбачення певних проявів стану людини використовуються нейронні мережі різних типів в залежності від функціональних вимог.: MLP, CNN, RNN тощо [5].

В нашому випадку доцільно обирати саме тип навчання з вчителем. Для задачі багатокласової класифікації в нашому випадку підходить використання багатошарового перцептрона. Такого роду нейронні мережі складаються з декількох послідовно пов'язаних

нейронів. У цій структурі є 3 шари: вхідний, прихований (використовується для внутрішнього представлення даних, для виконання певних обчислень, може складатися як з 1, так і з декількох шарів нейронів), вихідний шар.

MLP [6][7] включають в себе різні типи варіації архітектури, такі як:

- проста MLP – базова архітектура, в якій кожен з вузлів прихованих шарів чи вихідного шару використовує функцію активації для обчислення вихідного сигналу
- MLP з різними функціями активації: сигмоїдна, tanh, лінійна, ReLU тощо
- MLP з різними варіаціями вагової ініціалізації: випадкова ініціалізація, нормалізована ініціалізація, Xavier ініціалізація
- MLP з різними методами регуляризації. Для запобігання перенавчанню мережі можуть використовуватися різні методи: L1, L2 регуляризації, Dropout, Batch Normalization тощо
- MLP з різними оптимізаторами. Для оптимізації процесу навчання можуть використовуватися SGD, Momentum, Adam. Adagrad тощо

Отже, спробуємо обрати найбільш ефективну модель [8] для вирішення поставленої задачі. Розглянемо наступні типи: Unet-like, базова MLP, MLP з ReLu активацією. В перших двох моделях використаємо Sigmoid() та Tanh().

В якості функції втрат буде використано CrossEntropyLoss. Вона вимірює різницю між передбачуваним розподілом ймовірностей і фактичним розподілом ймовірностей. Значення функції втрати буде максимальним, якщо фактичний клас у не співпадає з передбачуваним класом, тобто коли  $p_i$  є найбільшою для неправильного класу. Використання cross-entropy loss допомагає покращити точність моделі в задачах класифікації.

В якості оптимізатора використаємо AdamW, модифікацію алгоритму оптимізації Adam (Adaptive Moment Estimation) для нейронних мереж, яка включає додаткову L2-регуляризацію ваг моделі під час навчання.

Схеми моделей [9], які будуть далі розглянуті представлені на рис. 2-4.

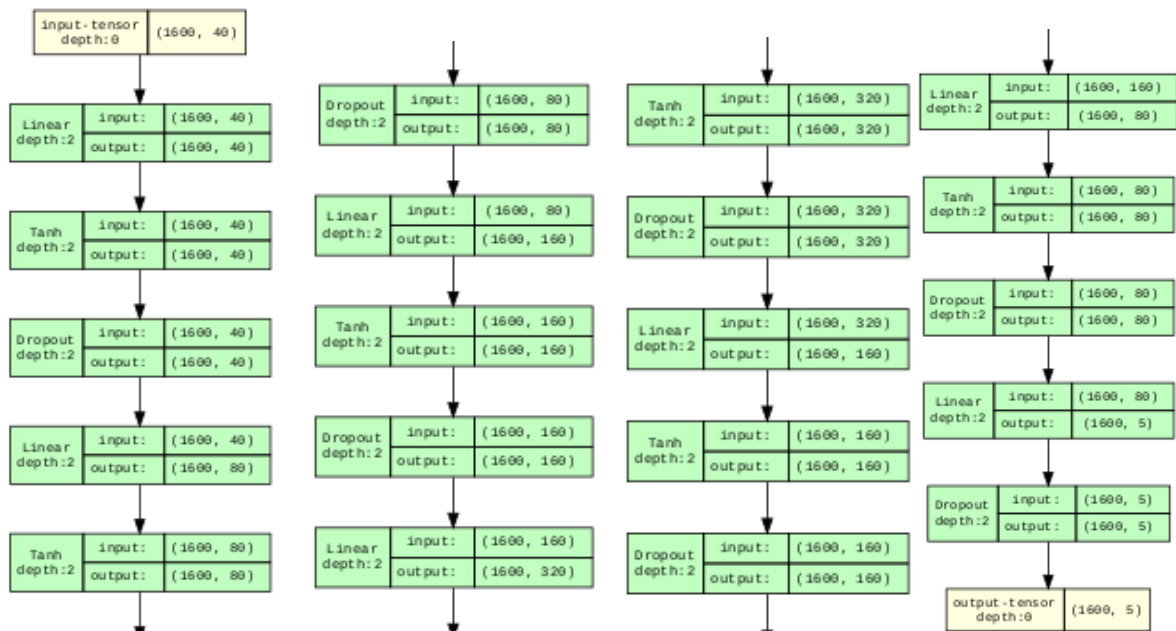


Рис. 2. Схеми базової MLP

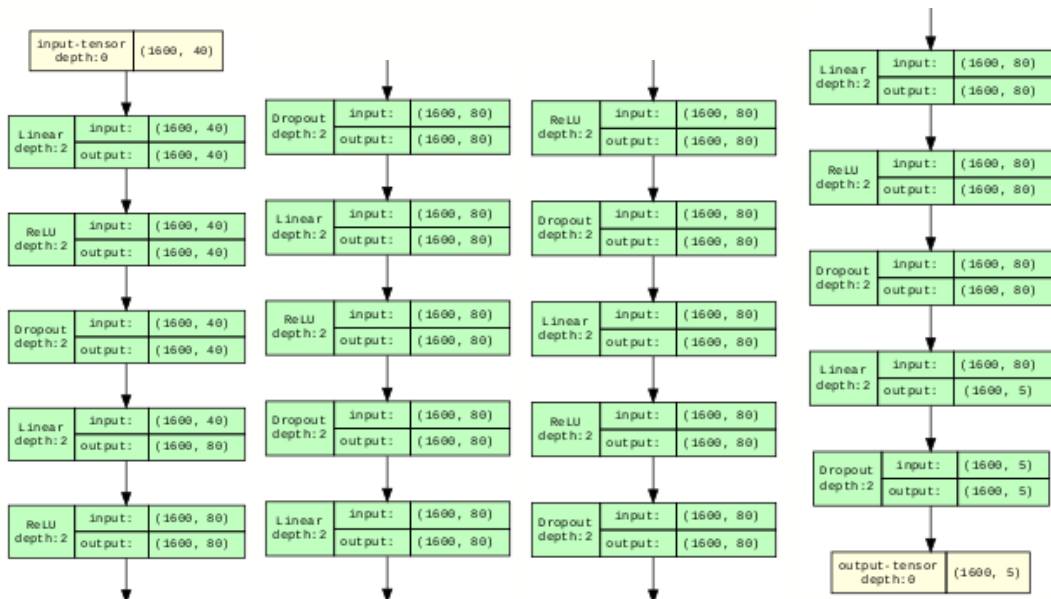


Рис.3. Схема MLP з ReLu активацією

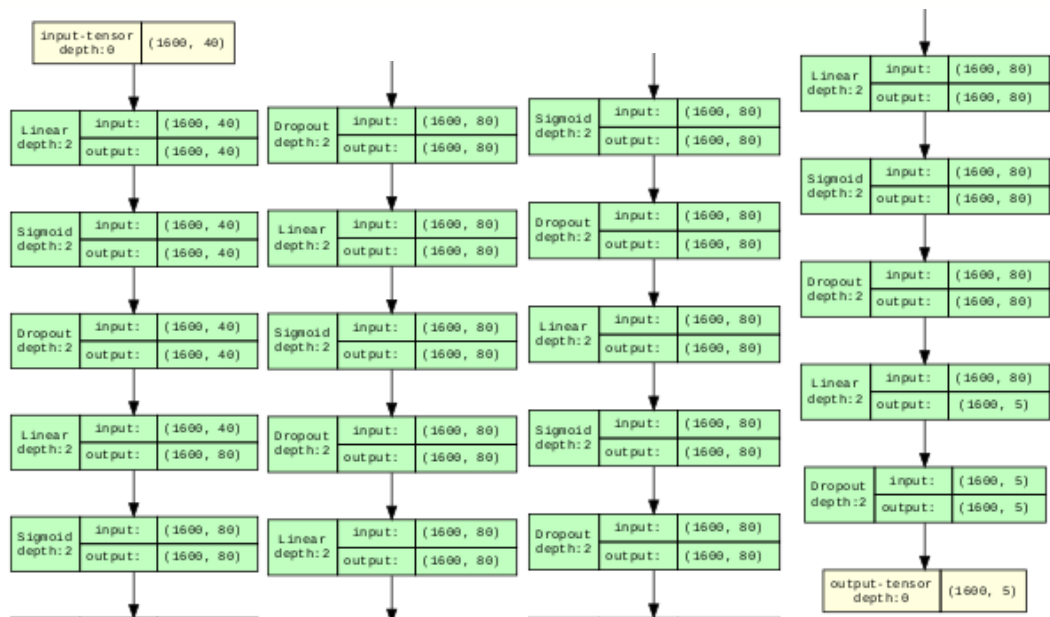


Рис. 4. Схема моделі Unet-like

Перейдемо до процесу навчання трьох моделей. Найкращим значенням для точності тренування базової MLP є 70.81, валідації – 96. Рівень точності є доволі низьким. Графік точності тренування та валідації моделі на 20 тис епох представлено на рис. 5.

При спробі зменшити кількість питань точність підвищилася. Результати наведено на рис.6. Суттєва різниця між тренуванням і валідацією обумовлена високим показником dropout (ймовірністю обнулення нейронів в процесі навчання)

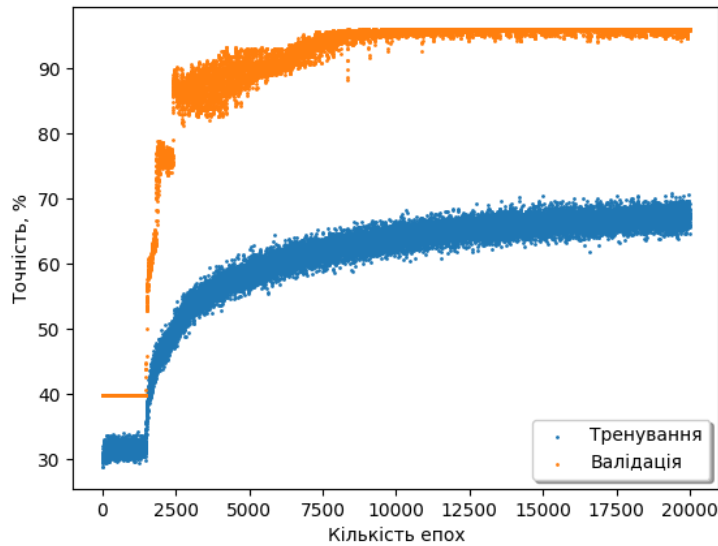


Рис. 5. Точність тренування та валідації для моделі базової MLP

	Тренування	Валідація
10	70.81	96.0
20	75.00	97.0
30	80.06	96.0
40	83.50	84.5
50	85.89	75.5

Рис. 6. Результати тренування і валідації базової MLP з різною кількістю питань

Таке явище пов'язано з тим, що доволі невелика кількість опитаних людей не може покрити велику кількість початкових характеристик і доволі не тривіальну за кількістю параметрів моделі. Але з практичної точки малий обсяг питань не є дуже змістовним, тому є сенс перевірити інші моделі.

Найкращим значенням тренування базової MLP з ReLU активацією – 87,38, валідації – 57. Графік точності тренування та валідації цієї моделі представлено на рис. 7. При спробі зменшити кількість питань, точність змінювалася незначно. Результати наведено на рис.8. Можна помітити, що функція активації в даному випадку взагалі не була застосована. Є сенс розглянути іншу модель.

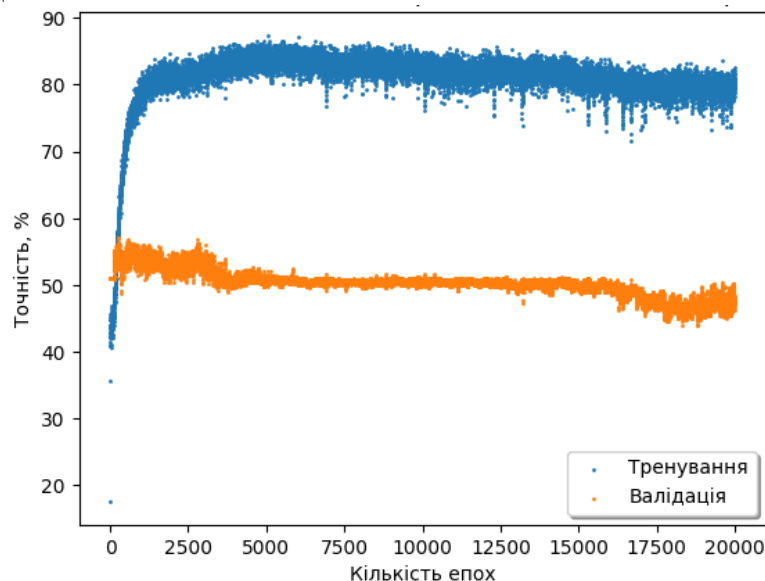


Рис. 7. Точність тренування та валідації для моделі MLP з ReLU активацією

	Тренування	Валідація
10	81.44	40.00
20	86.81	45.75
30	87.94	58.50
40	83.94	52.50
50	87.38	57.00

Рис. 8. Результати тренування і валідації MLP з з ReLU активацією при різній кількості питань

Розглянемо Unet-like модель. Найкращими значеннями точності тренування є 88.88, валідації – 92. При цьому з самого початку значення тренування і валідації доволі сильно розходилися, але після 10 тисяч епох зійшлися. Графік наведено на рис.9.

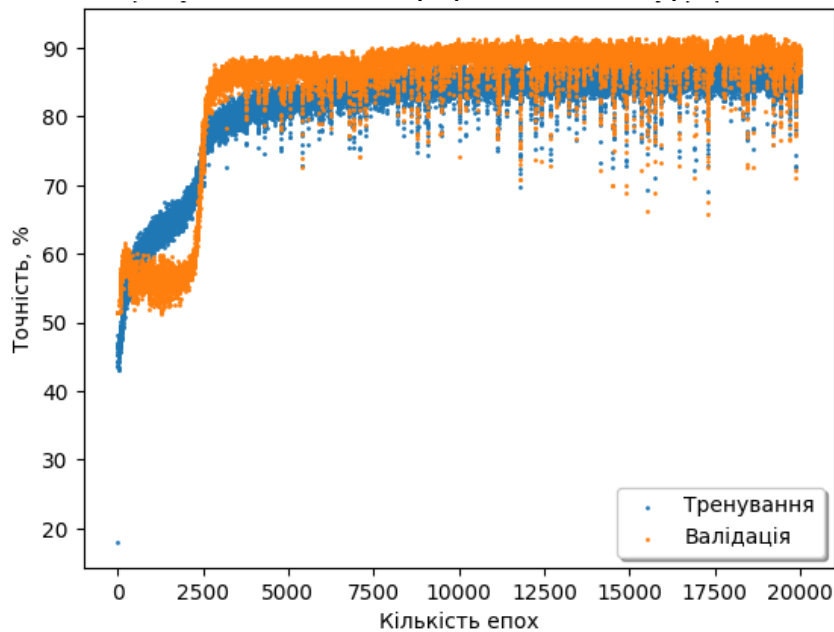


Рис. 9. Точність тренування та валідації для моделі Unet-like

Значення точності тренування і валідації при спробі змінити кількість питань наведено на рис. 10. Ця модель у порівнянні з іншими, значно краще поводить себе на більшій кількості питань, що має для нас сенс.

	Тренування	Валідація
10	86.75	100.00
20	87.38	97.75
30	87.31	92.00
40	88.88	92.00
50	88.31	83.75

Рис. 10. Результати тренування і валідації Unet-like моделі

Схему фінальної мережі наведено на рис. 4

На тестовій вибірці з найкращою кількістю питань, з якою початково формувався датасет (40 питань) була отримана точність 90%. Для завершення перевірки ефективності моделі побудовано confusion-матрицю, яка зобразить кількість правильних/неправильних класифікацій для кожного класу і загальні точність класифікації. Матрицю наведено на рис.11.

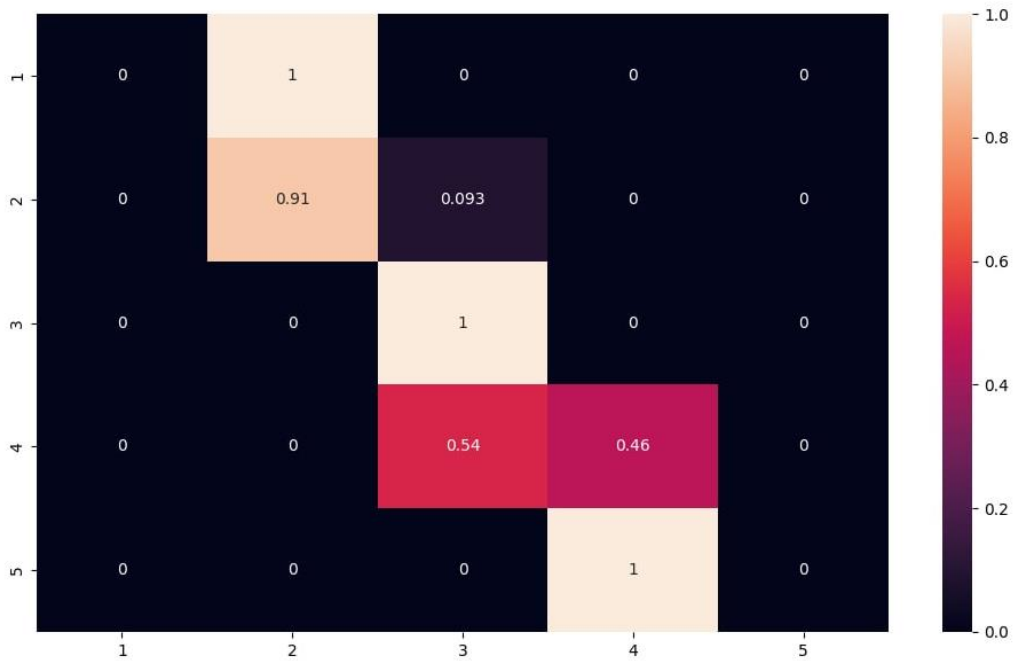


Рис. 11. Confusion-матриця для обраної моделі

З матриці можна зробити висновок, що у випадках, де кількість оцінок стану значуща (для двійок - 43 відсотки на тесті та майже 50 на тренуванні, для трійок - 41 на тесті та 35 на тренуванні), імовірність їх вгадування теж задовільна (91 відсоток для 2 і 100 для 3).

Оцінка 4 була поставлено значно меншій кількості людей (на тестовому наборі - 13, на тренуванні 12), і розроблювана мережа впоралась на 50%, що є, очевидно незадовільним. Те ж саме стосується і станів 1 та 5, які присутні у вибірці у 1 та 2 відсотках відповідно. Зокрема слід зауважити, що не зважаючи на високий середній відсоток вгадування, оцінка окремих класів має бути покращена.

Можна спробувати покращити результат нейронної мережі [10], оскільки рівень точності варто підняти і процес тренування відбувався не достатньо швидше (значна точність набувається починаючи зі трьох тисяч епох). Спробуємо застосувати один з класичних підходів для подібного роду випадків – нормалізацію початкових даних, тобто приведення значень, можливих у датасеті, до єдиного діапазону. До основних методів нормалізації [11] відносять:

- **Scaling to a range.** Формула виглядає наступним чином  $x' = (x - \min) / (\max - \min)$ , де  $x$  – початкове значення,  $x'$  – нормалізоване значення,  $\min$  та  $\max$  – мінімальне та максимальне значення вхідних даних. Такий підхід є корисним у випадках, коли чітко відома верхня і нижня межі даних і вони приблизно розподілені у такому діапазоні.
- **Standardization.** Формула виглядає наступним чином  $x' = (x - \text{mean}) / \text{std}$ , де  $x'$  – нормалізоване значення,  $x$  – початкове значення,  $\text{mean}$  - середнє значення вхідних даних,  $\text{std}$  - стандартне відхилення вхідних даних. В такому випадку дані не будуть зосереджені в певному діапазоні. Таким чином дані будуть більш центровані навколо середнього значення.
- **Normalization by decimal scaling.** Формула виглядає наступним чином:  $x_{\text{normalized}} = x / (10^d)$ , де  $x$  - початкове значення точки даних,  $d$  - кількість десяткових знаків, необхідних для представлення максимального абсолютного значення в наборі даних. Ділення кожної точки даних на відповідну степінь числа 10 зсуває та масштабує значення до десяткового діапазону, роблячи їх порівнянними і зменшуючи вплив викидів.



- Max normalization. використовується для приведення значень даних до діапазону від 0 до 1. Формула виглядає наступним чином:  $x' = x / \max$ , де  $x$  – початкове значення,  $x'$  – нормалізоване значення,  $\max$  – максимальне значення вхідних даних. Такий метод може бути корисним, коли ми хочемо зменшити значення, щоб вони не домінували над іншими.
- Також існують методи логарифмічної нормалізації, Robust нормалізація, Unit Vector нормалізація

Оберемо метод максимальної нормалізації. Суть цього метода полягає у поділі значення кожного атрибуту (в нашому випадку, відповіді на питання) на максимальне значення (в нашому випадку – 10). Таким чином, ми зможемо нормалізувати дані до вибірки в діапазоні  $[0;1]$ .

Після нормалізації даних отримали наступні показники ефективності навчання: найкраще значення для точності - 92.50, для валідації - 97.25 (рис.12). З графіка можна побачити, що мінімум функції втрат досягається в районі 1500 епохи, що приблизно у два рази швидше за результат роботи мережі без початкової нормалізації даних. Окрім цього, точність на валідації зросла до 97.25%.

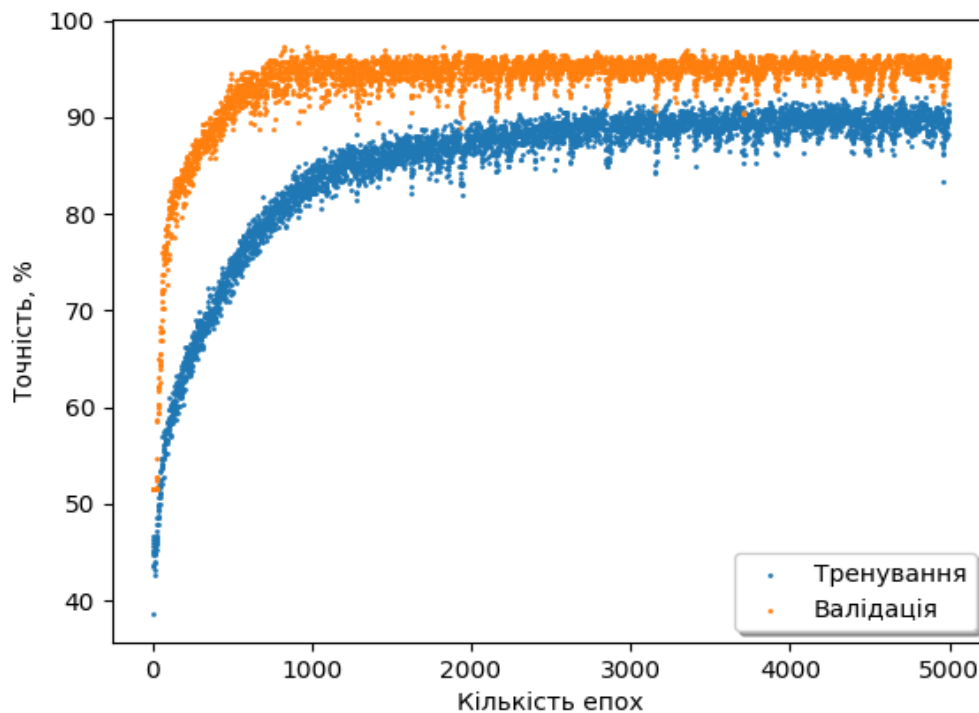


Рис. 12. Точність тренування та валідації для моделі Unet-like після нормалізації даних

Фінальна confusion-матриця (рис.13) показує, що на тестовій вибірці точність становить трохи менше, проте сягає 93-100%. Підсумовуючи вищезазначене, нормалізація вхідних даних дала значний приріст точності створюваної нейронній мережі.

Судячи з матриці, середній відсоток вдалих передбачень зріс майже на 10%. Крім того розроблювана мережа більш вдало відпрацьовує у зонах малої густини, тобто навіть для тих класів, тобто оцінок, які представлені у недостатній кількості. Загалом, такий рівень точності можна вважати достатнім.

Різниця вгадування класу мережею обумовлена невеликою вибіркою для такого роду задачі. Якщо збільшити вибірку і змінити розподіл даних (рис. 1), додати більше відповідей, які попадуть в класи 4,5, а також 1, то результати будуть отримані кращі.

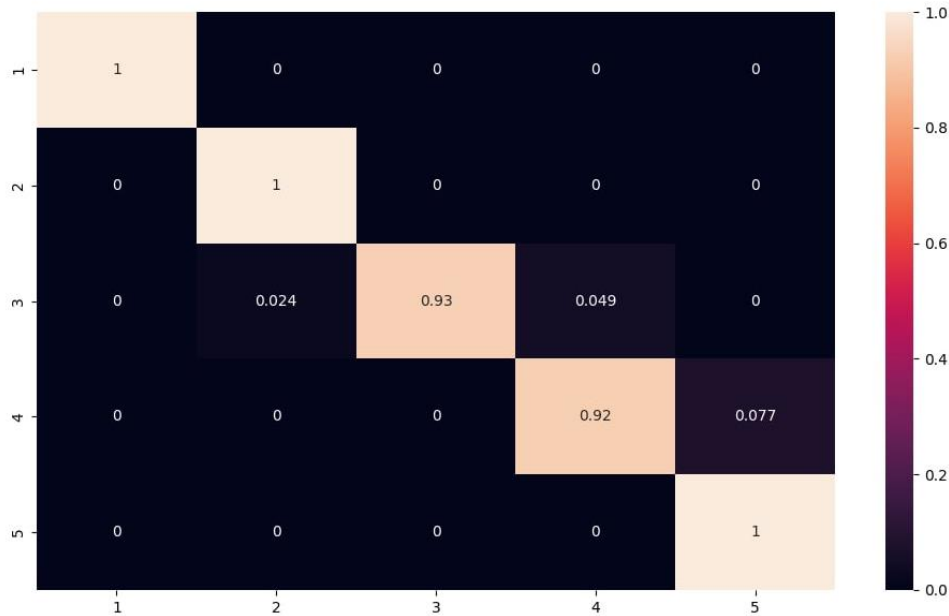


Рис. 13. Confusion-матриця після нормалізації даних

### 5. Висновки і перспективи подальших досліджень

В статті описано процес побудови нейронної мережі для оцінки психологічного стану людини у вигляді оцінок за 5-бальною шкалою. Виконано огляд декількох різних моделей MLP, проведено оцінки їх точності, а також наведено показники точності для моделей при спробі зміни кількості початкових питань. Найкращим чином показала себе Unet-like модель з точністю оцінки близько 90%, 91% і більше на класах, представники яких доволі часто зустрічаються у вибірках, і близько 50% на зонах малої густини, що не є дуже високим показником ефективності і швидкості навчання загалом.

Після чого було виконано нормалізацію вхідних даних шляхом ділення кожного значення атрибутів на максимальне значення, що дозволило збільшити точність нейронної мережі до 93%, на класах, які частіше зустрічаються у вибірці вище, загалом середній відсоток вдалих передбачень зріс майже на 10%. Було побудовано відповідні confusion-матриці.

Результати навчання мережі можуть бути покращені, якщо розширити вибірку більшою кількістю оцінок 4 і 5, а також більшою кількістю оцінок 1.

Загалом подібного роду мережа може бути корисною не лише людям, які зможуть оцінити свій поточний стан і звернутися за допомогою, але і спеціалістам сфери психологічної допомоги, оскільки результати оцінки психологом можуть бути порівняні з оцінкою, виконаною мережею. Таким чином можна підвищити загальну точність оцінювання стану людей.

#### Список використаної літератури:

1. R. Zhang, L. Wang, S. Cheng et al., MLP-based classification of COVID-19 and skin diseases. *Expert Systems With Applications*, 2023
2. J. Lv, X. Guo, C. Meng, J. Fei, H. Ren, Y. Zhang, Z. Qin, Y. Hu, T. Yuan, L. Liang. The cross-sectional study of depressive symptoms and associated factors among adolescents by backpropagation neural network. *Public Health*. 2022. p.52-58.
3. Jieyao Shi. Research on Neural Network-based Cognitive Behavioral Therapy for Chronic Fatigue Syndrome. *Procedia Computer Science*. 2022, p.68-72
4. Güler, E. Ç., Sankur, B., Kahya, Y. P., Raudys, S. Visual classification of medical data using MLP mapping. *Pattern Recognition Letters*, 1998, p.275-287.

5. Osipyan H., Edwards B. I., Cheok A. D. Neural Network Structures. Deep Neural Network Applications. Boca Raton, 2022. P. 29–55.
6. Свелеба С., Брігілевич В. Багатошарові нейронні мережі – як детерміновані системи. Обчислювальні проблеми електротехніки. 2021. Т. 1, № 11. С. 26–31.
7. Dunne R. A. Multi-layer perceptron models for classification : thesis. 2003.
8. Analysis of Multi layer Perceptron Network. International journal of computers & technology. 2013. Vol. 7, no. 2. P. 600–606
9. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting Journal of Machine Learning Research. 2014. №15. С. 1929–1958.
10. Seyed Hashem Samadi, Barat Ghobadian, Mohsen Nosrati, Mahdi Rezaei. Investigation of factors affecting performance of a downdraft fixed bed gasifier using optimized MLP neural networks approach, Fuel. 2023. Part 1
11. Pei J., Han J., Tong H. Data Mining: Concepts and Techniques. Elsevier Science & Technology, 2022.
12. Zhebka V., Gertsyuk M., Sokolov V., Malinov V., Sablina M. Optimization of Machine Learning Method to Improve the Management Efficiency of Heterogeneous Telecommunication Network / CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3288, p. 149–155
13. Zhurakovskiy B., Toliupa S., Druzhynin V., Bondarchuk A., Stepanov M. Calculation of Quality Indicators of the Future Multiservice Network / Lecture Notes in Electrical Engineering, 2022, 831, страницы 197–209

#### References:

1. R. Zhang, L. Wang, S. Cheng et al., MLP-based classification of COVID-19 and skin diseases. Expert Systems With Applications, 2023
2. J. Lv, X. Guo, C. Meng, J. Fei, H. Ren, Y. Zhang, Z. Qin, Y. Hu, T. Yuan, L. Liang. The cross-sectional study of depressive symptoms and associated factors among adolescents by backpropagation neural network. Public Health. 2022. p.52-58.
3. Jieyao Shi. Research on Neural Network-based Cognitive Behavioral Therapy for Chronic Fatigue Syndrome. Procedia Computer Science. 2022, p.68-72
4. Güler, E. Ç., Sankur, B., Kahya, Y. P., Raudys, S. Visual classification of medical data using MLP mapping. Pattern Recognition Letters, 1998, p.275-287.
5. Osipyan H., Edwards B. I., Cheok A. D. Neural Network Structures. Deep Neural Network Applications. Boca Raton, 2022. P. 29–55.
6. Sveleba, S., Brigilevich, V. Multilayer neural networks as deterministic systems. Computational Problems of Electrical Engineering. 2021. Vol. 1, No. 11. P. 26-31.
7. Dunne R. A. Multi-layer perceptron models for classification : thesis. 2003.
8. Analysis of Multi layer Perceptron Network. International journal of computers & technology. 2013. Vol. 7, no. 2. P. 600–606
9. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting Journal of Machine Learning Research. 2014. №15. С. 1929–1958.
10. Seyed Hashem Samadi, Barat Ghobadian, Mohsen Nosrati, Mahdi Rezaei. Investigation of factors affecting performance of a downdraft fixed bed gasifier using optimized MLP neural networks approach, Fuel. 2023. Part 1
11. Pei J., Han J., Tong H. Data Mining: Concepts and Techniques. Elsevier Science & Technology, 2022.
12. Zhebka V., Gertsyuk M., Sokolov V., Malinov V., Sablina M. Optimization of Machine Learning Method to Improve the Management Efficiency of Heterogeneous Telecommunication Network / CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3288, p. 149–155
13. Zhurakovskiy B., Toliupa S., Druzhynin V., Bondarchuk A., Stepanov M. Calculation of Quality Indicators of the Future Multiservice Network / Lecture Notes in Electrical Engineering, 2022, 831, страницы 197–209