

Data pre-processing and analysis enabled identification of the non-linear dependencies of the target variable and prepared the data for effective modeling. SVM method with Rbf Kernel was applied for the classification model building. The model parameters were optimized using a grid search with cross-validation of each combination of the parameters.

Building a model first of all it is necessary to analyze the available data in order to reveal the complexity of the given problem and narrow down the range of suitable methods. Next, it is needed to clean and pre-process the data – prepare it for modeling. Then the selected method should be applied and optimization of the parameters should be provided. By the parameter selection, it is crucial to use cross-validation both on the training and test samples, and within the training data set itself. Thus, it is possible to achieve high accuracy of the model with a good degree of its robustness.

**Keywords:** machine learning, classification, support vector machine, data mining, t-SNE visualization.

Одержано редакцією 06.09.2018 р.  
Прийнято до публікації 21.11.2018 р.

УДК 004.032.26

DOI 10.31651/2076-5886-2019-1-53-60

PACS 07.05.Mh, 07.05.Kf, 07.05.Pj

**КРАСНОШЛИК Наталія Олександрівна**

кандидат технічних наук, доцент,  
доцент кафедри прикладної математики та  
інформатики Черкаського національного  
університету імені Богдана Хмельницького  
e-mail: wlik007@ukr.net  
ORCID 0000-0003-4661-6997

**СЕРДЮК Марина Олександрівна**

студентка 4 курсу спеціальності «Прикладна  
математика», Національний університет  
«Львівська політехніка», м. Львів  
e-mail: mary\_serdyuk@ukr.net  
ORCID 0000-0003-4661-1234

## ЗАСТОСУВАННЯ АНСАМБЛІВ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

У роботі описано існуючі підходи до побудови ансамблів моделей у машинному навчанні. Наведено найбільш популярні системи для навчання нейронних мереж. У якості базової моделі обрано двошарову нейронну мережу прямого розповсюдження, що має один прихований шар. Розглянуто два підходи до побудови ансамблю нейронних мереж, такі як усереднюючий ансамбль та ансамбль з керівником. Вони були реалізовані за допомогою бібліотек Keras і TensorFlow. Проведено дослідження ефективності застосування ансамблів до розв'язання задач класифікації зображень. Для тестування обрано набір даних MNIST для класифікації рукописних цифр. Досліджено ефективність використання ансамблів різної структури з 3-9 нейронних мереж.

**Ключові слова:** машинне навчання, задача класифікації, нейронна мережа, ансамбль моделей.

### Постановка проблеми

Останнім часом машинне навчання є однією з передових технологій сучасності. Машинне навчання як область практичної діяльності, і як сфера наукових досліджень алгоритмів, полягає у отриманні знань з даних шляхом виявлення прихованих закономірностей в них. Перетворення даних у знання є особливо актуальною і цікавою

задачею, оскільки наразі людством накопичені великі об'єми цифрових даних. Замість того, щоб у ручному режимі виявляти правила і будувати моделі, методологія машинного навчання пропонує більш дієву альтернативу – автоматизоване поступове поліпшення якості прогнозних моделей за рахунок узагальнення відомих прикладів із опрацьованих ними масивів даних. Окрім того, що машинне навчання набуває все більшої вагомості у наукових дослідженнях в області інформатики, воно відіграє все більш значиму роль у повсякденному житті. Завдяки алгоритмам машинного навчання досягнуто значних успіхів у розпізнаванні мови і рукописного тексту, класифікації зображень, розроблено надійні поштові спам-фільтри, якісні пошукові системи, програми для виявлення шахрайської діяльності по кредитним картах та ін. [1].

Особливим розділом машинного навчання є глибоке навчання. Це інший підхід до пошуку представлення даних, який робить акцент на вивченні послідовних шарів все більш значущих представлень. Сучасне глибоке навчання часто залучає до процесу десятки і навіть сотні послідовних шарів представлення даних. Типовим прикладом моделі глибокого навчання, за допомогою яких вивчаються такі багат шарові представлення, є нейронні мережі [2].

Наразі існує багато типів нейронних мереж, які відрізняються одна від одної архітектурою, видом нейронів, структурою зв'язків, алгоритмами навчання. Досить часто одну і ту саму задачу можна розв'язати за допомогою різних нейронних мереж, при цьому вибір кращої з них не визначається строгими правилами. Якість розв'язання конкретної поставленої задачі може бути суттєво підвищена за допомогою ансамблів нейронних мереж, в яких одні і ті самі данні паралельно опрацьовують декілька нейронних мереж, вихідні сигнали яких деяким чином комбінуються в узагальнюючий результат [3].

Таким чином, об'єднання сукупності нейронних мереж у єдину модель є перспективним напрямом досліджень у глибокому навчанні. Передбачається, що нейронні мережі, об'єднані у ансамбль будуть мати кращу узагальнюючу здатність і дозволять розв'язувати більш складні задачі.

Більшість робіт, присвячених вивченню властивостей і можливостей ансамблевих структур з нейронних мереж, направлені на дослідження методів отримання (генерації) спільного кінцевого результату ансамблю. Підходи до об'єднання нейронних мереж у ансамблі розглянуто у [3-4], особливості об'єднання (створення ансамблю) для задач прогнозування часових рядів у [5-6], для задачі класифікації у [7].

**Метою статті** є дослідження ефективності застосування ансамблів нейронних мереж до розв'язання задач класифікації зображень.

## **Виклад основного матеріалу**

### **1. Нейронні мережі та програмні засоби для їх реалізації**

Прикладом моделі глибокого навчання є нейронна мережа прямого розповсюдження, або багат шаровий перцептрон. Багат шаровий перцептрон – це математична функція, що відображає множину вхідних значень на множину вихідних. Ця функція являє собою композицією декількох більш простих функцій. Таку композицію функцій можна представити у вигляді ланцюга, довжина якого і буде визначати глибину нейронної мережі. Сучасні архітектури нейронних часто мають досить складну структуру і складаються з десятків шарів.

На початковому етапі реалізація глибоких нейронних мереж потребувала значних зусиль від дослідників, але наразі ситуація змінилася. На сьогодні існує ряд зручних програмних засобів, які дозволяють побудувати модель нейронної мережі, сформувавши

граф обчислень і виконати процес навчання, використовуючи при цьому різні рівні абстракції.

Найбільш популярними системами для навчання нейронних мереж є TensorFlow, Theano, Caffe, Torch і CNTK. Бібліотека TensorFlow розроблена у 2015 році компанією Google і побудована на графах операцій, які оперують з тензорами в потоковою обробкою даних на графі. Бібліотека Theano розробляється з 2007 року, головним чином, групою МІЛА з Університету Монреаля. Основними принципами є: інтеграція з numpy, прозоре використання різних обчислювальних пристроїв (GPU/CPU), динамічна генерація оптимізованого коду на C. Theano, як і TensorFlow, використовує символічний підхід до обчислень. Бібліотека Caffe – одна з найперших популярних систем глибокого навчання, яка була розроблена у центрі комп'ютерного зору і навчання у Берклі. Caffe підтримує багато різних типів архітектур глибокого навчання, орієнтованих в першу чергу на класифікацію та сегментування зображень. Також вона містить найбільшу кількість готових до використання попередньо навчених моделей. Бібліотека Torch розроблена на мові Lua і надає зручний високорівневий інтерфейс для створення програм машинного навчання, аналогічний MATLAB. Висока продуктивність забезпечується, так само як і у Theano, за рахунок інтеграції з мовою C. Бібліотека CNTK (Cognitive Toolkit) розроблена компанією Microsoft, вона орієнтована саме на роботу з різними типами нейронних мереж. Набір засобів бібліотеки представляє нейронні мережі як порядок обчислювальних кроків через орієнтований граф [8]. Окремо варто зазначити бібліотеку Keras, яка не є самостійною системою, а являє собою надбудову над Theano, TensorFlow або CNTK, та надає зручний і простий інтерфейс для навчання глибоких нейронних мереж.

## **2. Ансамблі моделей у машинному навчанні**

Більшість моделей машинного навчання є чутливими до вибору конкретних параметрів та гіперпараметрів моделі при навчанні, тобто дають різні по точності результати. Тому для підвищення точності отриманих результатів у теорії машинного навчання широко застосовують ансамблі моделей. Ансамбль являє собою сукупність декількох моделей, об'єднаних тим чи іншим способом, які використовуються для розв'язання однієї спільної задачі. Теоретично обґрунтовано, що використання ансамблю моделей є більш ефективним, у порівнянні з результатами окремих самостійних моделей. При цьому рекомендується створювати ансамблі на базі простих моделей, що не корелюють між собою.

Існують різні підходи до об'єднання моделей у ансамблі. Якщо у ансамблі використовують однакові моделі, які навчаються паралельно на різних підмножинах тренувальних даних з подальшим усередненням результату, то такий підхід називають беггінгом. Іншим важливим класом ансамблевих моделей є бустінг. У методах бустінгу однакові моделі навчають послідовно таким чином, щоб навчання моделі на даному етапі залежало від навчання моделей на попередніх етапах, тим самим підсилюючи попередній результат. Ще один підхід до побудови ансамблю – це стекінг. В цьому випадку паралельно навчають різні типи моделей, результати яких або усереднюють, або використовують для навчання узагальнюючої моделі для отримання остаточного результату.

В цілому усереднення моделей є потужним і дієвим методом зменшення похибки. Досить часто у змаганнях з машинного навчання перемагають моделі, які здійснюють усереднення по десяткам моделей.

Останнім часом спостерігається тенденція до більшого практичного застосування ансамблів з нейронних мереж. Незважаючи на високу точність результатів, ансамблі

нейронних мереж застосовуються не так широко, як ансамблі з класичних моделей машинного навчання, оскільки вимагають значних обчислювальних ресурсів [7].

Ансамблі утворюють із слабких та простих моделей. Нейронні мережі можуть вважатись такими, якщо використовувати невелику кількість епох навчання. Окрім того методи навчання нейронних мереж передбачають випадкове початкове визначення значень вагових коефіцієнтів, тому моделі, що навчались на одних і тих самих даних будуть відрізнятися. Важливою складавою ансамблю є метод отримання остаточного спільного прогнозу. Досить часто у якості остаточного результату обирають усереднене значення прогнозів всіх нейронних мереж, що входять до ансамблю. Дану ідею можна удосконалити. Наприклад, у роботі [5] пропонується навчити, ще одну нейронну мережу, вхідними даними для якої будуть прогнози всіх нейронних мереж ансамблю, а виходом – результуючий прогноз ансамблю.

### 3. Побудова і дослідження ансамблю нейронних мереж

У даній роботі в якості базової моделі оберемо двошарову нейронну мережу прямого розповсюдження, що має один прихований шар. Для реалізації нейронної мережі використаємо бібліотеку Keras, а також TensorFlow у якості обчислювального бекенду. Основними параметрами такої нейронної мережі виступатимуть кількість нейронів у вхідному та прихованому шарах, кількість епох навчання, розмір міні-вибірок, метод оптимізації.

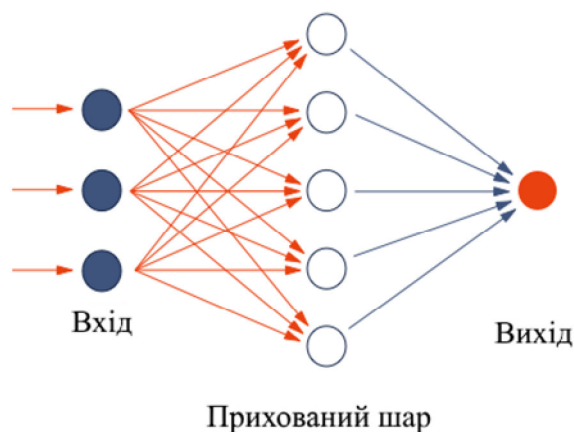


Рис. 1 Двошарова нейронна мережа прямого розповсюдження

Розглянемо два підходи до побудови ансамблю нейронних мереж для задачі класифікації, коли необхідно спрогнозувати ймовірність віднесення зображення до одного з класів:

- 1) Усереднюючий ансамбль. Окремо навчаємо декілька нейронних мереж, а у якості остаточного результату такої моделі обираємо середнє арифметичне значення ймовірностей, отриманих всіма нейронними мережами.
- 2) Ансамбль з керівником. Спочатку окремо навчаємо декілька нейронних мереж. Потім навчаємо нейронну мережу («керівника ансамблю»), вхідними даними даної для якої будуть результати прогнозів ймовірностей залучених нейронних мереж. У якості остаточного результату обираємо прогнози ймовірностей «керівника ансамблю».

Спочатку потрібно обрати базові нейронні мережі для ансамблів. Для всіх мереж задамо кількість епох навчання – 25, розмір міні-вибірок – 100 і у якості оптимізатора – метод стохастичного градієнтного спуску. Перевіримо всі варіанти нейронних мереж,

коли вхідний та прихований шари містять 50, 100, 200, 300, 400, 500, 600, 700 та 800 шарів.

Для тестування розглянемо класичний набір даних: MNIST (класифікація рукописних цифр). Даний набір містить 60 000 зображень розміром 28×28 пікселів для навчання, і 10 000 зображень для тестування. Точність моделі визначали як долю вірно класифікованих об'єктів.

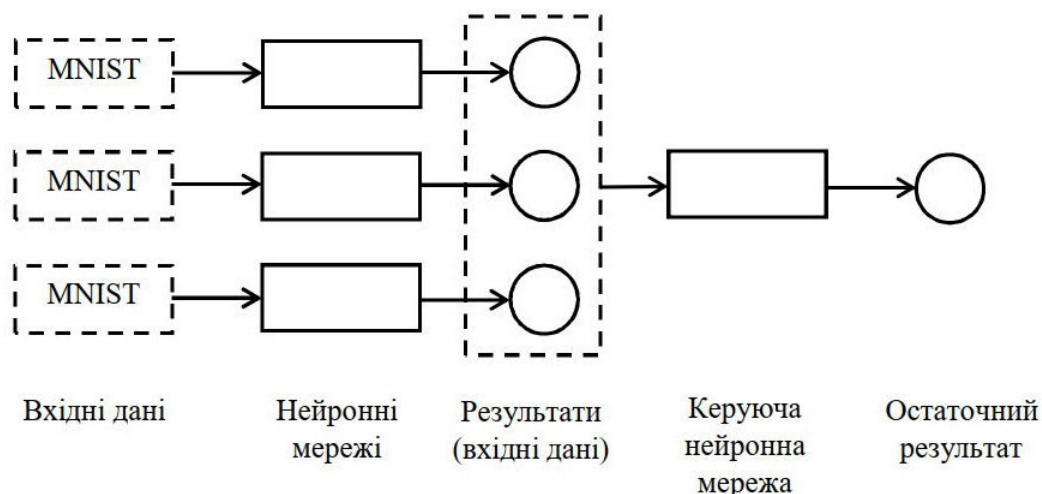


Рис. 2 Структура ансамблю з керівником

Було обрано наступні нейронні мережі, для яких зазначено кількість нейронів у вхідному, прихованому і вихідному шарі та отриману точність:

- 1) нейронна мережа №1 (NN1): 400×600×10, 97.3%;
- 2) нейронна мережа №2 (NN2): 400×800×10, 97.5%;
- 3) нейронна мережа №3 (NN3): 700×300×10, 97.4%;
- 4) нейронна мережа №4 (NN4): 300×600×10, 97.39%;
- 5) нейронна мережа №5 (NN5): 600×200×10, 97.52%.

Побудовано два усереднюючих ансамблі та два ансамблі з керівником, в які увійшли відповідно нейронні мережі №1-3 і №1-5. Архітектура керуючої нейронної мережі була наступною: 400×600×10.

Результати отриманих обчислювальних експериментів наведено у табл. 1.

Таблиця 1

Точність класифікації для ансамблів нейронних мереж

Ансамбль нейронних мереж	Отримана точність
Усереднюючий ансамбль з 3-ох нейронних мереж	97.90%
Усереднюючий ансамбль з 5-ти нейронних мереж	98.08%
Ансамбль з керівником з 3-ох нейронних мереж	97.42%
Ансамбль з керівником з 5-ти нейронних мереж	97.43%

Як видно з результатів проведених досліджень, усереднюючі ансамблі демонструють більшу точність, у порівнянні з ансамблями з керівником. Спробуємо

збільшити кількість нейронних мереж в усереднюючому ансамблі. Додамо наступні двошарові та тришарові моделі нейронні мережі та отриману для кожної з них точність:

- 6) нейронна мережа №6 (NN6):  $300 \times 200 \times 10$ , 97.16%;
- 7) нейронна мережа №7 (NN7):  $600 \times 600 \times 10$ , 97.43%;
- 8) нейронна мережа №8 (NN8):  $200 \times 50 \times 40 \times 10$ , 96.46%;
- 9) нейронна мережа №9 (NN9):  $200 \times 100 \times 300 \times 10$ , 96.69%.

Результати отриманих обчислювальних експериментів наведено у табл. 2.

Таблиця 2

Точність класифікації для усереднюючих ансамблів нейронних мереж

Усереднюючий ансамбль нейронних мереж	Отримана точність
Ансамбль з 7-ми нейронних мереж (NN1-NN7)	98.11%
Ансамбль з 7-ми нейронних мереж (NN1-NN5, NN8, NN9)	98.10%
Ансамбль з 7-ми нейронних мереж (NN3-NN9)	97.98%
Ансамбль з 9-ти нейронних мереж (NN1-NN9)	98.15%

Збільшення кількості нейронних мереж приводить до покращення результатів класифікації. Також варто зазначити, що, оскільки ансамблі складаються з простих моделей, то загальний час їх навчання менший, ніж час навчання згорткових нейронних мереж, які часто використовуються для класифікації зображень. Загальний час навчання ансамблю з 7-ми нейронних мереж (NN1-NN7) складає 14 хв. 24 сек., а ансамблю з 9-ти нейронних мереж (NN1-NN9) – 16 хв. 32 сек.

Розглянемо для прикладу згорткову нейронну мережу (CNN1) з двома шарами згортки і підвибірки та одним повнозв'язним шаром, детальну архітектуру якої представлено на рис. 3.

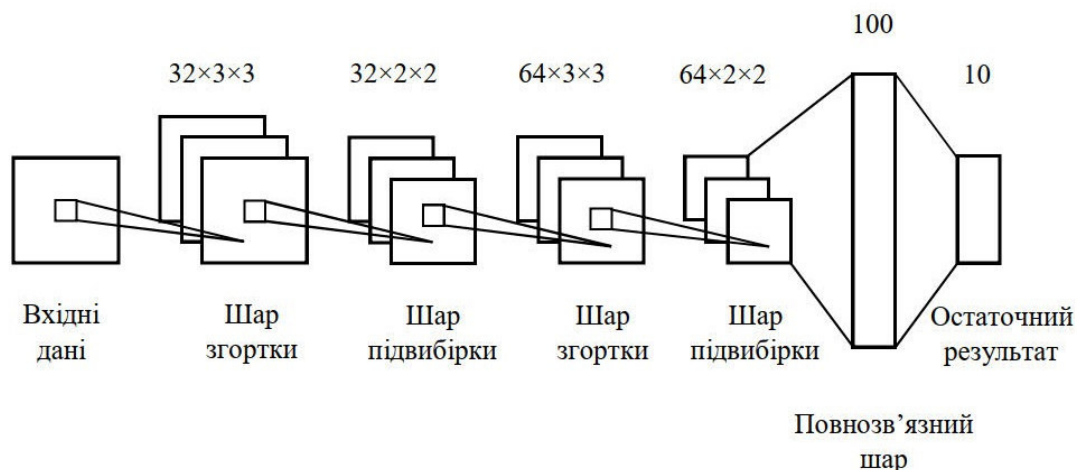


Рис. 3 Згорткова нейронна мережа

Точність класифікації за допомогою згорткової нейронної мережі CNN1 становить 99.02%, при цьому час навчання мережі з 10 епохами склав 2 год. 8 хв. 7 сек. Отримані результати продемонструвати, що невеликі ансамблі з двошарових нейронних мереж навчаються значно швидше, ніж згорткові нейронні мережі. Крім того, з

практичної точки зору може виявитися простіше реалізувати ансамбль із простих моделей, ніж розробити архітектуру згорткової нейронної мережі.

### Висновки

У статті описано розробку ансамблів з двошарових нейронних мереж прямого розповсюдження для розв'язання задачі класифікації зображень з набору даних MNIST. Було розглянуто два способи побудови ансамблю: усереднюючий ансамбль і ансамбль з керівником. Для реалізації описаних моделей використано бібліотеки Keras і TensorFlow.

Кращі результати продемонстрували усереднюючі ансамблі. Точність класифікації такого ансамблю з 5-9 нейронних мереж у порівнянні з результатами окремої нейронної мережі збільшується в межах 1%. Таким чином, усереднення результатів виявляється вигідним, оскільки члени ансамблю допускають різні помилки при класифікації, хоч і навчались на одних даних. Це обумовлено і випадковою ініціалізацією, і випадковим вибором міні-пакетів, та загалом результатами недермінованої реалізації нейронної мережі.

Було встановлено, що загальний час навчання ансамблів з двошарових нейронних мереж значно менший, ніж час навчання згорткових нейронних мереж, які часто використовуються для класифікації зображень.

Таким чином можемо зробити висновок, що використання усереднюючих ансамблів з простих нейронних мереж для класифікації зображень є досить ефективним, оскільки вони мають більшу прогнозуючу здатність та порівняно невеликий час навчання.

### Список використаної літератури:

1. Рашка С. Python и машинное обучение / Рашка Себастьян. – М.: ДМК Пресс, 2017. – 614 с.
2. Шолле Ф. Глубокое обучение на Python / Франсуа Шолле. – СПб.: Питер, 2018. – 400 с.
3. Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко. – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004. – 369 с.
4. Гольцев А.Д. Нейронные сети с ансамблевой организацией / А.Д. Гольцев. – К.: Наукова думка, 2005. – 200 с.
5. Каширина И.Л. О методах формирования нейросетевых ансамблей в задачах прогнозирования финансовых временных рядов / И.Л. Каширина // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии, 2009. – № 2. – С. 116-119.
6. Брюхнова В.О. Ансамбли нейронных сетей при прогнозировании объемов продаж в торговой сети / В. О. Брюхнова, Н. И. Цуканова // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета, 2018. – №66, Часть 1. – С. 90-98.
7. Кривохата А. Г. Застосування ансамблевого навчання в задачах класифікації акустичних даних / Кривохата А. Г., Кудін О. В., Давидовський М. В., Лісняк А. О. // Вісник Запорізького національного університету. Фізико-математичні науки, 2018. – №1. – С. 48-60.
8. Созыкин А.В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей / А.В. Созыкин // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика, 2017. – Т. 6. – №3. С. 28-59.

### Bibliography:

1. Raschka S. (2017) Python and machine learning. M.: DMK Press. 614. (in Rus.).
2. Chollet F. (2018) Deep Learning in Python. St. Petersburg: Peter. 400. (in Rus.).
3. Bodyansky E.V., Rudenko O.G. (2004) Artificial neural networks: architectures, training, applications. Kharkov: TELETEKH. 369. (in Rus.).
4. Goltsev A.D. (2005) Neural networks with ensemble organization. Naukova Dumka. 200. (in Rus.).
5. Kashirina I.L. (2009) About the methods of forming neural network ensembles in the tasks of forecasting financial time series. Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Sistemyj analiz i informacionnye tekhnologii [Bulletin of Voronezh State University. Series: System Analysis and Information Technologies], 2, 116-119. (in Rus.).
6. Bryukhnova V.O., Tsukanova N.I. (2018) Ensembles of neural networks in predicting sales volumes in a distribution network. Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta [Bulletin of the Ryazan State Radio Engineering University], 66(1), 90-98. (in Rus.).

7. Krivokhata A. G., Kudin O. V., Davidovskiy M. V., Lisnyak A. O. (2018) Application of ensemble training in problems of classification of acoustic data. *Visnik Zaporiz'kogo nacional'nogo universitetu. Fiziko-matematichni nauki* [Bulletin of the Zaporizhzhya National University. Physical and Mathematical Sciences], 1, 48-60. (in Ukr.).
8. Sozykin A.V. (2017) A review of teaching methods of deep neural networks. *Vestnik YuUrGU. Seriya: Vychislitel'naya matematika i informatika* [Bulletin of SUSU. Series: Computational Mathematics and Computer Science], 6(3), 28-59. (in Rus.).

**KRASNOSHLYK Nataliya,**

PhD, Senior Lecturer, The Bohdan Khmelnytsky National University of Cherkasy

**SERDIUK Maryna,**

student of applied mathematics speciality, Lviv Polytechnic National University

## **APPLICATION OF NEURAL NETWORK ENSEMBLES TO SOLVE THE PROBLEM OF CLASSIFICATION OF IMAGES**

**Summary. Introduction.** *Recently, machine learning is one of the leading technologies of today. Machine learning algorithms have made significant progress in language and handwriting recognition, image classification, robust email spam filters, high-quality search engines, credit card fraud detection programs, and more.*

*A special section of machine learning is deep learning. A typical example of a deep learning model is neural networks. Currently, there are many types of neural networks that differ in architecture, type of neurons, communication structure, learning algorithms. Often, the same task can be solved using different neural networks, and choosing the best one is not determined by strict rules. The quality of solving a particular task can be significantly enhanced by neural network ensembles. The ensembles share the same data in parallel with several neural networks, whose output signals are somehow combined to summarize the result.*

*Thus, combining a set of neural networks into a single model is a promising area of research in deep learning. It is anticipated that neural network ensembles will have better generalizability and enable more complex tasks.*

**Purpose.** *The purpose of this paper is to investigate the effectiveness of using neural network ensembles to solve image classification problems.*

**Results.** *The paper describes the development of ensembles of two-layer direct-propagation neural networks to solve the problem of image classification from the MNIST dataset. Two ways of constructing an ensemble were considered: averaging ensemble and an ensemble with a leader. The described models were implemented using the Keras and TensorFlow libraries.*

*The best results were demonstrated by the averaging ensembles. The classification accuracy of such an ensemble from 5-9 neural networks in comparison with the results of a single neural network increases within 1%. Thus, the averaging of the results is advantageous, since the members of the ensemble make different classification errors, although they have been trained on the same data. This is due to both the random initialization, and the random selection of mini-packets, and generally the results of the non-term implementation of the neural network.*

*It has been found that the total learning time of ensembles from two-layer neural networks is significantly less than the learning time of convolutional neural networks, which are often used to classify images.*

**Conclusion.** *This paper describes the existing approaches to building model ensembles in machine learning. The most popular systems for learning neural networks are given. The base model is a two-layer direct propagation neural network with one hidden layer. Two approaches to building a neural network ensemble are considered and implemented. The effectiveness of ensembles in solving image classification problems has been investigated.*

*We can conclude that the use of averaging ensembles of simple neural networks for image classification is quite effective, since they have greater predictive power and relatively little training time.*

**Keywords:** *machine learning, classification problem, neural network, ensemble of models.*

*Одержано редакцією 05.06.2018 р.  
Прийнято до публікації 17.10.2018 р.*