

АДАПТИВНИЙ ПІДХІД ДО ВИЗНАЧЕННЯ СТАНУ ВУЛИКА ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА АНАЛІЗУ АУДІО

Анотація. У сучасному бджільництві ідентифікація присутності матки в вулику є важливим завданням, що впливає на здоров'я та продуктивність бджолоїної колонії. Розвиток методів машинного навчання, зокрема згорткових нейронних мереж, відкриває нові можливості для автоматизації цього процесу. Ця стаття фокусується на використанні нейронних мереж та способів виділення характеристик аудіоданих MFCCs та STFT для ідентифікації стану відсутності матки у вулику, а також огляд можливостей використання навчених моделей на даних з інших вуликів. Результати дослідження демонструють, що MFCCs є більш універсальним способом обробки даних для цієї мети, порівняно з STFT, який показав позитивні результати на першому наборі даних, але не показав значних результатів на другому. Також, використання навченої моделі з використанням MFCC на обмеженому наборі даних показало кращий результат ніж повне навчання моделі на цих даних.

Ключові слова: нейронні мережі, бджоли, глибоке навчання, аналіз аудіо, tensorflow, згорткові нейронні мережі, mfccs, stft.

Постановка проблеми. Штучний інтелект та машинне навчання відкрили нові можливості для автоматизації та оптимізації багатьох процесів, у різних галузях науки та промисловості. Серед таких областей, апікультура виявилася перспективною для застосування цих технологій, зокрема, для моніторингу бджолоїного вулика. Бджоли є невід'ємною частиною глобальної екосистеми, відіграючи критичну роль в процесі запилення, що сприяє репродукції багатьох видів рослин, включно з великою кількістю тих, які формують основу людського харчування [1]. Їхня важливість для підтримки біорізноманіття та забезпечення продовольчої безпеки робить збереження здоров'я та продуктивності бджільництва важливим завданням для дослідників та бджолярів [2]. Однак, численні фактори, включаючи зміну клімату, застосування пестицидів та хвороби, загрожують стабільності бджільництва, що підкреслює потребу в інноваційних підходах до моніторингу та управління станом бджолоїних колоній [3].

Бджолина матка є центральною фігурою в колонії, відповідаючи за виробництво яєць та підтримку соціальної структури. Відсутність матки може призвести до серйозних збурень у житті колонії, знижуючи продуктивність та можливість виживання колонії. Тому своєчасне виявлення відсутності матки має вирішальне значення для ефективного управління бджолиними колоніями. Традиційні методи ідентифікації стану матки зазвичай вимагають регулярного та ретельного візуального огляду вуликів бджолярами, що є часомістким та може бути недостатньо чутливим для раннього виділення ознак проблем.

Важливим аспектом використання нейронних мереж для ідентифікації стану вулика є їх універсальність, тобто можливість використання навченої нейронної мережі на інших вуликах, що можуть містити інший набір мікрофонів та мати відмінності у їх розміщенні.

Аналіз досліджень і публікацій. З розвитком IoT-технологій та нейронних мереж, науковці почали використовувати їх зокрема для моніторингу стану бджолиних вуликів. Існуючі дослідження показали ефективність використання нейронних мереж для ідентифікації станів вирощування розплоду та роїння за допомогою моніторингу температури [4], а також можливості використання технологій комп'ютерного зору та глибоких нейронних мереж для відстеження окремих бджіл [5], виявлення пилконосних та хворих бджіл та шкідників [6,7,8].

Інші численні дослідження показали ефективність використання акустичних сигналів для ідентифікації станів бджолиного вулика [9,10], а також застосування нейронних мереж для їх аналізу, зокрема використання архітектури рекурентної нейронної мережі LSTM для ідентифікації відсутності бджолиної матки у вулику [11].

Мета і завдання досліджень. Метою роботи є розробка глибокої нейронної мережі для класифікації аудіосигналів для ідентифікації присутності бджолиної матки у вулику, а також аналіз можливостей її використання на іншому вулику.

Матеріали, методи та методики досліджень. У якості джерела даних для дослідження використовувався анотований датасет “To bee or not to bee” [12], що складається з двох наборів аудіоданих з Open Source Beehive (OSBH), та NU-Hive [13]. Дані з цього датасету були розділені на два набори даних в залежності від набору аудіоданих, та були оброблені та приведені до загального вигляду шляхом розподілу на дві категорії: з наявною маткою (queen), та без неї (noqueen), а також розділенням великих аудіофайлів на частини по 4 секунди.

Для подальшого тренування моделей використовувались два методи виділення ознак з аудіоданих: Мел-частотні кепстральні коефіцієнти та віконне перетворення Фур'є.

Віконне перетворення Фур'є (STFT) це основна техніка обробки сигналів, що дає змогу аналізувати частотний та фазовий зміст локалізованих сегментів сигналу в міру його розвитку з часом. На відміну від стандартного перетворення Фур'є, яке забезпечує спектр вибірок повністю у часовій області, STFT обчислює послідовність перетворень Фур'є для коротких інтервалів, що дозволяє детально аналізувати варіації сигналу з часом. Візуалізацію роботи STFT на аудіоданих з обробленого набору даних OSBH наведено на рисунку 1.

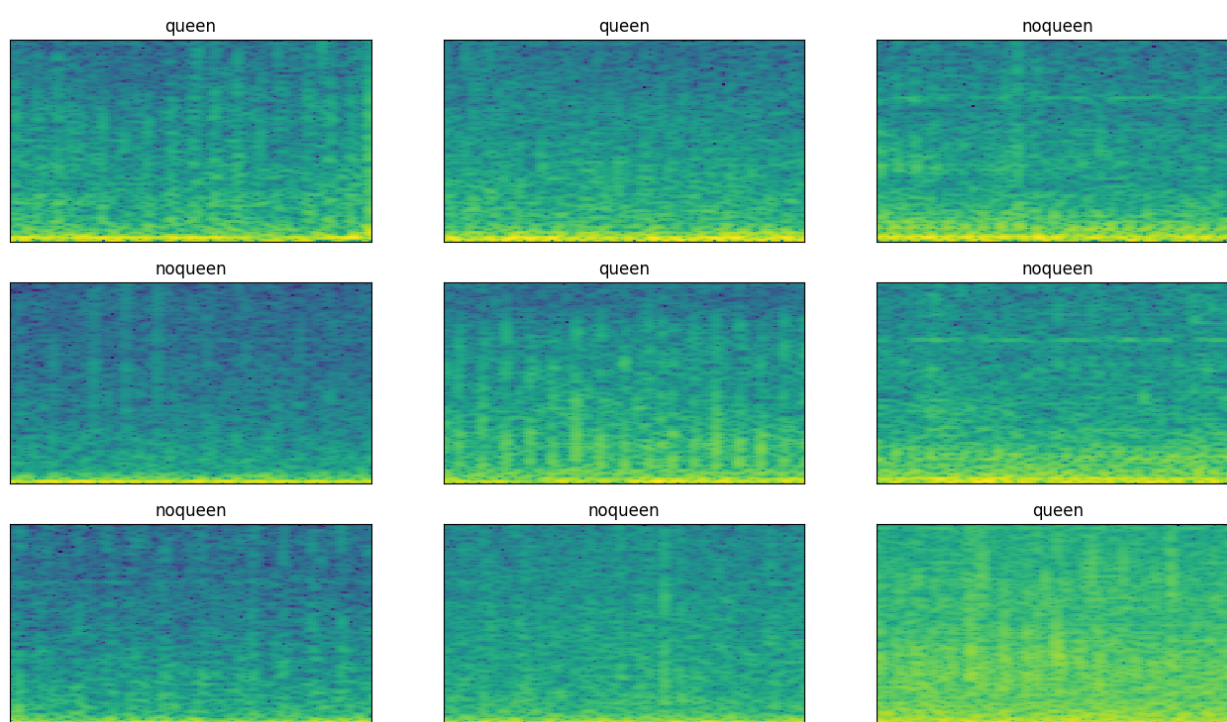


Рисунок 1 - Візуалізація спектрограм STFT

Мел-частотні кепстральні коефіцієнти (MFCCs) – це один з основних способів виділення ознак, що широко використовується в різних сферах, таких як розпізнавання мови, ідентифікація мовця, та розпізнавання емоцій. MFCC охоплюють як високочастотні, так і низькочастотні характеристики роздільної здатності аудіосигналів, що робить їх цінними для розрізнення звуків. Крім того, MFCC менш схильні до впливу шуму навколишнього середовища, що природно зустрічаються в мові, та легко обчислювальні, що робить їх придатними для різних застосувань [14]. Приклад трансформованих у вигляді MFCCs аудіоданих наведено на Рисунку 2.

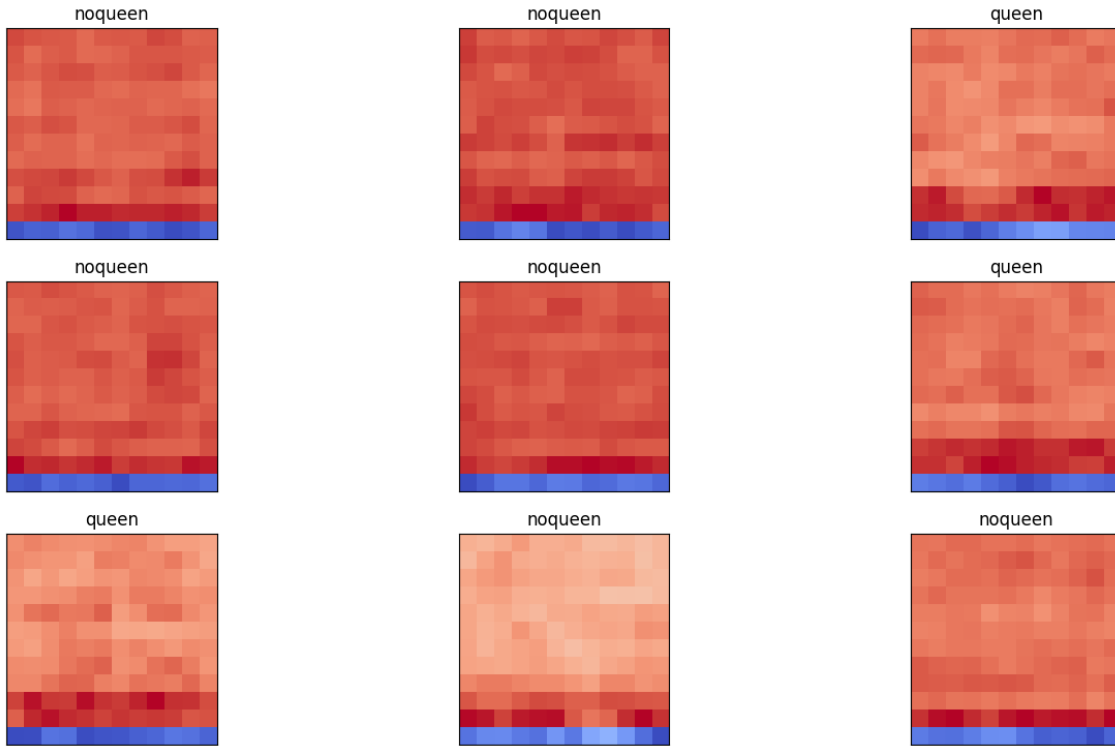


Рисунок 2 - Візуалізація аудіоданих у MFCCs

Для навчання моделей використовувалась однакова архітектура згорткової нейронної мережі, структура якої зображена на Рисунку 3.

Model: "model_1"

| Layer (type) | Output Shape | Param # |
|--------------------------------|-----------------------|---------|
| input_4 (InputLayer) | [(None, 118, 129, 1)] | 0 |
| conv2d_6 (Conv2D) | (None, 116, 127, 16) | 160 |
| max_pooling2d_4 (MaxPooling2D) | (None, 58, 63, 16) | 0 |
| conv2d_7 (Conv2D) | (None, 56, 61, 32) | 4640 |
| max_pooling2d_5 (MaxPooling2D) | (None, 28, 30, 32) | 0 |
| flatten_3 (Flatten) | (None, 26880) | 0 |
| dense_6 (Dense) | (None, 32) | 860192 |
| dense_7 (Dense) | (None, 2) | 66 |

=====
 Total params: 865058 (3.30 MB)
 Trainable params: 865058 (3.30 MB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)

Рисунок 3 - Структура згорткової нейронної мережі

Результати досліджень. Після навчання моделей, було виконано порівняння метрик результатів їх навчання та роботи на тестовій вибірці даних (Таблиця 1), що складала 20% від початкового набору даних. Для цього використовувались наступні метрики:

- Функція втрат (loss), що дозволяє виміряти відстані або різницю між прогнозованим виходом моделі та основною істиною навченої моделі.
- Точність, що показує відношення правильних передбачень моделі до загальної кількості вхідних даних.

Таблиця 1

Результати тренування та тесту моделей на наборі даних OSBH

| | Loss | Val. Loss | Accuracy | Val. Accuracy |
|-------|------|-----------|----------|---------------|
| MFCCs | 0,30 | 0,27 | 0,91 | 0,90 |
| STFT | 0,27 | 0,22 | 0,92 | 0,93 |

Виходячи з наведених у Таблиці 1 результатів, можна сказати, що обидва методи успішно впоралися з задачею ідентифікації присутності матки у вулику. Використання методу MFCCs дозволило коректно ідентифікувати присутність бджолої матки на 90% тестових аудіозаписів, а STFT показав трохи кращий результат у 93%.

При спробі використання навчених моделей на тестовій вибірці з другого набору даних (NU-Hive), обидві моделі не змогли успішно ідентифікувати присутність матки на більшості аудіозаписів, показавши точність у 39%.

Таблиця 2

Результати тренування та тесту моделей на наборі даних NU-Hive

| | Loss | Val. Loss | Accuracy | Val. Accuracy |
|-----------------------|------|-----------|----------|---------------|
| Моделі NU-Hive | | | | |
| STFT | 0,59 | 0,52 | 0,52 | 0,54 |
| MFCCs | 0,59 | 0,56 | 0,88 | 0,96 |
| Донавчені моделі OSBH | | | | |
| STFT | 0,55 | 0,53 | 0,63 | 0,58 |
| MFCCs | 0,47 | 0,46 | 0,78 | 0,81 |

В Таблиці 2 наведено порівняння результатів навчання та тестування моделей, навчених з нуля на другому наборі даних, та дотренованих моделей, що були навчені на наборі даних OSBH. З неї видно, що в обох випадках моделі що базуються на MFCCs показали кращий результат за ті, що були треновані вико-

ристовуючи STFT. Також, навчання моделі з нуля на повному наборі показало кращий результат, ніж донавчання вже існуючих моделей. Однак, у випадку використання 20% від повного набору даних для тренування, отримуємо інші результати, наведені у Таблиці 3, виходячи з яких донавчання моделі на меншому наборі даних може дати кращий результат за повне перенавчання моделі «з нуля».

Таблиця 3

Результати тренування та тесту моделей на обмеженому наборі даних NU-Hive

| | Loss | Val. Loss | Accuracy | Val.Accuracy |
|-----------------------|------|-----------|----------|--------------|
| Моделі NU-Hive | | | | |
| STFT | 0,65 | 0,71 | 0,65 | 0,38 |
| MFCCs | 0,69 | 0,65 | 0,58 | 0,56 |
| Донавчені моделі OSBH | | | | |
| STFT | 0,61 | 0,56 | 0,62 | 0,59 |
| MFCCs | 0,58 | 0,60 | 0,77 | 0,73 |

Висновки. За результатами виконаних досліджень встановлено, що хоч використання віконного перетворення Фур'є показало найкращий результат, коли модель була тренувана на першому наборі даних, використання мел-частотних кепстральних коефіцієнтів для тренування моделей дало позитивний результат в обох випадках, що робить цей спосіб виділення характеристик аудіосигналів більш універсальним вибором для задачі ідентифікації присутності бджолої матки. Також, виходячи з результатів тренування на другому наборі даних, застосування навчених моделей з використанням мел-частотних кепстральних коефіцієнтів на обмеженому наборі даних може дати кращий результат за повне перенавчання такої моделі.

ЛІТЕРАТУРА

1. Kremen C., Williams N. M., Thorp R. W. Crop pollination from native bees at risk from agricultural intensification. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2002. вип. 99, Т. 26. С. 16812–16816.
2. K. J. Boyer та ін. Netting and pan traps fail to identify the pollinator guild of an agricultural crop / *Scientific Reports*. 2020. Vol. 10, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-70518-9> (date of access: 31.03.2024).

3. Beyer N., Kulow J., Dauber J. The contrasting response of cavity-nesting bees, asps and their natural enemies to biodiversity conservation measures. *Insect Conservation and Diversity*. 2023.
4. Kvišis A., Zacepins A. Application of neural networks for honey bee colony state identification. *2016 17th International Carpathian Control Conference (ICCC)*. 2016. С. 413–417.
5. Marstaller J., Tausch F., Stock S. DeepBees - Building and Scaling Convolutional Neuronal Nets For Fast and Large-Scale Visual Monitoring of Bee Hives. *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW)*, Seoul, Korea (South), 27–28 жовтня 2019. 2019.
6. Sledevic T. The Application of Convolutional Neural Network for Pollen Bearing Bee Classification. *2018 IEEE 6th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE)*, Vilnius, 8–10 лис. 2018 р.. 2018.
7. NeuralBee - A Beehive Health Monitoring System / Y. Mahajan et al. *2023 International Conference on Communication System, Computing and IT Applications (CSCITA)*, Mumbai, India, 31 березня – 1 квітня 2023 р. 2023.
8. J. Divasón та ін. Varroa Mite Detection Using Deep Learning Techniques / *Lecture Notes in Computer Science*. Cham, 2023. С. 326–337.
9. Kirchner W. H. Acoustical communication in honeybees. *Apidologie*. 1993. Т. 24, вип. 3. С. 297–307.
10. Detection of the Bee Queen Presence Using Sound Analysis / T. Cejrowski et al. *Intelligent Information and Database Systems*. Cham, 2018. С. 297–306.
11. S. Ruvinga та ін. Use of LSTM Networks to Identify “Queenlessness” in Honeybee Hives from Audio Signals / *2021 17th International Conference on Intelligent Environments (IE)*, Dubai, United Arab Emirates, 21–24 чер. 2021 р. 2021.
12. Nolasco I., Benetos E. To bee or not to bee: Investigating machine learning approaches to beehive sound recognition. *Workshop on Detection and Classification of Acoustic Scenes and Events (DCASE)*. 2018.
13. S. Cecchi та ін. A preliminary study of sounds emitted by honey bees in a beehive / *Audio Engineering Society Convention 144*. 2018.
14. Verma P., Das P. K. i-Vectors in speech processing applications: a survey. *International Journal of Speech Technology*. 2015. Т. 18, н. 4. С. 529–546.

REFERENCES

1. Kremen C., Williams N. M., Thorp R. W. Crop pollination from native bees at risk from agricultural intensification. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2002. Vol. 99, no. 26. P. 16812–16816.

URL: <https://doi.org/10.1073/pnas.262413599> (date of access: 31.03.2024).

2. Netting and pan traps fail to identify the pollinator guild of an agricultural crop / K. J. Boyer et al. *Scientific Reports*. 2020. Vol. 10, no. 1.

URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-70518-9> (date of access: 31.03.2024).

3. Beyer N., Kulow J., Dauber J. The contrasting response of cavity - nesting bees, wasps and their natural enemies to biodiversity conservation measures. *Insect Conservation and Diversity*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1111/icad.12638> (date of access: 31.03.2024).

4. Kviesis A., Zacepins A. Application of neural networks for honey bee colony state identification. *2016 17th International Carpathian Control Conference (ICCC)*. 2016. P. 413–417.

5. Marstaller J., Tausch F., Stock S. DeepBees - Building and Scaling Convolutional Neuronal Nets For Fast and Large-Scale Visual Monitoring of Bee Hives. *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW)*, Seoul, Korea (South), 27–28 October 2019. 2019.

URL: <https://doi.org/10.1109/iccvw.2019.00036> (date of access: 31.03.2024).

6. Sledevic T. The Application of Convolutional Neural Network for Pollen Bearing Bee Classification. *2018 IEEE 6th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE)*, Vilnius, 8–10 November 2018. 2018.

URL: <https://doi.org/10.1109/aieee.2018.8592464> (date of access: 31.03.2024).

7. NeuralBee - A Beehive Health Monitoring System / Y. Mahajan et al. *2023 International Conference on Communication System, Computing and IT Applications (CSCITA)*, Mumbai, India, 31 March – 1 April 2023. 2023.

URL: <https://doi.org/10.1109/cscita55725.2023.10104935> (date of access: 31.03.2024).

8. Varroa Mite Detection Using Deep Learning Techniques / J. Divasón et al. *Lecture Notes in Computer Science*. Cham, 2023. P. 326–337.

URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-40725-3_28 (date of access: 31.03.2024).

9. Kirchner W. H. Acoustical communication in honeybees. *Apidologie*. 1993. Vol. 24, no. 3. P. 297–307. URL: <https://doi.org/10.1051/apido:19930309> (date of access: 31.03.2024).

10. Detection of the Bee Queen Presence Using Sound Analysis / T. Cejrowski et al. *Intelligent Information and Database Systems*. Cham, 2018. P. 297–306.

URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-75420-8_28 (date of access: 31.03.2024).

11. Use of LSTM Networks to Identify “Queenlessness” in Honeybee Hives from Audio Signals / S. Ruvunga et al. *2021 17th International Conference on Intelligent*

Environments (IE), Dubai, United Arab Emirates, 21–24 June 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.1109/ie51775.2021.9486575> (date of access: 31.03.2024).

12. Nolasco I., Benetos E. To bee or not to bee: Investigating machine learning approaches to beehive sound recognition. *Workshop on Detection and Classification of Acoustic Scenes and Events (DCASE)*. 2018.

13. A preliminary study of sounds emitted by honey bees in a beehive / S. Cecchi et al. *Audio Engineering Society Convention 144*. 2018.

14. Verma P., Das P. K. i-Vectors in speech processing applications: a survey. *International Journal of Speech Technology*. 2015. Vol. 18, no. 4. P. 529–546. URL: <https://doi.org/10.1007/s10772-015-9295-3> (date of access: 31.03.2024).

Received 24.04.2024.

Accepted 26.04.2024.

An adaptive approach to the bee hive state identification using neural networks and audio analysis

Problem statement. Monitoring the queen bee is crucial for the health and productivity of a bee colony. The queen plays a vital role in reproduction and maintaining the colony's population. Utilizing neural networks, such as CNNs along with sound analysis, can be a valuable tool for monitoring queen bees and assessing their behavior and health within the hive. Purpose. Finding the best way to preprocess audio data and review it is an important task that, if performed well, will help to track the bee hive population and its health state in general. Related work. With the development of deep learning, several studies were done on their application along with sound analysis in bee hive state identification, such as swarming or bee queen detection. Materials and methods. A public labeled dataset “To bee or not to bee” with bee hive sounds was used for training. It was split by source and then cut into pieces 4 seconds each. Then, CNN models were trained using different audio feature extraction methods, such as MFCCs and STFT. First, it was trained on a first audio set, and then trained models were utilized to analyze their performance on the evaluation set of the second audio set. Results and discussion. According to the training and evaluation results, MFCCs-based models have given constant good results, and when used on a limited audio dataset, pre-trained model showed better performance than the one trained from zero. Conclusions. The experiment showed that MFCCs is a better performant feature extraction method for a task of the bee hive sounds analysis and bee queen presence identification. Also, even though training a model on a full audio set results in better performance, pre-trained models can detect a bee queen absence in another hive even after an additional training on a limited audio dataset.

Key words: neural networks; tensorflow; deep learning; bees; MFCCs; STFT; bees; CNN; bee hive state; audio analysis.

Жуков Олександр Олексійович – аспірант кафедри програмної інженерії математичного факультету Запорізького національного університету.

Горбенко Віталій Іванович – к.ф.м.н, доцент, доцент кафедри Програмної інженерії математичного факультету Запорізького національного університету.

Zhukov Oleksandr Oleksiiovych – postgraduate student of the department of program engineering, faculty of Mathematics, Zaporizhzhia National University, Ukraine.

Horbenko Vitalii Ivanovych - candidate of physical and mathematical sciences, associate professor, associate professor department of program engineering, faculty of Mathematics, Zaporizhzhia National University, Ukraine.