DOI 10.34185/1562-9945-3-158-2025-13
УДК 004.8

О.О. Жуков, В.І. Горбенко

ВИКОРИСТАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ LSTM ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ СТАНІВ ВУЛИКА

Анотація. Бджоли є важливим елементом нашої екосистеми та економіки. З огляду на загрози, з якими стикаються популяції бджіл, розробка ефективних методів їх моніторингу та збереження є критично важливою. Метою роботи є розробка методів використання часових рядів та нейронних мереж на основі архітектури LSTM для ідентифікації різних станів вулика. В якості джерела даних для навчання моделей було використано відносні дані про вагу та температуру вулика, а також відомості про час та місяць. На основі цих даних було навчено дві моделі, які показали задовільні результати у задач розпізнавання точкових станів таких як роїння, додавання прикорму пасічником, або збір пасічником меду, та більш глобальних, таких як розігрів після зими та смерть колонії. Результати роботи цих моделей показали позитивну ефективність підходу застосування часових даних та нейронних мереж для ідентифікації станів вулику.
Ключові слова: нейронні мережі, LSTM, часові ряди, tensorflow, моніторинг ваги, роїння бджіл, бджоли, моніторинг бджолиного вулика

Постановка проблеми. Бджоли є надзвичайно важливими для підтримки екологічної рівноваги та функціонування багатьох економічних секторів . Вони відіграють ключову роль у запиленні значної частини світових продовольчих культур, забезпечуючи наше харчування та підтримуючи біорізноманіття [1,2]. Проте популяції бджіл у всьому світі зазнають значного скорочення, що викликає серйозне занепокоєння . Ця тенденція зумовлена різними факторами, серед яких втрата середовища проживання, інтенсивне сільське господарство, використання пестицидів, зміна клімату, хвороби та шкідники [3,4]. З огляду на критичну роль бджіл, розробка ефективних систем моніторингу стану їхніх колоній є вкрай важливою. Раннє виявлення проблем, таких як хвороби, втрата матки або підготовка до роїння, дозволяє пасічникам вчасно втручатися та запобігати значним втратам.

Традиційні методи моніторингу бджолиних сімей, такі як візуальні огляди, моніторинг ваги вулика та акустичний аналіз, мають свої обмеження . Візуальні огляди є суб'єктивними, трудомісткими та можуть порушувати життя колонії . Моніторинг ваги надає загальну інформацію, але не завжди виявляє конкретні проблеми . Акустичний аналіз може бути ускладнений навколишнім шумом та потребує досвіду для інтерпретації . Ці методи часто не дозволяють здійснювати безперервний та всебічний контроль

© Жуков О.О., Горбенко В.І., 2025

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

за станом бджіл . У зв'язку з цим зростає увага до використання штучного інтелекту та машинного навчання, зокрема нейронних мереж, для моніторингу стану бджолиних сімей. Нейронні мережі здатні аналізувати складні дані, отримані з різних датчиків та джерел, для виявлення закономірностей та прогнозування стану вулика [5].

Серед різних типів нейронних мереж, мережі довгої короткочасної пам'яті (LSTM) є особливо доречними для ефективного аналізу часових даних, що надходять з вулика . Здатність LSTM обробляти послідовні дані та виявляти довгострокові залежності робить їх ідеальними для аналізу таких параметрів, як температура, вологість, вага вулика, акустичні сигнали та активність бджіл, які змінюються з часом. Використання LSTM дозволяє фіксувати часові закономірності, що відображають різні стани бджолиної сім'ї, та забезпечує неінвазивний і безперервний моніторинг [6].

Аналіз досліджень і публікацій. Останніми роками моніторинг бджолиного вулика за допомогою нейронних мереж є актуальною темою багатьох досліджень. Зокрема, згорткові та рекурентні нейронні мережі показують позитивну динаміку у можливостях визначення здоров’я вулику.

Одним з прикладів використання згорткових нейронних мереж в області бджолярства є дослідження[7], які успішно використали їх в поєднанні з ПКВМ для ідентифікації бджіл з пилком на вході у вулик. Цей підхід використовує технології обробки зображень в поєднанні з нейронними мережами надаючи інформацію про рівні активності вулика. Продовжуючи тему використанні візуальної інформації, дослідниками[8] було розроблено моделі, що дозволяють ідентифікувати бджолу на фото та дати оцінку її здоров’ю. В їх роботі було використано модель Mask RCNN, що хоч і справлялась з задачею ідентифікації бджіл, але модель могла обробити тільки 2-3 кадри в секунду. Також, в дослідженні [6] показано успішне використання нейронних мереж для ідентифікації станів вулика на основі температурних даних. В результатах цієї роботи наведено, що нейронна мережа ідентифікувала 11 вірогідних станів роїння, 9 з яких дійсно відбулись, а інші мали температурний паттерн даних схожий на початок роїння. На основі цього можно зробити припущення, що використання додаткових даних окрім температури може показати позитивний результат на точність ідентифікації. До цього висновку також прийшли в дослідженні[9], де було показано успішне використання LSTM та методів злиття аудіо та температурних даних для прогнозування стану роїння. Подібне дослідження з застосуванням LSTM в парі з аудіоданими були проведено для ідентифікації стану відсутності матки у вулику[10].

В області застосування LSTM та даних з набору датчиків можна виділити дослідження[11], в якому було запропоновано модель для передбачення ваги вулика на основі даних про температуру, вологу, та активності бджіл на вході у вулик.

Підсумовуючи, дослідження в області застосувань нейронних мереж для моніторингу та визначень стану вулика є актуальною темою багатьох сучасних наукових досліджень, що також характеризуються великою варіативністю підходів завдяки широкому спектру даних що можна отримати під час моніторингу вулика. Цей підхід підкреслює можливості використання нейронних мереж для передбачення майбутніх станів у вулику.

Метою дослідження є розробка моделей на основі рекурентної архітектури нейронних мереж LSTM для ідентифікації різних станів вулика на основі часових даних про відносну вагу та температуру.

Виклад основного матеріалу дослідження. З огляду літератури ми бачимо, що в залежності від даних нейронні мережі можуть допомогти в ідентифікації широкого спектру станів вулика. В цьому дослідженні основна увага була приділена наступним станам:

– *Нормальний стан*, що характеризується звичайною динамікою коливань температури всередині вулика.

– *Роїння*. Цей стан супроводжується різким зниженням ваги вулика у зв'язку з вильотом значної частини бджіл. Попередні дослідження вказували на зниження внутрішньої температури приблизно на 0,5°C перед початком роїння, однак через нестабільність даних про температури, їх поєднання та подальшу інтерполяцію поточних даних, робити акцент на температурні дані в контексті цієї задачі немає сенсу. Варто зазначити, що роїння переважно спостерігається наприкінці весняного періоду або на початку літа.

– *Медозбір*. Характеризується поступовим підвищенням ваги вулика, що свідчить про накопичення нектару та його переробку на мед.

– *Додавання прикорму* - характеризується різким збільшенням маси вулика, спричинене втручанням пасічника.

– *Вилучення медових рамок* - характеризується різким зменшенням ваги в результаті дій пасічника з відбору медових рамок.

– *Загибель бджолиної колонії* - визначається відстуністю значної динаміки ваги, а також досягненням еквілібріуму в температурних даних між внутрішнім середовищем вулика та зовнішнім.

– *Вихід з зимівлі* - характеризується поступовим підвищенням внутрішньої температури вулика протягом декількох діб. Цей процес відбувається при стабілізації сприятливих температурних умов навколишнього середовища та варіює залежно від географічного розташування вуликів та видової приналежності бджіл.

З урахуванням вищезазначених характеристик, для ідентифікації станів бджолиного вулика було використано комплекс параметрів, що включає масу вулика, внутрішню та зовнішню температури, а також дані про місяць та час.

В якості джерела даних для першої моделі було використано набір даних з платформи Kaggle[12], що містить хронологічні записи похвилинних показників сенсорних пристроїв, встановлених у вуликах протягом 2019-2022 років. Серед даних що надає цей датасет можна виділити дані про вагу вулика, дані про зовнішню та внутрішню температуру, а також дані про вологість всередині вулика. Основною перевагою цього набору даних в контексті дослідження є наявність міток щодо станів вулика у певних часових проміжках, зокрема такі події як роїння, інспекція вулика пасічником, та проведення підгодівлі бджолиної сім'ї.

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

У процесі первинного аналізу даних було виявлено певні недоліки зі стабільністю значень, періодів з відсутніми даними та артефакти у вигляді екстремальних (максимальних або мінімальних) значень, ймовірно, спричинених помилками зчитування сенсорів. Для адаптації до цих недоліків було створено допоміжний файл метаданих. Цей файл містить специфікацію часових діапазонів протягом яких дані демонстрували стабільність, перелік подій що відбувались у цьому діапазоні, а також дані які краще ігнорувати через пошкодження. Методологічно важливим є те, що точкові події, такі як роїння, були представлені в цьому файлі однією датою, тоді як для глобальних станів, таких як медозбір або колапс колонії, було застосовано підхід циклічної реєстрації з періодичністю 25 годин. Сформований у результаті файл містить 64 часові діапазони, що забезпечує статистично значущу вибірку для побудови та валідації моделей.

Процес попередньої обробки даних здійснювався згідно з розробленим алгоритмом, що включав наступні етапи:

1. *Агрегація даних*: трансформація первинних похвилинних даних у 15-хвилинні інтервали для аналізу точкових станів та 4-годинні інтервали для глобальних станів з видаленням надлишкових або нерелевантних записів, що дозволило оптимізувати обчислювальну складність моделей без значної втрати інформативності.

2. *Селективний експорт діапазонів*: експорт виключно тих часових сегментів, що відповідають попередньо визначеним стабільним діапазонам та містять цільові стани.

3. *Інтерполяція та нормалізація даних*: заповнення поодиноких пропусків у даних, застосування методів інтерполяції та згладжування до часових рядів ваги та температури для зменшення впливу шуму.

4. *Розрахунок похідних значень*: обчислення нових ознак, а саме: відносну зміну ваги у відсотках порівняно зі значеннями на 3-му та 5-му кроках, середнього значення внутрішніх сенсорів температури, відношення зовнішньої температури до середньої внутрішньої.

Для задачі ідентифікації станів було розроблено дві нейромережеві моделі, що відрізняються за своїм функціональним призначенням.

– *Модель для ідентифікації точкових станів*: призначена для виявлення короткочасних подій, таких як роїння, підгодовування та вилучення меду пасічником.

– *Модель для глобальних станів*: Сфокусована на класифікації тривалих станів, включаючи нормальний стан функціонування колонії, загибель колонії, період весняного розвитку (розігріву) після зимівлі та активний медозбір.

Процес підготовки даних для навчання моделі ідентифікації точкових станів складається з наступних кроків:

1. *Формування вікон даних*: Для кожної цільової події було виділено часовий інтервал, що охоплює 8 годин до події та 4 години після неї.

2. *Сегментація даних з використанням рухомого вікна*: застосування методу сегментації з вікном у 24 записи (6 годин) з кроком зміщення 1 від початку часового діапазону до останнього можливого сегменту. Для забезпечення стабільності процесу навчання та підвищення точності ідентифікації було впроваджено внутрішній часовий буфер у 6 записів - сегмент не позначався як такий що має подію якщо цільова подія

потрапляла в крайні 6 записів. Буфер дозволяє гарантувати наявність повного попереднього набору характеристик для коректного визначення.

3. Рандомізація списку сегментів.

4. *Балансування сегментів*. Ціль цього кроку - отримання рівномірного розподілу сегментів з різними станами та без виражених станів. Оскільки деякі стани мають менше представлення в початковому наборі даних (22 сегменти зі станом збору меду), а інші значно більше (381, прикорм), балансування відбувалось до значень наближених до кількості сегментів з станом роїння, тобто 120.

5. *Розділення збалансованого набору сегментів* на навчальну (80%) та тестову (20%) вибірки. Тестова вибірка використовувалась виключно для фінальної оцінки тренованої моделі.

Після процесу підготовки, фінальний навчальний набір мав наступний розподіл класів: 30.3% сегментів відповідали стану роїння, 30.3% - підгодовування, 6.5% з ознаками збору меду та 32% без вираженого стану. Для навчання моделі було використано наступні характеристики: відносна зміна ваги щодо N-3 кроку, місяць, година. На Рисунку 1 наведена візуалізація моделі нейронної мережі. З неї видно що нейронна мережа використовує два послідовних шари LSTM для виявлення залежностей у часі, а також використовує пакетна нормалізація та Dropout для стабілізації та регуляризації. Вихідний шар з сигмоїдною активацією генерує пригнози для ідентифікації станів.

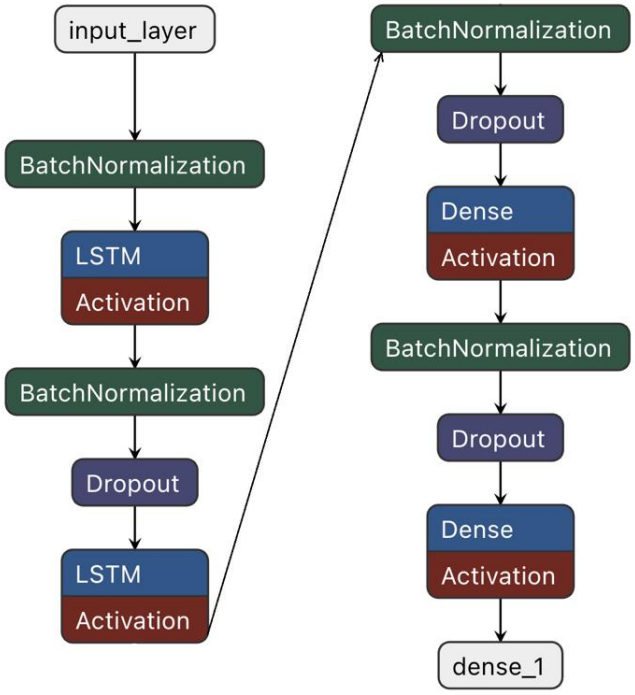

Рисунок 1 - Структура моделі нейронної мережі

Наведена модель нейронної мережі навчалась протягом 100 епох з значенням параметру batch size 16. Під час навчання моделі було використано метод адаптивної оптимізації швидкості навчання ReduceLROnPlateau, що дозволяє автоматично зменшувати швидкість навчання під час тренування моделі, коли її продуктивність перестає пок-

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

ращуватись. Прогрес тренування у вигляді метрик функції втрат та точності наведено на Рисунку 2.

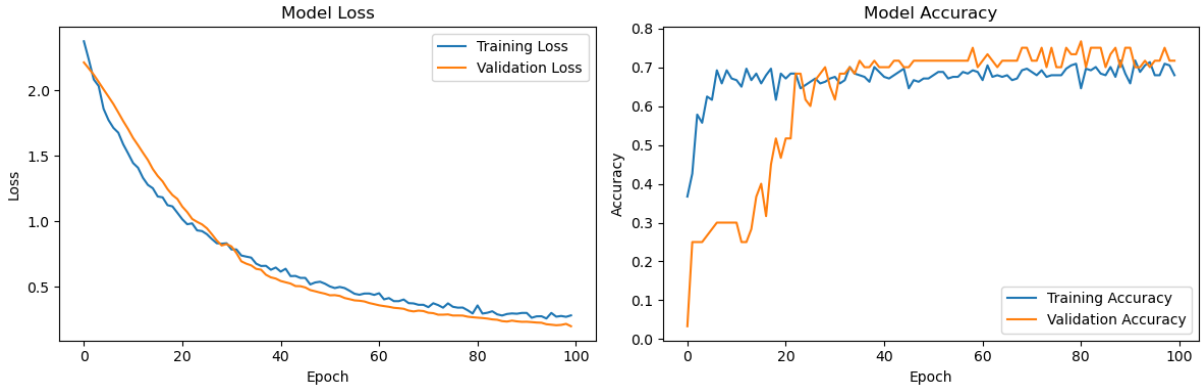

Рисунок 2 - Прогрес тренування моделі ідентифікації точкових станів

Після навчання модель була протестована на окремій вибірці даних методами classification_report та classification_report бібліотеки sklearn результати чого наведено у Таблиці 1. Загальна точність моделі для ідентифікації точкових станів вулика становить 96%.

Таблиця 1

Результати тестування моделі ідентифікації точкових станів

	Точність	Повнота	F1
Роїння			
0	1.00	0.98	0.99
1	0.95	1.00	0.98
Точність:	0.98		
Підгодовування			
0	1.00	1.00	1.00
1	1.00	1.00	1.00
Точність	1		
Забір меду			
0	1.00	0.97	0.99
1	0.60	1	0.75
Точність	0.97		
Загальна точність	0.96		

Процес підготовки даних для навчання моделі, спрямованої на ідентифікацію глобальних станів (нормальний стан, загибель колонії, весняний розвиток, медозбір), виконувався за методологією, подібною до описаної для точкових станів, однак з низкою ключових модифікацій. Ці відмінності зумовлені використанням даних, агрегованих до 4-годинних інтервалів, та особливостями анотування тривалих станів за допомогою повторюваних часових міток.

Зокрема, з огляду на збільшений часовий крок агрегації (4 години), для кожного запису, що позначає певний глобальний стан, було виділено ширший контекстний діапазон даних, що охоплює по 52 години до та після відповідної часової мітки. Розмір сегмента для аналізу було збережено на рівні 24 елементів, що при 4-годинній дискретизації відповідає тривалості у 96 годин (4 доби). Такий розмір вікна був обраний для уможливлення захоплення довготривалої динаміки показників сенсорів, що охоплює кілька діб, що є релевантним для ідентифікації глобальних станів вулика.

У зв'язку із застосованим методом повторюваного анотування тривалих станів, процес сегментації було доповнено етапом елімінації потенційно дублюючих сегментів, що могли виникнути через періодичне маркування одного й того ж стану, для уникнення надлишковості у навчальній вибірці. Для навчання цієї моделі було використано наступні три характеристики: відносна зміна ваги вулика щодо третього попереднього часового кроку (N-3), відношення зовнішньої температури до середньої внутрішньої температури вулика, місяць.

Архітектура моделі також була модифікована. Ключовими відмінностями є збільшення в 3 рази кількості нейронів у шарах LSTM, та використання функції втрат для багатокласової класифікації. Модель була навчена протягом 100 епох з параметром batch size 16. На рисунку 3 наведено прогрес навчання моделі.

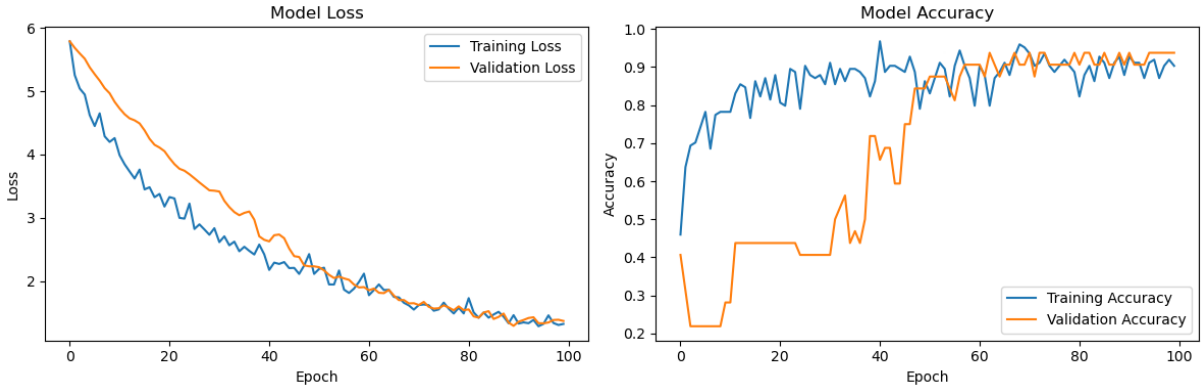

Рисунок 3 - Прогрес тренування моделі ідентифікації глобальних станів

Результати тестування моделі наведено на таблиці 2. Оцінка продуктивності розробленої моделі для ідентифікації глобальних станів на тестовій вибірці виявила високу загальну ефективність. Сукупна точність моделі, що враховує всі стани, досягла дев'яноста двох відсотків.

Аналіз ефективності для окремих станів показав особливо високі результати для ідентифікації періодів «Весняного розвитку» та «Медозбору». У випадку «Весняного розвитку» модель досягла практично ідеальних показників за всіма ключовими метриками, забезпечивши стовідсоткову точність класифікації. Ідентифікація стану «Медозбір» також продемонструвала максимальні значення точності, повноти та F1-міри для коректного визначення цього стану, при цьому загальна точність класифікації для цієї бінарної задачі була зафіксована на високому рівні у дев'яносто п'ять відсотків.

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

Таблиця 2

Результати тестування моделі ідентифікації глобальних станів

	Точність	Повнота	F1
Смерть			
0	0.92	1.00	0.96
1	1.00	0.88	0.93
Точність	0.95		
Розігрів після зими			
0	1.00	1.00	1.00
1	1.00	1.00	1.00
Точність	1.00		
Нормальний стан			
0	0.96	0.96	0.96
1	0.91	0.91	0.91
Точність	0.95		
Медозбір			
0	1	1	1
1	1	1	1
Точність	0.95		
Загальна точність	0.92		

Для стану «Загибель колонії» модель показала відмінну точність при виявленні самого стану, тобто практично не генерувала хибних спрацювань щодо загибелі, однак дещо поступалася у повноті, пропускаючи невелику частку реальних випадків. Незважаючи на це, збалансована F1-міра залишалася високою, а точність бінарної класифікації для цього стану також була значною, на рівні дев'яноста п'яти відсотків. Розпізнавання «Нормального стану» характеризувалося добре збалансованими показниками точності та повноти для виявлення цього стану, що відобразилося у високому значенні F1-міри. Загальна точність класифікації нормального стану також була на рівні дев'яноста п'яти відсотків.

Таким чином, розроблена модель продемонструвала високу надійність у розпізнаванні ключових глобальних станів бджолиної сім'ї, з особливо високою ефективністю для станів весняного розвитку та медозбору, та збалансованою продуктивністю для ідентифікації нормального стану та загибелі колонії.

Висновки. У проведеному дослідженні розроблено підхід до попередньої обробки часових даних з бджолиного вулику, що включає агрегацію даних до оптимізованих інтервалів, вибірковий експорт стабільних діапазонів, застосування методів інтерполяції та нормалізації часових рядів, та використання рухомого часового вікна. Перша модель, спрямована на розпізнавання точкових станів, таких як роїння, підгодовування та вилучення меду пасічником, досягла загальної точності на рівні 96%, демонструючи особливо високі показники для виявлення підгодовування (точність 100%) та роїння

(точність 98%). Друга модель, призначена для ідентифікації глобальних станів вулика, зокрема нормального функціонування, загибелі колонії, весняного розвитку та медозбору, показала загальну точність у 92%, з найвищими показниками для розпізнавання станів весняного розвитку та медозбору.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на ідентифікацію більшого спектру станів вулику, а також використання в процесі додаткових характеристик таких як волога, аудіодані, та точніші дані про температуру.

ЛІТЕРАТУРА

1. Overview of Bee Pollination and Its Economic Value for Crop Production / S. A. M. Khalifa et al. // *Insects*. 2021. Vol. 12, iss. 8. Art. 688.
URL: https://doi.org/10.3390/insects12080688

2. Вплив екосистемних послуг на активізацію розвитку сільськогосподарського виробництва // *Економічний часопис Волинського національного університету імені Лесі Українки.* 2021. № 1 (25). С. 37–51.
URL: https://doi.org/10.29038/2786-4618-2021-01-37-51

3. A scoping review on the effects of Varroa mite (Varroa destructor) on global honey bee decline / S. Warner et al. // *Science of The Total Environment*. 2024. Vol. 906. Art. 167492. URL: https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167492

4. Editorial: The decline of wild bees: Causes and consequences / M. A. P. Lima et al. // *Frontiers in Ecology and Evolution*. 2022. Vol. 10. Art. 1027169. URL: https://doi.org/10.3389/fevo.2022.1027169

5. A Low-Cost, Low-Power, Multisensory Device and Multivariable Time Series Prediction for Beehive Health Monitoring / N. Andrijević et al. // *Electronics*. 2022. Vol. 11, iss. 5. Art. 783. URL: https://doi.org/10.3390/electronics11050783

6. Kviesis A. Application of neural networks for honey bee colony state identification / A. Kviesis, A. Zacepins // *2016 17th International Carpathian Control Conference (ICCC)* (High Tatras, Slovakia, 29 May–1 June 2016) : proceedings. Piscataway : IEEE, 2016. P. 413–417. URL: https://doi.org/10.1109/CarpathianCC.2016.7501133

7. Sledevic T. The Application of Convolutional Neural Network for Pollen Bearing Bee Classification / T. Sledevic // *2018 IEEE 6th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE)* (Vilnius, листопад 2018 р.) : матеріали. Piscataway : IEEE, 2018. С. 1–4. URL: https://doi.org/10.1109/AIEEE.2018.8592464

8. Braga D., Madureira A., Scotti F. та ін. An Intelligent Monitoring System for Assessing Bee Hive Health / D. Braga, A. Madureira, F. Scotti та ін. // *IEEE Access.* 2021. Т. 9. С. 89009–89019. URL: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3089538

9. Kwon K.-H., Kim J.-S., Lee H.-B. Forecast of Bee Swarming using Data Fusion and LSTM / K.-H. Kwon, J.-S. Kim, H.-B. Lee // *dcs*. 2019. Т. 20, № 1. Art. 1. URL: https://doi.org/10.9728/dcs.2019.20.1.1

10. Ruvinga S., Hunter G. J. A., Duran O., Nebel J.-C. Use of LSTM Networks to Identify 'Queenlessness' in Honeybee Hives from Audio Signals / S. Ruvinga, G. J. A. Hunter, O. Duran, J.-C. Nebel // *2021 17th International Conference on Intelligent Environments (IE)*

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

(Dubai, United Arab Emirates, черв. 2021 р.) : матеріали. Piscataway : IEEE, 2021. С. 1–4. URL: https://doi.org/10.1109/IE51775.2021.9486575

11. Khairul Anuar N. H., Md Yunus M. A., Baharudin M. A. та ін. An assessment of stingless beehive climate impact using multivariate recurrent neural networks / N. H. Khairul Anuar, M. A. Md Yunus, M. A. Baharudin та ін. // *IJECE*. 2023. Т. 13, № 2. С. 2030–2039. URL: https://doi.org/10.11591/ijece.v13i2.pp2030-2039

12. Senger D., Gruber C., Kluss T., Johannsen C. Weight, temperature and humidity sensor data of honey bee colonies in Germany, 2019–2022 / D. Senger, C. Gruber, T. Kluss, C. Johannsen // *Data in Brief*. 2024. Т. 52. Art. 110015.
URL: https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.110015

REFERENCES

1. Khalifa, S. A. M., Elshafiey, E. H., Shetaia, A. A., El-Wahed, A. A. A., Algethami, A. F., Musharraf, S. G., AlAjmi, M. F., Zhao, C., Masry, S. H. D., Abdel-Daim, M. M., Halabi, M. F., Kai, G., Al Naggar, Y., Bishr, M., Diab, M. A. M., & El-Seedi, H. R. (2021). Overview of Bee Pollination and Its Economic Value for Crop Production. Insects, 12(8), 688. https://doi.org/10.3390/insects12080688

2. The impact of ecosystem services on the intensification of agricultural production. (2021). *Economic Journal of Lesya Ukrainka Volyn National University*, 1(25), 37-51. https://doi.org/10.29038/2786-4618-2021-01-37-51

3. Warner, S., Pokhrel, L. R., Akula, S. M., Ubah, C. S., Richards, S. L., Jensen, H., & Kearney, G. D. (2024). A scoping review on the effects of Varroa mite (Varroa destructor) on global honey bee decline. *Science of The Total Environment*, 906, 167492. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167492.

4. Lima, M. A. P., Cutler, G. C., Mazzeo, G., & Hrncir, M. (2022). Editorial: The decline of wild bees: Causes and consequences. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 10, 1027169. https://doi.org/10.3389/fevo.2022.1027169

5. Rigakis, I., Potamitis, I., Tatlas, N.-A., Psirofonia, G., Tzagaraki, E., & Alissandrakis, E. (2023). A Low-Cost, Low-Power, Multisensory Device and Multivariable Time Series Prediction for Beehive Health Monitoring. *Sensors*, 23(3), Article 3. https://doi.org/10.3390/s23031407

6. Kviesis, A., & Zacepins, A. (2016). Application of neural networks for honey bee colony state identification. 2016 *17th International Carpathian Control Conference (ICCC)*, 413–417. https://doi.org/10.1109/CarpathianCC.2016.7501133

7. Sledevic, T. (2018). The Application of Convolutional Neural Network for Pollen Bearing Bee Classification. Sledevic, T. (2018). The Application of Convolutional Neural Network for Pollen Bearing Bee Classification. 2018 *IEEE 6th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE)*, 1–4.
https://doi.org/10.1109/AIEEE.2018.8592464

8. Braga, D., Madureira, A., Scotti, F., Piuri, V., & Abraham, A. (2021). An Intelligent Monitoring System for Assessing Bee Hive Health. *IEEE Access*, 9, 89009–89019. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3089538

9. Kwon, K.-H., Kim, J.-S., & Lee, H.-B. (2019). Forecast of Bee Swarming using Data Fusion and LSTM. *Journal of Digital Contents Society*, 20(1), Article 1. https://doi.org/10.9728/dcs.2019.20.1.1
10. Ruvinga, S., Hunter, G. J. A., Duran, O., & Nebel, J.-C. (2021). Use of LSTM Networks to Identify "Queenlessness" in Honeybee Hives from Audio Signals. 2021 *17th International Conference on Intelligent Environments (IE)*, 1–4. https://doi.org/10.1109/IE51775.2021.9486575
11. Khairul Anuar, N. H., Md Yunus, M. A., Baharudin, M. A., Ibrahim, S., Sahlan, S., & Faramarzi, M. (2023). An assessment of stingless beehive climate impact using multivariate recurrent neural networks. International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), 13(2), 2030. https://doi.org/10.11591/ijece.v13i2.pp2030-2039
12. Senger, D., Gruber, C., Kluss, T., & Johannsen, C. (2024). Weight, temperature and humidity sensor data of honey bee colonies in Germany, 2019–2022. Data in Brief, 52, 110015. https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.110015

Received 07.04.2025.
Accepted 10.04.2025.

Using time series and lstm neural networks for identification of hive states

Bees are an essential part of our ecosystem and economy. Given the threats facing bee populations, developing effective methods to monitor and conserve them is critically important. Traditional methods of monitoring bee colonies, such as visual inspections, hive weight monitoring, and acoustic analysis, have their limitations. Visual inspections are subjective, time-consuming, and can disrupt colony life. The aim of this study is to develop and evaluate methods employing time-series analysis and LSTM neural network architectures for the identification of various beehive states. The research focuses specifically on utilizing time-series data pertaining to hive weight and temperature, supplemented by temporal information (hour and month), to train models capable of distinguishing these different conditions.

Data for training includes relative hive weight/temperature and time/month details, sourced from dataset which contained crucial state/event labels. The preparation process involves handling data instability and gaps using metadata, aggregating the data (into 15-min or 4-hour intervals), applying interpolation and smoothing, performing feature engineering (like calculating relative weight change), segmenting data into time windows (6 hours for point states, 96 hours for global states), balancing the classes, and splitting the data into training and testing sets. Two LSTM models were developed. The first model identified point states (swarming, feeding, honey removal) using features like weight change, month, and hour, achieving 96% overall accuracy. The second model classified global states (normal function, colony death, spring warm-up, honey collection) using features such as weight change, temperature ratio, and month, reaching 92% overall accuracy. These results confirm the effectiveness of utilizing LSTMs combined with time-series sensor data for the reliable identification of diverse beehive states.

Key words: neural networks, LSTM, time series, tensorflow, weight monitoring, bee swarming, bees, bee hive monitoring

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

Жуков Олександр Олексійович – асистент кафедри електроніки, інформаційних систем та програмного забезпечення Інженерного навчально-наукового інституту ім. Ю.М. Потебні Запорізького національного університету.

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

Zhukov Oleksandr Oleksiiovych - Assistant, Department of Electronics, Information Systems and Software, Engineering Educational and Scientific Institute named after Yu.M. Potebnia, Zaporizhia National University.

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