

УДК 004.8; 004.93

**А. Амарбєєв, Я. Охочий, Н. Богданова**

## **ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ОБЛІКУ БЕЗПРИТУЛЬНИХ ТВАРИН З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

*Анотація:* Стаття присвячена започаткуванням для розробки програмного забезпечення інформаційної системи обліку безпритульних тварин. У застосунку використовувався алгоритм максимального ентропійного методу з обмеженою пам'яттю, що дозволяє автоматично ідентифікувати різні види тварин на основі аналізу зображень, забезпечуючи швидкість та надійність даних обліку.

*Ключові слова:* машинне навчання, комп'ютерний зір, метод максимальної ентропії з обмеженою пам'яттю.

### **Вступ**

Україна на даний момент входить до десятка країн з найбільшою чисельністю безпритульних тварин [1, 2]. У даний час функціонує близько півтисячі волонтерських притулків, що піклуються про бездомних тварин, та центрів стерилізації тварин. Необхідність розробки таких систем обумовлена кількома ключовими факторами. По-перше, відсутність централізованого обліку безпритульних тварин ускладнює контроль за їх чисельністю та станом здоров'я [3]. Це призводить до того, що багато тварин залишаються без належного догляду, що, в свою чергу, може викликати різні негативні наслідки для суспільства. По-друге, традиційні методи обліку та контролю не забезпечують достатньої ефективності та точності, що ускладнює процес прийняття рішень щодо подальших дій та заходів.

Впровадження інформаційних систем (ІС) обліку з використанням штучного інтелекту дозволить не лише підвищити ефективність контролю за безпритульними тваринами, але й сприятиме формуванню культури відповідального ставлення до тварин у суспільстві. Це, у свою чергу, може сприяти зниженню кількості безпритульних тварин у довгостроковій перспективі, покращуючи загальний рівень безпеки та добробуту у населених пунктах.

Таким чином актуальність даної теми обумовлена не лише глобальними тенденціями у сфері захисту тварин, але й особливостями розвитку цієї проблеми в Україні.

Метою дослідження є створення ефективної інформаційної системи обліку безпритульних тварин з використанням штучного інтелекту (ШІ) для покращення контролю та управління їх популяцією, а також для розпізнавання різноманітних тварин на зображеннях з метою автоматизації обліку і моніторингу.

Виходячи із поставленої мети, необхідно виконати наступні задачі:

– розробити теоретичну базу, що включає аналіз основних понять та визначень у сфері обліку безпритульних тварин, вивчення ролі інформаційних систем

з використанням штучного інтелекту в управлінні цією сферою, а також аналіз існуючих методів та систем обліку безпритульних тварин з елементами штучного інтелекту;

- обрати та проаналізувати технології, які можуть бути використані для розробки програмного забезпечення обліку безпритульних тварин, включаючи вибір методу машинного навчання для розпізнавання тварин на зображеннях, вибір технологій реалізації з урахуванням штучного інтелекту та моделювання поведінки системи з використанням алгоритмів ШІ;

- провести проєктування та розробку бази даних для системи обліку безпритульних тварин, а також розробити програмні модулі з функціональністю штучного інтелекту, що включає реалізацію алгоритму машинного навчання для обліку, моніторингу безпритульних тварин та автоматичного розпізнавання тварин на зображеннях;

- провести тестування та апробацію роботи розробленої системи, включаючи модульне тестування, аналіз отриманих результатів, зокрема точності розпізнавання тварин на зображеннях, та формування висновків щодо ефективності запропонованого підходу для обліку та управління популяцією безпритульних тварин.

Об'єктом дослідження є процес обліку безпритульних тварин з використанням інформаційних систем, що включає реєстрацію, моніторинг та розпізнавання тварин на зображеннях, який породжує проблемну ситуацію з недостатньою ефективністю та точністю в існуючих методах і технологіях.

Предметом дослідження є використання штучного інтелекту для автоматичного розпізнавання та обліку безпритульних тварин на основі аналізу зображень.

Для досягнення поставленої в роботі мети використовувалися такі методи дослідження:

- аналіз літературних джерел та існуючих систем. Використовувався для вивчення основних понять та визначень у сфері обліку безпритульних тварин, ролі інформаційних систем з використанням штучного інтелекту, а також для аналізу існуючих методів та систем обліку безпритульних тварин з елементами штучного інтелекту;

- моделювання та проєктування. Метод моделювання застосовувався для розробки архітектури програмного забезпечення системи обліку безпритульних тварин. Це включало проєктування бази даних, програмних модулів та алгоритмів машинного навчання для розпізнавання тварин на зображеннях;

- методи машинного навчання: Використовувалися для створення та налаштування алгоритмів, здатних автоматично розпізнавати безпритульних тварин.

### **Матеріали та методи**

Для створення інформаційної системи з використанням ШІ було здійснено декілька етапів. На початковому етапі – визначається завдання, яке має вирішувати

штучний інтелект, і встановлюються конкретні цілі майбутнього проекту – автоматизувати ІС за допомогою ШІ.

Для забезпечення ефективного обліку безпритульних тварин необхідно збирати та зберігати ряд ключових даних:

- ідентифікаційні дані. Унікальні ідентифікаційні номери, фотографії, описи зовнішнього вигляду, стан здоров'я тощо;
- місце виявлення. Географічні координати або адреса місця, де тварину було виявлено;
- дані про поведінку. Інформація про поведінкові особливості тварини, такі як агресивність, страх, соціальність;
- стан здоров'я. Ветеринарні дані, включаючи результати медичних обстежень, вакцинавання, стерилізацію та інші медичні процедури;
- історія взаємодії. Записи про попередні взаємодії з волонтерами, притулками, ветеринарними клініками.

### **Методи навчання моделі та тестування**

На основі завдання і цілей обирається відповідний алгоритм і метод для розв'язування поставленого завдання. Вибір методу машинного навчання для обліку безпритульних тварин є ключовим етапом, оскільки він визначає точність розпізнавання та класифікації тварин на зображеннях. У табл. 1 наведено порівняльну характеристику трьох методів машинного навчання: методу максимальної ентропії з обмеженою пам'яттю, методу опорних векторів та методу випадкових лісів.

Отже, метод МЕОП є оптимальним вибором для розробки системи обліку та розпізнавання безпритульних тварин через свою здатність ефективно обробляти складні моделі з великою кількістю параметрів. Він дозволяє забезпечити високу точність класифікації зображень, що є критично важливим для задач розпізнавання видів тварин на основі візуальних даних. Завдяки своїй швидкій збіжності до оптимального рішення, МЕОП забезпечує оперативну обробку інформації, що є необхідним для систем, які повинні працювати в реальному часі або з великими обсягами даних. Крім того, цей метод добре справляється з уникненням перенавчання, що дозволяє моделі узагальнювати на нові дані і коректно класифікувати невідомі зображення тварин. МЕОП також вирізняється економним використанням пам'яті, зберігаючи лише обмежену кількість векторів під час оптимізації, що є важливою перевагою при роботі з великими даними або на обладнанні з обмеженими ресурсами. Цей метод демонструє високу гнучкість і може бути застосований не лише для задач розпізнавання зображень, але і для інших аспектів системи обліку, таких як класифікація текстової інформації або аналіз поведінкових патернів тварин. Усі ці

характеристики роблять МЕОП ефективним і надійним інструментом для розробки системи, яка вимагає високої точності, швидкості обробки та надійності результатів.

Таблиця 1. Порівняння методів машинного навчання

Характеристика	МЕОП	ОВ	ВЛ
Використання пам'яті	Ефективне використання пам'яті, завдяки збереженню обмеженої кількості векторів	Вимагає більше пам'яті для збереження всіх векторів підтримки	Вимагає значних обсягів пам'яті для зберігання багатьох дерев
Швидкість збіжності	Швидка збіжність завдяки ефективному використанню градієнтної інформації	Швидкість збіжності залежить від складності задачі і вибору ядра	Більш повільна через побудову великої кількості дерев
Придатність для задач великої розмірності	Добре підходить для задач з великою кількістю параметрів та ознак	Ефективний для великої розмірності, але може бути чутливий до вибору параметрів	Потребує значних ресурсів при роботі з великою кількістю ознак
Чутливість до початкових умов	Менш чутливий до початкових умов завдяки адаптивному алгоритму	Може бути чутливим до початкових умов і вибору параметрів	Менш чутливий, але вимагає більше ресурсів для оптимізації
Використання на малих наборах даних	Показує добру ефективність навіть на малих наборах даних	Добре працює з малими наборами даних, але потребує ретельного налаштування	Може показувати надмірну узагальненість на малих наборах даних

Математична модель, яка буде використана для розробки програми, базується на методі максимальної ентропії з обмеженою пам'яттю. Основна мета моделі – класифікація зображень на кілька категорій на основі їхніх піксельних характеристик.

Кожне зображення представляється у вигляді вектору ознак, де кожен піксель має три колірні складові: червоний (R), зелений (G) та синій (B). Таким чином, зображення розміром  $224 \times 224$  пікселів перетворюється на вектор розміром  $224 \times 224 \times 3 = 150528$  компонентів. Процес тренування моделі полягає в мінімізації функції втрат для багатокласової класифікації, що визначається як негативний логарифм ймовірності правильного передбачення для кожного зразка. Функція втрат, яку мінімізує алгоритм, має наступний вигляд:

$$L(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K 1\{y^{(i)} = k\} \log \left( \frac{e^{\theta_k^T x^{(i)}}}{\sum_{j=1}^K e^{\theta_j^T x^{(i)}}} \right), \quad (1)$$

де  $m$  – кількість зразків у тренувальному наборі;  $K$  – кількість класів;  $x^{(i)}$  – вектор

ознак для зразка  $i$ ;  $\theta_k$  – вектор параметрів моделі для класу  $k$ ;  $y^{(i)}$  – істинна мітка класу для зразка  $i$ .

Після тренування модель оцінюється за допомогою метрик, таких як  
Логарифмічна втрата (Log Loss):

$$L = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(p^{y^{(i)}}), \quad (2)$$

де  $p^{y^{(i)}}$  – передбачена ймовірність істинної мітки  $y^{(i)}$ .

Макро-точність (Macro Accuracy):

$$MacroAccuracy = -\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K Accuracy(y_k), \quad (3)$$

де  $Accuracy(y_k)$  – точність для кожного класу  $k$ .

Мікро-точність (Micro Accuracy):

$$MicroAccuracy = -\frac{TP}{TP + FN}, \quad (4)$$

де  $TP$  – кількість правильно передбачених позитивних випадків, а  $FN$  – кількість неправильно передбачених негативних випадків.

Після завершення тренування модель використовується для прогнозування мітки нового зображення. Перед тим, як подати зображення на вхід моделі, воно проходить ту саму процедуру обробки, що і тренувальні дані: змінюється розмір до  $224 \times 224$  пікселів, і пікселі нормалізуються до діапазону значень від 0 до 1.

Модель передбачає для кожного класу ймовірність належності зображення до цього класу. Розрахунок цих ймовірностей ґрунтується на функції softmax:

$$P(y = k | x) = \frac{e^{\theta_k^T x}}{\sum_{j=1}^K e^{\theta_j^T x}}, \quad (5)$$

де  $x$  – вектор ознак (пікселів) нового зображення;  $\theta_k$  – вектор параметрів моделі для класу  $k$ ;  $K$  – кількість можливих класів.

Після обчислення ймовірностей для кожного класу, модель обирає той клас, для якого ймовірність є максимальною. Це називається передбаченням класу:

$$\hat{y} = \arg \max_k P(y = k | x), \quad (6)$$

де  $\hat{y}$  – передбачена мітка (клас) для нового зображення, а  $P(y = k | x)$  – ймовірність того, що зображення належить до класу  $k$ .

Дана процедура дозволяє моделі обрати найбільш ймовірний клас серед усіх можливих варіантів для нового зображення.

### Опис варіантів використання системи

У системі обліку безпритульних тварин існує кілька категорій користувачів, кожна з яких відіграє важливу роль у забезпеченні ефективної роботи системи. Кожна категорія користувачів має свої специфічні завдання, функції та рівні доступу до інформації. Ці різні рівні доступу забезпечують належний контроль та безпеку інформації, що зберігається в системі, і дозволяють користувачам ефективно виконувати свої завдання.

Варіанти використання системи охоплюють різні сценарії, які дозволяють користувачам ефективно виконувати свої завдання та взаємодіяти з даними про безпритульних тварин. Кожен з цих варіантів використання сприяє досягненню цілей системи та ефективному управлінню даними.

Таблиця 2. Актори та цілі застосунку

Актор	Цілі
Адміністратор	Користувач з найвищим рівнем доступу, який відповідає за управління системою. Адміністратор має можливість додавати та видаляти інших користувачів, призначати їм ролі, а також здійснювати налаштування системи.
Користувач	Роль, яка включає працівників притулків для тварин, волонтерів, ветеринарів тощо. Користувачі мають доступ до функціональності системи, яка дозволяє додавати нових тварин до бази даних, редагувати інформацію про них, а також шукати та переглядати дані про тварин.

На основі зібраних і проаналізованих даних були створені діаграми прецедентів (use-case діаграми), що відображають ключові функції та взаємодії для двох основних ролей у системі: адміністратора та користувача. Діаграма для ролі адміністратора, зображена на рис. 1 демонструє, як адміністратор здійснює управління користувачами, налаштуваннями системи та моніторингом подій.

Водночас діаграма для ролі користувача, що зображена на рис. 2 показує функції, пов'язані з додаванням, редагуванням та пошуком інформації про тварин, а також з обробкою даних про усиновлення та пожертвування.

Ці діаграми чітко ілюструють основні сценарії використання системи для кожної ролі, що сприяє кращому розумінню її функціональності та взаємодії між користувачами.

Діаграми прецедентів, представлені на рисунках, наочно ілюструють основні функції системи для різних ролей користувачів. Вони допомагають візуалізувати взаємодії користувачів з системою, а також показують, які дії доступні для кожної з ролей. Це дозволяє краще зрозуміти логіку роботи системи та забезпечує чітке уявлення про її функціональність.



Рисунок 1. Діаграма use-case із роллю «адміністратор»



Рисунок 2. Діаграма use-case із роллю «користувач»

### Апробація роботи системи

Апробація роботи системи є критичним етапом, який дозволяє оцінити її функціональні можливості, відповідність заданим вимогам, а також ефективність у реальних умовах експлуатації. Цей процес передбачає проведення тестування з використанням підготовлених наборів даних, що дозволяє перевірити здатність системи коректно виконувати розпізнавання зображень та надавати точні результати.

У рамках даного проекту апробація включала тестування моделі на датасеті, який було завантажено з платформи Kaggle [4]. Цей датасет містить три основні категорії зображень: коти, собаки та змії. Використання такого різноманітного набору даних дозволило оцінити не лише точність класифікації, але й здатність моделі розпізнавати об'єкти різних класів, що є важливим для забезпечення її універсальності та надійності.

Для проведення апробації модель була навчена на зображеннях із зазначеного датасету, що дозволило системі отримати знання про характерні ознаки кожної з категорій. Після навчання була проведена серія тестувань на нових, раніше не бачених зображеннях, що дозволило оцінити здатність моделі до генералізації та її стійкість до нових вхідних даних.

Наступним кроком у процесі роботи програми стало вибір зазначеної директорії для ініціювання процесу навчання моделі, який відображено на рис. 3.

Процес навчання моделі супроводжується виведенням детальної інформації про виконувані етапи, що дозволяє відслідковувати прогрес і розуміти ключові аспекти роботи системи. Спочатку виводиться повідомлення про завантаження даних із зазначенням типу колонок, які включають пікселі зображення, їх розмірність, шлях до зображення, а також мітки, що відповідають кожному класу. Після цього відображається інформація про створення конвеєра попередньої обробки, де зазначаються відповідні типи колонок після трансформацій, включаючи ключі міток та сформовані ознаки (features). Далі йде повідомлення про розподіл даних на навчальну та тестову вибірки, що є необхідним кроком для перевірки здатності моделі до генералізації.

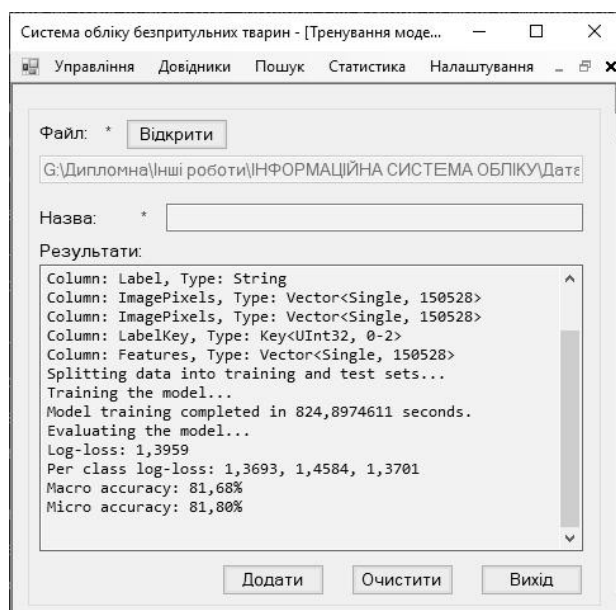


Рисунок 3. Процес навчання моделі та виведення метрик

Процес навчання моделі завершується повідомленням про успішне завершення тренування, із зазначенням часу, який знадобився для цього етапу. Після цього система проводить оцінку моделі, виводячи такі метрики як:

- логарифмічна втрата (Log-loss) для кожного класу (Per class log-loss) показує, як добре модель передбачає правильний клас для кожної категорії (коти,



собаки, змії). Значення логарифмічної втрати для всіх трьох класів знаходяться в діапазоні від 1,3693 до 1,4584, що свідчить про відносно подібну якість передбачень для всіх класів. Низьке значення Log-loss вказує на те, що модель добре справляється зі своїм завданням, але значення, близькі до 1,4, показують, що є місце для покращення, особливо в умовах непевності моделі в її прогнозах;

– макро точність (Macro accuracy) становить 81,68%. Цей показник є середнім значенням точності по всіх класах і демонструє, наскільки добре модель розпізнає об'єкти незалежно від класу. Таке значення свідчить про те, що модель загалом справляється з розпізнаванням, але може мати деякі труднощі з певними класами, де точність може бути нижчою;

– мікро точність (Micro accuracy) становить 81,80%. Ця метрика враховує загальну кількість правильних передбачень у всіх класах і дає уявлення про загальну ефективність моделі. Оскільки мікро точність трохи вища за макро точність, це вказує на те, що модель дещо краще справляється з класами, які зустрічаються частіше, ніж з менш представленими класами.

Загалом, отримані результати вказують на те, що модель має добру точність і може бути ефективно використана для розпізнавання зображень у даному контексті. Однак, існує можливість поліпшення моделі шляхом подальшого налаштування або використання більш складних алгоритмів для зниження логарифмічної втрати та підвищення точності передбачен

Після завершення процесу навчання моделі для розпізнавання зображень та збереження інформації про неї, було проведено серію експериментальних тестувань на окремій тестовій вибірці. У процесі тестування використовувались нові зображення, які не були залучені в навчання, щоб оцінити здатність моделі до узагальнення знань і правильного класифікування.

На рис. 4 представлено результат роботи системи розпізнавання зображень безпритульних тварин. Система успішно розпізнала надане зображення та визначила, що на ньому зображена кішка. Цей результат відображається у правій частині інтерфейсу в полі "Predicted Label", де виведено текст "Кішка".

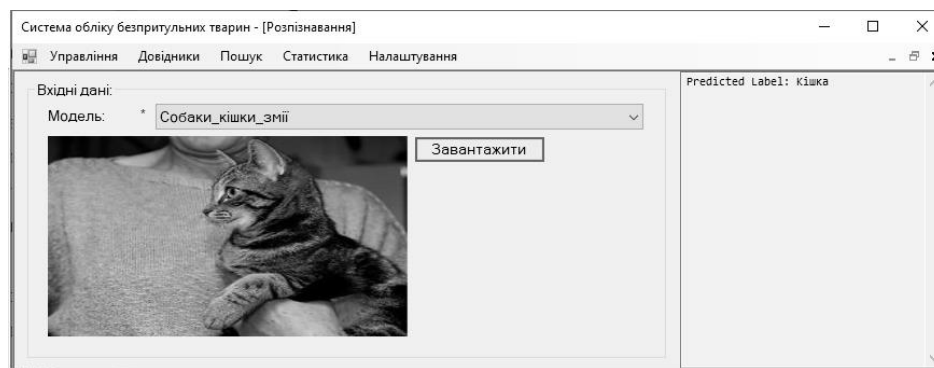


Рисунок 4. Приклад розпізнавання

Інтерфейс форми дозволяє користувачу вибрати необхідну модель для розпізнавання з випадаючого списку "Модель", після чого завантажити зображення для аналізу, скориставшись кнопкою "Завантажити". Обране зображення відображається в центральній частині форми, що забезпечує візуальний контроль правильності завантаженого зображення перед розпізнаванням.

На рис. 5 показано ще один результат роботи системи розпізнавання зображень безпритульних тварин. У цьому випадку система успішно розпізнала собаку на зображенні, що підтверджується відповідним текстом "Собака" у полі "Predicted Label", розташованому в правій частині інтерфейсу.

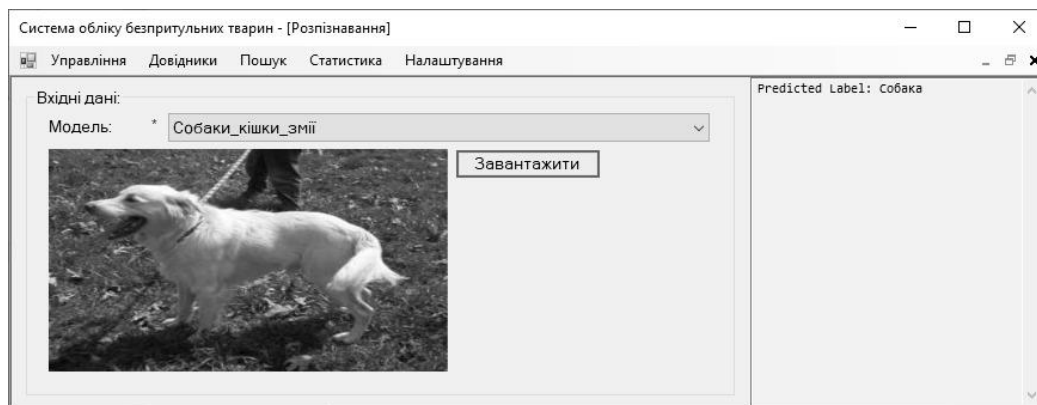


Рисунок 5. Приклад розпізнавання

Результат, представлений у текстовому полі, підтверджує, що модель, навчена на відповідному датасеті, здатна з високою точністю ідентифікувати тварин, що важливо для подальшого застосування цієї системи у реальних умовах. Система продемонструвала свою ефективність, правильно класифікуючи тварин на зображеннях, що є важливим кроком у процесі автоматизації обліку безпритульних тварин.

### Результати та обговорення

Після завершення серії експериментальних тестувань було проведено детальний аналіз отриманих результатів, щоб оцінити точність, надійність і стійкість розробленої моделі машинного навчання для розпізнавання безпритульних тварин. У ході цих експериментів були використані різноманітні зображення тварин з трьох основних класів: коти, собаки та змії. Всі зображення, що використовувались для тестування, були відокремлені від навчальної вибірки, що дозволило об'єктивно оцінити здатність моделі до генералізації на нових даних.

Модель демонструвала високу точність у розпізнаванні зображень, що підтверджується макро та мікро показниками точності на рівні 81,68% і 81,80% відповідно. Це означає, що модель здатна правильно класифікувати більшість зображень, що входять до тестової вибірки. Крім того, значення Log-loss для кожного

класу були порівняно низькими, що вказує на те, що модель, у більшості випадків, правильно оцінює ймовірності приналежності зображень до різних класів.

Особливо варто відзначити здатність моделі справлятися з різними умовами зображень, такими як зміна роздільної здатності, кутів зйомки та інших факторів, що можуть ускладнювати розпізнавання. Наведені приклади показують, що система правильно ідентифікувала як kota, так і собаку, навіть при наявності певних зовнішніх факторів, що відображає високий рівень її стійкості та надійності.

Для більш точної оцінки роботи моделі були проведені додаткові експерименти, результати яких наведено у табл. 3. Вона містить дані щодо точності моделі для кожного окремого класу тварин, що дозволяє більш глибоко проаналізувати результати роботи системи.

*Таблиця 3. Результати експериментів для оцінки моделі*

Клас тварин	Кількість зображень у тестовій вибірці	Правильно розпізнано	Неправильно розпізнано	Точність, (%)
Коти	100	85	15	85
Собаки	100	83	17	83
Змії	100	77	23	77

На рис. 6 представлено графік, який ілюструє результати роботи моделі розпізнавання зображень для трьох класів тварин: коти, собаки та змії. Графік показує кількість правильно та неправильно розпізнаних зображень для кожного класу, що відображено відповідними стовпцями (зелені – правильно розпізнані, червоні – неправильно розпізнані).

Аналізуючи результати, можна зробити висновок, що модель демонструє стабільно високі показники точності для всіх трьох класів. Однак деякі класи, такі як "Змії", показали трохи нижчу точність у порівнянні з іншими. Це може бути пов'язано з тим, що зображення змії можуть значно варіюватися за своїм зовнішнім виглядом або через можливу схожість зображень з іншими класами.

Таким чином, модель в цілому показує високу ефективність і готова до використання у реальних умовах для розпізнавання безпритульних тварин. Проте є можливість для її подальшого покращення, особливо щодо класифікації складних або неоднозначних зображень. Подальші дослідження та удосконалення моделі можуть зосередитися на поліпшенні здатності розпізнавати такі складні випадки, що дозволить досягти ще вищих результатів у її практичному застосуванні.

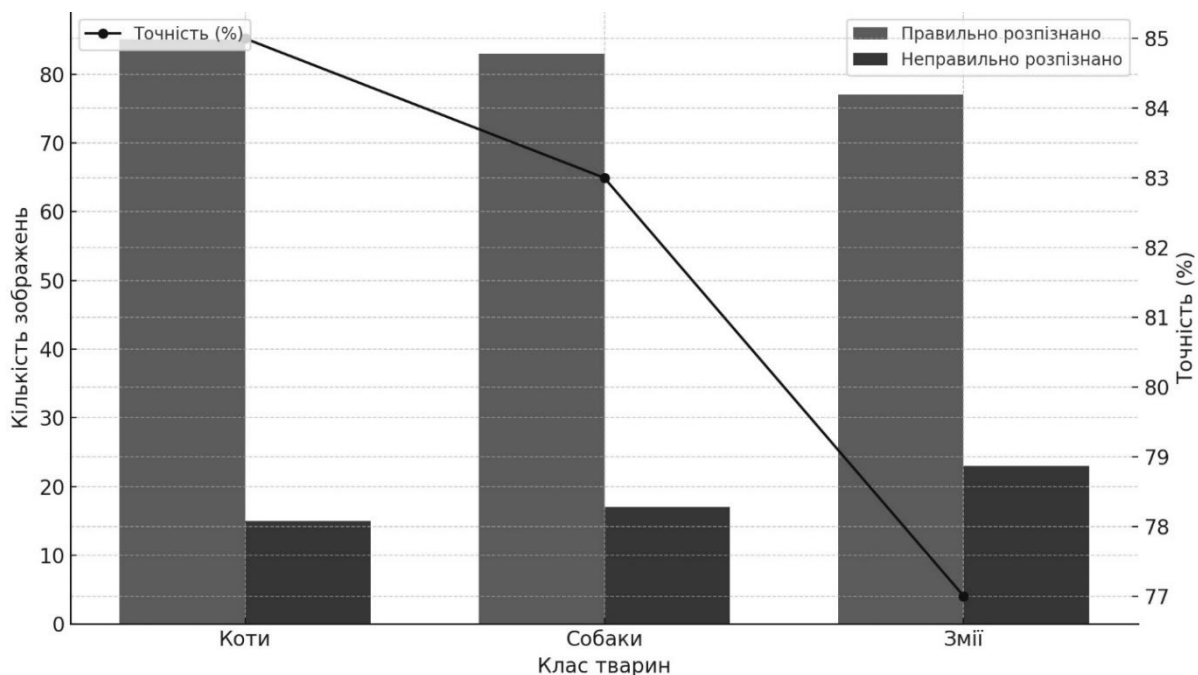


Рисунок 6. Результати роботи моделі

### Висновки

У даній статі було розглянуто етапи створення ІС з допомогою ШІ. Розглянуто теоретичні аспекти обліку безпритульних тварин. Було проведено аналіз ключових даних, необхідних для побудови системи, розроблено алгоритми збору та обробки інформації, а також розглянуто діаграми розподілу технологічних засобів у процесі обліку. Особливу увагу було приділено ролі інформаційних систем з використанням штучного інтелекту у цьому процесі, де проаналізовано можливості автоматизації та прийняття рішень за допомогою ШІ. Також проведено аналіз існуючих методів обліку та розглянуто переваги та недоліки існуючих систем, що дозволило обґрунтувати необхідність розробки нової системи.

Особливу увагу було приділено розробці та інтеграції алгоритму машинного навчання для розпізнавання зображень тварин. Було створено класи для роботи з моделями, реалізовано алгоритми навчання та передбачення, що забезпечили високу точність класифікації зображень. Під час апробації системи модель показала макро точність на рівні 81,68% та мікро точність 81,80%, що підтверджує її ефективність у реальних умовах. Зокрема, модель успішно класифікувала 85% зображень котів, 83% зображень собак та 77% зображень змії, що свідчить про її здатність точно розпізнавати різні класи тварин, навіть при наявності зовнішніх шумів та складних умов.

Отримані результати підтвердили, що розроблена система відповідає всім поставленим вимогам та готова до використання в реальних умовах. Вона здатна

забезпечити надійний облік безпритульних тварин, ефективно розпізнавати їх на зображеннях та гарантувати безпеку збережених даних.

Проведена робота демонструє успішне застосування сучасних технологій штучного інтелекту для розробки інформаційної системи обліку безпритульних тварин. Створена система забезпечує автоматизацію процесів обліку та надає інструменти для точного розпізнавання тварин, що є важливим кроком у покращенні управління цим процесом. Отримані результати свідчать про ефективність запропонованого підходу та можливості його подальшого розвитку та вдосконалення для розширення функціональності системи та підвищення її точності.

Отже, розробка програмного забезпечення для притулків тварин має значну можливість для подальшого розвитку та вдосконалення, що може й принесе користь не тільки притулкам тварин, а й всій громаді любителів тварин.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Про захист тварин від жорстокого поводження. Закон України від 21.02.2006 № 3447-IV (зі змінами): website URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/3447-15> (application date: 31.07.2024).

2. Бездоглядні тварини: як на Заході працюють притулки: website URL: <http://urbanua.org/dosvid/zakordonni-pryklady/247> (application date: 29.07.2024).

3. A New Information System for the Management of Non-Epidemic Veterinary Emergencies: website URL: <https://www.mdpi.com/2076-2615/10/6/983> (application date: 29.07.2024).

4. Animal Image Classification Dataset: website URL: <https://www.kaggle.com/datasets/alvarogarcia/dataset-classifier-cat-dog-snake> (application date: 31.07.2024).