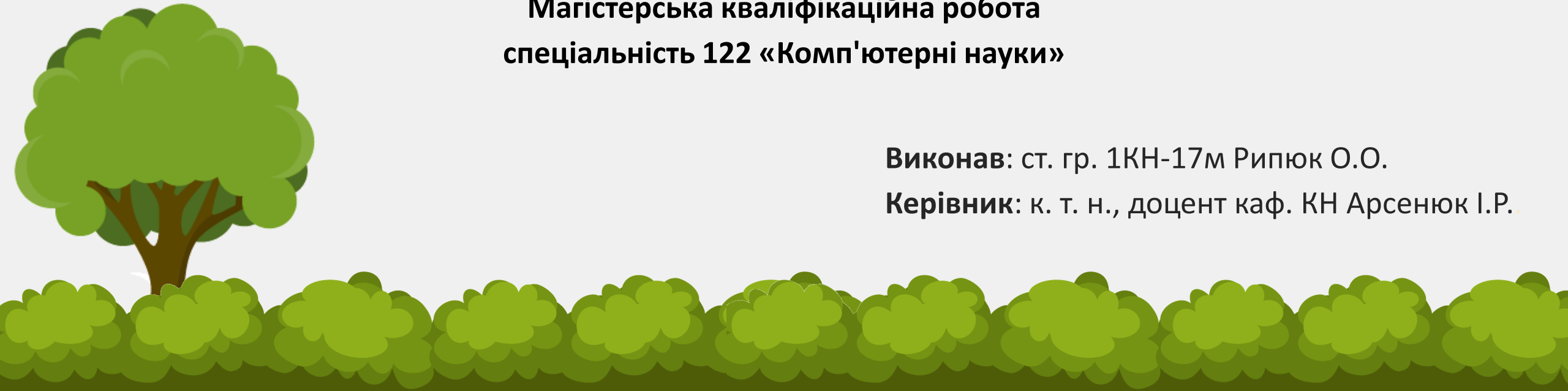


Інформаційна технологія розпізнавання та каталогізації рослин за зображенням ЛИСТЯ

**Магістерська кваліфікаційна робота
спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»**

Виконав: ст. гр. 1КН-17м Рипюк О.О.

Керівник: к. т. н., доцент каф. КН Арсенюк І.Р.



Мета та завдання дослідження

Метою дослідження магістерської кваліфікаційної роботи є підвищення точності розпізнавання рослин за зображенням листа.

Для досягнення поставленої мети слід розв'язати такі задачі:

- розглянути та проаналізувати існуючі методи та технології розв'язання задачі розпізнавання об'єктів на зображенні;
- запропонувати математичну модель для інформаційної технології розпізнавання рослин за зображенням листа;
- навести стадії інформаційної технології та на їх основі розробити структуру та алгоритм роботи програмного засобу;
- виконати програмну реалізацію запропонованої інформаційної технології розпізнавання об'єктів на зображенні;
- провести тестування програмного продукту та виконати аналіз отриманих результатів.



Об'єкт, предмет та методи дослідження

Об'єкт дослідження – процеси розпізнавання об'єктів на зображенні.

Предмет дослідження – програмне забезпечення розпізнавання та каталогізації рослин за зображенням листя

Методи дослідження. У роботі використані такі методи наукових досліджень: методи оброблення цифрової інформації, теорія штучних нейронних мереж для реалізації інформаційної технології розпізнавання об'єктів на зображенні, методи математичної статистики для обрахунків результатів отриманих за допомогою програмного засобу, програмування на мовах високого рівня.

Постановка задачі дослідження

Програмний засіб повинен отримати вхідне зображення у форматах .jpg, .png, .gif чи .bmp, провести аналіз зображення та визначити рослину на зображенні за рядом ознак. Після розпізнавання програмний засіб повинен вивести відсоток ймовірності належності рослини до певного класу та інформацію про дану рослину.



Актуальність задачі

Лісові фахівці повинні добре розбиратися в різноманітних деревних і чагарникових породах, що застосовуються в лісокультурних справах, повинні знати не тільки їх біологічні властивості, а й вміти розпізнавати сіянці і саджанці по їх вегетативним ознакам, а також розрізняти плоди і насіння порід, що розводяться в розплідниках. Помилка у визначенні виду може призвести до небажаних наслідків – порушення встановленої схеми розподілу порід, введення в культури в посушливих умовах помилкових видів або шкідливих для сільськогосподарських рослин.

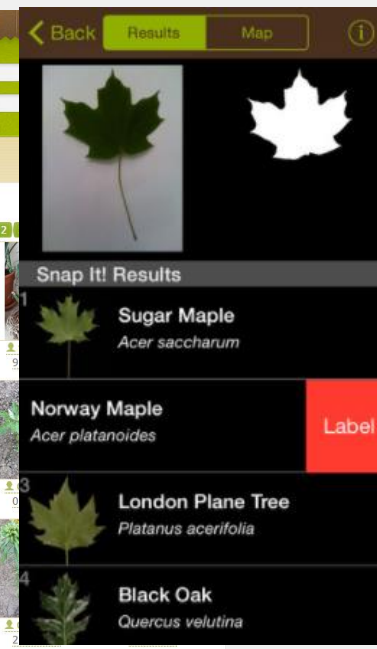
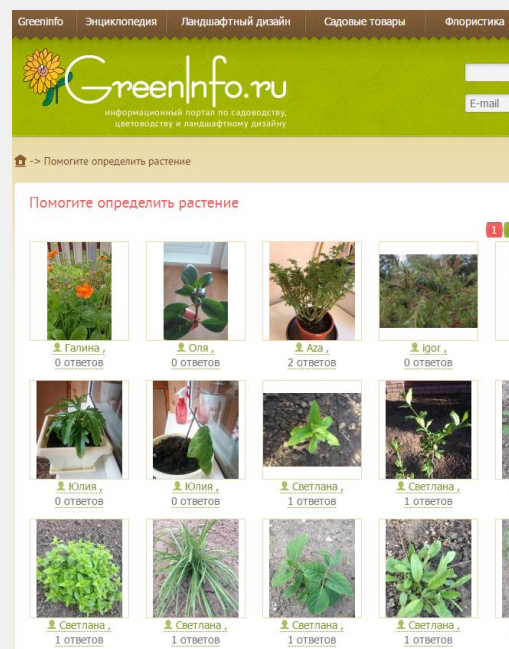
Кожен лісівник повинен вміти розрізняти всі породи, що ростуть в районі його роботи, знати їх властивості для того, щоб встановити, які види доцільніше використовувати в лісогосподарських цілях. Уміння розрізняти види деревних рослин необхідно також при виконанні таксаційних робіт і при лісопатологічних обстеженнях.

Розпізнавання рослин за зображенням листя – складний процес, який потребує детального аналізу. Не завжди вдається розпізнати рослину за її листям, особливо без спеціалізованих знань у галузі ботаніки. Тому використання програмного засобу для такого завдання є актуальним.



Аналіз аналогів

Критерій	LeafSnap	HappyFlora	GreenInfo
UI/UX	+	-	-
Простота	-	-	+
Зручність використання	+	-	-
Привабливість інтерфейсу	-	-	-
Інформаційне наповнення	+	+	-
Локалізація	-	-	-
Ефективність розпізнавання	+	-	-
Швидкість розпізнавання	+	-	-



Формулювання задачі

Задача

Відсутність простого, безкоштовного, і водночас багатофункціонального та продуктивного інструменту для розпізнавання та каталогізації рослин за зображенням листа.

Стосується

Працівників галузі ботаніки, лісівників, людей, які хочуть дізнатись більше про рослини, або для того щоб допомогти людям різного віку (школярам у тому ж числі) помічати, групувати та конкретизувати вуличні дерева за листям.

Наслідки

Проблеми з швидким визначенням виду рослини.

Вирішення дозволить

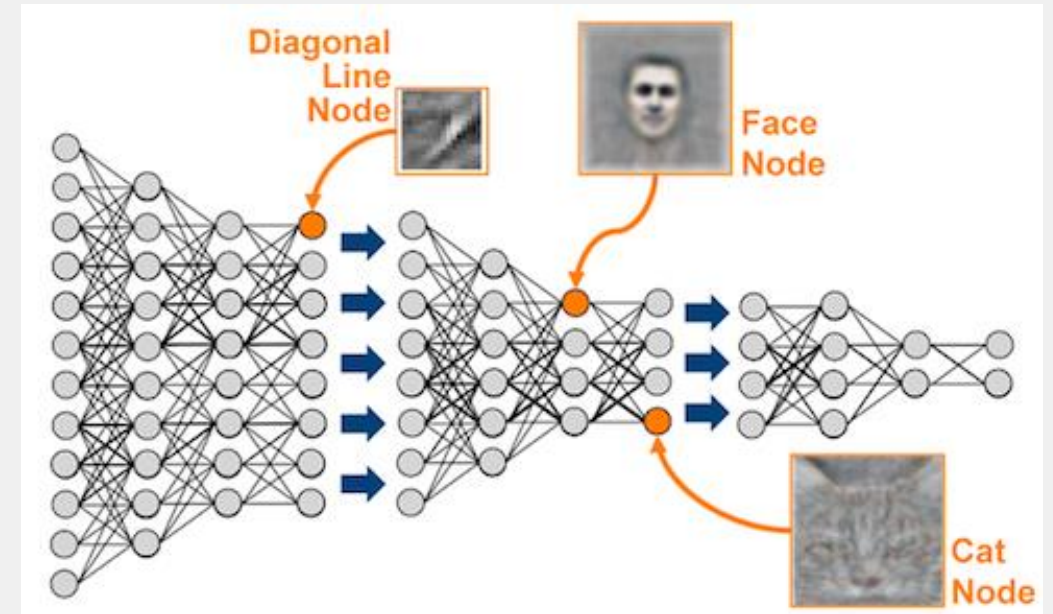
Підвищити популярність розпізнавання образів, створити ефективний та зручний інструмент для розпізнавання та каталогізації листя.



Обґрунтування вибору згорткових нейронних мереж

Згорткові нейронні мережі показали найкращі результати у сфері розпізнавання образів, предметів на зображенні. Такий успіх обумовлено можливістю обліку двовимірної топології зображення, на відміну від багатoshарового персептрона.

Згорткові нейронні мережі забезпечують часткову стійкість до змін масштабу, зсувів, поворотам, зміні ракурсу та іншим спотворенням. На даний момент згорткові нейронні мережі та їх модифікації вважаються найточнішими та найшвидшими алгоритмами знаходження об'єктів на зображенні.



Математична модель функції втрат

Існує велика кількість функцій втрат. Деякі з них: квадратична, крос-ентропія, експоненціальна, відстань Кульбака. При вирішенні завдання класифікації з багатьма класами, на виході нейронної мережі необхідно отримати ймовірність належності об'єкта кожному з класів. У цьому випадку в якості функції втрат доцільно використовувати крос-ентропію.

Введемо позначення: X – множина описів об'єктів, Y – множина допустимих відповідей. Припускається, що існує невідома цільова залежність – відображення $y^* : X \rightarrow Y$, значення якої відомі тільки на об'єктах кінцевої навчальної вибірки $X^m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$.

Вводиться функція втрат $\mathcal{L}(y, y')$, яка характеризує величину відхилення відповіді y від правильної відповіді $y' = y^*(x)$ на довільному об'єкті $x \in X$. Тоді емпіричний ризик – функціонал якості, що характеризує середню помилку на навчальній вибірці:

$$Q(a, X^m) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathcal{L}(y_i, y^*(x_i))$$

У процесі навчання нейронна мережа налаштовує ваги W , мінімізуючи емпіричний ризик.

$$\mathcal{L}(y_i, y^*(x_i)) = - \sum_{j=1}^K y_{ij}^* \log y_{ij}$$

де K – кількість позначок класів у завданні



Вибір гіперпараметрів згорткової нейронної мережі

Підбір гіперпараметрів дуже важливий і буде безпосередньо впливати на збіжність нейронної мережі та точність отриманого результату.

Визначимо гіперпараметри нашої моделі. Зокрема, визначимо: **batch_size** – кількість навчальних зразків, оброблюваних одночасно за одну ітерацію алгоритму градієнтного спуску; **epochs** – кількість ітерацій навчального алгоритму по всій початковій множині; **параметри класифікатора** – зміна кількості нейронів, кількості повнозв'язних прошарків.

Задамо параметри класифікатора. Зокрема додамо наступні прошарки:

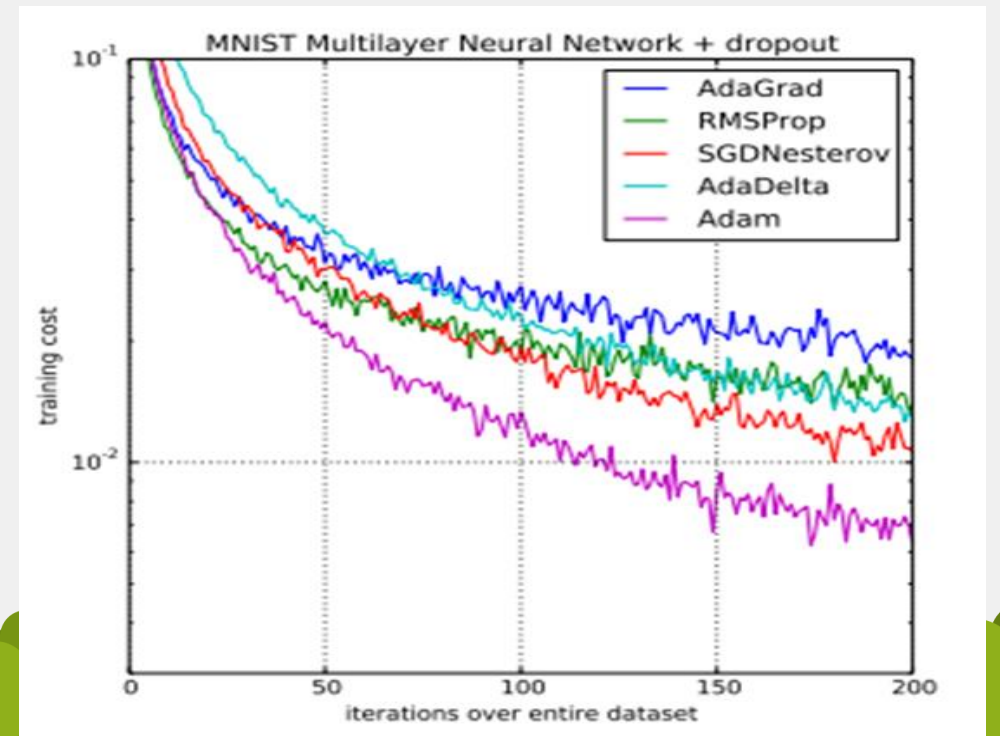
1. GlobalAveragePooling2D – перетворює двовимірні вектори ознак, отримані від згорткової частини мережі, в одновимірний вектор.
2. Dense – повнозв'язний прошарок який містить 1024 нейронів та використовує функцію активації «Rectified Linear Unit».
3. Dropout – прийом регуляризації, який ефективно справляється з проблемою перенавчання.
4. Dense – повнозв'язний прошарок який містить 512 нейронів та використовує функцію активації «Rectified Linear Unit».
5. Dense – повнозв'язний прошарок який містить 6 нейронів (відповідає кількості класів) та використовує функцію активації «softmax».



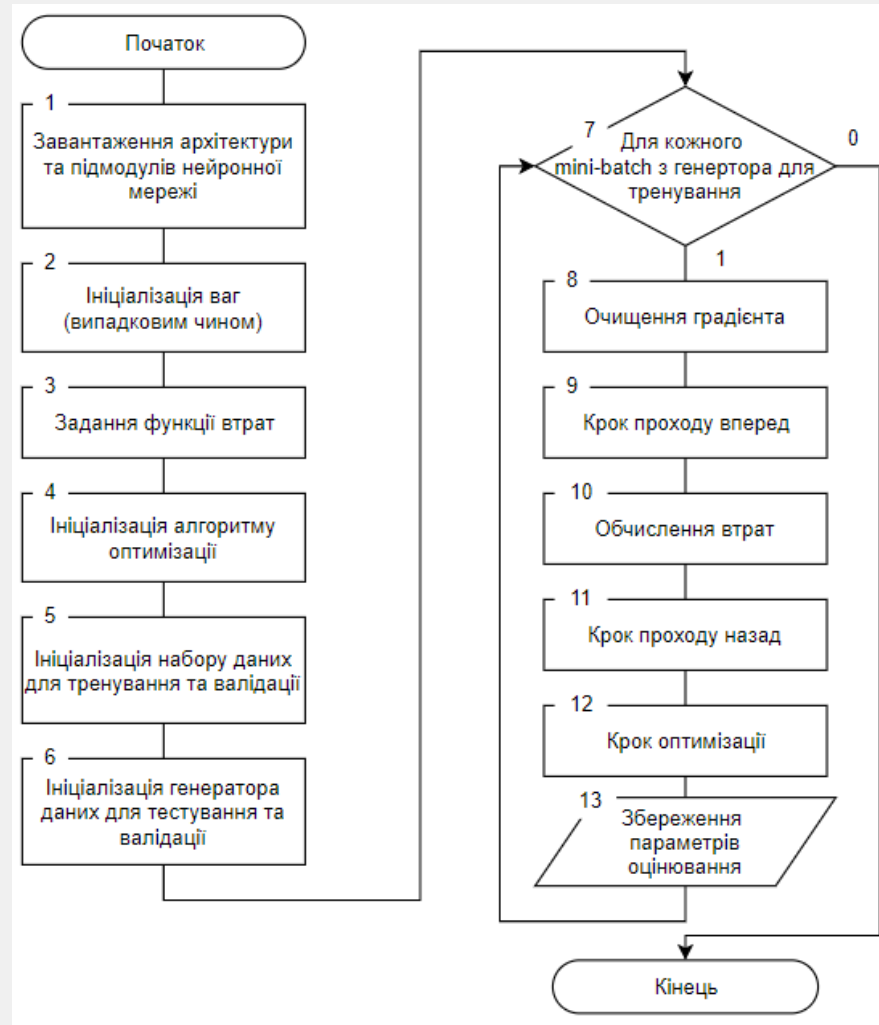
Вибір методів та алгоритму оптимізації згорткової нейронної мережі

Щоб допомогти нейронній мережі не втратити здатність до узагальнення, введемо прийом регуляризації **Dropout**, який ефективно справляється з проблемою перенавчання. Також використаємо такі методи оптимізації: **Early stopping** – дозволяє зупинити навчання мережі при перенавчанні; **Transfer learning** – застосування попередньо навченої нейронної мережі для вирішення іншої задачі; **Fine tuning** – коли навчається не тільки новий класифікатор, який був доданий у мережу, а й деякі прошарки попередньо навченої нейронної мережі; **Data augmentation** – використовує різні маніпуляції із вхідним зображенням, тим самим збільшує їх кількість.

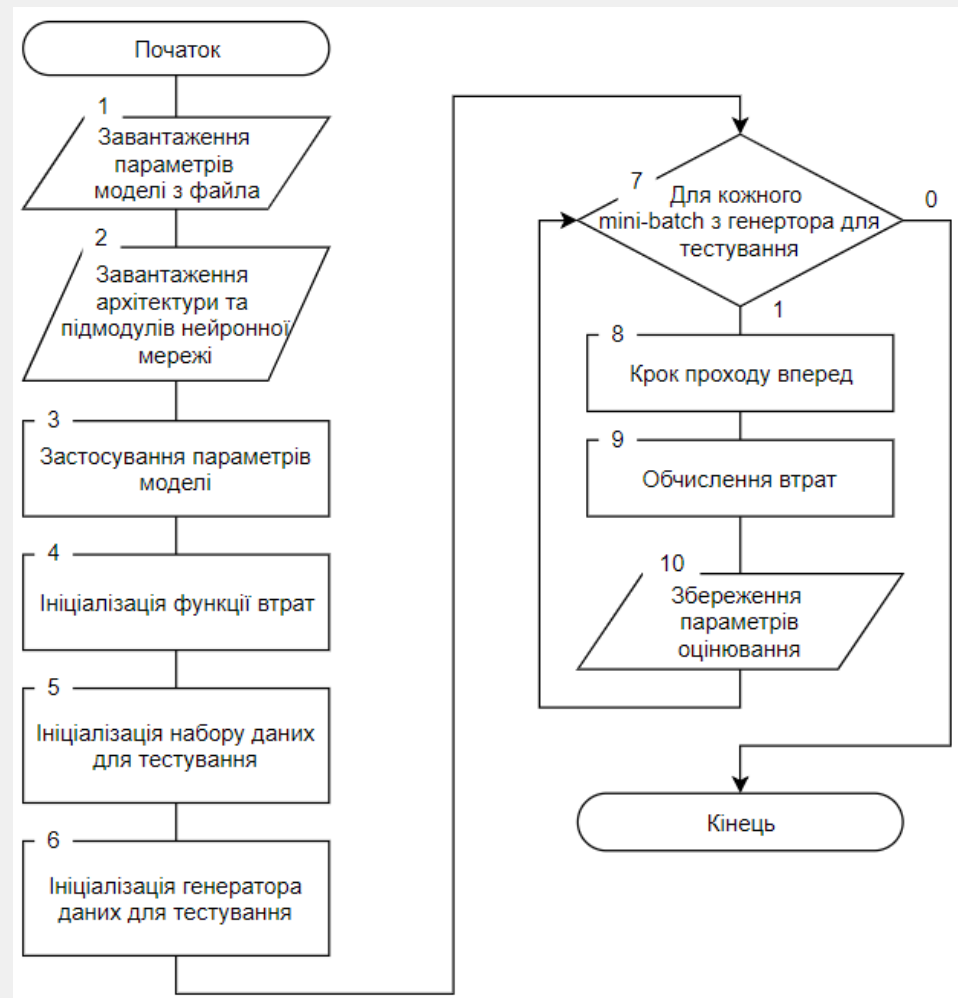
Як алгоритм оптимізації згорткової нейронної мережі було обрано алгоритм Adam. Adam є популярним алгоритмом у галузі глибокого навчання, оскільки дозволяє швидко досягнути хороших результатів.



Алгоритм тренування/валідації нейронної мережі



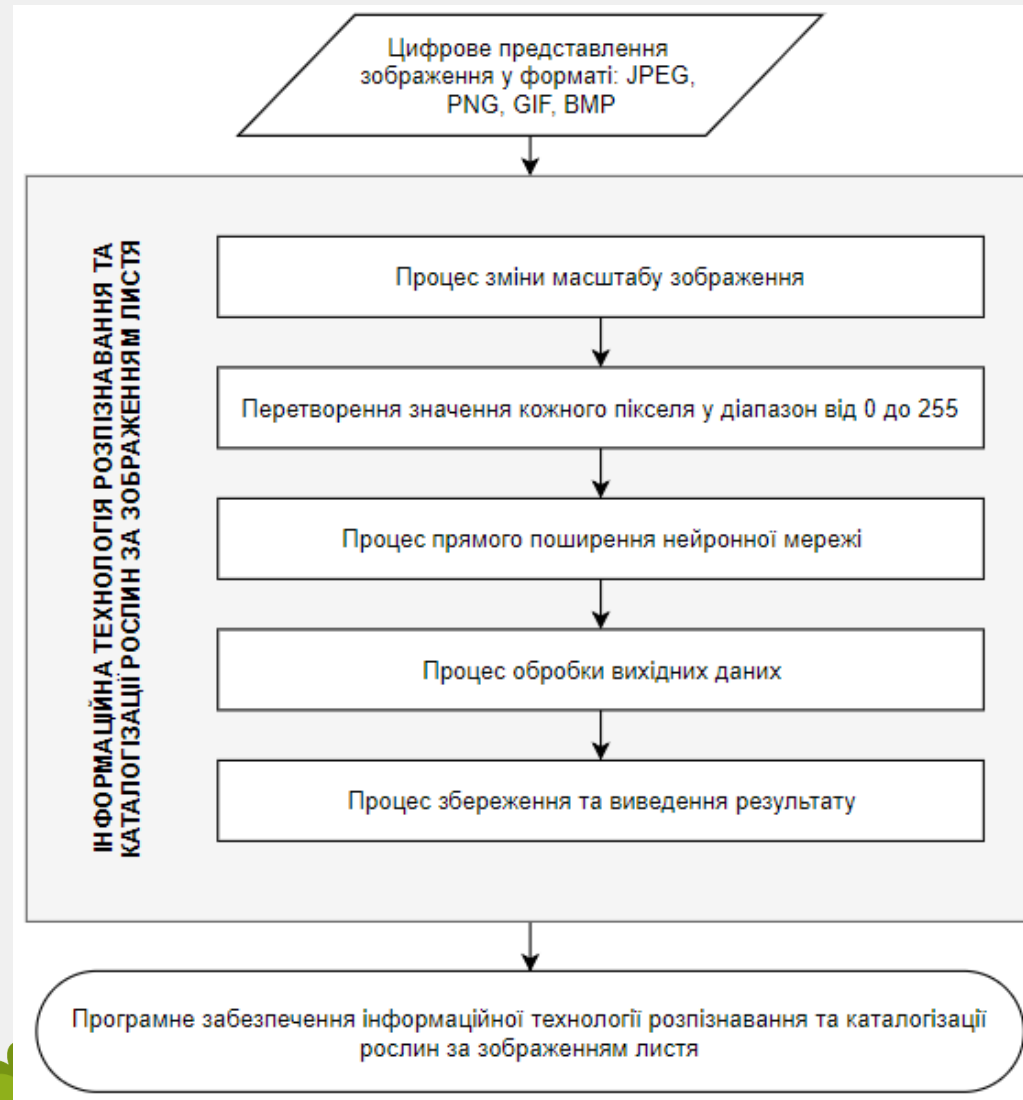
Алгоритм тестування нейронної мережі



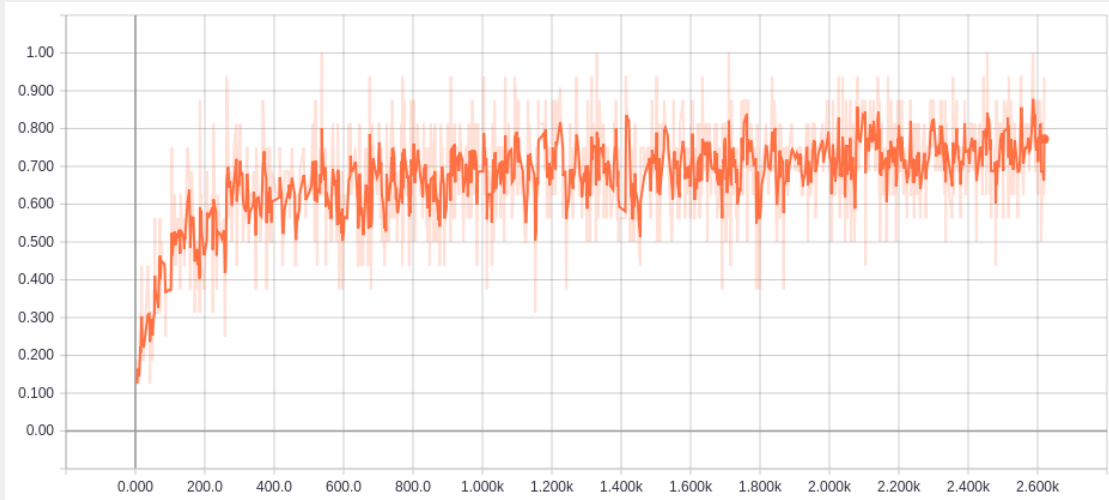
Алгоритм оцінювання нейронної мережі



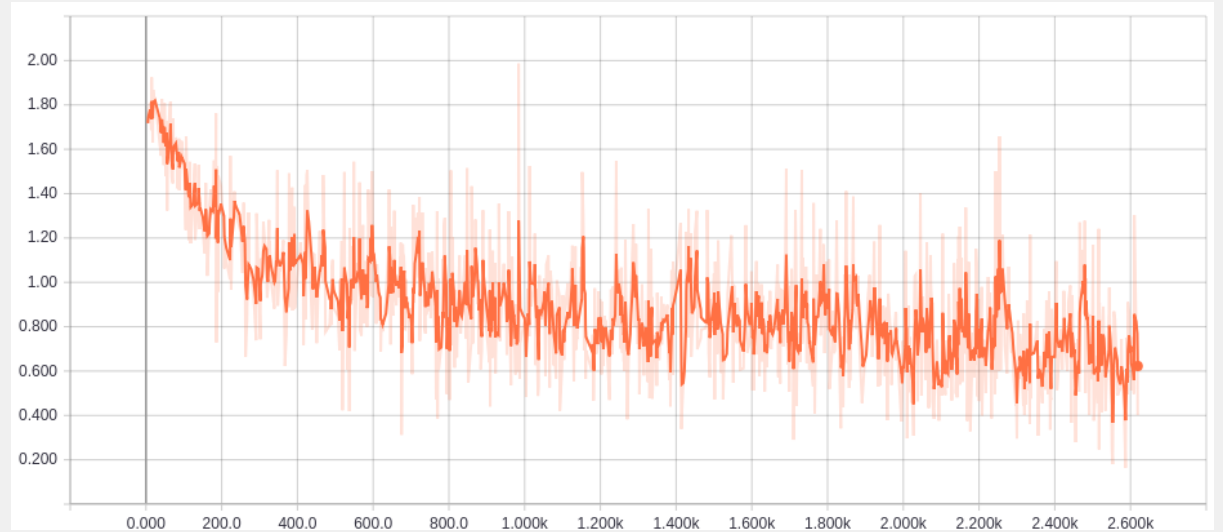
Структура інформаційної технології розпізнавання та каталогізації рослин за зображенням листа



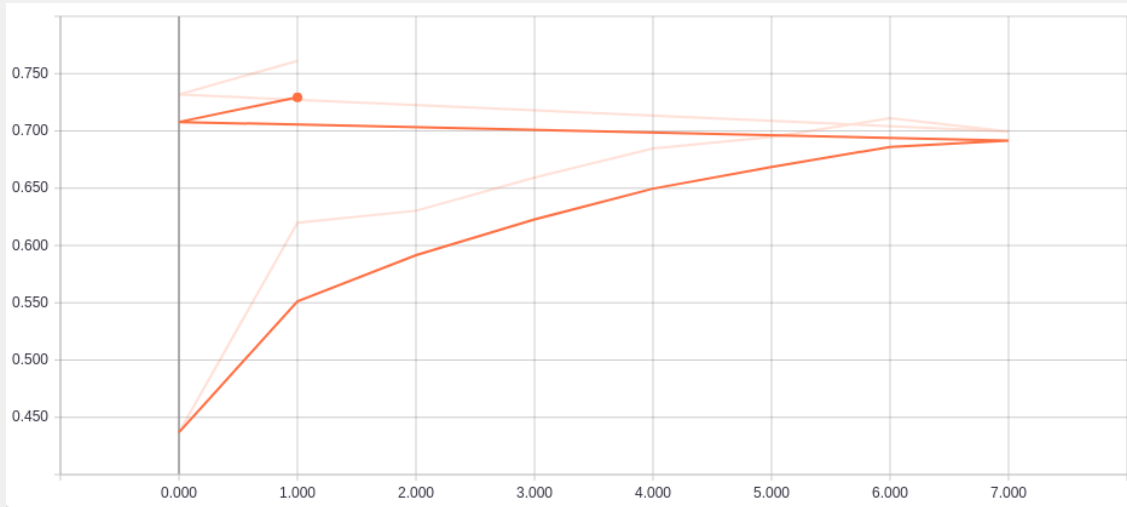
Результати навчання



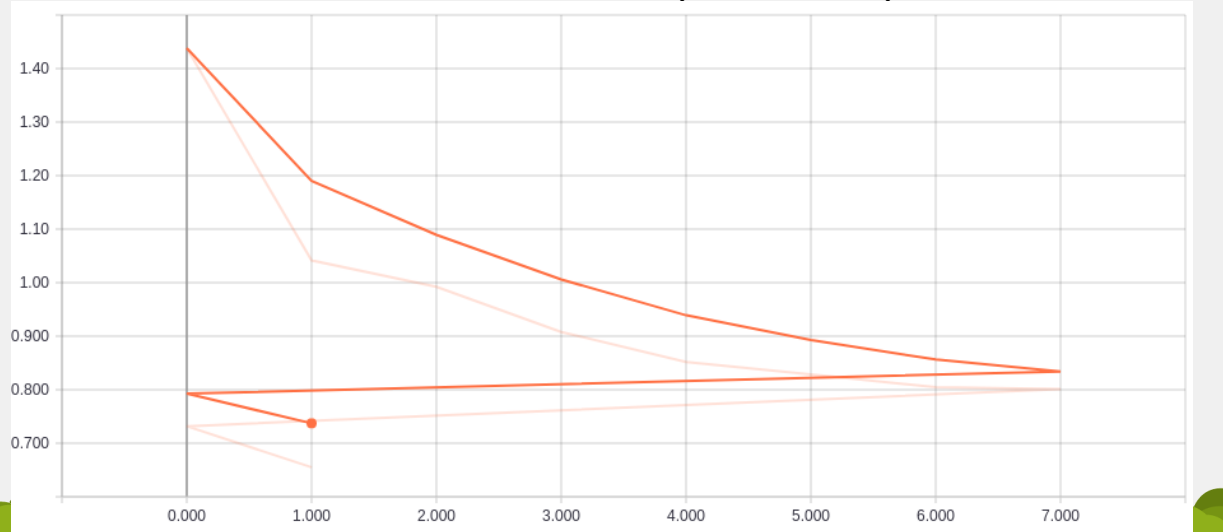
Залежність точності розпізнавання листа від ітерації навчання нейронної мережі



Залежність значення втрат від ітерації навчання нейронної мережі

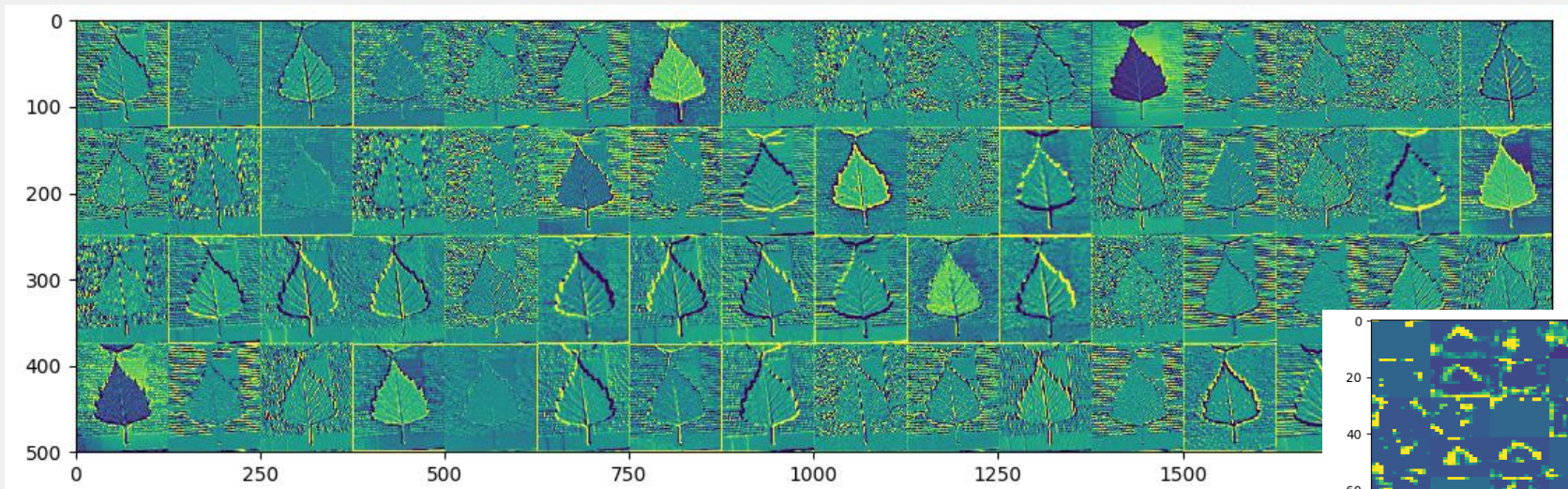


Залежність точності розпізнавання листа від епохи

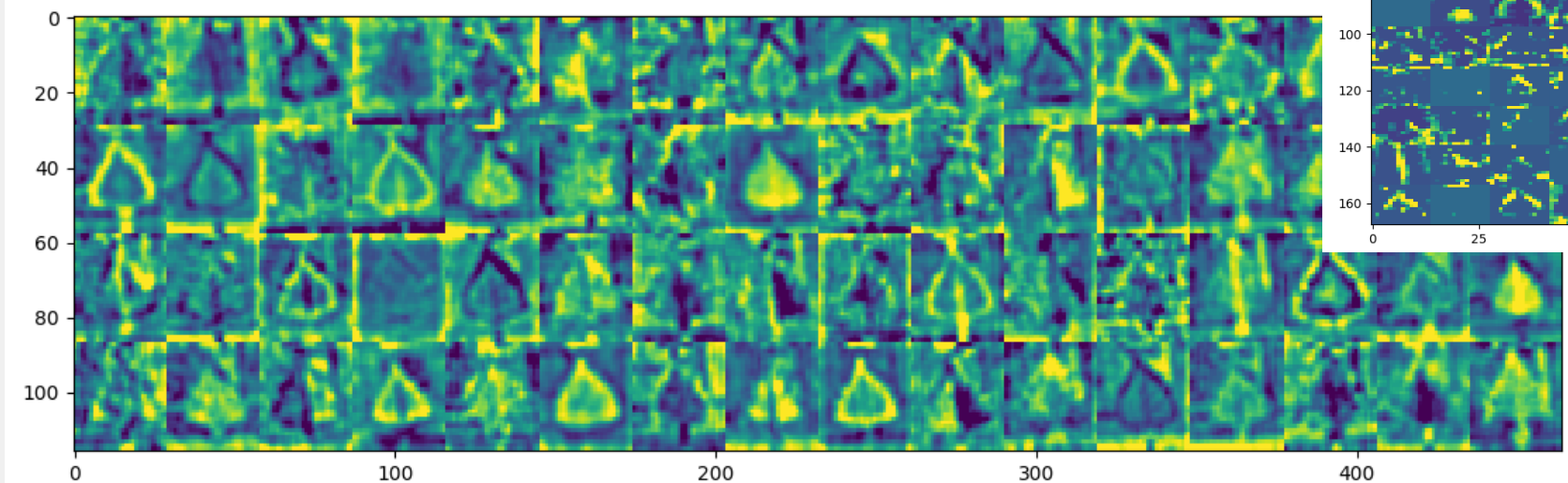


Залежність значення втрат від епохи

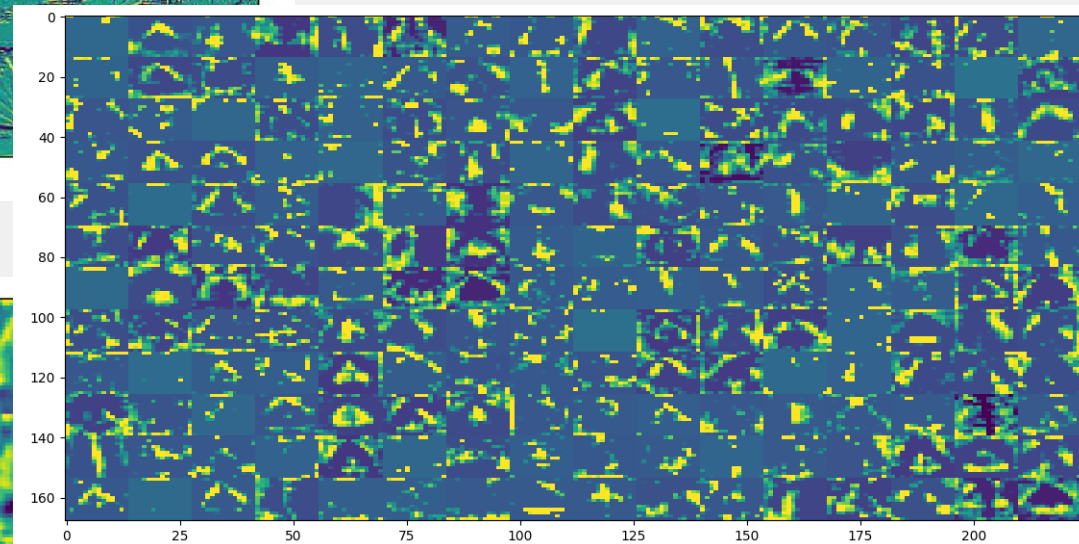
Візуалізація виділених ознак листя нейронною мережею



Прошарок №7



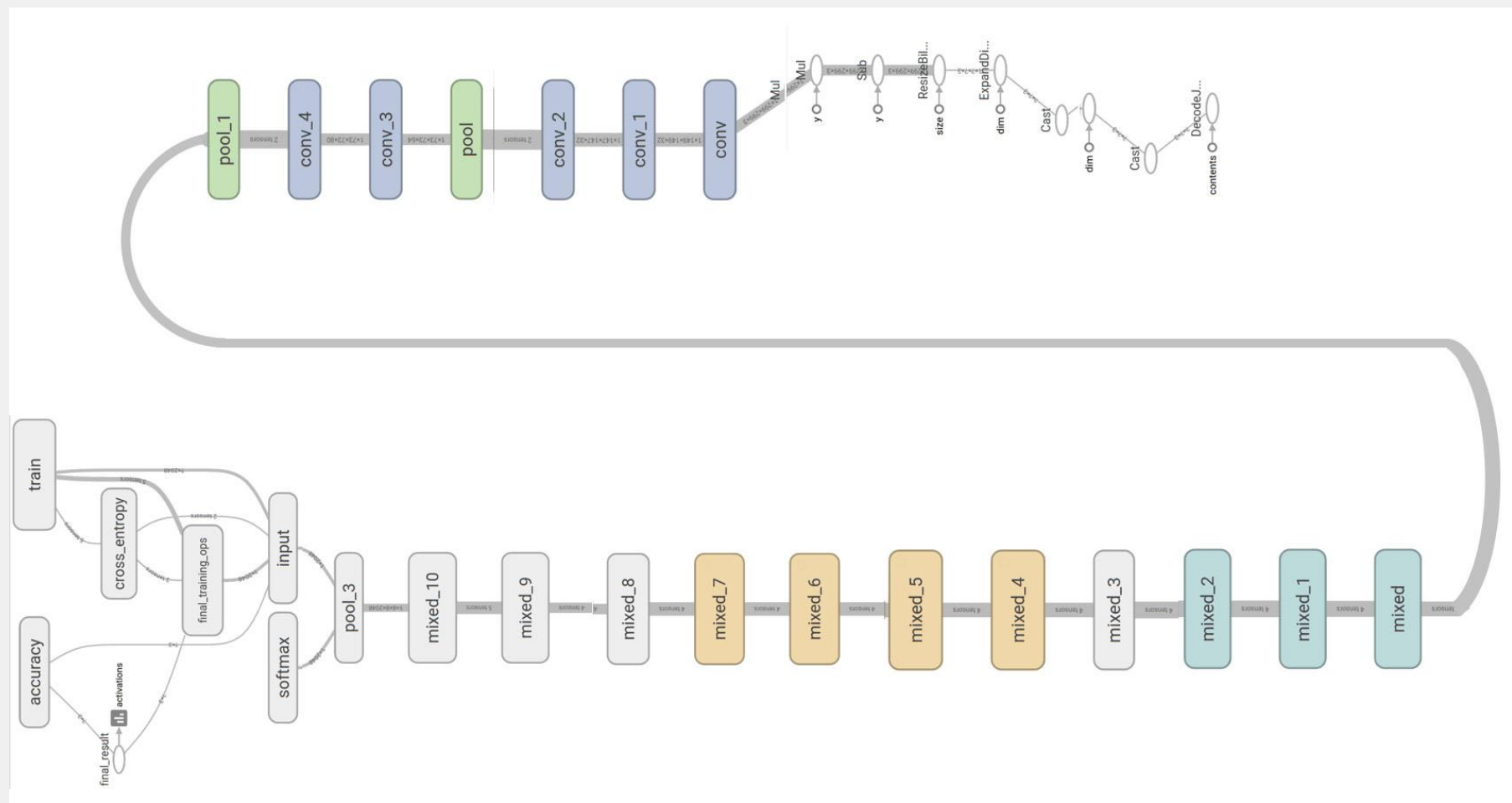
Прошарок №81



Прошарок №161



Граф нейронної мережі



Результати тестування

В результаті перевірки роботоспроможності моделі на зображеннях у кількості 200 картинок для кожного з 6 класів, які не використовувалися в процесі тренування/валідації, був отриманий задовільний результат – 0,689.

Тестування показало, що точність розпізнавання рослин за зображенням листя залежно від положення об'єкту на зображенні та умов освітленості складає не менше ніж 65,6-70,8%

Leaves Recognition

127.0.0.1:8000/50/

Leaves Recognition Pictures Trees Search Login Register

Result:
Willow - 83%

Willow Birch Maple

Your Image:

WILLOW

Willows, also called sallows, and osiers, form the genus *Salix*, around 400 species of deciduous trees and shrubs, found primarily on moist soils in cold and temperate regions of the Northern Hemisphere. Most species are known as willow, but some narrow-leaved shrub species are called osier, and some broader-leaved species are referred to as sallow (from Old English *sealh*, related to the Latin word *salix*, willow). Some willows (particularly arctic and alpine species) are low-growing or creeping shrubs; for example, the dwarf willow (*Salix herbacea*) rarely exceeds 6 cm (2.4 in) in height, though it spreads widely across the ground.

Willows all have abundant watery bark sap, which is heavily charged with salicylic acid, soft, usually pliant, tough wood, slender branches, and large, fibrous, often stoloniferous roots. The roots are remarkable for their toughness, size, and tenacity to life, and roots readily sprout from aerial parts of the plant.

The leaves are typically elongated, but may also be round to oval, frequently with serrated edges. Most species are deciduous; semievergreen willows with coriaceous leaves are rare, e.g. *Salix micans* and *S. australior* in the eastern Mediterranean. All the buds are lateral; no absolutely terminal bud is ever formed. The buds are covered by a single scale. Usually, the bud scale is fused into a cap-like shape, but in some species it wraps around and the edges overlap. The leaves are simple, feather-veined, and typically linear-lanceolate. Usually they are serrate, rounded at base, acute or acuminate. The leaf petioles are short, the stipules often very conspicuous, resembling tiny, round leaves, and sometimes remaining for half the summer. On some species, however, they are small, inconspicuous, and caducous (soon falling). In color, the leaves show a great variety of greens, ranging from yellowish to bluish.

Економічна частина

Було виконано оцінювання комерційного потенціалу розробки інформаційної технології розпізнавання та каталогізації рослин за зображенням листя.

- Загальні витрати на виконання науково-дослідної роботи - 166 732 грн.
- Приведена вартість всіх чистих прибутків підприємства від реалізації результатів наукової розробки – 2900071,9 грн.
- Абсолютна ефективність вкладених інвестицій – 2733339,9 грн.
- Відносна ефективність вкладених в наукову розробку інвестицій - 159 %.
- Термін окупності вкладених у реалізацію наукового проекту інвестицій - 0,63 року, що свідчить про доцільність фінансування нової розробки.



Наукова новизна одержаних результатів

- вперше запропоновано інформаційну технологію розпізнавання та каталогізації рослин за зображенням листя, яка використовує глибоку згорткову нейронну мережу, що дозволяє зменшити вплив на результати розпізнавання ракурсу, умов освітленості, пошкоджень самого об'єкту розпізнавання;
- розроблено спеціалізовану архітектуру глибокої згорткової нейронної мережі, що забезпечило підвищення точності розпізнавання рослин за зображенням листя.

Практичне значення одержаних результатів

- розроблено алгоритм розпізнавання та каталогізації рослин за зображенням листя з використанням нейронних мереж;
- розроблено програмний продукт розпізнавання та каталогізації рослин за зображенням листя з використанням нейронних мереж.

Отриманий досвід та результати можуть потенційно застосуватися для вирішення задач розпізнавання та каталогізації рослин у лісогосподарських цілях, таксаційних робіт, при лісопатологічних обстеженнях та у навчальних цілях.



Апробація результатів роботи та публікації

- Опубліковано тези доповіді на всеукраїнській науково-практичній інтернет-конференції студентів, аспірантів та молодих науковців «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи» (м. Вінниця, Україна, 2019 р.).
- Подано заяву про реєстрацію авторського права на твір.



Висновки

- Проаналізовано предметну область розпізнавання образів на зображенні, виділено перспективні напрями застосування розпізнавання рослин за зображенням листя, доведено актуальність предметної області.
- Обґрунтовано вибір згорткових нейронних мереж для розпізнавання та каталогізації рослин за зображенням листя. Запропоновано математичну модель функції втрат. Підібрано гіперпараметри моделі, обрано методи та алгоритми оптимізації нейронної мережі. Запропоновано структуру інформаційної технології.
- Обґрунтовано вибір мови програмування, та бібліотек. Розроблено інструкцію користувача програмного продукту.
- Протестовано розроблену програму та здійснено аналіз отриманих результатів.
- Тестування показало, що точність розпізнавання рослин за зображенням листя залежно від положення об'єкту на зображенні та умов освітленості складає не гірше ніж 65,6-70,8%.



Дякую за увагу!

