## Introducere:

În prezent, crește interesul global pentru agricultură și pentru consumul de produse naturale, ecologice și biologice. Tot mai mulți indivizi manifestă dorința de a cultiva propriile plante în grădinile personale, în căutarea unei alternative sustenabile și sănătoase la produsele obișnuite disponibile pe piață. Cu toate acestea, mulți dintre acești entuziaști nu dispun de cunoștințele necesare privind momentul potrivit pentru semănat/plantare, tipurile optime de sol, necesitățile de udare și alte aspecte esențiale pentru succesul cultivării plantelor.

## Motivație:

Întrucât agricultura se confruntă cu diverse provocări, iar resursele precum timpul și informațiile sunt limitate, există o nevoie crescândă pentru tehnologii inovatoare care să faciliteze și să îmbunătățească experiența cultivatorilor amatori. În acest context, aplicația propusă vine în ajutorul acestora, oferind un sistem inteligent de recunoaștere a imaginilor pentru identificarea plantelor și furnizarea de informații personalizate în funcție de condițiile specifice de cultivare.

## Idea de bază:

Aplicația propusă are ca scop să ofere utilizatorilor un instrument eficient pentru planificarea și gestionarea procesului de cultivare a plantelor. Utilizând tehnologii de inteligență artificială, aplicația poate identifica speciile de plante din imagini și să ofere recomandări personalizate privind momentul potrivit pentru semănat, tipul de sol adecvat, frecvența optimă de udare și alte sfaturi utile. Acest sistem integrat ia în considerare factori precum tipul de sol, temperatura, umiditatea și alți parametri specifici locației utilizatorului, facilitând astfel un proces de cultivare mai eficient și adaptat condițiilor locale.

Prin intermediul acestei aplicații, utilizatorii pot beneficia de ghidare pas cu pas în procesul de cultivare, de la alegerea plantelor potrivite pentru condițiile locale până la obținerea recoltei. Astfel, se încurajează practicile agricole sustenabile și se sprijină comunitatea interesată de agricultură în demersul său către o viață sănătoasă și echilibrată.

## Metode existente:

Plantix: Utilizatorii pot încărca imagini ale plantelor afectate, iar aplicația analizează aceste imagini pentru a identifica boli, dăunători și deficiențe de nutrienți. Cu ajutorul algoritmilor AI, Plantix oferă diagnoze precise și recomandări pentru tratament.

AgroPulse: AgroPulse este o platformă ce utilizează tehnologia de recunoaștere a imaginilor pentru a monitoriza starea plantelor în timp real. Prin analiza detaliată a imaginilor capturate în câmp, aplicatia oferă informații esențiale despre sănătatea plantelor, identificând potențiale probleme precum boli, dăunători sau deficiențe de nutrienți

## Metode folosite:

### Sugestia culturii:

S-a folosit algoritmul K-Nearest Neighbors (KNN) care se bazează pe determinarea claselor sau valorilor pentru noi puncte de date, folosindu-se de distanța între aceste puncte și punctele din setul de date existent.

Pasul 1: Colectarea datelor și specificarea valorii lui K:

Se colectează setul de date care conține exemplele existente, fiecare cu o etichetă cunoscută.

Se specifică valoarea lui K, adică numărul de vecini ce vor fi luați în considerare pentru a determina clasa noului punct. În cazul nostru am ales K=3.

Pasul 2: Calculul distanței:

Se calculează distanța (euclidiană) între noul punct și toate celelalte puncte din setul de date.

Pasul 3: Identificarea vecinilor:

Se aleg cele mai apropiate K puncte (vecini) față de noul punct, cu cele mai mici distanțe față de noul punct.

Pasul 4: Decizia pentru clasificare:

Pentru clasificare, se utilizează votul majoritar al claselor vecinilor pentru a determina clasa noului punct.

Clasa care apare cel mai des printre cei mai apropiați K vecini este considerată clasa prezisă pentru noul punct.

### Recunoașterea bolilor:

**Biblioteci utilizate:**

* TensorFlow: Bibliotecă principală pentru construirea și antrenarea modelelor de deep learning.
* Keras: Interfață de nivel înalt pentru definirea și antrenarea rapidă a modelelor de deep learning în TensorFlow.

**Structura Modelului:**

* Model secvențial cu straturi de convoluție și straturi fully connected (dense).
* Activarea ReLU este folosită pentru straturile convoluționale și dense.

**Antrenare:**

* Datele de antrenare sunt preprocesate cu ajutorul unui generator de imagini pentru augmentare (rotație, zoom).
* Imaginile sunt redimensionate la o dimensiune fixă (224x224).
* Modelul este compilat cu un optimizator Adam, o funcție de pierdere de tipul categorical crossentropy, și metrica de acuratețe.
* Modelul este antrenat folosind setul de date de antrenare printr-o serie de epoci.
* Se ajustează ponderile rețelei pentru a minimiza funcția de pierdere.

**Validare:**

* Datele de validare sunt separate și nu sunt folosite în timpul antrenării pentru a evalua generalizarea modelului.
* Modelul este evaluat pe setul de date de validare pentru a măsura performanța sa asupra datelor necunoscute.
* Se analizează metrici precum acuratețea pentru a înțelege comportamentul modelului pe date noi.

**Observații:**

S-a încercat antrenarea a patru modele:

* Batch size: 5, Epochs 10, accuracy ~60%, out of memory în timpul antrenării
* Batch size: 2, Epochs 3, accuracy ~40%, out of memory în timpul antrenării
* Batch size: 1, Epochs 1, accuracy ~20%, acuratețe prea mică
* Batch size: 1, Epochs 3, accuracy ~70%
* Batch size: 2, Epochs 5, accuracy ~77%
* Batch size: 2, Epochs 10, accuracy ~79%
* Batch size: 4, Epochs 10, accuracy ~68%, out of memory în timpul antrenării

În final s-a folosit modelul 5.

## Resurse:

Dataseturi:

Caracteristicile solului: https://www.kaggle.com/datasets/atharvaingle/crop-recommendation-dataset

Imagini cu boli: https://www.kaggle.com/datasets/emmarex/plantdisease