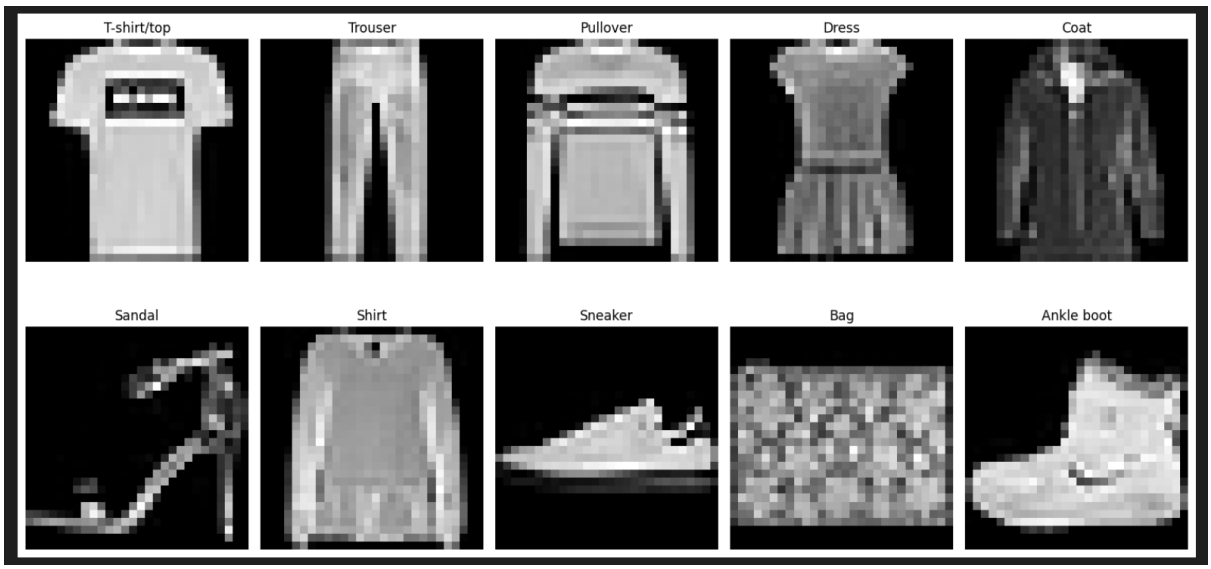
Tema 1 ML

De Florea Radu 341C4

Descrierea fluxului propus pentru extragerea atributelor

4.1

La primul task, am folosit două metode pentru extragerea de atribute : PCA (Principal Component Analysis) si HOG (Histogram of Oriented Gradients). Aceaste filtre permit captarea informațiilor globale (prin PCA) și locale (prin HOG).



4.2

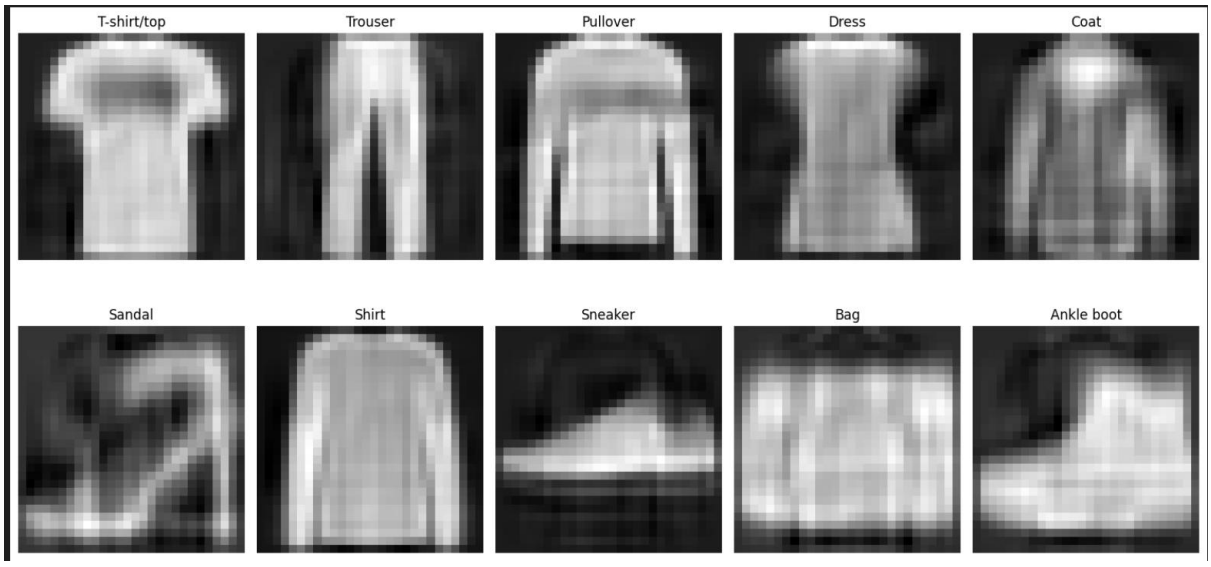
PCA

PCA reduce dimensionalitatea imaginilor și păstrează variația importantă.

Mai întâi, imaginile au fost **aplatizate** (transformate într-un vector unidimensional) pentru a obține o reprezentare potrivită metodei PCA. Această operație a transformat fiecare imagine într-un vector de dimensiune 100x100x3 (pentru imagini RGB).

Ulterior, am utilizat metoda **fit_transform** din PCA pentru a ajusta modelul PCA pe datele de intrare și a reduce dimensionalitatea acestora. Astfel, PCA a identificat și selectat componentele principale care explică cea mai mare parte a variației din setul de date. Pentru a evalua performanța metodei PCA, am reconstruit 10 imagini din setul de train prin aplicarea inversării transformării PCA (**inverse_transform**). Această operație permite vizualizarea informațiilor păstrate de componentele principale selectate în timpul reducerii dimensionalității.

A furnizat un set redus de caracteristici relevante, care descriu aspecte generale precum dominanța culorilor sau a texturilor. Se poate observa că varianta redusă a imaginii păstrează structura generală, dar elimină detaliile redundante. Pentru setul de date fashion_mnist, am folosit 50 de componente principale, respectiv 10 pentru setul fruits360

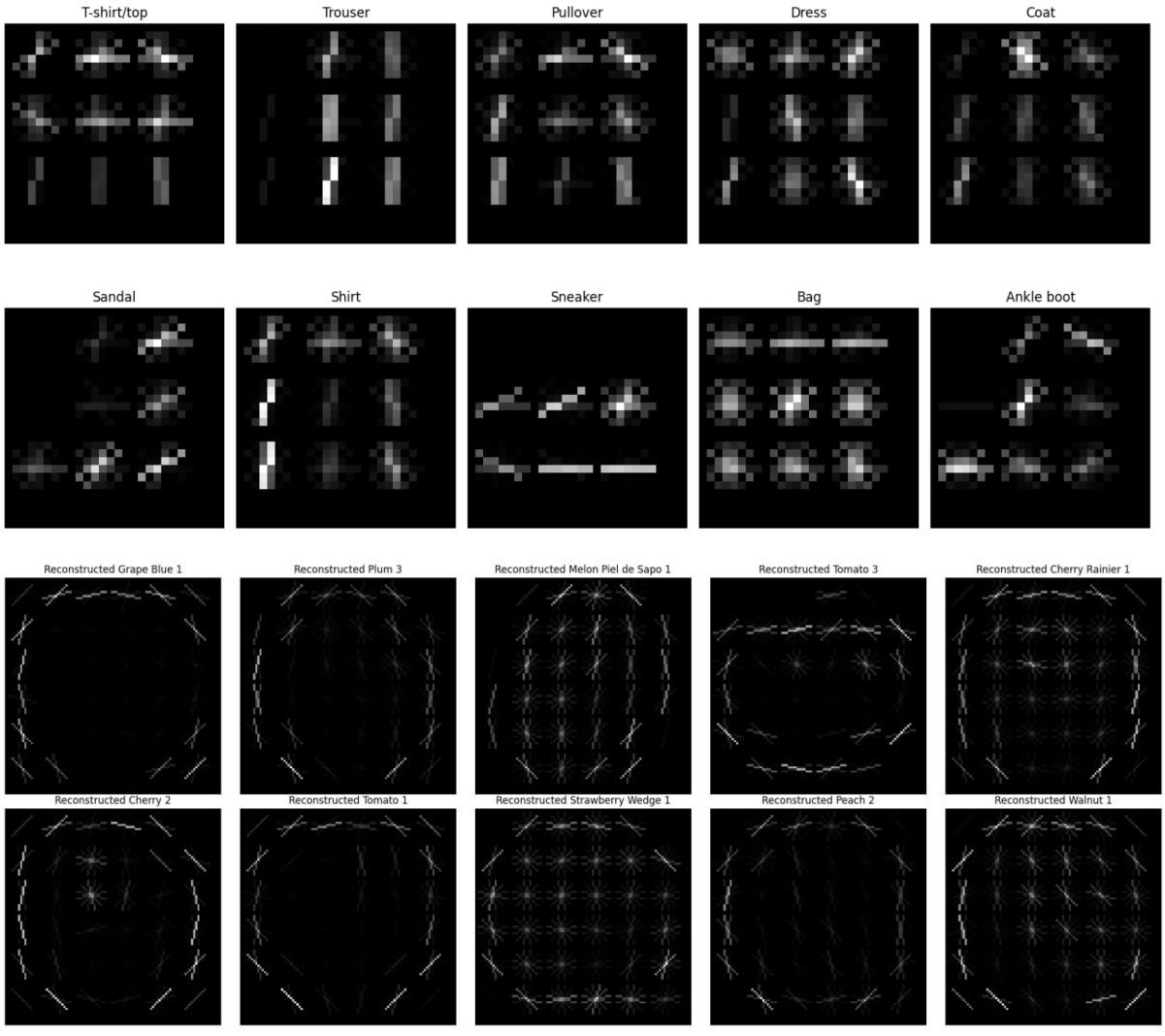


HOG

Pentru a analiza caracteristicile extrase cu metoda HOG, am selectat cele 10 imagini prezentate (pentru fiecare clasa) mai sus și am aplicat funcția **hog**. Imaginea a fost convertită în tonuri de gri, iar HOG a extras gradientele orientate utilizând 9 direcții, celule de dimensiune 8x8 și blocuri de 2x2 celule pentru setul de date fashion mnist, iar . gradientele orientate utilizând 6 direcții, celule de dimensiune 16x16 și blocuri de 1x1 celule pentru setul de date fruits360

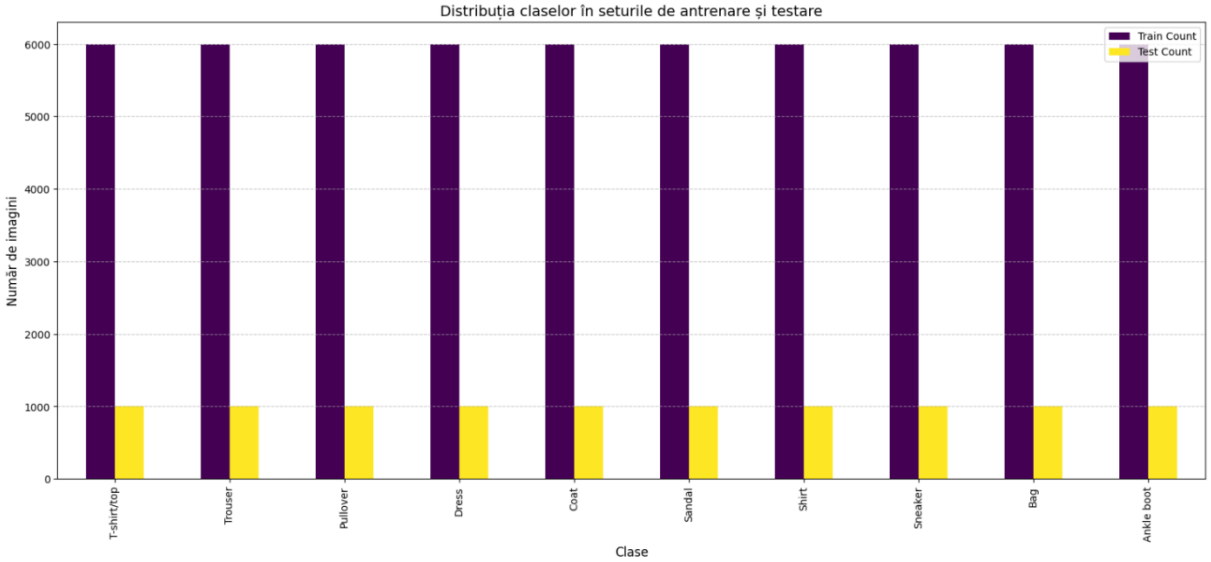
Rezultatul vizualizează contururile și texturile identificate în imagine, demonstrând utilitatea HOG în evidențierea trăsăturilor locale relevante pentru clasificare.

Gradientele captate includ atât contururile majore ale obiectului (cum ar fi marginea tomato 3), cât și detalii interne mai fine, esențiale pentru clasificarea obiectelor similare.



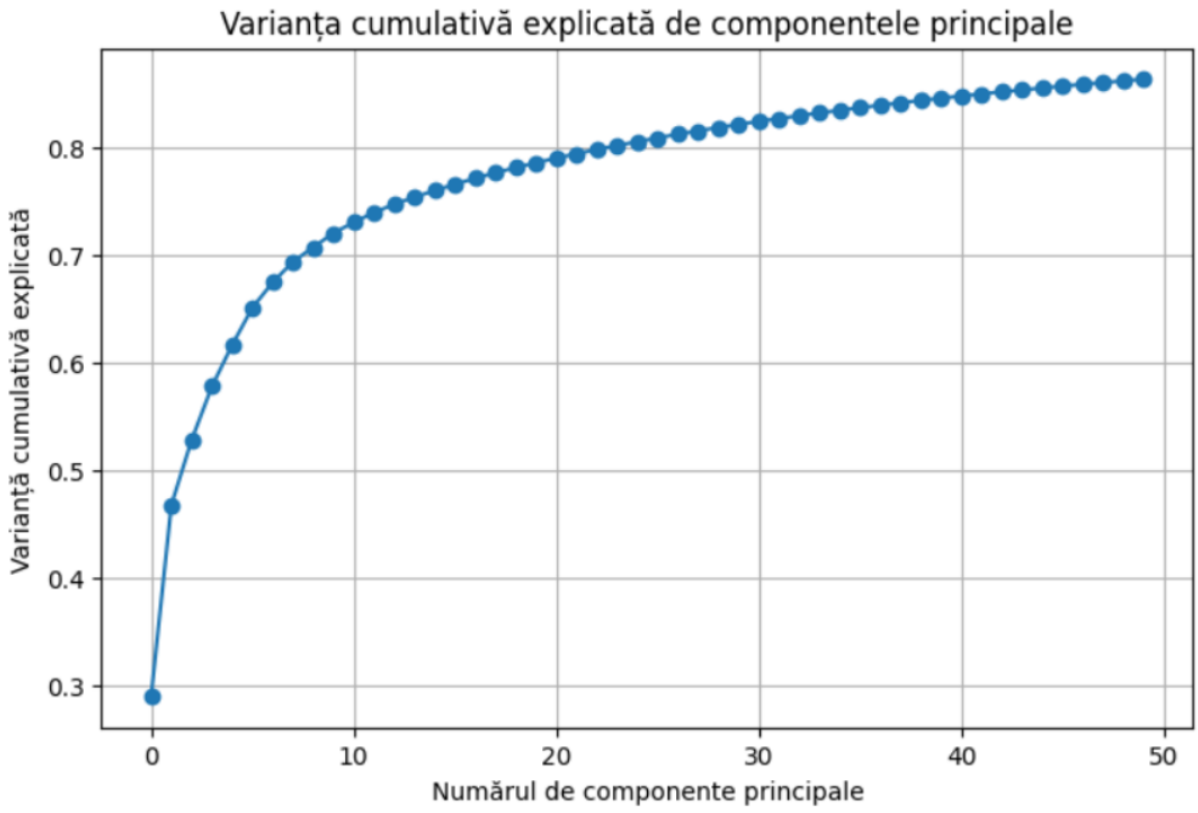
Fashion_mnist

Analiza echilibrului de clase



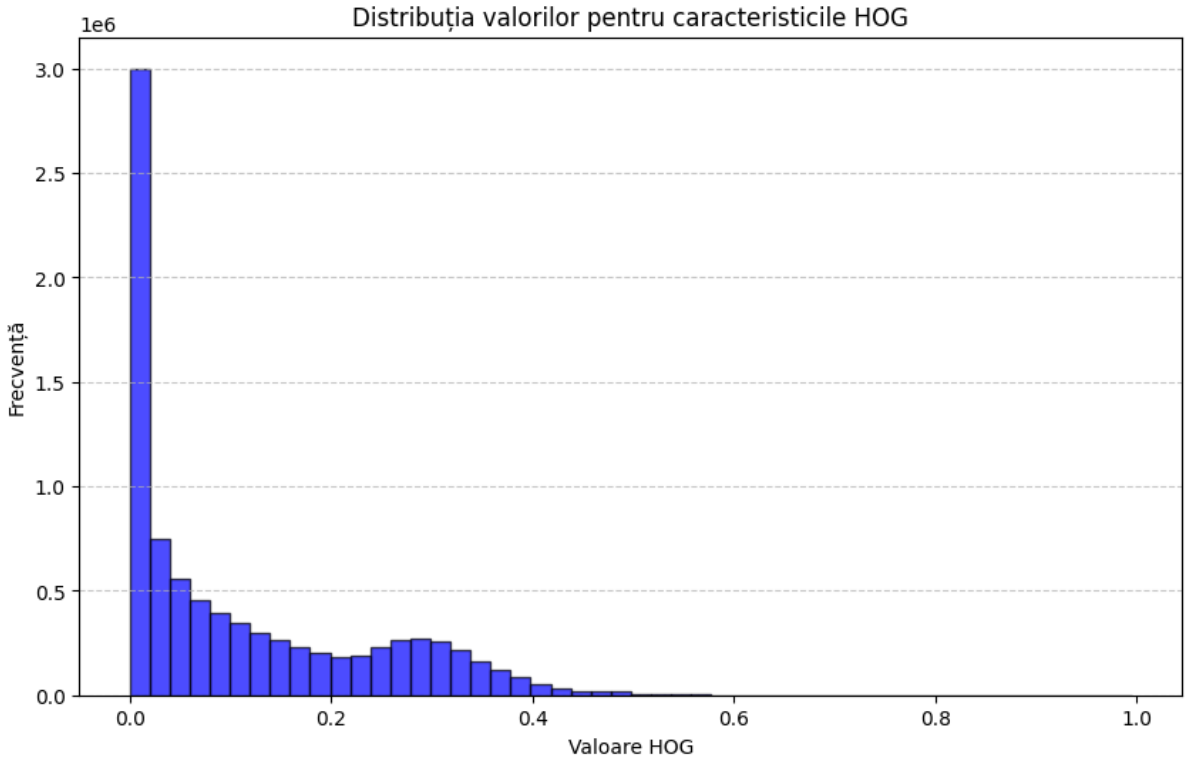
Întrucât datasetul este echilibrat, nu este necesar să aplic metode de echilibrare suplimentare, cum ar fi oversampling sau undersampling. Un dataset echilibrat asigură că modelul nu învață să favorizeze o clasă în detrimentul alteia.

PCA



Primele 10 componente explică peste 70% din varianță. Acest lucru indică faptul că datele au o redundanță ridicată, iar dimensiunea poate fi redusă semnificativ fără pierderea majorității informației.Graficul arată că aproximativ 30-40 de componente sunt necesare pentru a explica peste 85% din varianța totală. Acest prag este adesea utilizat ca o măsură practică pentru reducerea dimensionalității, păstrând totuși suficientă informație.

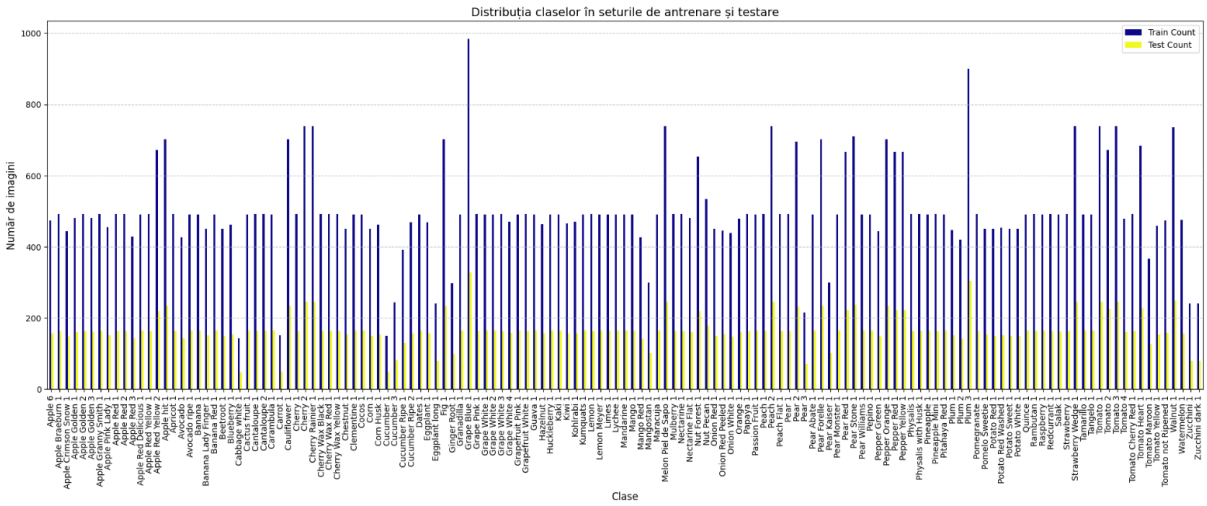
HOG - vizualizare cantitativa



Graficul ilustrează distribuția valorilor caracteristicilor HOG extrase din setul de date. Majoritatea valorilor sunt nule, ceea ce indică multe zone uniforme sau cu variații reduse în imagini. Totuși, există caracteristici cu valori mai mari, care corespund regiunilor cu gradienturi puternice, cum ar fi margini sau contururi pronunțate. Această distribuție subliniază importanța caracteristicilor cu valori mari, deoarece acestea oferă informații distinctive utile pentru clasificare.

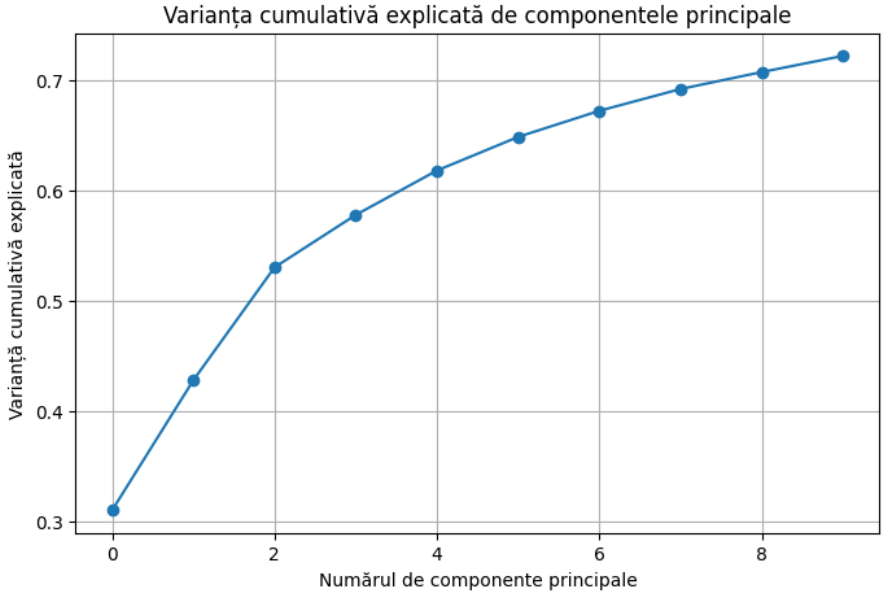
Fruits360

Analiza echilibrului de clase



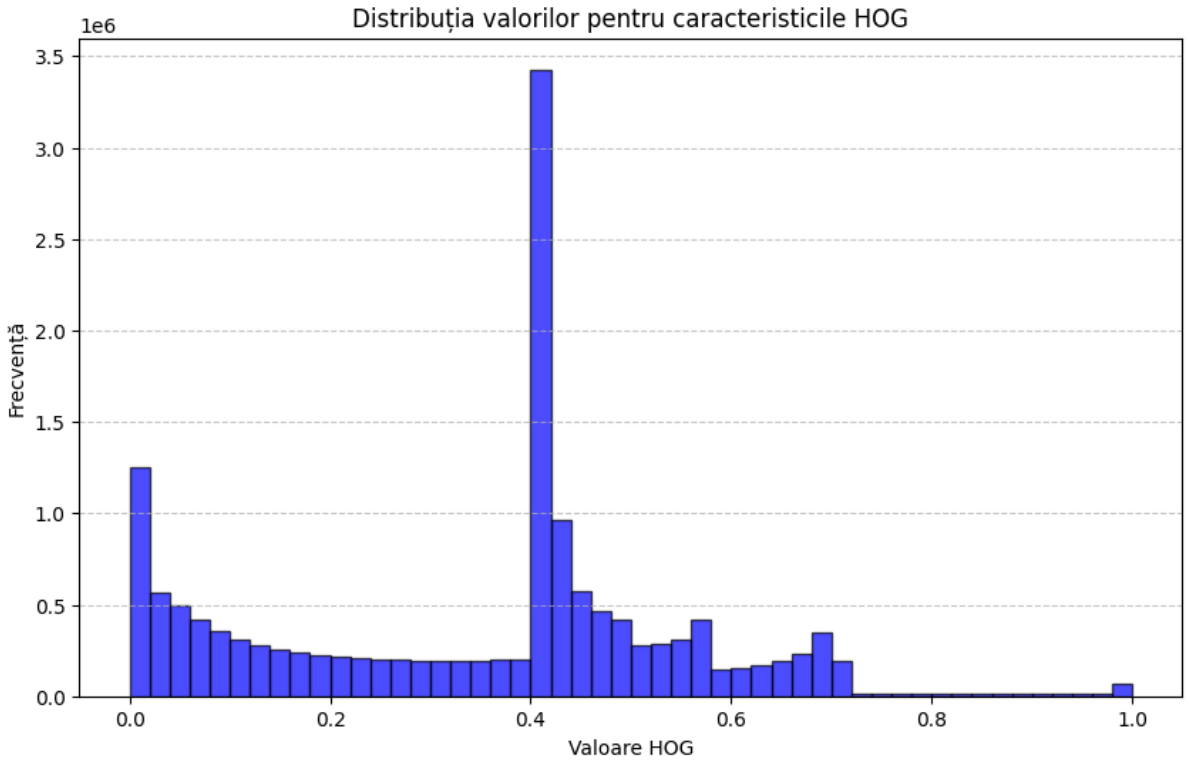
Distribuția claselor nu este uniformă Graficul indică un dezechilibru de clase. Din grafic, putem observa că distribuția claselor în setul de testare (barele galbene) urmează aceeași tendință generală ca în setul de antrenare (barele albastre). Acest lucru este pozitiv, deoarece asigură că modelul va fi testat pe date care reflectă distribuția pe care a fost antrenat.

PCA



Acest grafic arată cum varianța cumulativă explicată de componentele principale crește pe măsură ce adăugăm mai multe componente: Primele 2-3 componente explică cea mai mare parte din varianța, după a 4-a componentă, creșterea variației explicate încetinește, la 7-9 componente, curba se aplatizează, aceste componente având un impact redus.

HOG - vizualizare cantitativa



Majoritatea valorilor HOG sunt concentrate în jurul valorii de 0.4, indicând faptul că gradientele orientate în această zonă sunt predominante. Caracteristicile cu valori mai mari (de exemplu, >0.6) reprezintă contururi sau margini pronunțate.

4.3

Am ales Variance Threshold

Variance Threshold selectează atributele cu varianță suficient de mare, Nu ține cont de etichete, elimină doar atributele care sunt constante sau aproape constante.

Select Percentile selectează un procentaj din cele mai relevante atribute, este mai precis, dar mai lent. Din aceste cauze am ales Variance Threshold

Atributele Folosite:

Dimensiuni înainte și după Variance Threshold pentru setul Fashion_mnist:

- Dimensiuni train înainte: (60000, 169), după: (60000, 95)
- Dimensiuni test înainte: (10000, 169), după: (10000, 95)

Dimensiuni înainte și după Variance Threshold:

- Dimensiuni train înainte: (70491, 226), după: (70491, 109)
- Dimensiuni test înainte: (23619, 226), după: (23619, 109)

Retrospectiv, consider că puteam să extrag mai puține atribute, fără să afectez semnificativ acuratețea.

4.4

La acest task , am căutat pentru fiecare algoritmi, parametrii ideali cu ajutorul RandomizedSearchCV, mai jos aveți parametrii găsiți cu Accuracy-ul lor, dar și matricea de confuzie și un tabel cu Precizia, Recall, F1-Score si Support

Fashion_mnist

LogisticRegression

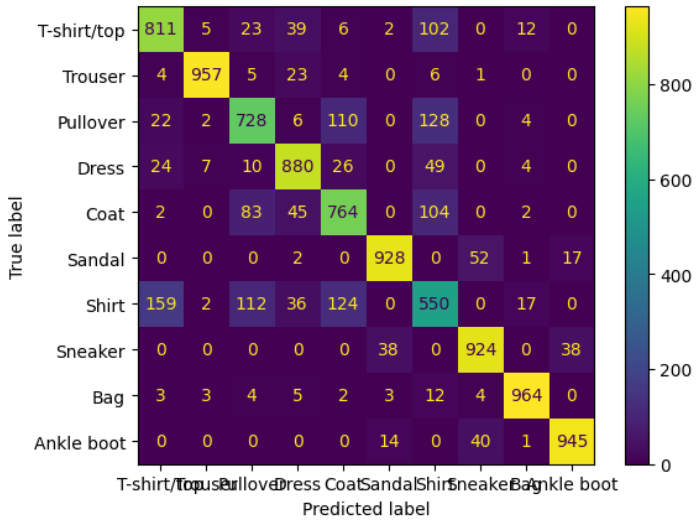
Cei mai buni hiper-parametri: **{'multi_class': 'multinomial', 'C': 1}**

Accuracy (Combined PCA + HOG): 0.8449

Mean Precision: 0.8340622684564026

Variance of Precision: 0.016323139471610848

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
T-shirt/top	0.79	0.81	0.80	1000
Trouser	0.98	0.96	0.97	1000
Pullover	0.75	0.73	0.74	1000
Dress	0.85	0.88	0.86	1000
Coat	0.74	0.76	0.75	1000
Sandal	0.94	0.93	0.94	1000
Shirt	0.58	0.55	0.56	1000
Sneaker	0.90	0.92	0.91	1000
Bag	0.96	0.96	0.96	1000
Ankle boot	0.94	0.94	0.94	1000
Accuracy	-	-	0.84	10000
Macro avg	0.84	0.85	0.84	10000
Weighted avg	0.84	0.85	0.84	10000



SVM

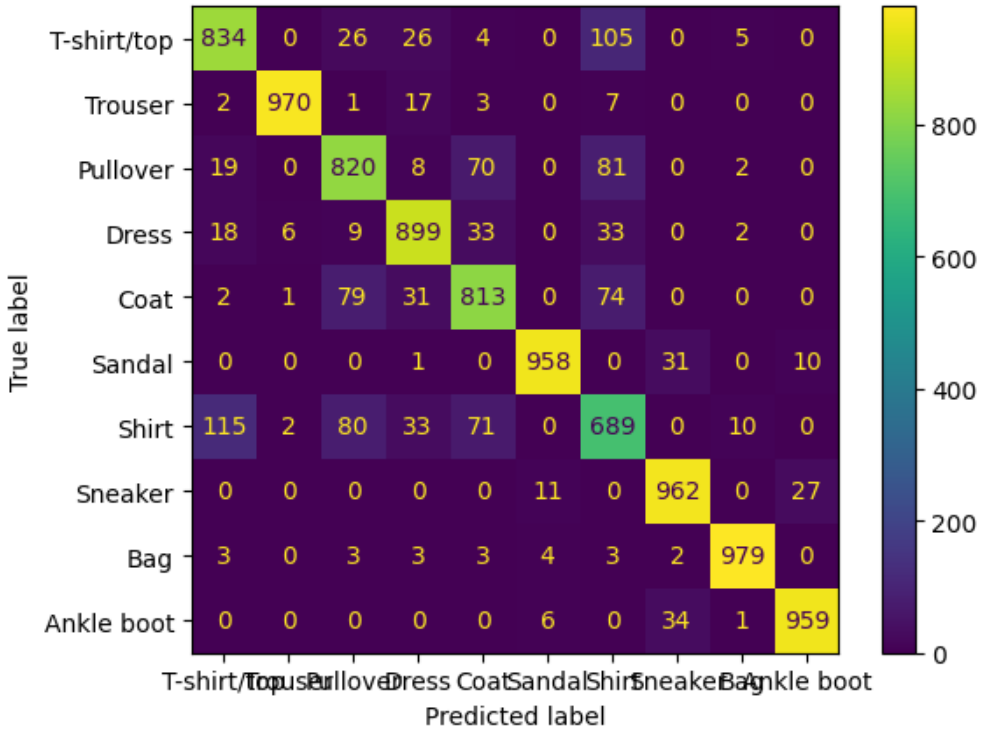
Cei mai buni hiper-parametri SVM: **{'kernel': 'rbf', 'C': 10}**

Accuracy SVM (Combined PCA + HOG): 0.8883

Mean Precision: 0.8885563165587094

Variance of Precision: 0.008685706272959892

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
T-shirt/top	0.84	0.83	0.84	1000
Trouser	0.99	0.97	0.98	1000
Pullover	0.81	0.82	0.81	1000
Dress	0.88	0.90	0.89	1000
Coat	0.82	0.81	0.81	1000
Sandal	0.98	0.96	0.97	1000
Shirt	0.69	0.69	0.69	1000
Sneaker	0.93	0.96	0.95	1000
Bag	0.98	0.98	0.98	1000
Ankle boot	0.96	0.96	0.96	1000
Accuracy			0.89	10000
Macro avg	0.89	0.89	0.89	10000
Weighted avg	0.89	0.89	0.89	10000



RandomForestClassifier

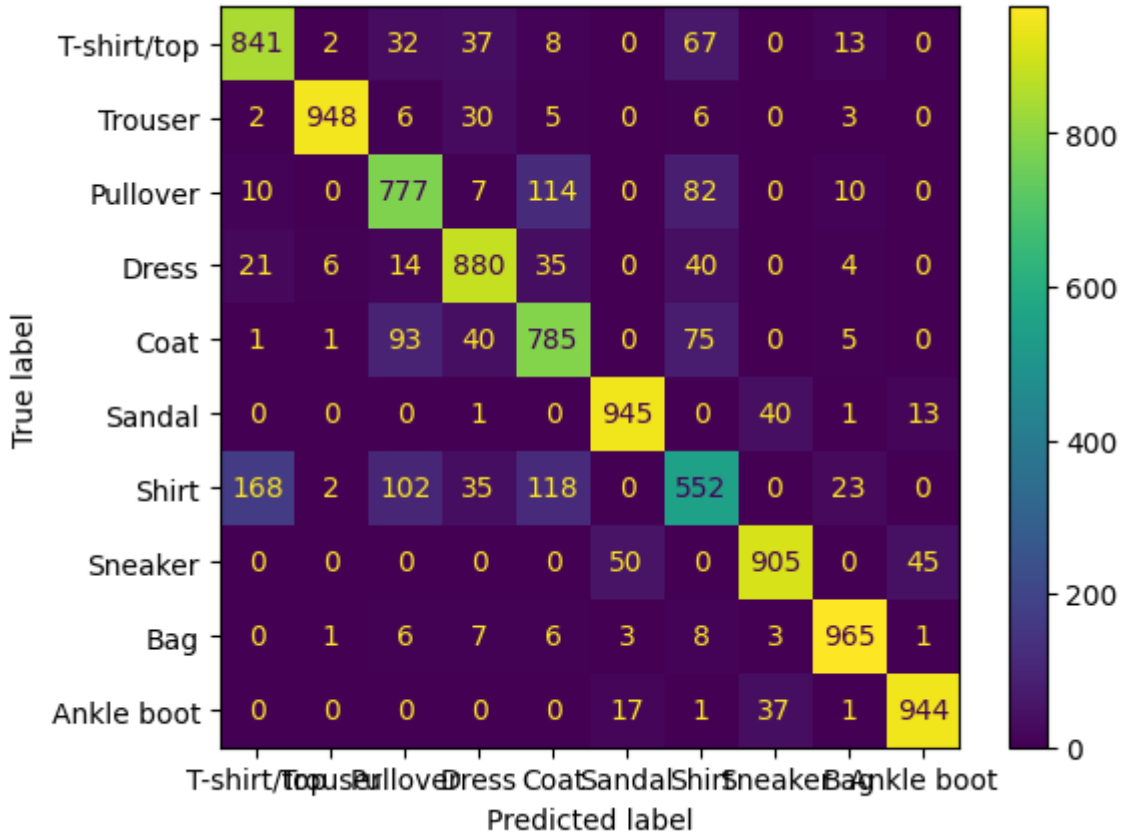
Cei mai buni hiper-parametri Random Forest: **{'n_estimators': 200, 'max_samples': 1.0, 'max_depth': None}**

Accuracy Random Forest (Combined PCA + HOG): 0.8542

Mean Precision: 0.8545603774573722

Variance of Precision: 0.011372404009682074

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
T-shirt/top	0.81	0.84	0.82	1000
Trouser	0.99	0.95	0.97	1000
Pullover	0.75	0.78	0.77	1000
Dress	0.85	0.87	0.86	1000
Coat	0.73	0.79	0.76	1000
Sandal	0.93	0.94	0.94	1000
Shirt	0.66	0.55	0.60	1000
Sneaker	0.92	0.91	0.91	1000
Bag	0.94	0.96	0.95	1000
Ankle boot	0.94	0.94	0.94	1000
Accuracy			0.85	10000
Macro avg	0.85	0.85	0.85	10000
Weighted avg	0.85	0.85	0.85	10000



GradientBoostedTrees -- Xgboost

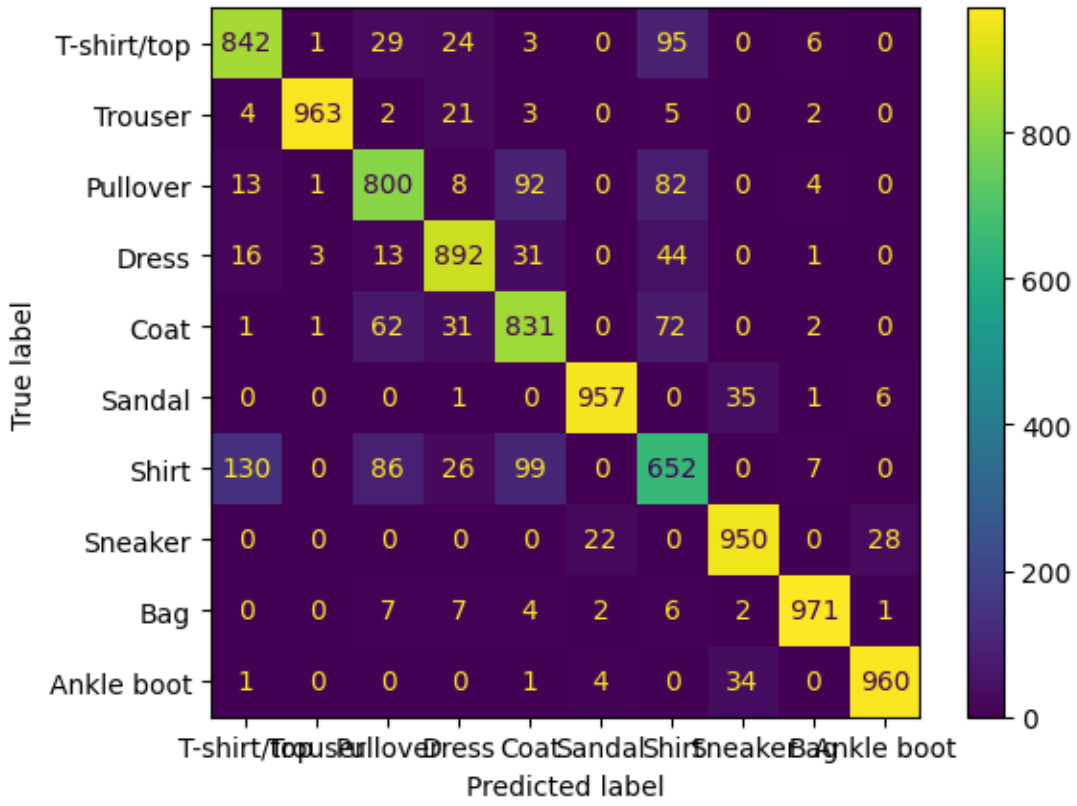
Cei mai buni hiper-parametri XGBClassifier: **{'subsample': 0.75, 'n_estimators': 200, 'max_depth': 6, 'learning_rate': 0.2, 'colsample_bytree': 1.0}**

Accuracy XGBClassifier: 0.8818

Mean Precision: 0.880143507853292

Variance of Precision: 0.009769488448774318

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
T-shirt/top	0.84	0.84	0.84	1000
Trouser	0.99	0.96	0.98	1000
Pullover	0.80	0.80	0.80	1000
Dress	0.88	0.89	0.89	1000
Coat	0.78	0.83	0.81	1000
Sandal	0.97	0.96	0.96	1000
Shirt	0.68	0.65	0.67	1000
Sneaker	0.93	0.95	0.94	1000
Bag	0.98	0.97	0.97	1000
Ankle boot	0.96	0.96	0.96	1000
Accuracy			0.88	10000
Macro avg	0.88	0.88	0.88	10000
Weighted avg	0.88	0.88	0.88	10000



Fruits360

LogisticRegression

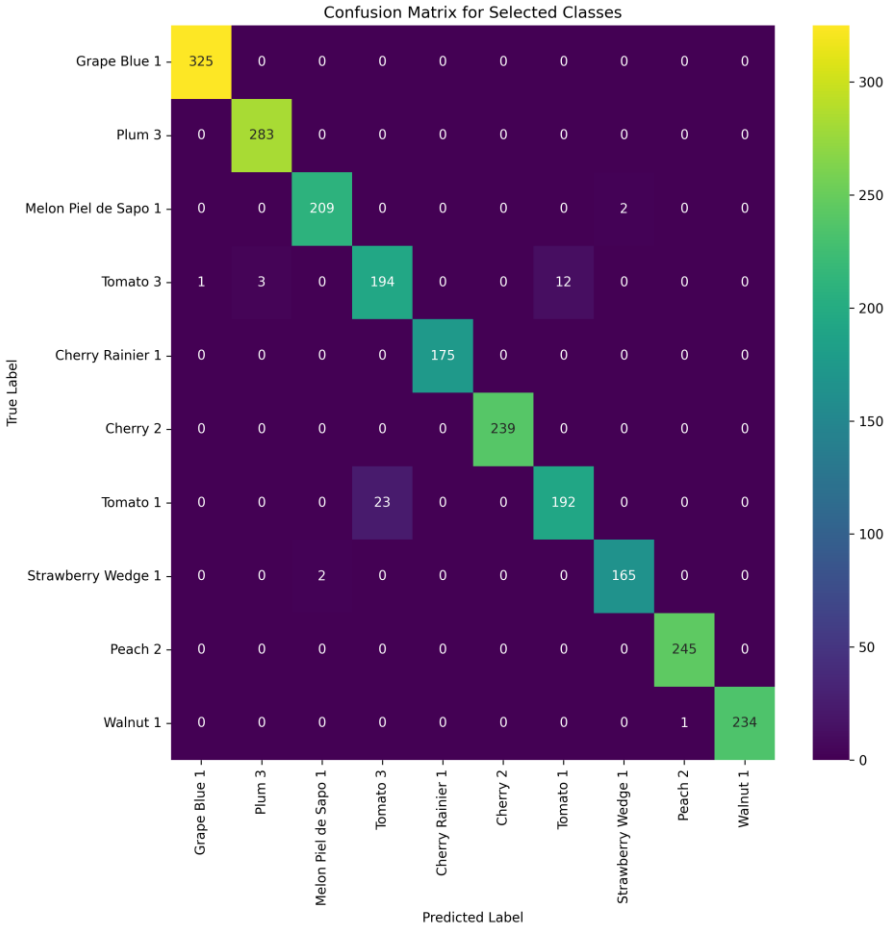
Cei mai buni hiper-parametri: **{'multi_class': 'multinomial', 'C': 10}**

Accuracy (Combined PCA + HOG): 0.7909733688979211

Mean Precision: 0.7684647760356491

Variance of Precision: 0.027141965758383176

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Grape Blue 1	0.92	0.99	0.95	328
Plum 3	0.89	0.93	0.91	304
Melon Piel de Sapo 1	0.78	0.85	0.81	246
Tomato 3	0.74	0.79	0.76	246
Cherry Rainier 1	0.87	0.71	0.78	246
Cherry 2	0.92	0.97	0.95	246
Tomato 1	0.90	0.78	0.84	246
Strawberry Wedge 1	0.53	0.67	0.59	246
Peach 2	0.98	1.00	0.99	246
Walnut 1	0.82	0.94	0.88	249
Accuracy			0.79	23619
Macro Avg	0.80	0.79	0.79	23619
Weighted Avg	0.80	0.79	0.79	23619



SVM

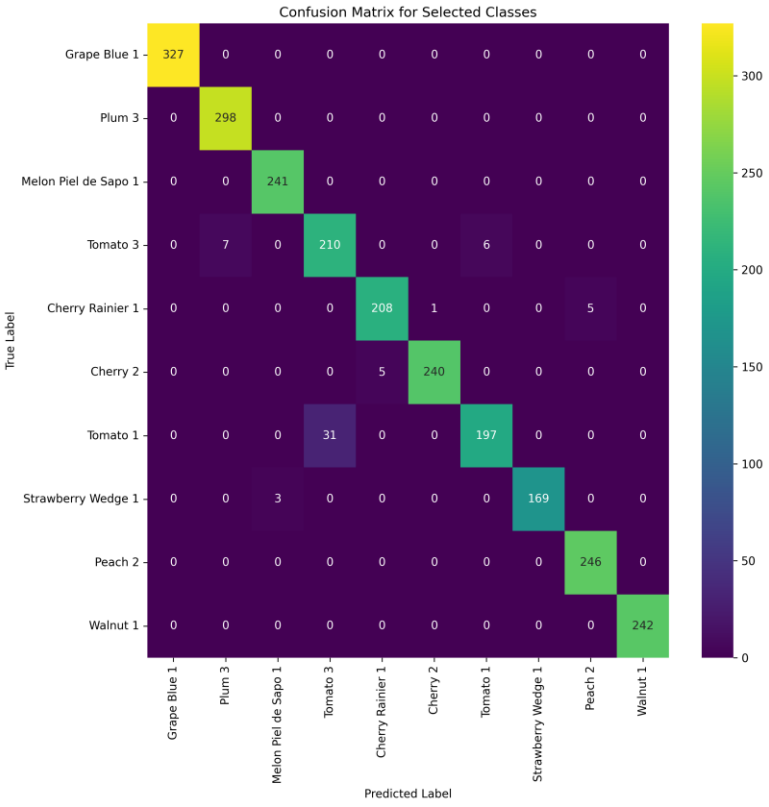
Cei mai buni hiper-parametri SVM: **{'kernel': 'linear', 'C': 1}**

Accuracy SVM (Combined PCA + HOG): 0.8573605995173378

Mean Precision: 0.8480969130216062

Variance of Precision: 0.01752711631376412

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Grape Blue 1	0.98	1.00	0.99	328
Plum 3	0.94	0.98	0.96	304
Melon Piel de Sapo 1	0.89	0.98	0.93	246
Tomato 3	0.73	0.85	0.79	246
Cherry Rainier 1	0.88	0.85	0.86	246
Cherry 2	0.97	0.98	0.97	246
Tomato 1	0.94	0.80	0.86	246
Strawberry Wedge 1	0.77	0.69	0.73	246
Peach 2	0.98	1.00	0.99	246
Walnut 1	0.85	0.97	0.91	249
Accuracy			0.86	23619
Macro Avg	0.86	0.86	0.85	23619
Weighted Avg	0.86	0.86	0.85	23619



RandomForestClassifier

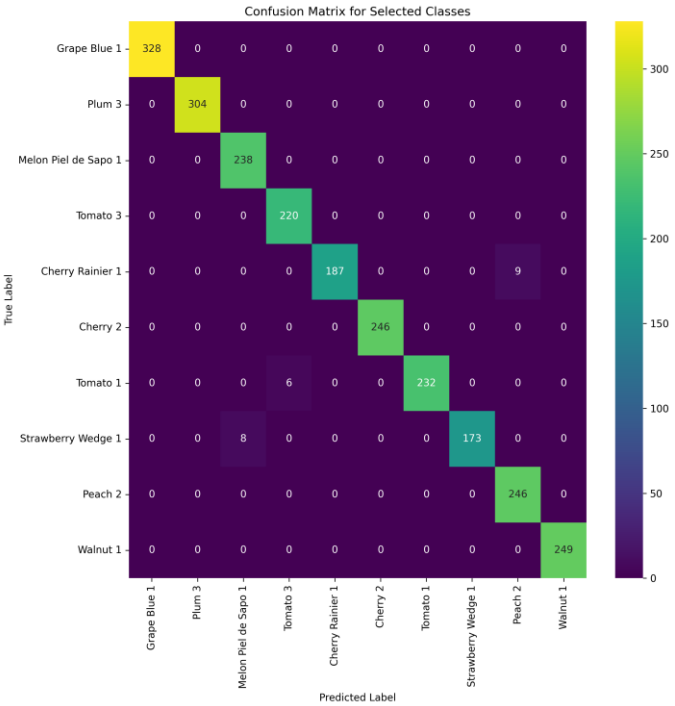
Cei mai buni hiper-parametri Random Forest: **{'n_estimators': 200, 'max_samples': 1.0, 'max_depth': None}**

Accuracy Random Forest (Combined PCA + HOG): 0.8693001397180237

Mean Precision: 0.8740529106443728

Variance of Precision: 0.012560464643183186

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Grape Blue 1	0.98	1.00	0.99	328
Plum 3	0.72	1.00	0.84	304
Melon Piel de Sapo 1	0.77	0.97	0.86	246
Tomato 3	0.94	0.89	0.92	246
Cherry Rainier 1	0.79	0.76	0.77	246
Cherry 2	0.95	1.00	0.98	246
Tomato 1	0.99	0.94	0.96	246
Strawberry Wedge 1	0.80	0.70	0.75	246
Peach 2	0.90	1.00	0.95	246
Walnut 1	0.69	1.00	0.82	249
Accuracy			0.87	23619
Macro Avg	0.88	0.87	0.87	23619
Weighted Avg	0.88	0.87	0.87	23619



GradientBoostedTrees – Xgboost

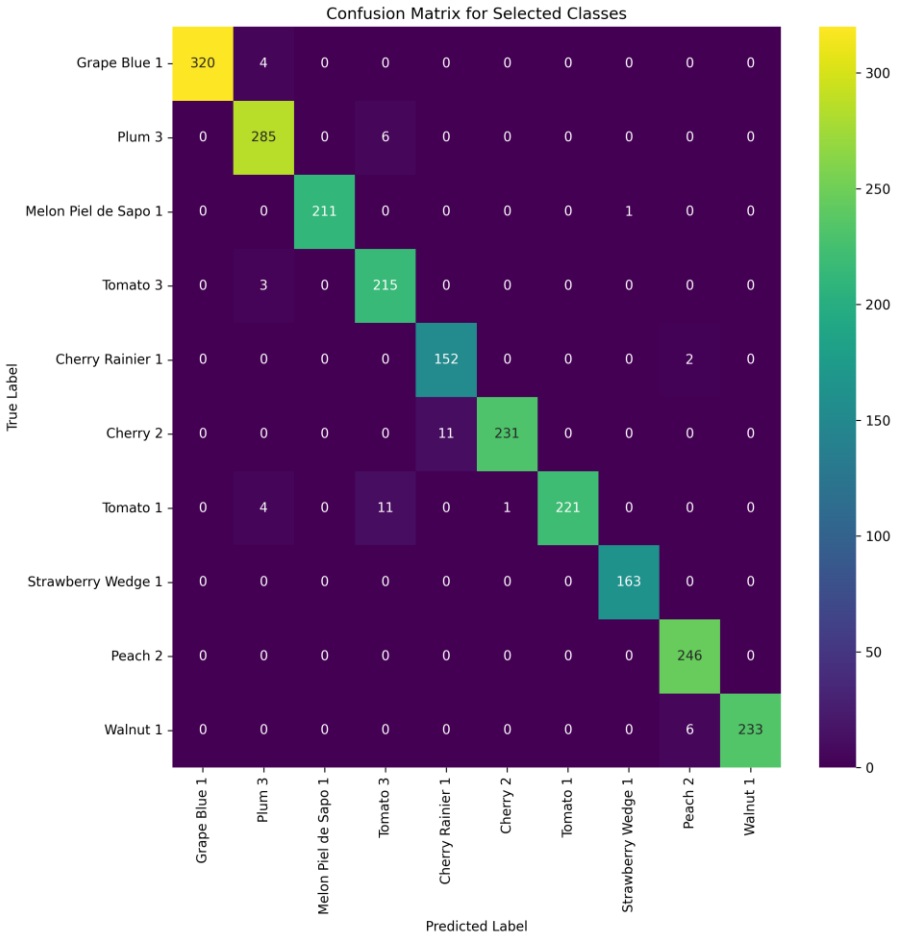
Cei mai buni hiper-parametri XGBClassifier: **{'n_estimators': 200, 'max_depth': 6, 'learning_rate': 0.1}**

Accuracy XGBClassifier: 0.8004149201913714

Mean Precision: 0.8296967488283173

Variance of Precision: 0.016154709906252153

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Grape Blue 1	0.96	0.98	0.97	328
Plum 3	0.80	0.94	0.86	304
Melon Piel de Sapo 1	0.76	0.86	0.81	246
Tomato 3	0.81	0.87	0.84	246
Cherry Rainier 1	0.82	0.62	0.70	246
Cherry 2	0.83	0.94	0.88	246
Tomato 1	0.93	0.90	0.91	246
Strawberry Wedge 1	0.56	0.66	0.61	246
Peach 2	0.90	1.00	0.95	246
Walnut 1	0.69	0.94	0.79	249
Accuracy			0.80	23619
Macro Avg	0.81	0.80	0.80	23619
Weighted Avg	0.81	0.80	0.80	23619



Comparații între algoritmi în funcție de setul de date

Fashion-MNIST:

Logistic Regression:

Avantaje: Simplu și rapid de antrenat; potrivit pentru date echilibrate

Dezavantaje: Performanță mai slabă (acuratețe ~84%) comparativ cu algoritmi mai complecși.

SVM:

Avantaje: acuratețe superioară (~88.3%).

Dezavantaje: Antrenarea devine mai lentă pe seturi mari; sensibil la alegerea hiper-parametrilor.

Random Forest:

Avantaje: Evită supra-antrenarea; performanță ridicată (~85.4%).

Dezavantaje: Poate fi mai puțin precis pe seturi cu multe atribute redundante.

Gradient Boosting (XGBoost):

Avantaje: Performanță aproape de SVM (~88%)

Dezavantaje: Mai lent la antrenare comparativ cu Random Forest (eu am avut avantajul de a rula pe o placă video potentă, că altfel și acum rula).

Fruits-360:

Logistic Regression:

Avantaje: Rapid și simplu, potrivit pentru date echilibrate precum Fashion_mnist.

Dezavantaje: Performanță mai slabă (~79%) pe un set dezechilibrat ca Fruits-360.

SVM:

Avantaje: Performanță mai ridicată (~85.7%).

Dezavantaje: Mai puțin performant pentru clase minoritare.

Random Forest:

Avantaje: Se descurcă bine cu clase dezechilibrate și atribute redundante; cea mai bună acuratețe (~87%).

Dezavantaje: Necesită ajustări fine pentru numărul de arbori și adâncimea maximă.

Gradient Boosting (XGBoost):

Avantaje: Performanță competitivă (~80%), dar mai potrivit pentru seturi de date mai echilibrate.

Dezavantaje: Poate necesita mai multă putere de calcul (pe cpu am renuntat să il rulez, am folosit cuda).