Žiga Fon:

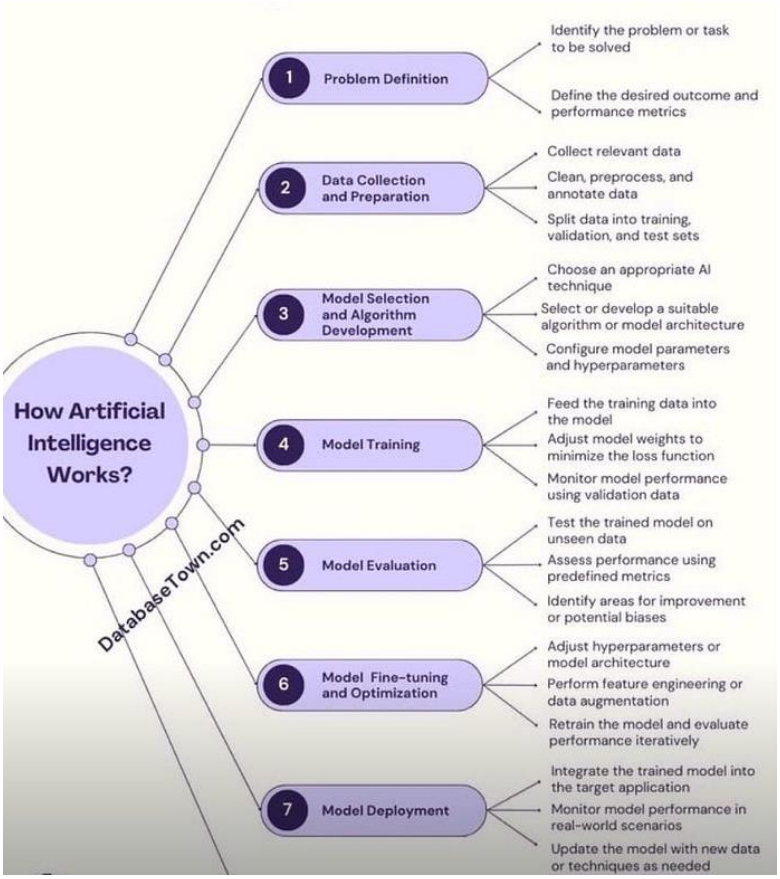
LV02: Strojno učenje s scikit-learn

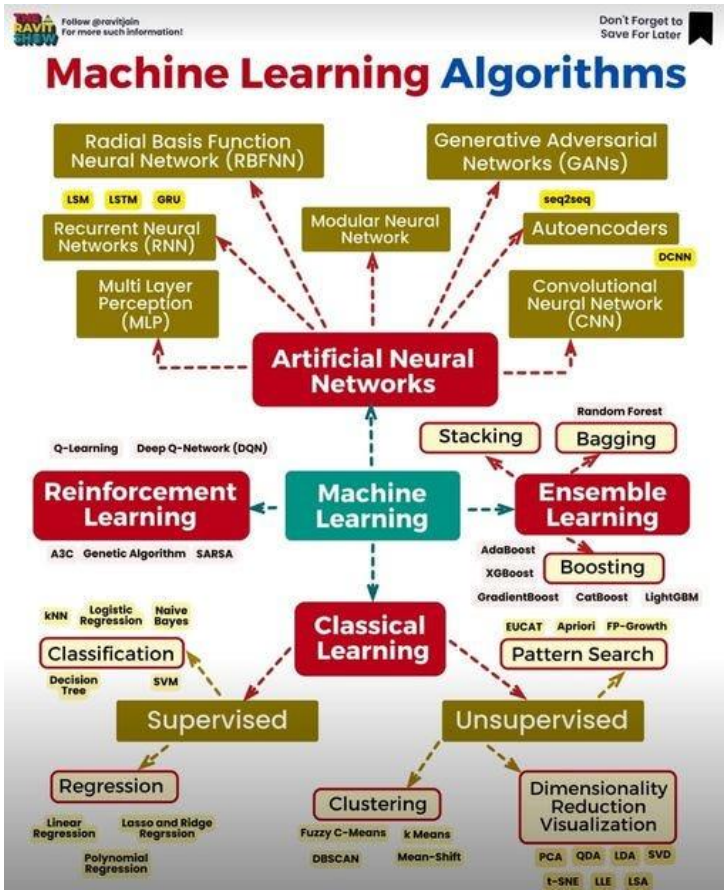
- Knjižnjica scikit-learn

1 Scikit-learn knjižnjica

Namenjena je strojnemu učenju, torej učenju modelov, ki na podlagi podatkov izvajajo npr. klasifikacijo v razrede, regresijo (napoved vrednosti parametra), ali nenadzorovano učenje (rojenje - clustering).

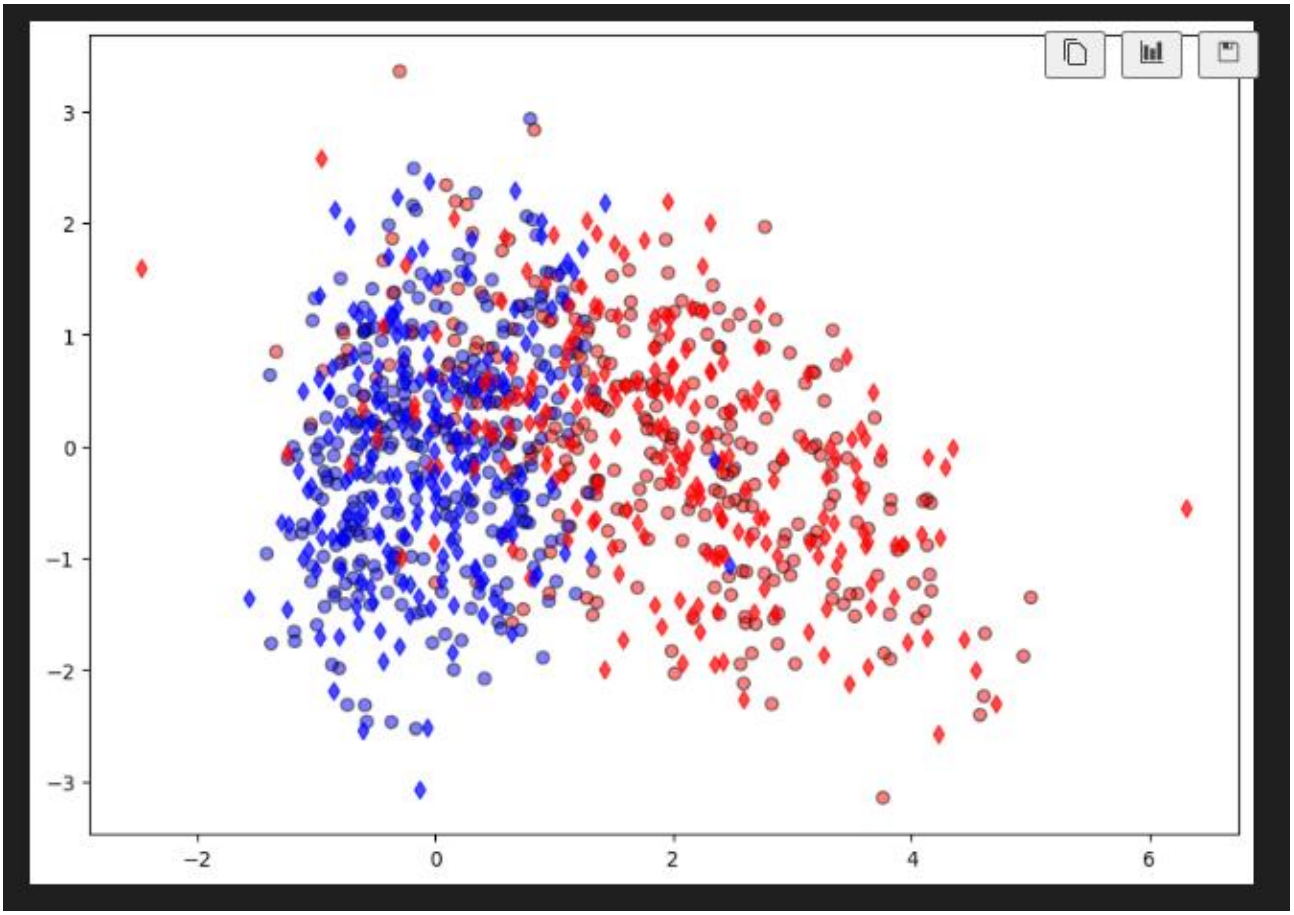
https://scikit-learn.org/stable/index.html



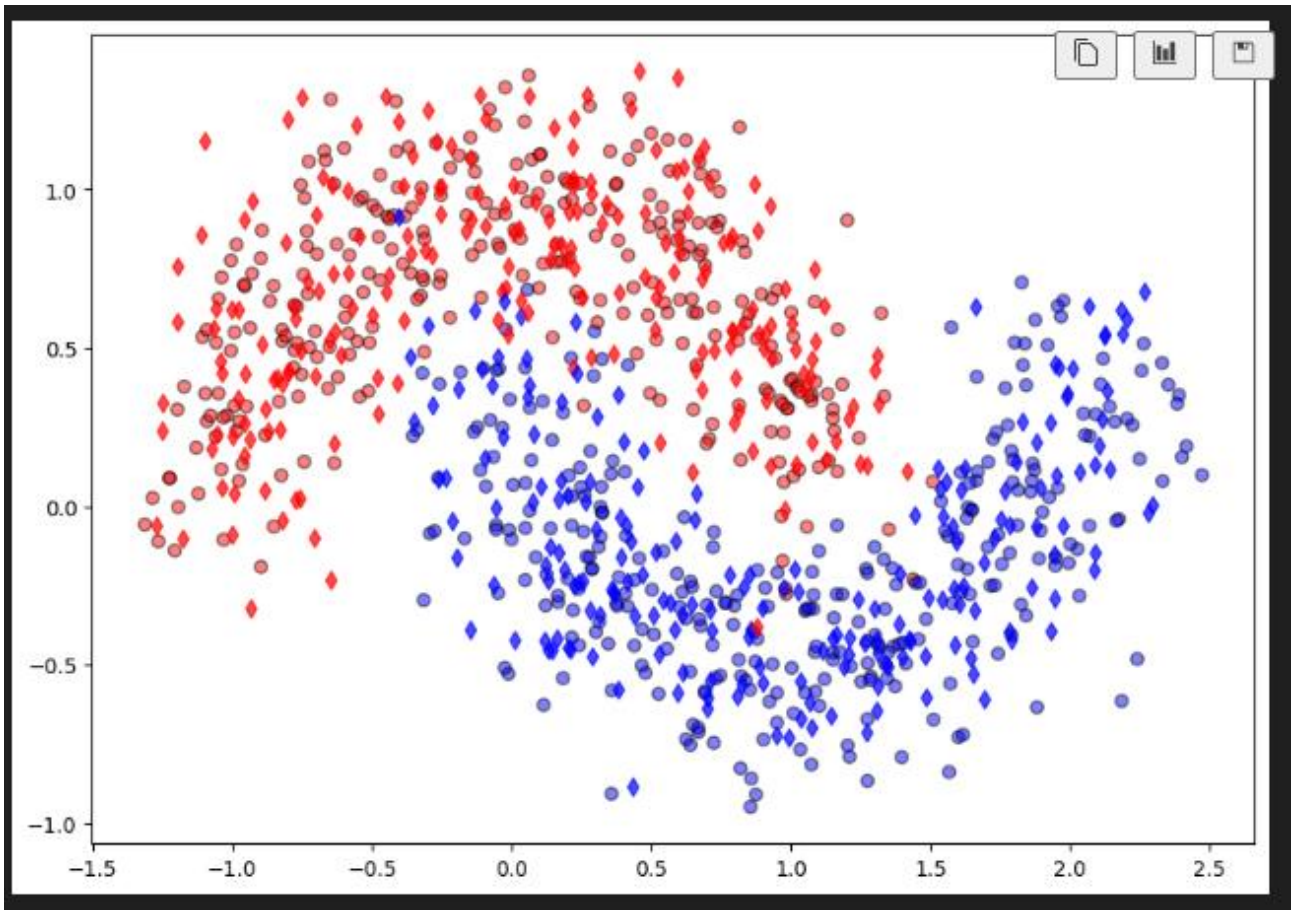


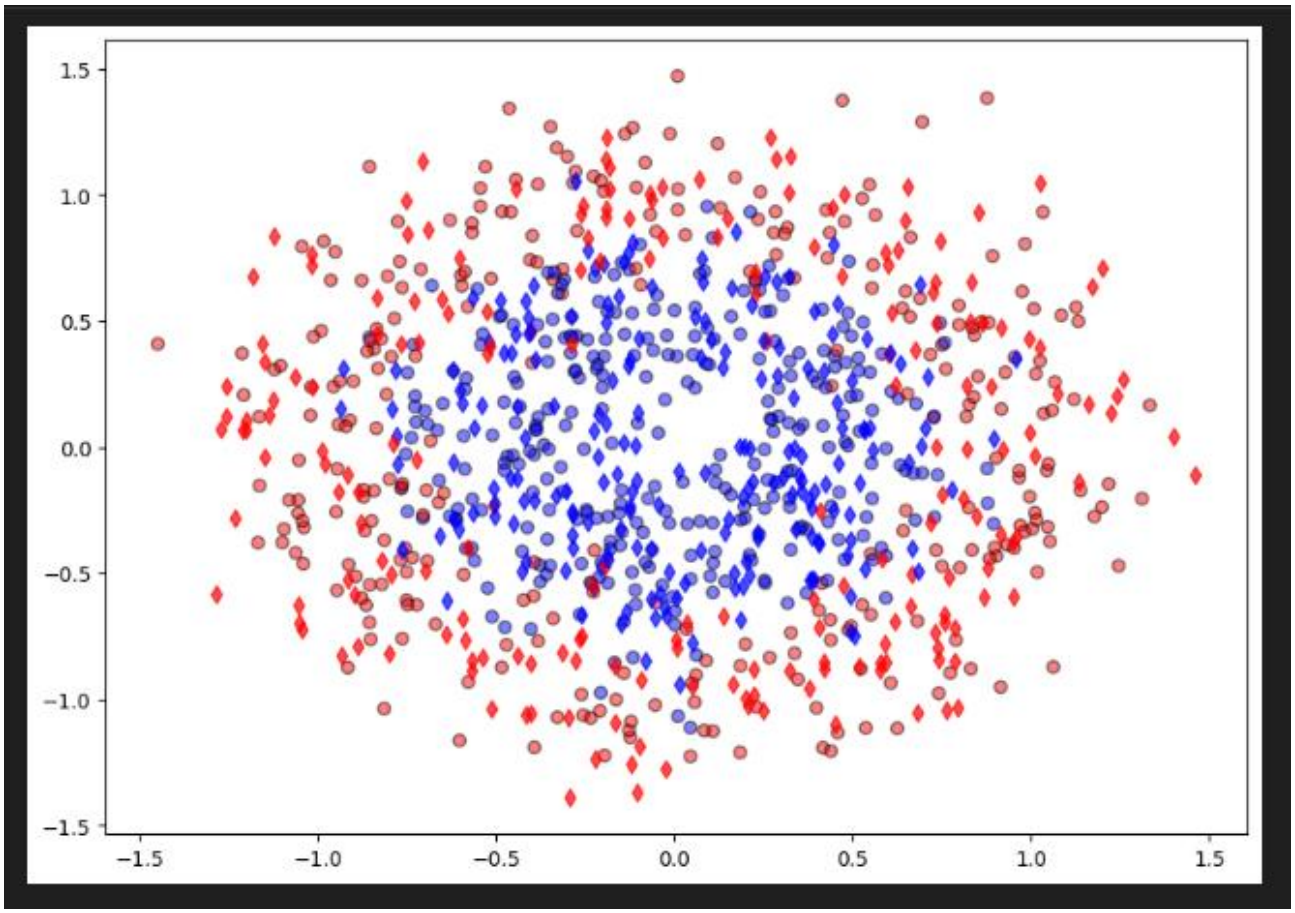
1.1 Podatki / Datasets

Preglej tri generatorje umetnih podatkov in te podatke izriši.



Uporabniku prilagojene komunikacije





Opiši posamezni podatkovni set (razporeditev vzorcev, število razredov, število značilk – features, najpomembnejši parametri pri generiranju podatkov).

Razporeditev vzorcev -> Podatki so precej razpršeni, vizualno smo jih ločili v 3 razrede (naključna roja, krogce in nagnjeni elipsi).

Število razredov: Enako št ločenih skupin. Kar sta dve (rdeča in modra). Gre za klasifikacijo.

Število značilk – features: Značilke so posamezne merljive lastnosti ali značilnosti podatkov. To je ponavadi X podatkov. Torej vhodne spremenljivke. Značilki sta 2

Najpomembnejši parametri pri generiranju podatkov: so funkcija make moons and make circles

Kakšni so vzorci istega seta pri večkratnem generiranju ? Kako (s katerim parametrom) bi dosegel, da vedno dobiš enake podatke (vzorce)?

Če imamo enak seed so dobljeni naključni podatki enaki. Če ga nimamo pa ne

1.2 Učenje in evalvacija modela

Metrike za oceno kvalitete modela : https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html#classification-metrics

Kaj pomenijo spremenljivke, in kako jih generiramo : X_train, X_test, y_train, y_test

X je spremenljivka. Y je rezultat funkcije. X_train in Y_train skupaj so podatki s katerimi treniramo model. Y_test in X_test so podatki za testiranje našega modela

Pomen in vpliv parametrov: test_size, random_state ?

Test size je zelo pomemben, ker z večjo testno množico dobimo lahko bolje natreniram model. Random state je funkcija s katero generiramo naključne podatke. Bolj natančno določa seed za random funckijo.

Izvedi učenje izbranega modela in vstavi rezultate:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.771	0.846	0.807	195
1	0.839	0.761	0.798	205
accuracy			0.802	400
macro avg	0.805	0.804	0.802	400
weighted avg	0.806	0.802	0.802	400

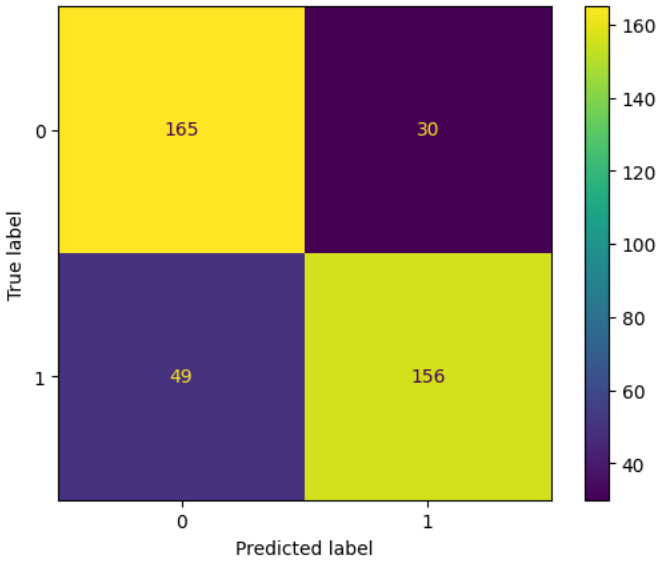
Izpiši y_pred. Kaj predstavlja?

Naše predikcije klasifikacij v strojnem učenju.

[1 1 1 0 1 1 0 1 1 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0…]

Dodatno: izračunaj delež, koliko napovedi je pravilnih (napiši metodo)

Vstavi in interpretiraj pomen matrike Confusion matrix.



Iz matrike confusion lahko ugotovimo kako dobro klasifikacijo smo naredili.

True Positive (TP)	False Negative (FN)
False Positive (FP)	True Negative (TN)

Razloži pomen metrik: precision, recall, f1-score, accuracy (support)

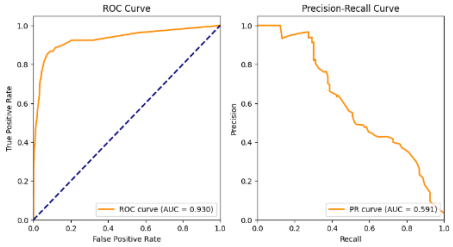
Precision je število verjetnost True Positive. Torej dejanskih 1 klasificiranih kot 1

Recal je število verjetnost True Negative. Torej dejanskih 0 klasificiranih kot 0

F1 je geometrijsko povprečje obeh

Accuracy: je verjetnost točnega rezultata

Preskusi print_stats metodo. Komentiraj Precision-Recall in ROC krivulje.



Precision-Recall je v katerem nas zanima desni kot zgoraj.

ROC v njem nas zanima levi zgornji kot.

AUC Kvaliteta razpoznave (želimo čim bližje 1). Vrednosti so od nič do 1

Primerjaj vsaj 3 ML modele, prikaži njihove rezultate in jih komentiraj

(glede na zahtevnost izbranega testnega seta podatkov)

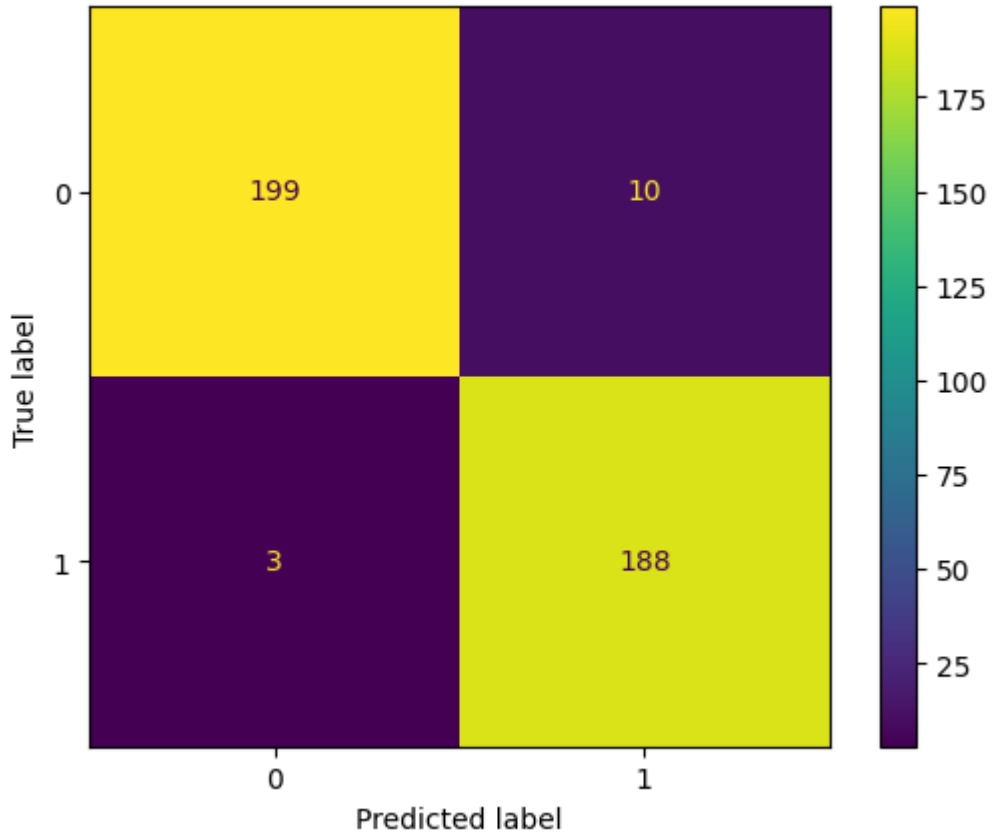
Izbrani model poženi večkrat, pri čemer mu nastavljaj parametre na različne vrednosti. Vstavi in komentiraj rezultate.

AdaBoost deluje izjemno dobro z visoko natančnostjo, priklicem in rezultati F1 za oba razreda. Med tremi modeli dosega največjo natančnost.

{'0': {'precision': 0.9851485148514851, 'recall': 0.9521531100478469, 'f1-score': 0.9683698296836983, 'support': 209.0}, '1': {'precision': 0.9494949494949495, 'recall': 0.9842931937172775, 'f1-score': 0.9665809768637532, 'support': 191.0}, 'accuracy': 0.9675, 'macro avg': {'precision': 0.9673217321732173, 'recall': 0.9682231518825621, 'f1-score': 0.9674754032737258, 'support': 400.0}, 'weighted avg': {'precision': 0.9681239373937394, 'recall': 0.9675, 'f1-score': 0.9675156524621745, 'support': 400.0}}

AdaBoost

	precision	recall	f1-score	support
0	0.985	0.952	0.968	209
1	0.949	0.984	0.967	191
accuracy			0.968	400
macro avg	0.967	0.968	0.967	400
weighted avg	0.968	0.968	0.968	400



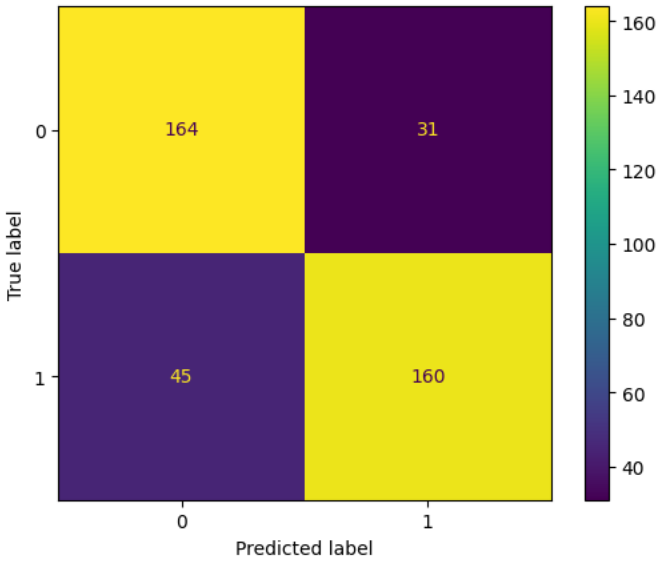
Random Forest kaže spodobno zmogljivost, vendar je bistveno nižja od AdaBoost. Ima uravnoteženo natančnost in priklic, vendar ne deluje tako dobro kot AdaBoost.

Random Forest

	precision	recall	f1-score	support
0	0.785	0.841	0.812	195
1	0.838	0.780	0.808	205
accuracy			0.810	400

Uporabniku prilagojene komunikacije

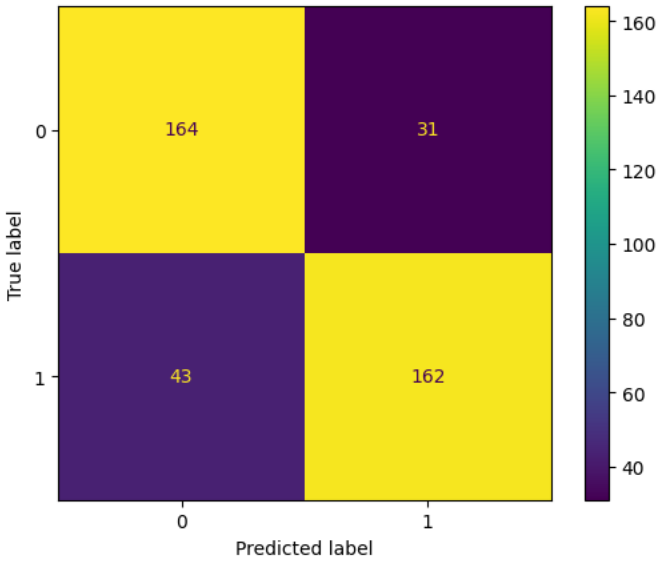
macro avg	0.811	0.811	0.810	400
weighted avg	0.812	0.810	0.810	400



Nevronska mreža deluje podobno kot naključni gozd, z nekoliko boljšo natančnostjo in priklicem. Vendar pa še vedno ne uspe v primerjavi z AdaBoostom.

Neural Net

	precision	recall	f1-score	support
0	0.792	0.841	0.816	195
1	0.839	0.790	0.814	205
accuracy			0.815	400
macro avg	0.816	0.816	0.815	400
weighted avg	0.816	0.815	0.815	400



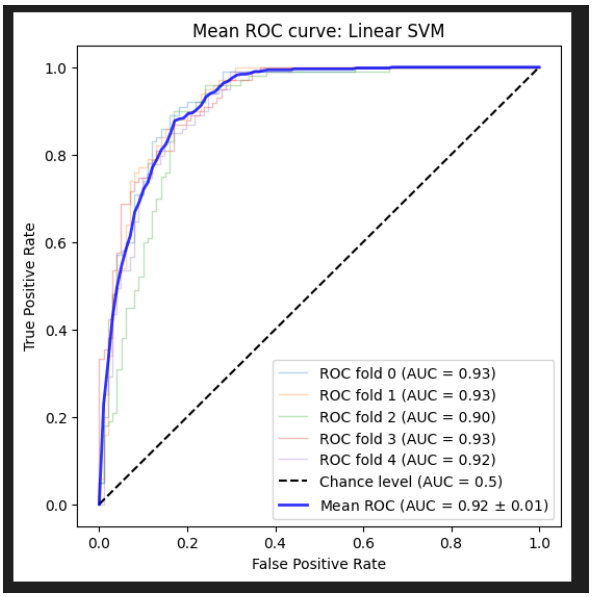
1.3 Evalvacija s križno validacijo (Cross-validation)

Kako poteka K-Fold križna validacija, kaj pomeni n_splits ?

Da vzamemo različne dele dataseta, 4/5 za training in 1/5 za testiranje. N splits se navizuje na ločevanje množice v omenjeni dve podmnožici. Podatkovno množico razdelimo na n_splits delov, kjer učimo model na n_splits-1 množicah in pustimo eni za testiranje podatkov.

Vstavi in komentiraj ROC krivuljo.

Če izberemo različne modele dobimo zelo različne krivulje. Smiselno je izbrati najboljši model. V grafu vidimo ROC za vse dele. Vsi deli so dobor ocenjeni in je razvidno, da je bil 4. del najboljši ter da je bil povprečni ROC 0.92.



1.4 Dodatne naloge

Vizualizacija napovedanih točk :

Napiši funkcijo plot_test_points(), ki izriše testne podatke (točke) na DecisionBoundary, vendar naj pravilno klasificirane točke prikaže kot kroge, nepravilno pa kot križce.

Primerjava modelov z vizualizacijo:

Generiraj sliko (matplotlib, z subplot generiraj posamezne grafe), ki za vse testne sete izriše Decision boundary in testne točke za vsak posamezni model (ena vrstica grafov za en testni set).

Izvedi optimizacijo parametrov izbranega modela z GridSearchCV:

Napiši kodo, ki optimizira parametre modela, za najboljši rezultat izbrane evalvacije.

Uporabi drug (realni) podatkovni set in primerjaj modele:

Uporabi realne podatke izbranega dataseta, za klasifikacijo ciljne spremenljivke. Primerjaj uspešnost izbranih modelov.