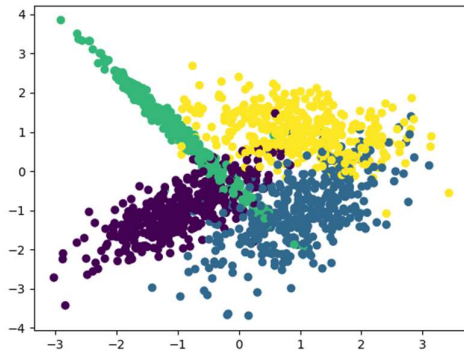


Klasyfikacja wieloklasowa

Jakub Znyk

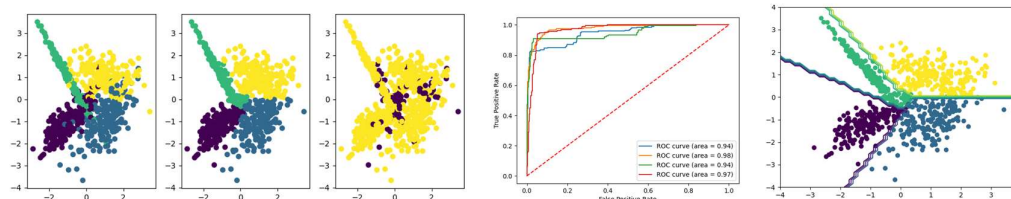
Losowo wygenerowane przykładowe dane z podziałem na cztery klasy dla których przeprowadzono eksperyment, polegający na podziale próbek na testujące i uczące w proporcjach 50:50, a następnie testowaniu działania algorytmów i poddawaniu wyników różnym miarom jakości klasyfikacji:



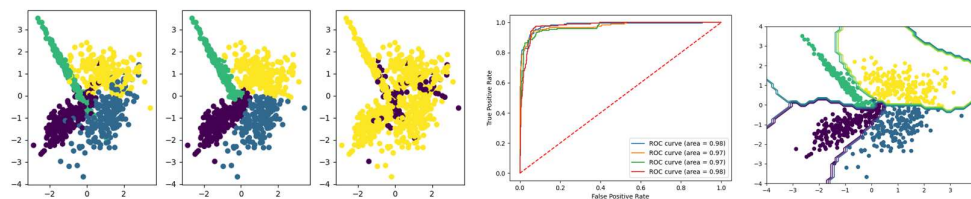
Wykres 1: Od lewej: Wyniki oczekiwane, Wyniki zwrócone w wyniku działania algorytmu, błędy klasyfikacji Wykres 2: Krzywa ROC wraz z wartością współczynnika AUC dla 4 klas Wykres 3: Krzywa dyskryminacyjna

OneVsOne

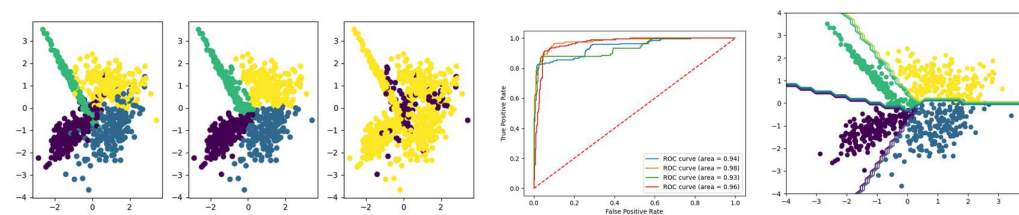
SVC linear



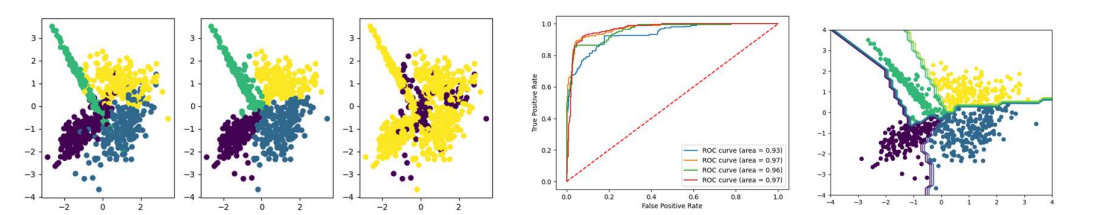
SVC rbf



LogisticRegression

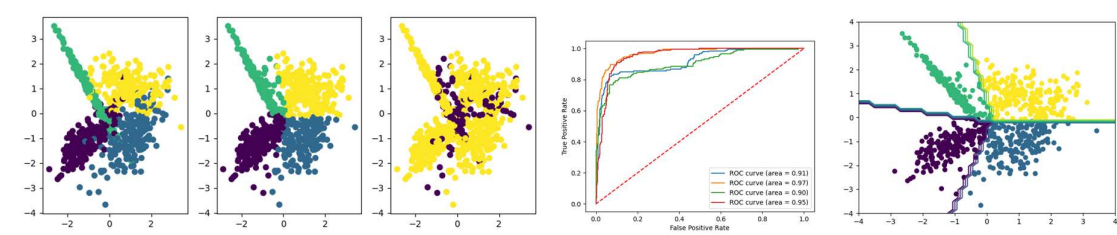


Perceptron

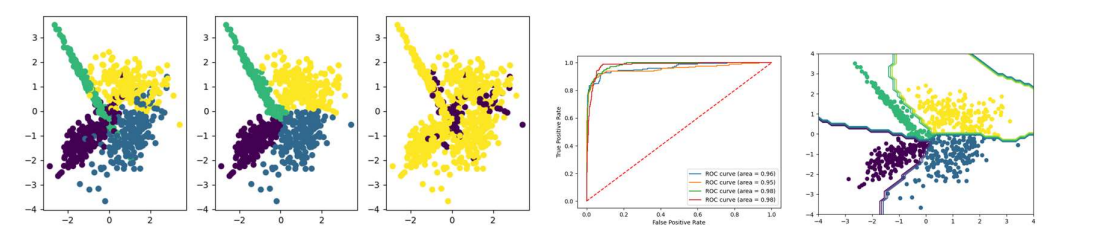


OneVsRest

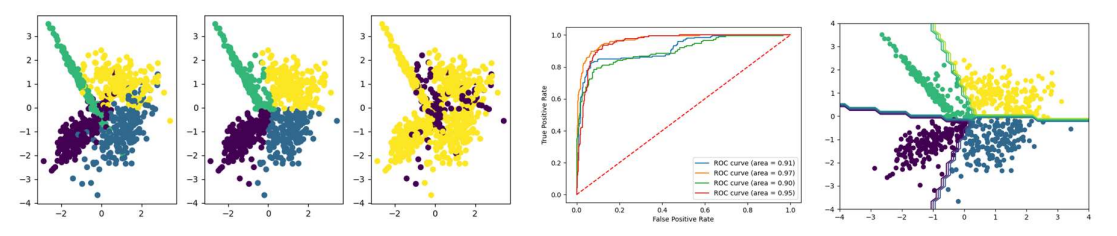
SVC linear



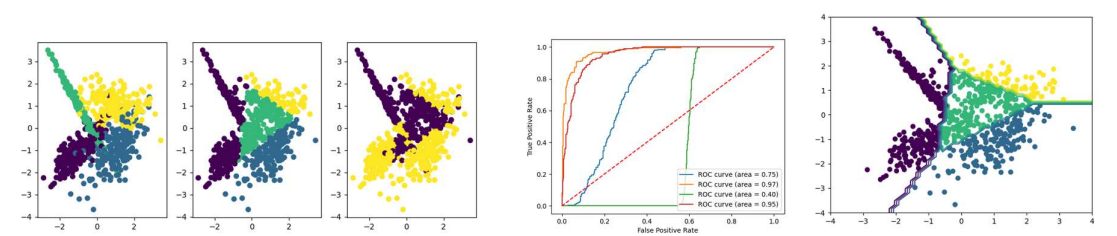
SVC rbf



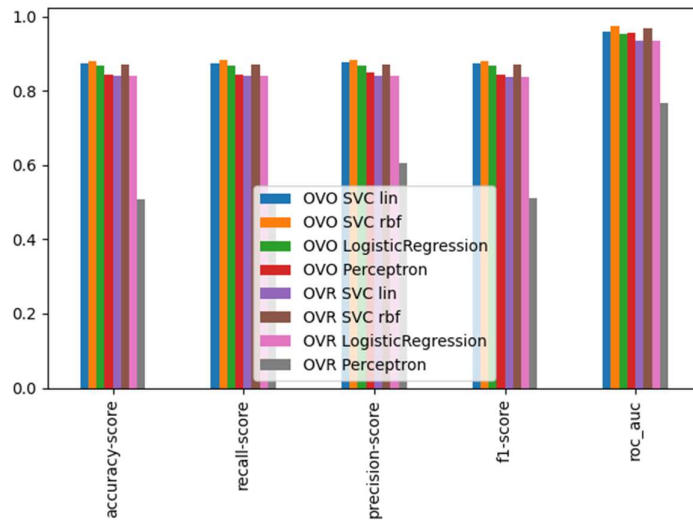
LogisticRegression



Perceptron



Podsumowanie wyników:



Wnioski:

- Zastosowanie strategii OVR nieznacznie pogarsza skuteczność działania algorytmu dla SVC linear, SVC rbf i LogisticRegression.
- Zastosowanie strategii OVR drastycznie pogarsza skuteczność działania algorytmu Perceptron (klasyfikacja dla niektórych klas gorsza niż model losowy)
- Wszystkie algorytmy poza SVC linear tworzą proste granice decyzyjne niezależnie od strategii
- Przy zastosowaniu strategii OVO wszystkie algorytmy uzyskują podobne miary jakości klasyfikacji, SVC rbf nieznacznie lepszy od reszty
- Przy zastosowaniu strategii OVR wszystkie algorytmy poza Perceptron uzyskują podobne miary jakości klasyfikacji, SVC rbf nieznacznie lepszy od reszty
- Strategia OVO działa wolniej przez konieczność dopasowania większej ilości klasyfikatorów