Eksploracja danych - etap 2

Krzysztof Nasuta 193328, Filip Dawidowski 193433, Aleks Iwicki 193354

1. Charakterystyka zbioru

- Pochodzenie: Kaggle
- Liczba przykładów: 5819080
- Format: CSV (3 pliki: `flights.csv` - właściwy zbiór, `airports.csv` - informacje o lotniskach, `airlines.csv` - informacje o liniach lotniczych)
- Ilość zbiorów danych: 1

2. Wprowadzenie

Dataset: **2015 Flight Delays and Cancellations**
Cel: Budowa modelu predykcyjnego klasyfikującego opóźnienia lotów (ARRIVAL_DELAY > 15 minut)

Opóźnienia lotów mają znaczący wpływ na funkcjonowanie transportu lotniczego. Niniejszy projekt ma na celu stworzenie modelu uczenia maszynowego przewidującego opóźnienia.

Kluczowe pytania badawcze:

- Które czynniki najsilniej wpływają na opóźnienia?
- Który algorytm osiąga najlepsze wyniki?

3. Założenia wstępne

Podczas przewidywania opóźnień lotów nie będziemy uwzględniać informacji, które nie są dostępne w momencie planowania lotu, takich jak:

- DEPARTURE_TIME (nie mylić z SCHEDULED_DEPARTURE)
- DEPARTURE_DELAY
- TAXI_OUT
- WHEELS_OFF
- ELAPSED_TIME
- AIR_TIME
- WHEELS_ON
- TAXI_IN
- ARRIVAL_TIME
- ARRIVAL_DELAY

Spowoduje to znaczne obniżenie dokładności modeli, lecz pozwoli na realistyczne przewidywanie, ponieważ przy uwzględnieniu tych cech, modele osiągają niemal 100% dokładności.

4. Przygotowanie Danych

Źródła danych:

- flights.csv
- airlines.csv
- airports.csv

Kroki przetwarzania:

1. Ładowanie danych z pliku flights.csv z ograniczeniem do skonfigurowanej liczby rekordów
2. Definicja zmiennej celu: `DELAYED = 1` jeśli `ARRIVAL_DELAY > 15`
3. Podział na loty opóźnione i nieopóźnione.
4. Balansowanie zbioru danych - równa liczba opóźnionych i nieopóźnionych lotów. Pozostałe loty są usuwane.
5. Podział zbalansowanych danych na zbiór treningowy (80%) i testowy (20%)

Cechy wykorzystane w modelu:
- Kategoryczne: AIRLINE, ORIGIN_AIRPORT, DESTINATION_AIRPORT, DAY_OF_WEEK, MONTH
- Numeryczne: YEAR, DAY, FLIGHT_NUMBER, SCHEDULED_DEPARTURE, SCHEDULED_TIME, DISTANCE, SCHEDULED_ARRIVAL

Usunięte cechy: DEPARTURE_TIME, DEPARTURE_DELAY, TAXI_OUT, WHEELS_OFF, ELAPSED_TIME, AIR_TIME, WHEELS_ON, TAXI_IN, ARRIVAL_TIME, ARRIVAL_DELAY

5. Metodologia

Wykorzystane modele:

Wszystkie wykorzystywane modele zostały zaimplementowane w bibliotece `scikit-learn` dostępnej w języku Python. Poniżej przedstawiono klasyfikatory, które zostały użyte w projekcie:

Model	Implementacja
Drzewo Decyzyjne	`DecisionTreeClassifier`
Las Losowy	`RandomForestClassifier`
Regresja Logistyczna	`LogisticRegression`
K-NN	`KNeighborsClassifier`
Sieć Neuronowa	`MLPClassifier`

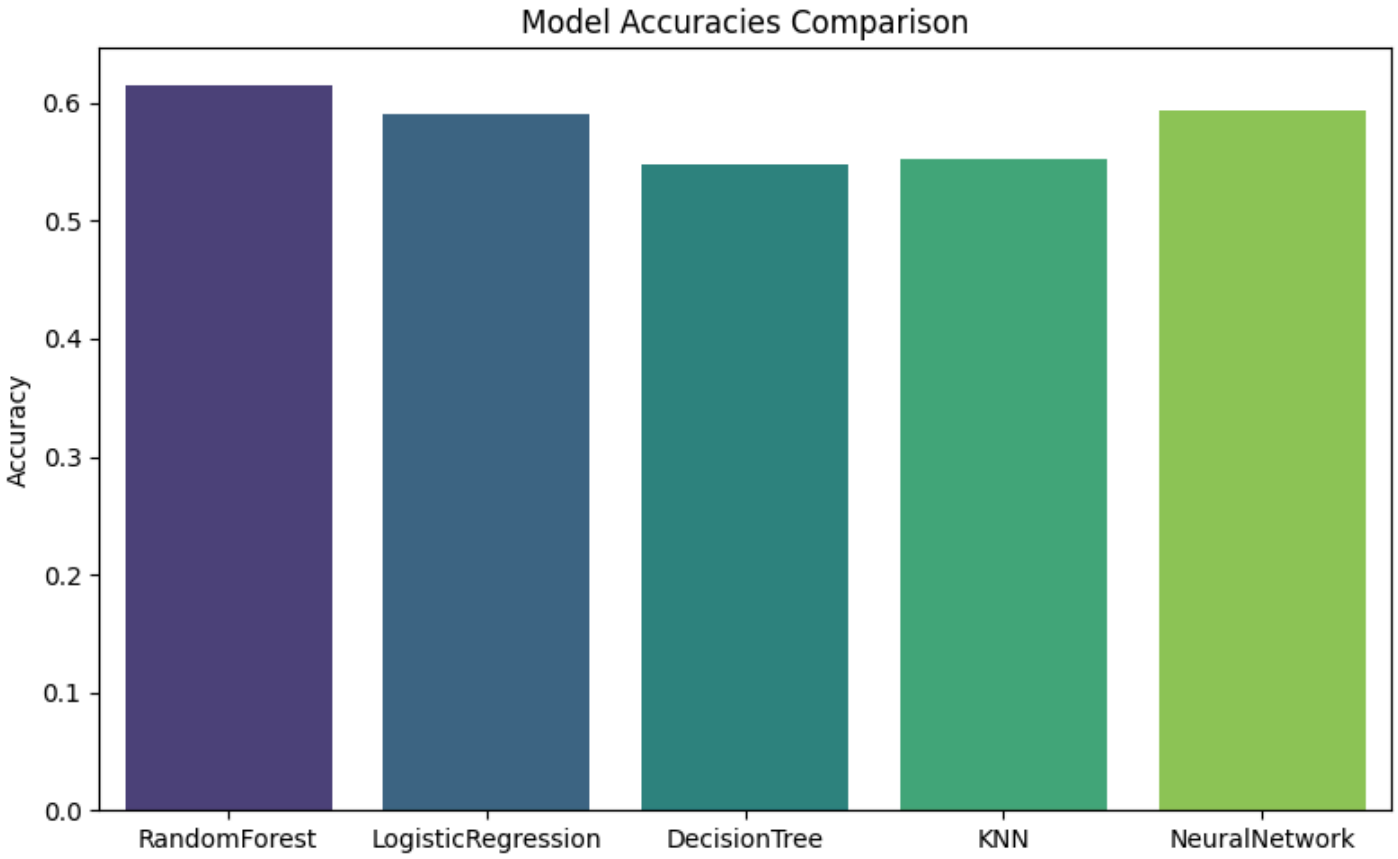
5.1. Początkowe porównanie modeli

Pierwszym krokiem jest porównanie modeli z domyślnymi parametrami.
- Dla `RandomForest` utworzono 100 drzew, maksymalna głębokość nie jest ograniczona, a minimalna liczba próbek do podziału to 2.
- Dla `LogisticRegression` zastosowano domyślne parametry, z maksymalną liczbą iteracji równą 1000.
- Dla `DecisionTree` zastosowano domyślne parametry, z maksymalną głębokością nieograniczoną.
- Dla `KNN` zastosowano 5 sąsiadów i wagę równą „uniform” - każdy sąsiad ma równy wpływ na klasyfikację.
- Dla `NeuralNetwork` zastosowano dwie warstwy ukryte o rozmiarach 100 i 50, maksymalną liczbę iteracji równą 500.

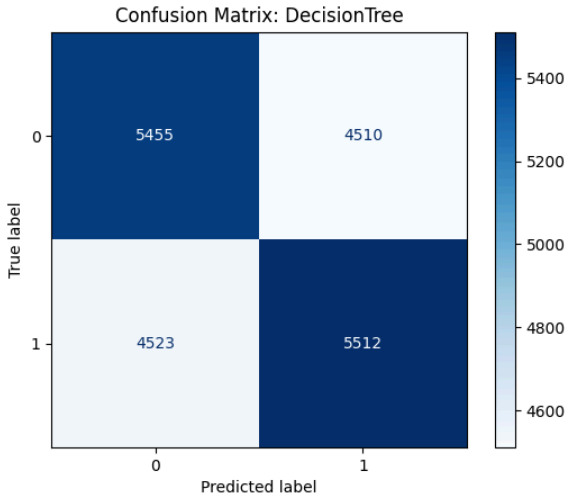
5.1.1. Dokładność modeli

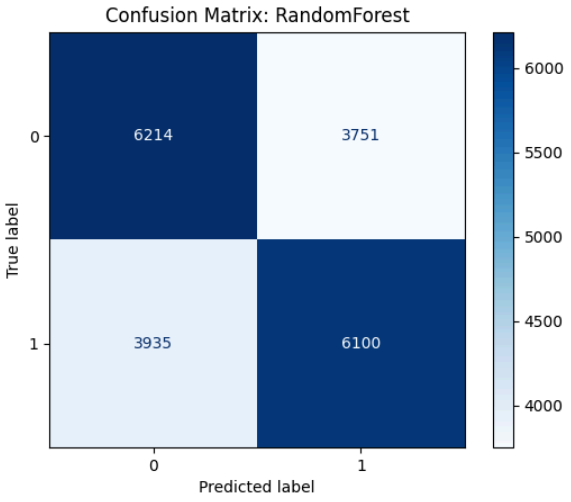
Rozmiar zbioru danych został ograniczony do 100 000 rekordów, aby przyspieszyć proces uczenia modeli. Zbiór ten jest zbalansowany, zawiera po 50 000 lotów opóźnionych i nieopóźnionych.

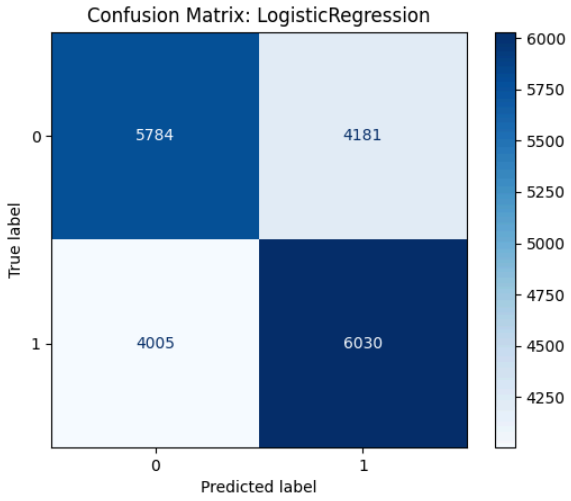
Model	Decision Tree	Random Forest	Logistic Regression	K-NN	Neural Network
Dokładność	`54.835%`	`61.57%`	`59.07%`	`55.3%`	`59.32%`

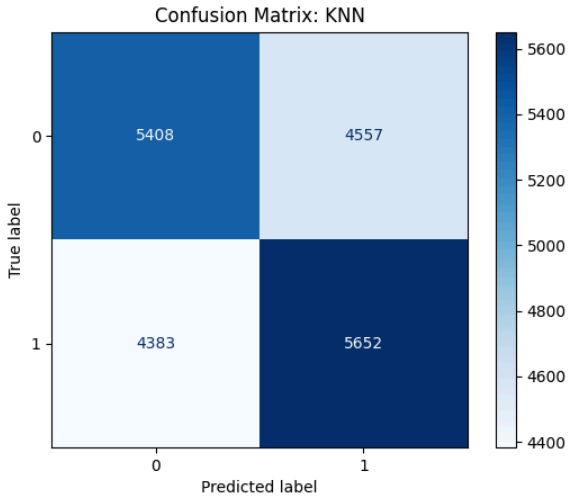


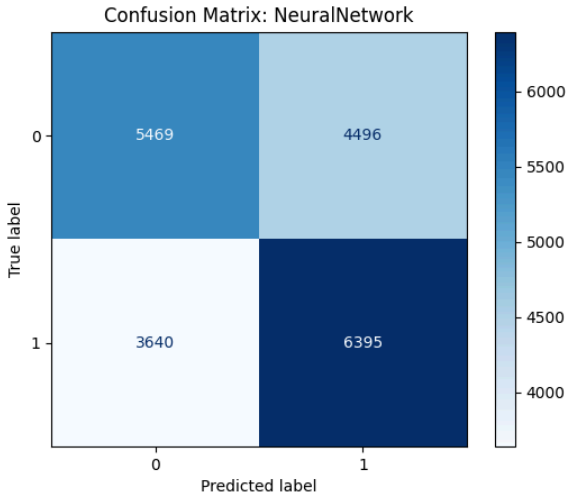
5.1.2. Macierze błędów





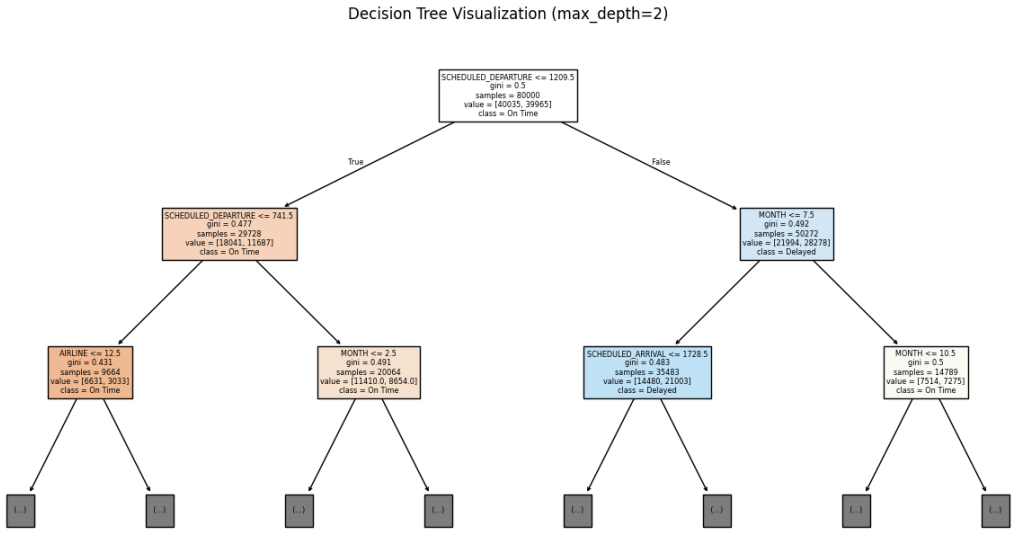

Confusion Matrix: LogisticRegression
5784
4181
4005
6030
True label
Predicted label
0
1
6000
5750
5500
5250
5000
4750
4500
4250


Confusion Matrix: KNN
5408
4557
4383
5652
True label
Predicted label
0
1
5600
5400
5200
5000
4800
4600
4400


Confusion Matrix: NeuralNetwork
5469
4496
3640
6395
True label
Predicted label
0
1
6000
5500
5000
4500
4000

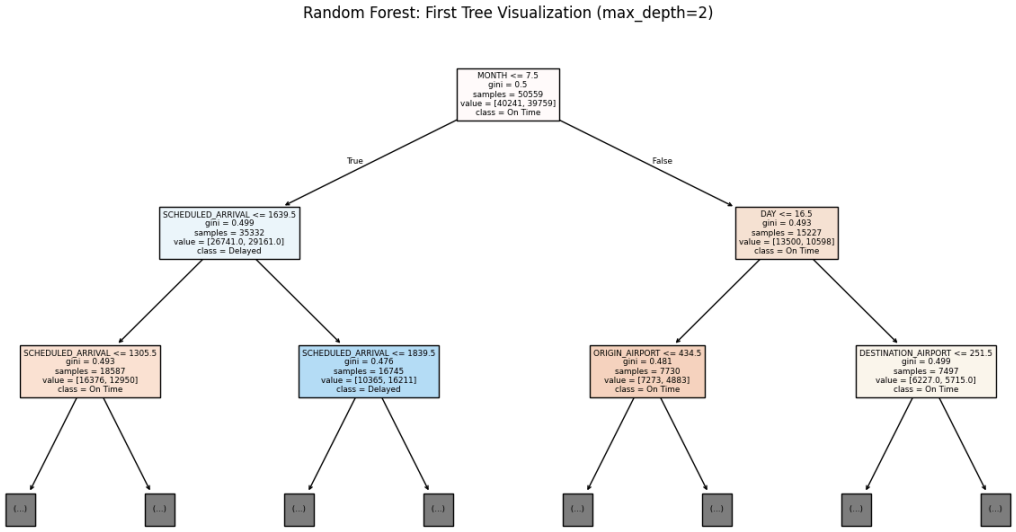
5.1.3. Wizualizacja model

5.1.3.1. Drzewo Decyzyjne



Graf przedstawia strukturę wytrenowanego drzewa decyzyjnego.

5.1.3.2. Random Forest



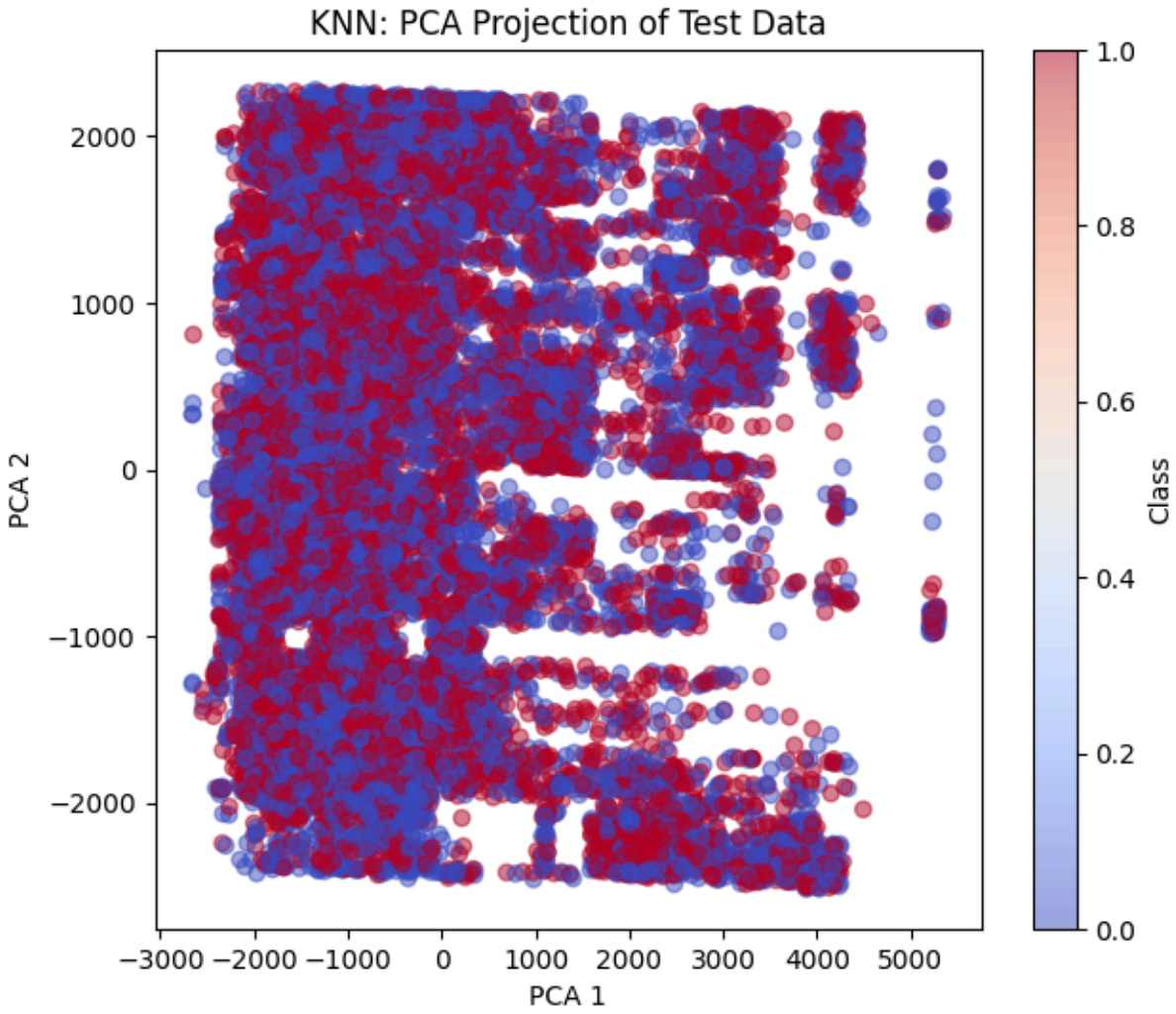
Graf przedstawia strukturę pierwszego z drzew w wytrenowanym lesie losowym.

5.1.3.3. Regresja Logistyczna

Wykres przedstawia współczynniki regresji logistycznej dla poszczególnych cech. Większa wartość współczynnika oznacza większy wpływ danej cechy na prawdopodobieństwo opóźnienia lotu.

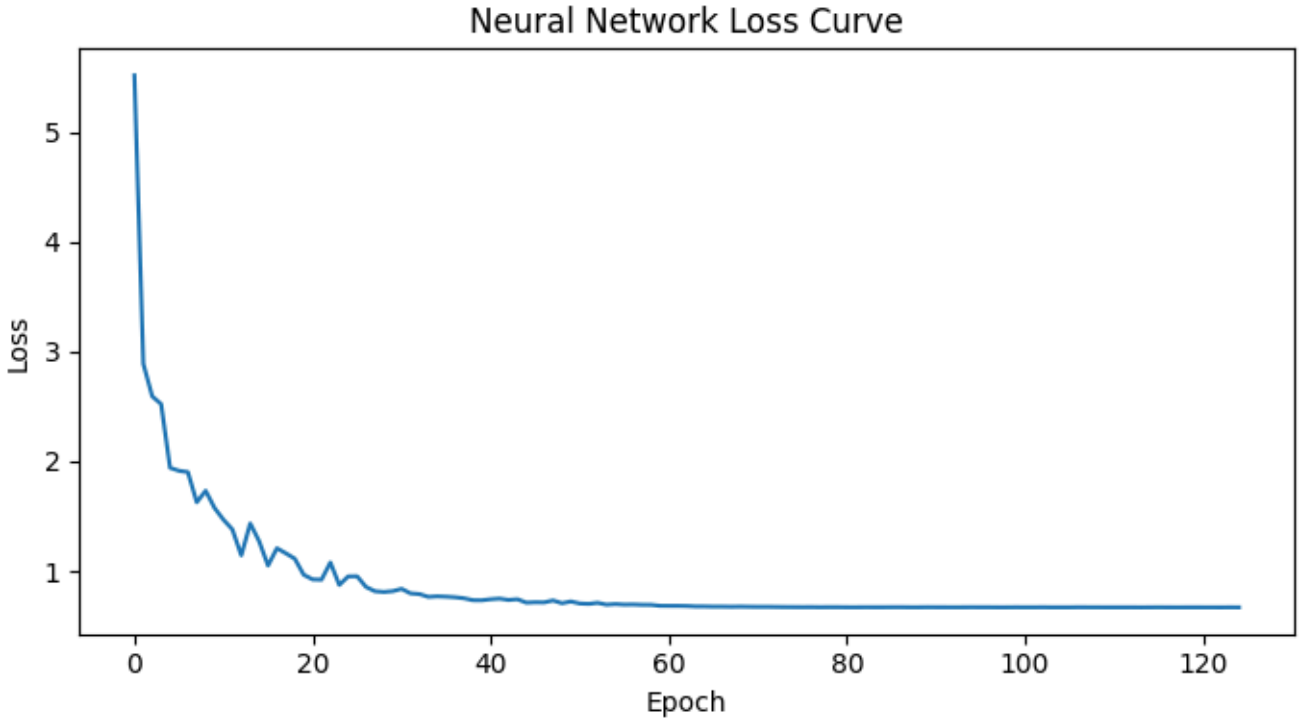
Najważniejsze cechy w tym modelu to:
- MONTH
- DAY_OF_WEEK
- SCHEDULED_TIME
- AIRLINE

5.1.3.4. K Nearest Neighbors - wykres PCA



PCA (analiza głównych składowych) jest techniką redukcji wymiarowości, która pozwala na wizualizację danych w przestrzeni 2D. Wykres przedstawia punkty reprezentujące loty, gdzie kolor wskazuje na klasę (opóźniony lub nieopóźniony).

5.1.3.5. Sieć Neuronowa



Wykres przedstawia krzywą strat dla sieci neuronowej podczas treningu. Widać, że strata maleje wraz z kolejnymi epokami, co sugeruje, że model uczy się poprawnie.

6. Eksperymenty ze zbiorem danych

6.1. Optymalizacja hiperparametrów

Dokonano optymalizacji hiperparametrów przy użyciu algorytmu genetycznego oraz ustalono testową wielkość zbioru 1000 dla modeli `Random Forest`, `Logistic Regression` i `Neural Network`. Uzyskano następujące dokładności modeli:

Model	Random Forest	Logistic Regression	Neural Network
Dokładność	`68.45%`	`72.61%`	`72.02%`

Mniejszy rozmiar danych pozwolił na szybsze przeprowadzenie eksperymentów, jednak nie możemy bezpośrednio porównywać wyników z poprzednimi modelami. Mniejszy zbiór danych może skutkować nadmiernym dopasowaniem modeli.

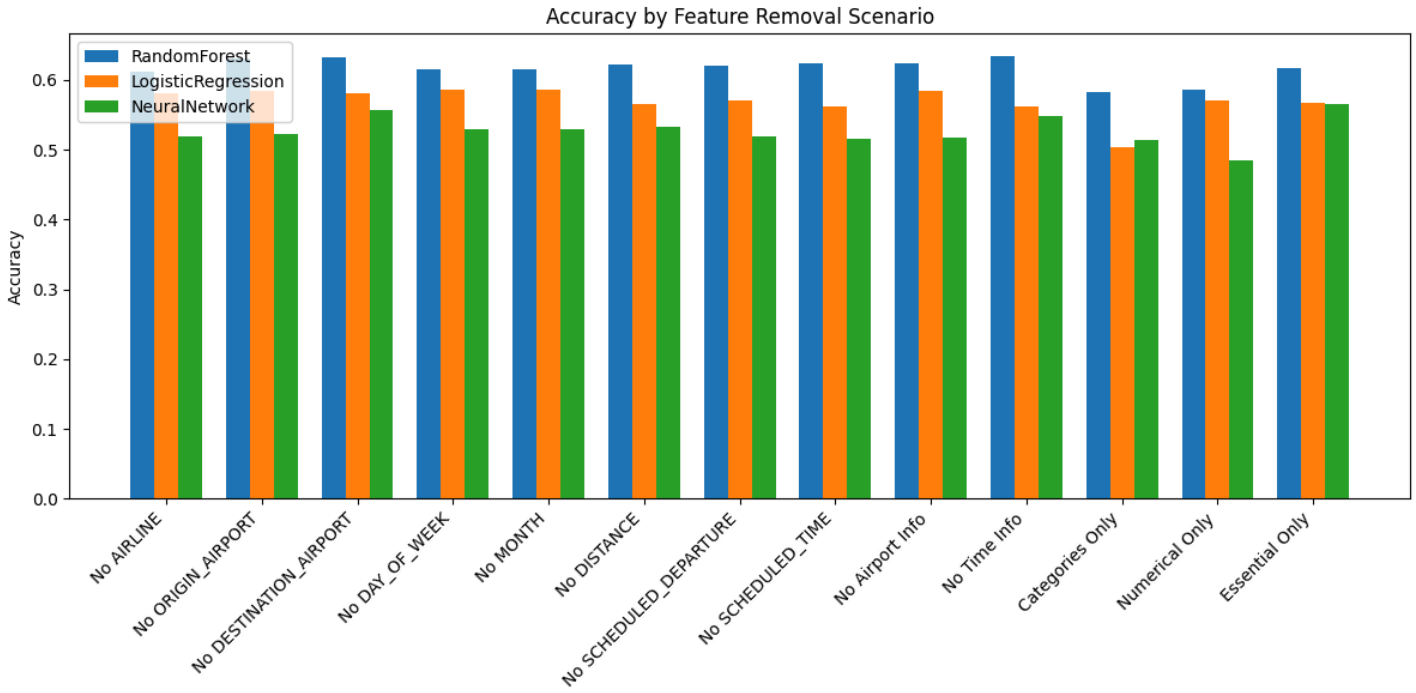
6.1.1. Wyznaczone hiperparametry

- **Random Forest**
  - Liczba drzew: 28
  - Maksymalna głębokość drzewa: 4
  - Minimalna liczba próbek do podziału: 8
  - Minimalna liczba próbek w liściu: 3
- **Logistic Regression**
  - C: 17.825
  - Maksymalna liczba iteracji: 1000

- **Neural Network**
  - Liczba neuronów w warstwach ukrytych: 100, 83
  - Współczynnik regularyzacji α: 0.00125
  - Maksymalna liczba iteracji: 785

6.2. Usunięcie cech

Dokonano analizy wpływu usunięcia poszczególnych cech na dokładność modeli `Random Forest`, `Logistic Regression` oraz `Neural Network` działających wielkości zbioru 10000. Dokładności poszczególnych modeli po usunięciu cech przedstawiono na poniższym wykresie oraz tabeli:



Random Forest

Usunięta cecha	Dokładność po usunięciu
AIRLINE	60.12%
ORIGIN_AIRPORT	62.83%
DESTINATION_AIRPORT	62.08%
DAY_OF_WEEK	62.84%
MONTH	62.84%
DISTANCE	62.24%
SCHEDULED_DEPARTURE	62.08%
SCHEDULED_TIME	62.39%
Airport Info	62.39%
Time Info	63.44%
Categories Only	58.31%
Numerical Only	58.61%
Essential Only	61.63%

Logistic Regression

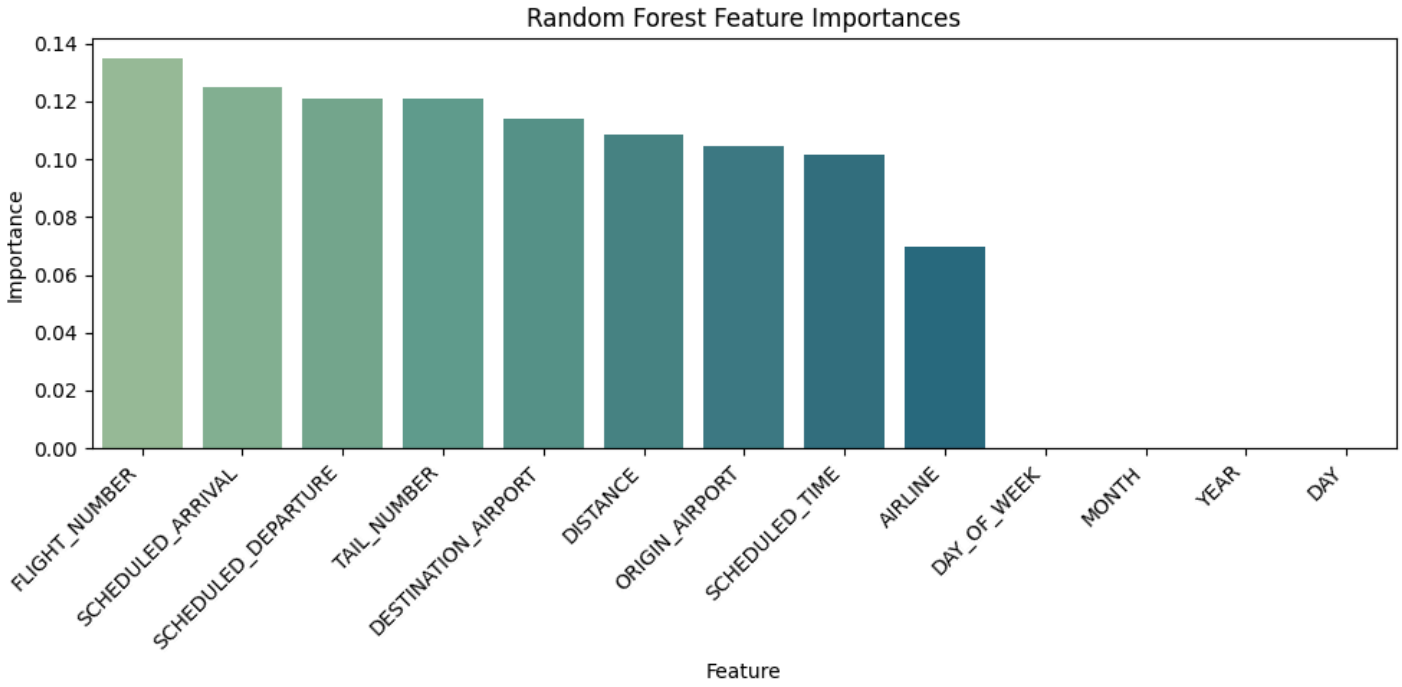
Usunięta cecha	Dokładność po usunięciu
AIRLINE	61.18%
ORIGIN_AIRPORT	62.99%
DESTINATION_AIRPORT	63.29%
DAY_OF_WEEK	61.48%
MONTH	61.48%
DISTANCE	62.24%
SCHEDULED_DEPARTURE	62.08%
SCHEDULED_TIME	62.39%
Airport Info	62.39%
Time Info	63.44%
Categories Only	58.31%
Numerical Only	58.61%
Essential Only	61.63%

Neural Network

Usunięta cecha	Dokładność po usunięciu
AIRLINE	61.18%
ORIGIN_AIRPORT	62.99%
DESTINATION_AIRPORT	63.29%
DAY_OF_WEEK	61.48%
MONTH	61.48%
DISTANCE	62.24%
SCHEDULED_DEPARTURE	62.08%
SCHEDULED_TIME	62.39%
Airport Info	62.39%
Time Info	63.44%
Categories Only	58.31%
Numerical Only	58.61%
Essential Only	61.63%

6.3. Ważność cech

Ważność cech została obliczona dla modelu `Random Forest` i przedstawiona na poniższym wykresie. Wartości te wskazują, jak duży wpływ ma dana cecha na decyzje podejmowane przez model. Wyższa wartość oznacza większy wpływ na klasyfikację.



Najważniejszymi cechami są:

- FLIGHT_NUMBER
- SCHEDULED_ARRIVAL
- SCHEDULED_DEPARTURE
- TAIL_NUMBER

Atrybuty MONTH, YEAR i DAY zostały uznane za nieistotne.

7. Podsumowanie