## Politechnika Wrocławska Wydział Zarządzania

## Systemy Analityczne

Projekt narzędzia wspomagającego analizę kosztów hospitalizacji z zastosowaniem analityki predykcyjnej dla wybranej placówki medycznej

Grupa: Poniedziałek TN 13:15-15:00

Autor: Damian Kędzierski 260493

Prowadzący: dr inż. Marek Lubicz

## Spis treści

A)	PROBLEM BIZNESOWY	3
	Problemy analityczne	3
B)	LISTA PROBLEMÓW ANALITYCZNYCH ANALITYKI PREDYKCYJNEJ:	
	Түр:	3
	ZMIENNA OBJAŚNIANIA:	
	Predyktory:	
C)	CHARAKTERYSTYKA DANYCH	
	Dane źródłowe	
	Dane wynikowe	4
D)	PROCES ANALITYCZNY (CRISP-DM)	
	Krok 1: Zrozumienie problemu biznesowego	6
	Krok 2: Zrozumienie danych	6
	KROK 3: PRZYGOTOWANIE DANYCH	
	Krok 4: Modelowanie	
	KROK 5. OCENA JAKOSCI MODELI KROK 6: WIZUALIZACJA I RAPORTOWANIE WYNIKÓW	
	Krok 7: Przedstawienie prezentacji dla decydenta	
E)	EKSPLORACYJNA ANALIZA DANYCH (EDA)	
	WSTEPNA ANALIZA EDA:	
	Szczegółowa analiza EDA:	
F)	LISTA I OMÓWIENIE STWIERDZONYCH NIEDOSKONAŁOŚCI DANYCH ŹRÓDŁOW	YCH 9
	Dane niekompletne i błędy	g
	DANE RZADKIE	
	Wartości odstające (outliers)	
G)		
H)	JEDNOZNACZNIE NAZWANY KOŃCOWY PLIK/PLIKI WYNIKOWE	10
I)	OMÓWIENIE ZAŁOŻEŃ I ZAPROJEKTOWANIE W ŚRODOWISKU ANALITYKI REDYKCYJNEJ	11
	DOBÓR NAJLEPSZYCH PREDYKTORÓW	
	Dobór algorytmów predykcyjnych Optymalizacja parametrów	
	DOBÓR PODEJŚCIA DO WALIDACJI	
	Proces	
W	YNIKI MODELU	12
w	VNIKI IMPLEMENTACII	13

## a) Problem Biznesowy

Klasyfikacja świadczeń medycznych na podstawie ich kosztu (WARTOSC\_SKOR). Celem jest stworzenie modelu klasyfikacyjnego, który na podstawie dostępnych informacji będzie przewidywał, czy dana procedura medyczna jest tanim, średnim, drogim lub bardzo drogim świadczeniem.

#### Problemy analityczne

Klasyfikacja kosztów świadczeń medycznych:

Problem klasyfikacji wieloklasowej: Zadanie polega na przewidzeniu do której
kategorii (Tanie, Średnie, Drogie, Bardzo drogie) będzie należeć konkretne
świadczenie medyczne na podstawie dostępnych danych. Model klasyfikacji będzie
mógł pomóc w automatycznym przypisaniu odpowiedniej kategorii kosztów do
nowych przypadków.

Analiza wpływu innych zmiennych na koszty:

 Analiza wpływu procedur medycznych (LISTA\_PROCEDUR), głównego rozpoznania (ROZP\_GLOWNE) i innych czynników na koszty świadczeń medycznych (WARTOSC\_SKOR). Celem jest zidentyfikowanie czynników, które mają istotny wpływ na koszty i mogą być wykorzystane do optymalizacji procesów medycznych i zarządzania kosztami.

Wszystkie powyższe problemy analityczne mają na celu dostarczenie wiedzy i narzędzi, które mogą wesprzeć podejmowanie decyzji dotyczących zarządzania kosztami, optymalizacji procesów medycznych oraz poprawy jakości opieki zdrowotnej.

## b) Lista problemów analitycznych analityki predykcyjnej:

## Typ:

• Klasyfikacja

#### Zmienna objaśniania:

⇒ WARTOSC\_SKOR (label)- wartość skorygowana.

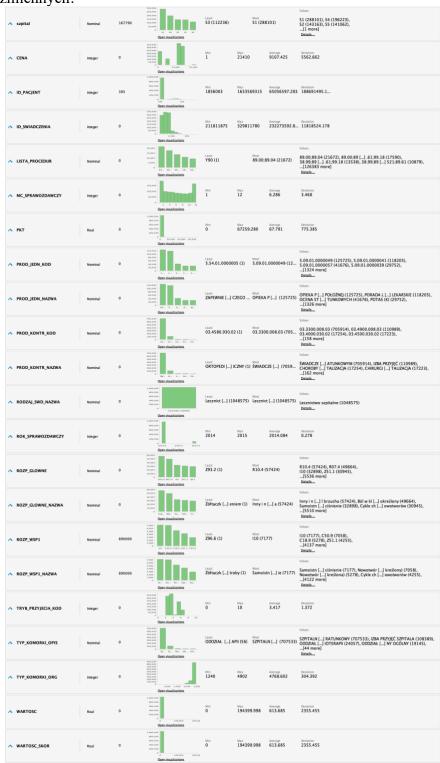
#### **Predyktory:**

- CENA cena związana z danym świadczeniem medycznym.
- ID PACJENT (id)- identyfikator pacjenta.
- ID SWIADCZENIA (id)- identyfikator świadczenia medycznego.
- LISTA PROCEDUR lista procedur medycznych związanych ze świadczeniem.
- PKT liczba punktów związanych ze świadczeniem.
- PROD JEDN KOD kod jednostki produktowej.
- PROD JEDN NAZWA nazwa jednostki produktowej.
- PROD KONTR KOD kod kontrahenta produktowego.
- PROD KONTR NAZWA nazwa kontrahenta produktowego.
- ROZP GLOWNE główne rozpoznanie.
- ROZP GLOWNE NAZWA nazwa głównego rozpoznania.
- TYP KOMORKI OPIS opis typu komórki.
- TYP KOMORKI ORG organizacja typu komórki.

## c) Charakterystyka danych

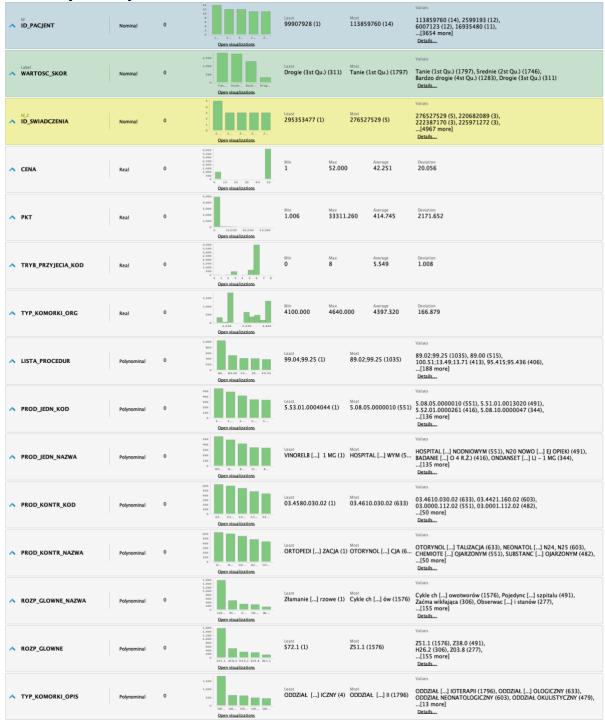
#### Dane źródłowe

- ⇒ nazwa(nazwy) plików szpitale2014-2016b 2.hyper
- ⇒ liczba rekordów 1 048 575
- ⇒ liczby zmiennych 22
- ⇒ listy zmiennych:



#### Dane wynikowe

- ⇒ nazwa(nazwy) plików 260493\_szpital.xlsx
- ⇒ liczba rekordów 5 137
- ⇒ liczby zmiennych 15
- ⇒ listy zmiennych:



## d) Proces Analityczny (CRISP-DM)

## Krok 1: Zrozumienie problemu biznesowego

• Celem biznesowym jest stworzenie modelu klasyfikacyjnego, który przewiduje koszt świadczeń medycznych na podstawie dostępnych informacji.

#### Krok 2: Zrozumienie danych

• Dane obejmują informacje takie jak cena, identyfikatory pacjenta i świadczenia medycznego, lista procedur medycznych, liczba punktów, kod jednostki produktowej, kod kontrahenta produktowego, główne rozpoznanie, kod trybu przyjęcia, opis typu komórki i organizacja typu komórki.

#### Krok 3: Przygotowanie danych

• Przygotowanie danych będzie obejmować oczyszczenie danych, usuwanie wartości odstających i brakujących, skalowanie zmiennych oraz inżynierię cech.

#### Krok 4: Modelowanie

- Zastosowanie modelu klasyfikacji drzewa decyzyjnego do przewidywania kosztów świadczeń medycznych.
- Przygotowanie danych treningowych i testowych.
- Dopasowanie modelu decyzyjnego do danych treningowych.
- Ocena wydajności modelu na danych testowych.

#### Krok 5: Ocena jakości modeli

- Wykorzystanie miar jakości, takich jak precyzja, czułość, specyficzność, AUC, do oceny jakości modelu klasyfikacyjnego.
- Porównanie wyników miar jakości modelu dla różnych parametrów lub algorytmów.

#### Krok 6: Wizualizacja i raportowanie wyników

- Stworzenie wykresów i tabel, które przedstawiają informacje o kosztach świadczeń medycznych i innych zmiennych.
- Przygotowanie raportu zawierającego wyniki analizy predykcyjnej i wnioski.

#### Krok 7: Przedstawienie prezentacji dla decydenta

- Przygotowanie prezentacji, która zawiera opis problemu biznesowego, podejście do analizy danych, wyniki analizy predykcyjnej i wnioski.
- Omówienie różnych opcji i zaleceń dotyczących zmniejszenia kosztów świadczeń medycznych i optymalizacji procesów medycznych.

## e) Eksploracyjna analiza danych (EDA)

## Wstępna analiza EDA:

1st Qu.:52.00 1s Median :52.00 Me Mean :42.25 Me 3rd Qu.:52.00 3r	PKT n. : 1.01 the Qu.: 9.00 than : 20.00 tan : 414.74 that Qu.: 49.00 tax : 33311.26	TRYB_PRZYJECIA_KOD Min. :0.000 1st Qu.:6.000 Median :6.000 Mean :5.549 3rd Qu.:6.000 Max. :8.000	Min. :4100 1st Qu.:4242	LISTA_PROCEDUR Length:5137 Class :character Mode :character	PROD_JEDN_KOD Length:5137 Class :character Mode :character	PROD_JEDN_NAZWA Length:5137 Class :character Mode :character
PROD_KONTR_KOD Length:5137 Class :character Mode :character	PROD_KONTR_NAZW Length:5137 Class :characte Mode :characte	Length:5137 r Class :characte	113859760: 1 r 2599193 : 1	4 276527529: 5 2 220682089: 3 2 222387170: 3 1 225971272: 3 1 226309173: 3 1 226892785: 3	Min. : 1.01 1st Qu.: 468.00 Median : 1040.00 Mean : 1764.93 3rd Qu.: 2184.00 Max. :33311.26	) ) ;
ROZP_GLOWNE Length:5137 Class :character Mode :character	TYP_KOMORKI_OPI Length:5137 Class :characte Mode :characte	r				

- Cena (CENA) świadczeń medycznych w analizowanych danych oscyluje głównie wokół wartości 52, jednak średnia cena wynosi 42,25. Oznacza to, że istnieją również niższe ceny. Wartość minimalna to 1, a maksymalna to 52.
- PKT (Punkty) są zróżnicowane, od minimalnej wartości 1,01 do maksymalnej 33 311,26. Średnia liczba punktów wynosi 414,74. Mediana wynosi 20 punktów, co sugeruje skośność rozkładu.
- TRYB\_PRZYJECIA\_KOD (Kod trybu przyjęcia) ma wartości od 0 do 8, z medianą wynoszącą 6. Najczęściej występująca wartość to 6, co może wskazywać na dominujący tryb przyjęcia.
- TYP\_KOMORKI\_ORG (Typ komórki organizmu) ma przeważającą wartość 4397, ale występują również inne wartości, takie jak 4100, 4242 i 4421.
- LISTA\_PROCEDUR (Lista procedur) w analizowanych danych zawiera informacje o różnych procedurach medycznych, które są związane ze świadczeniami. Długość listy procedur wynosi 5137.
- PROD\_JEDN\_KOD (Kod jednostki produktu), PROD\_JEDN\_NAZWA (Nazwa jednostki produktu), PROD\_KONTR\_KOD (Kod kontraktu produktu) i
  PROD\_KONTR\_NAZWA (Nazwa kontraktu produktu) zawierają informacje o
  różnych kodach i nazwach jednostek i kontraktów produktów.
- ROZP\_GLOWNE\_NAZWA (Nazwa głównego rozpoznania) ma zróżnicowane wartości, co sugeruje różnorodność rozpoznań w analizowanych danych.
- ID\_PACJENT (ID pacjenta) i ID\_SWIADCZENIA (ID świadczenia) są identyfikatorami pacjentów i świadczeń medycznych, które mogą być wykorzystane do analizy, segmentacji pacjentów i śledzenia historii świadczeń.

#### Szczegółowa analiza EDA:

	vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
CENA	1	5137	42.25	20.06	52	46.18	0.00	1.00	52.00	51.00	-1.57	0.47	0.28
PKT	2	5137	414.74	2171.65	20	30.71	19.27	1.01	33311.26	33310.25	9.44	119.18	30.30
TRYB_PRZYJECIA_KOD	3	5137	5.55	1.01	6	5.84	0.00	0.00	8.00	8.00	-2.53	6.46	0.01
TYP_KOMORKI_ORG	4	5137	4397.32	166.88	4421	4400.03	265.39	4100.00	4640.00	540.00	-0.05	-1.39	2.33
ID_PACJENT*	5	5137	1734.33	1031.78	1696	1713.42	1286.90	1.00	3658.00	3657.00	0.14	-1.12	14.40
ID_SWIADCZENIA*	6	5137	2469.28	1431.16	2458	2465.61	1832.49	1.00	4971.00	4970.00	0.02	-1.20	19.97
WARTOSC_SKOR	7	5137	1764.93	2858.96	1040	1199.56	1002.24	1.01	33311.26	33310.25	5.66	47.72	39.89
CENIA.													

#### CENA:

- Średnia cena wynosi 42.25, a mediana 52. To sugeruje, że większość świadczeń medycznych ma cenę zbliżoną do 52.
- Wartość minimalna to 1, a maksymalna 52. Zakres cen wynosi 51.

 Współczynnik skośności wynosi -1.57, co wskazuje na asymetrię rozkładu w lewo. Kurtoza wynosi 0.47, co oznacza, że rozkład jest nieco spłaszczony w porównaniu do rozkładu normalnego.

#### PKT:

- Średnia liczba punktów wynosi 414.74, a mediana 20. Wartość średnia jest wyższa od mediany ze względu na kilka obserwacji o bardzo wysokich wartościach punktów.
- Wartość minimalna to 1.01, a maksymalna 33311.26. Zakres liczby punktów wynosi 33310.25.
- Współczynnik skośności wynosi 9.44, co wskazuje na wyraźną asymetrię rozkładu w prawo. Kurtoza wynosi 119.18, co oznacza, że rozkład ma długie ogony i jest bardziej skupiony wokół średniej niż rozkład normalny.

#### TRYB PRZYJECIA KOD (Kod trybu przyjęcia):

- Średnia wartość kodu trybu przyjęcia wynosi około 5,55, z odchyleniem standardowym wynoszącym 1,01. Mediana wynosi 6, co wskazuje na przewagę wartości bliskich 6.
- Skośność jest ujemna (-2,53), co sugeruje, że rozkład jest skośny w lewo. Wyższy kurtoza (6,46) wskazuje na większe ogony rozkładu.

#### TYP KOMORKI ORG (Organizacja typu komórki):

- Średnia wartość organizacji typu komórki wynosi około 4397,32, z odchyleniem standardowym wynoszącym 166,88. Mediana wynosi 4421.
- Rozkład ma niewielką skośność (-0,05) i ujemną kurtozę (-1,39), co wskazuje na lekkie odchylenie od rozkładu normalnego.

#### **ID PACJENT:**

- Średnia wartość identyfikatora pacjenta wynosi 1734.33, a mediana 1696.
- Wartość minimalna to 1, a maksymalna 3658. Zakres identyfikatora pacjenta wynosi 3657.
- Współczynnik skośności wynosi 0.14, co wskazuje na niewielką asymetrię rozkładu w prawo. Kurtoza wynosi -1.12, co oznacza, że rozkład jest nieco spłaszczony w porównaniu do rozkładu normalnego.

#### ID SWIADCZENIA:

- Średnia wartość identyfikatora świadczenia wynosi 2469.28, a mediana 2458.
- Wartość minimalna to 1, a maksymalna 4971. Zakres identyfikatora świadczenia wynosi 4970.
- Współczynnik skośności wynosi 0.02, co wskazuje na niewielką asymetrię rozkładu w prawo. Kurtoza wynosi -1.20, co oznacza, że rozkład jest nieco bardziej spłaszczony w porównaniu do rozkładu normalnego.

#### WARTOSC SKOR:

- Średnia wartość skorygowana wynosi 1764.93, a mediana 1040. Oznacza to, że średnia wartość skorygowana jest wyższa od mediany, co sugeruje występowanie wartości odstających lub niestabilność w rozkładzie.
- Wartość minimalna to 1.01, a maksymalna 33311.26. Zakres wartości skorygowanych jest bardzo szeroki, co wskazuje na duże zróżnicowanie kosztów świadczeń medycznych.
- Współczynnik skośności wynosi 5.66, co wskazuje na wyraźną asymetrię rozkładu w prawo. Skośność dodatnia oznacza, że rozkład ma długie ogony w prawo i większą koncentrację wartości w lewej części rozkładu.
- Kurtoza wynosi 47.72, co oznacza, że rozkład wartości skorygowanych ma długie ogony i jest bardziej skupiony wokół średniej niż rozkład normalny. Wysoka wartość kurtozy wskazuje na występowanie wartości odstających lub nietypowych w danych.

## f) Lista i omówienie stwierdzonych niedoskonałości danych źródłowych

## Dane niekompletne i błędy



- Usunięcie wartości brakujących: Usunąłem wiersze, w których występowały brakujące wartości dla kolumn (szpital, ID\_PACJENT), aby zachować kompletność danych w tych atrybutach.
- Usunięcie kolumn ROZP\_WSP1 i ROZP\_WSP1\_NAZWA: Zdecydowałem się całkowicie usunąć kolumny, ponieważ miały zbyt wiele brakujących wartości (890 000 na 1 048 575 wierszy) w celu utrzymania jakości danych.
- Usunięcię kolumny RODZAJ\_SWD\_NAZWA z powodu występowania tylko jednej wartości

Index	Nominal value	Absolute count	Fraction	
1	Lecznictwo szpitalne	1048575	1	

#### Dane rzadkie

- Usunięcie rzadkich danych: W celu obsługi danych rzadkich, zdecydowałem się usunąć kolumny, które miały mniej niż 5 wystąpień (threshold = 5). Dzięki temu zapewniłem, że analiza koncentruje się na bardziej reprezentatywnych danych.
  - Wniosek wynika z informacji, że funkcja "ReplaceRareValues" została zastosowana na 6 atrybutach: LISTA\_PROCEDUR, PROD\_JEDN\_KOD, PROD\_JEDN\_NAZWA, PROD\_KONTR\_KOD, PROD\_KONTR\_NAZWA oraz ROZP GLOWNE NAZWA.

#### Wartości odstające (outliers)

- Wykrywanie wartości odstających zostało przeprowadzone przy użyciu operatora Detect Outlier (LOF).
- Klastry: Klastry zostały oznaczone jako Cluster 0 (wartości odstające) i Cluster 1 (pozostałe wartości).
- Liczba elementów w klastrach: Klastry zawierają odpowiednio 1743 i 5137 elementów, co daje łączną liczbę elementów równą 6911.
- Wartości odstające mogą mieć istotny wpływ na analizę i modelowanie danych, dlatego ich wykrywanie i ewentualne usunięcie może być istotnym krokiem w analizie danych.

Dzięki tym krokom przetwarzania danych, zabezpieczyłem dane przed brakującymi wartościami, obsłużyłem rzadkie dane i przypisałem odpowiednie role do kolumn, aby umożliwić analize i modelowanie.

## g) lista wykonanych operacji preprocessingu

- 1. Załadowanie danych
- 2. Przefiltrowanie danych
  - a. Usunięcie wartości niekompletnych w ID\_PACJENT i szpital
  - b. wybranie tylko jednego szpitala S1,
  - c. WARTOSC\_SKOR i CENA > 0 (w celu skupienia się tylko na hospitalizacjach kosztownych)
- 3. Wzięcie próbki danych (20% z powodu braku możliwości uruchomienia algorytmu wykrywania wartości odstających na całym zbiorze)
- 4. Zamiana typu wartości numerycznych id i zmiennej objaśnianej na zmienne nominalne
- 5. Ustanowienie ról
  - a. Id-ID PACJENT, ID SWIADCZENIA
  - b. Label WARTOSC SKOR
- 6. Wykluczenie atrybutów RODZAJ\_SWD, ROZP\_WSP1, ROZP\_WSP1\_NAZWA, WARTOSC, szpital
- 7. Zidentyfikowanie wartości rzadkich, które miały mniej niż 5 wystąpień i zmiana na wartość Other
- 8. Zdeklarowanie wartości Other jako wartość missing
- 9. Usunięcie wartości missing
- 10. Sprawdzenie wartości wag predyktorów za pomocą 2 algorytmów (Weight by information gain i weight by information gain ratio)
- 11. Wykluczenie atrybutów miesiąca i roku sprawozdawczego z powodu zbyt małych wag wpływu na zmienną objaśnianą
- 12. Normalizacja danych
- 13. Segmentacja algorytmem X-means
- 14. Zidentyfikowanie wartości odstających za pomocą operatora Detect Outlier (LOF)
- 15. Denormalizacja i zastosowanie modelu
- 16. Usunięcie wartości odstających (z wartością powyżej 5)
- 17. Zapisanie wartości odstających do pliku txt
- 18. Zapisanie oczyszczonego zbioru danych do pliku xlsx

## h) jednoznacznie nazwany końcowy plik/pliki wynikowe

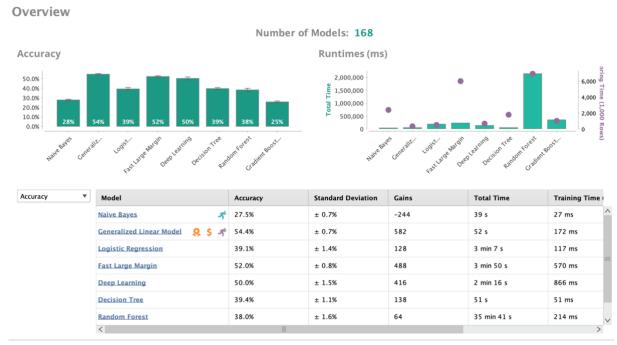
- 1. plik końcowy 260493 szpital.xlsx
- 2. preprocessing 260493 preprocessing.rmp
- 3. analiza EDA 260493 EDA.R
- 4. analiza atrybutów 260493\_Weights.res
- 5. wartości odstające 260493 outliers.res

# i) omówienie założeń i zaprojektowanie w środowisku analityki predykcyjnej

#### Dobór najlepszych predyktorów

Wykluczenie atrybutów ceny, miesiąca i roku sprawozdawczego z powodu zbyt małych wag wpływu na zmienną objaśnianą.

#### Dobór algorytmów predykcyjnych



 Najlepszym modelem w kontekście dokładności (accuracy) jest Generalized Linear Model, osiągając wynik 0,5. Oznacza to, że model poprawnie sklasyfikował 50% obserwacji. Wartości dokładności dla innych modeli wahają się między 0,3 a 0,5.

## Optymalizacja parametrów

Optymalizacja parametrów obejmowała zmianę trzech kluczowych parametrów:

- Maximum\_number\_of\_threads: Zwiększono liczbę wątków do 11, co może przyspieszyć obliczenia i przetwarzanie modelu.
- Family: Wybrano automatyczne dobranie rodziny funkcji do modelu, co pozwala na elastyczne dopasowanie do danych.
- Solver: Wybrano solver L-BFGS, który jest efektywny dla dużej ilości danych.

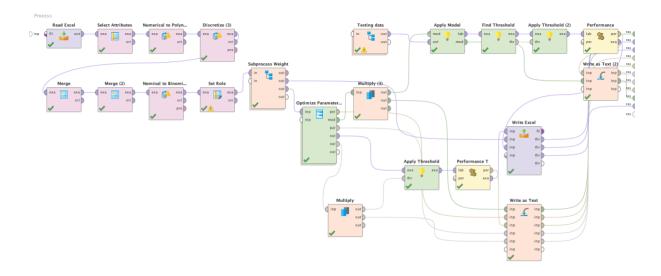
Dzięki optymalizacji parametrów modelu Generalized Linear Model osiągnięto minimalne poprawki wyników, co może przyczynić się do lepszej predykcji i generalizacji modelu na nowych danych.

#### Dobór podejścia do walidacji

 Wybór walidacji krzyżowej jako podejścia do walidacji. Pozwala na dokładne ocenienie wydajności modelu oraz zapewnia solidne oszacowanie jego zdolności do generalizacji na nowe dane.

#### **Proces**

Plik – 260493\_proces Wyniki (performance) – 260493\_wyniki



## Wyniki modelu

W opisanym wyniku modelu klasyfikacji hospitalizacji przedstawiono różne miary oceny wydajności modelu. Oto niektóre z głównych wniosków:

#### Metryki modelu:

- MSE (Mean Squared Error): 0.042181417 wskazuje na średnią kwadratową różnicę między wartościami przewidywanymi a rzeczywistymi.
- RMSE (Root Mean Squared Error): 0.20538116 jest pierwiastkiem kwadratowym z MSE i mierzy przeciętną odległość między przewidywanymi wartościami a rzeczywistymi w tych samych jednostkach co zmienna docelowa.
- R^2 (R-squared): 0.7860879 jest miarą dopasowania modelu i wskazuje, jak dużo zmienności w danych jest wyjaśniane przez model. Wartość zbliżona do 1 oznacza lepsze dopasowanie.
- AUC (Area Under the Curve): 0.9960712 to miara skuteczności klasyfikatora, która ocenia zdolność modelu do rozróżniania między pozytywnymi i negatywnymi przykładami. Wartość bliska 1 oznacza wysoką skuteczność klasyfikacji.
- pr\_auc (Precision-Recall AUC): 0.99835336 to miara precyzji i czułości modelu, która jest szczególnie przydatna w przypadku niezrównoważonych zbiorów danych.

#### Macierz pomyłek (Confusion Matrix):

- Przedstawia wyniki klasyfikacji modelu dla poszczególnych klas.
- W tym przypadku, dla klasy "Drogie\_Bardzo drogie", model poprawnie sklasyfikował 1343 przypadki, a 45 przypadków zostało błędnie sklasyfikowanych jako "Tanie\_Srednie".
- Dla klasy "Tanie\_Srednie", model poprawnie sklasyfikował 3692 przypadki, a 57 przypadków zostało błędnie sklasyfikowanych jako "Drogie Bardzo drogie".

#### Threshold:

• Określa wartość progu, powyżej którego klasa "Tanie\_Srednie" jest przewidywana przez model. W tym przypadku, jeśli pewność przewidywanej klasy "Tanie\_Srednie" jest większa niż 0.6361296676649265, to zostanie przypisana ta klasa, w przeciwnym razie przypisana zostanie klasa "Drogie\_Bardzo drogie".

#### Wyniki walidacji:

- Wartości dokładności, błędu klasyfikacji, współczynnika kappa i AUC są przedstawione dla różnych metryk.
- Średnia dokładność wynosi 94.28%, a błąd klasyfikacji wynosi 5.72%, co wskazuje na ogólnie dobrą wydajność modelu.
- Wartość kappa wynosi 0.844, co wskazuje na znaczne zgodności w klasyfikacji.
- AUC wynosi 0.995, co oznacza wysoką skuteczność w rozróżnianiu między klasami.

Podsumowując, model klasyfikacji hospitalizacji wydaje się być skuteczny i dobrze radzi sobie w rozróżnianiu między klasami. Wartości metryk potwierdzają wysoką dokładność i skuteczność modelu. Macierz pomyłek pokazuje niewielką liczbę błędów klasyfikacji. Jednak dokładniejszą interpretację i ostateczne wnioski można wyciągnąć, uwzględniając kontekst i cele analizy.

## Wyniki implementacji

Oto wnioski dla nowych danych na podstawie implementacji modelu:

#### Metryki modelu:

- Dokładność (accuracy): 97.20% odsetek poprawnych klasyfikacji modelu.
- Błąd klasyfikacji (classification\_error): 2.80% odsetek błędnych klasyfikacji modelu.
- Kappa: 0.930 miara zgodności klasyfikacji modelu.
- AUC: 0.992 miara skuteczności klasyfikatora w rozróżnianiu między klasami.
- MSE (Mean Squared Error): 0.042181417 średnia kwadratowa różnica między wartościami przewidywanymi a rzeczywistymi.
- RMSE (Root Mean Squared Error): 0.20538116 pierwiastek kwadratowy z MSE, mierzący przeciętną odległość między przewidywanymi wartościami a rzeczywistymi w tych samych jednostkach.

#### Macierz pomyłek (Confusion Matrix):

- Dla klasy "Drogie\_Bardzo drogie", model poprawnie sklasyfikował 939 przypadków, a 77 przypadków zostało błędnie sklasyfikowanych jako "Tanie\_Srednie".
- Dla klasy "Tanie\_Srednie", model poprawnie sklasyfikował 2571 przypadków, a 24 przypadków zostało błędnie sklasyfikowanych jako "Drogie Bardzo drogie".

#### Threshold:

• Określa wartość progu, powyżej którego klasa "Tanie\_Srednie" jest przewidywana przez model. W tym przypadku, jeśli pewność przewidywanej klasy "Tanie\_Srednie" jest większa niż 0.631654679775238, to zostanie przypisana ta klasa, w przeciwnym razie przypisana zostanie klasa "Drogie Bardzo drogie".

#### Wnioski:

- Model nadal wykazuje wysoką dokładność (97.20%) i skuteczność w rozróżnianiu między klasami (AUC: 0.992).
- Błąd klasyfikacji wynosi 2.80%, co wskazuje na niewielką liczbę błędów w klasyfikacji.
- Wartość kappa wynosi 0.930, co oznacza znaczną zgodność w klasyfikacji.
- Macierz pomyłek pokazuje niewielką liczbę błędów klasyfikacji dla obu klas.