AKADEMIA GÓRNICZO-HUTNICZA IM. STANISŁAWA STASZICA W KRAKOWIE

Wydział Zarządzania

Uczenie maszynowe – projekt zaliczeniowy

Zastosowanie wybranych metod klasyfikacyjnych

Jakub Laszczyk

Andrzej Miczek

Informatyka i Ekonometria

Spis treści

Wstęp

Celem niniejszego projektu jest zbadanie skuteczności metod uczenia maszynowego w przewidywaniu wyników meczów piłki nożnej oraz zrozumienie, czy za pomocą tych technik możliwe jest osiągnięcie przewagi w stosunku do kursów bukmacherskich na podstawie wybranych danych.

Przedstawiono kolejno etapy procesu uczenia maszynowego oraz omówiono istotne miary służące do oceny skuteczności modeli. Szczegółowo opisano zbiór danych użyty w analizie oraz przedstawiono trzy różne metody uczenia nadzorowanego, które zostały zastosowane i porównane: drzewa decyzyjne, lasy losowe oraz wzmocnienie gradientu. Metody te zostały wybrane ze względu na ich łatwą interpretowalność oraz zdolność do pracy z danymi o złożonej strukturze, charakterystycznej dla wyników sportowych. Przy tworzeniu badania zostały wykorzystane dane piłkarskie pochodzące z ogólnodostępnych zbiorów danych udostępnionych przez serwis Football-Data oraz Transfermarkt, wybór tych źródeł został podyktowany ich szerokim zakresem informacji oraz wiarygodnością prezentowanych danych. Kolejnym krokiem było przeprowadzenie wszechstronnej analizy danych, w której uwzględniono statystyki opisowe, badanie korelacji między zmiennymi oraz identyfikację obserwacji odstających. W finalnym etapie badania, dokonano prezentacji zaimplementowanych metod. Uzyskane rezultaty zostały zestawione ze sobą oraz porównanie z kursami bukmacherskimi.

1.1. Opis zbioru danych

W załączeniu zostały zawarte następujące pliki z danymi:

- Dane3 -zbiór danych wejściowych
- Dane_oczyszczone – zbiór danych poddany oczyszczeniu i po usunięciu wartości odstających
- Dane4 – dane z jednego sezonu wykorzystane w końcowej fazie projektu, po zbudowaniu modelu i predykcji do wyznaczenia stopy zwrotu
- Sezon 2023_s – dane z dodanymi kursami bukmacherskimi

Zbiór danych zawiera statystyki ze wszystkich meczów ostatnich 10 sezonów Premier League. Dane dotyczące meczów pochodzą ze strony England Football Results Betting Odds | Premiership Results & Betting Odds (football-data.co.uk), a wartości składów został pobrana ze strony transfermarkt. Na danych z sezonów 2013/2014-2021/2022 została przeprowadzona analiza oraz zbudowany model, natomiast na sezonie 2022/2023 została wykonana predykcja. Ze względu na różnicę dostępności danych (pierwotnie dane obejmowały zdarzenia z każdego meczu, podczas gdy przy wykonywaniu predykcji dla nowych spotkań takie dane nie byłyby dostępne) zmienne zostały przekształcone tak, aby dotyczyły wyłącznie wcześniejszych wydarzeń. Zmienne zostały podzielone na kilka kategorii. Każda z nich odnosi się do kluczowych aspektów analizy związanej z meczami piłki nożnej. Poniżej został przedstawiony opis każdej kategorii:

Forma

Zmienne opisujące formę drużyn odnoszą się do średniej zdobytych punktów w ostatnich 5 lub 3 meczach. Zmienna HT_AvgPointsCurrentS oraz AT_AvgPointsCurrentS wyrażają pozycje w tabeli w obecnym sezonie wyrażoną za pomocą średniej zdobytych punktów w dotychczasowych meczach trwającego sezonu.

Zmienne dotyczące formy zespołu.

Nazwa zmiennej	Opis	Typ zmiennej

HT_pointsLast3g	średnia punktów zdobytych przez drużynę gospodarzy w 3 ostatnich meczach	Numeryczna (od 0 do 3)
AT_pointsLast3g	średnia punktów zdobytych przez drużynę gości w 3 ostatnich meczach	Numeryczna (od 0 do 3)
HT_poinstLast5g	średnia punktów zdobytych przez drużynę gospodarzy w 5 ostatnich meczach	Numeryczna (od 0 do 3)
AT_pointsLast5g	średnia punktów zdobytych przez drużynę gości w 5 ostatnich meczach	Numeryczna (od 0 do 3)
HT_AvgPointsCurrentS	średnia punktów drużyny gospodarzy w obecnym sezonie	Numeryczna (od 0 do 3)
AT_AvgPointsCurrentS	średnia punktowo drużyny gości w obecnym sezonie	Numeryczna (od 0 do 3)

Historyczne rezultaty

Aby wyrazić siłę drużyny w kontekście historycznym i dostarczyć do modelu informacji na temat wyników poszczególnych zespołów w poprzednich latach, zostały utworzone następujące zmienne:

Zmienne dotyczące historycznych rezultatów.

Nazwa zmiennej	Opis	Typ zmiennej

HT_AvgPLastS	średnia punktów z ostatniego sezonu dla drużyny gospodarzy	Numeryczna (od 0 do 3)
AT_AvgPLastS	średnia punktów z ostatniego sezonu dla drużyny gości	Numeryczna (od 0 do 3)
HT_AvgPLast2S	średnia punktów z dwóch ostatnich sezonów dla drużyny gospodarzy	Numeryczna (od 0 do 3)
AT_AvgPLast2S	średnia punktów z dwóch ostatnich sezonów dla drużyny gości	Numeryczna (od 0 do 3)

Przewaga własnego boiska

Na temat przewagi własnego boiska zostało przeprowadzone wiele badań. A. M. Nevill, Sue M. Newell oraz Sally Gale potwierdzili istnienie przewagi własnego boiska w 8 ligach angielskich. W badanym przez nich sezonie 60% meczów kończyło się przewagą gospodarza. Autorzy zauważyli, że w ligach, w których występuje wzmożona frekwencja kibiców, przewaga własnego boiska odgrywa większe znaczenie. Anna Waters w swoich badaniach spróbowała wyjaśnić przyczynę tego zjawiska. Jako główne powody podała stan psychiczny, różnicę w nastawieniu oraz lepszą jakość snu. Dla zobrazowania wspomnianego efektu zostały porównane ze sobą 3 tabele przedstawiające rezultat końcowy sezonu 2021/2022 Premier League.

Tabele sezonu 2021/2022 Premier League z podziałem na mecze domowe i wyjazdowe.

	Team	P	W	D	L	GF	GA	GD	Pts
1	Manchester City	19	17	1	1	60	17	+43	52
2	Manchester United	19	15	3	1	36	10	+26	48
3	Arsenal	19	14	3	2	53	25	+28	45
4	Liverpool	19	13	5	1	46	17	+29	44
5	Newcastle	19	11	6	2	36	14	+22	39
6	Aston Villa	19	12	2	5	33	21	+12	38
7	Brentford	19	10	7	2	35	18	+17	37
8	Tottenham	19	12	1	6	37	25	+12	37
9	Brighton	19	10	4	5	37	21	+16	34
10	Nottingham Forest	19	8	6	5	27	24	+3	30
11	Wolves	19	9	3	7	19	20	-1	30
12	Fulham	19	8	5	6	31	29	+2	29
13	West Ham	19	8	4	7	26	24	+2	28
14	Crystal Palace	19	7	7	5	21	23	-2	28
15	Chelsea	19	6	7	6	20	19	+1	25
16	Bournemouth	19	6	4	9	20	28	-8	22
17	Leeds	19	5	7	7	26	37	-11	22
18	Everton	19	6	3	10	16	27	-11	21
19	Leicester	19	5	4	10	23	27	-4	19
20	Southampton	19	2	5	12	19	37	-18	11

	Team	P	W	D	L	GF	GA	GD	Pts
1	Arsenal	19	12	3	4	35	18	+17	39
2	Manchester City	19	11	4	4	34	16	+18	37
3	Newcastle	19	8	8	3	32	19	+13	32
4	Brighton	19	8	4	7	35	32	+3	28
5	Manchester United	19	8	3	8	22	33	-11	27
6	Fulham	19	7	2	10	24	24	0	23
7	Liverpool	19	6	5	8	29	30	-1	23
8	Tottenham	19	6	5	8	33	38	-5	23
9	Aston Villa	19	6	5	8	18	25	-7	23
10	Brentford	19	5	7	7	23	28	-5	22
11	Chelsea	19	5	4	10	18	28	-10	19
12	Crystal Palace	19	4	5	10	19	26	-7	17
13	Bournemouth	19	5	2	12	17	43	-26	17
14	Everton	19	2	9	8	18	30	-12	15
15	Leicester	19	4	3	12	28	41	-13	15
16	Southampton	19	4	2	13	17	36	-19	14
17	West Ham	19	3	3	13	16	31	-15	12
18	Wolves	19	2	5	12	12	38	-26	11
19	Leeds	19	2	3	14	22	41	-19	9
20	Nottingham Forest	19	1	5	13	11	44	-33	8

Źródło:https://www.whoscored.com/Regions/252/Tournaments/2/Seasons/8618/Stages/19793/TeamStatistics/England-Premier-League-2021-2022 - data odczytu: 21.07.2023r.

Z analizy powyższych tabel wynika, że wszystkie kluby z wyjątkiem Southampton miały lepszą średnią punktów w meczach granych „u siebie" niż na wyjeździe. Warty uwagi jest fakt, że niektóre kluby osiągały zdecydowanie lepsze wyniki w meczach domowych niż wyjazdowych. Na przykład klub Nottingham Forest w tabeli meczów „u siebie" zajął 10 miejsce, a w tabeli wyjazdowej 20, zdobywając tylko 8 punktów w 19 meczach. Drużyna Wolves zdobyła tyle samo punktów w meczach domowych i tylko 2 punkty więcej na wyjeździe. Aby dostarczyć informacji na temat przewagi własnego boiska zostały wygenerowane następujące dane:

Zmienne opisujące przewagę własnego boiska.

Nazwa zmiennej	Opis	Typ zmiennej
HT_pointsHLast3g	średnia punktów zdobytych przez drużynę gospodarzy w 3 ostatnich meczach domowych	Numeryczna (od 0 do 3)
AT_pointsALast3g	średnia punktów zdobytych przez drużynę gości w 3 ostatnich meczach wyjazdowych	Numeryczna (od 0 do 3)

HT_AvgGoalsHLastS	średnia strzelanych goli przez drużynę gospodarzy w jej meczach domowych w poprzednim sezonie	Numeryczna (od 0,7368 do 3,3158)
AT_AvgGoalsALastS	średnia strzelanych goli przez drużynę gości w jej meczach wyjazdowym w poprzednim sezonie	Numeryczna (od 0,5263 do 2,5263)

Siły ofensywy i defensywy

W przywołanym wcześniej tekście Menno Heijboer uznał siły ofensywy i defensywy za zmienne mające największy wpływ na wynik meczu. Siła ofensywna została ujęta jako średnia strzałów, średnia celnych strzałów oraz średnia strzelanych goli, natomiast siła defensywy jako średnia straconych goli.

Zmienne opisujące siłę ofensywy i defensywy.

Nazwa zmiennej	Opis	Typ zmiennej
HT_ShotsLast5g	średnia strzałów wykonanych przez drużynę gospodarzy w 5 ostatnich meczach	Numeryczna (od 5,2 do 24,6)
AT_ShotsLast5g	średnia strzałów wykonanych przez drużynę gości w 5 ostatnich meczach	Numeryczna (od 4,4 do 25)
HT_ShotsOTLast5g	średnia strzałów celnych wykonanych przez drużynę gospodarzy w 5 ostatnich meczach	Numeryczna (od 0,8 do 10,4)
AT_ShotsOTLast5g	średnia strzałów celnych wykonanych przez drużynę	Numeryczna (od 1 do 10,8)

	gości w 5 ostatnich meczach	
HT_Goals_Last5g	Średnia strzelonych goli w 5 ostatnich meczach przez drużynę gospodarzy	Numeryczna (od 0 do 4,8)
AT_Goals_Last5g	Średnia strzelonych goli w 5 ostatnich meczach przez drużynę gości	Numeryczna (od 0 do 4,4)
HT_GoalsConLast5	Średni a straconych goli w 5 ostatnich meczach przez drużynę gospodarzy	Numeryczna (od 0 do 3,6)
AT_GoalsConLast5	Średnia straconych goli w 5 ostatnich meczach przez drużynę gości	Numeryczna (od 0 do 4)

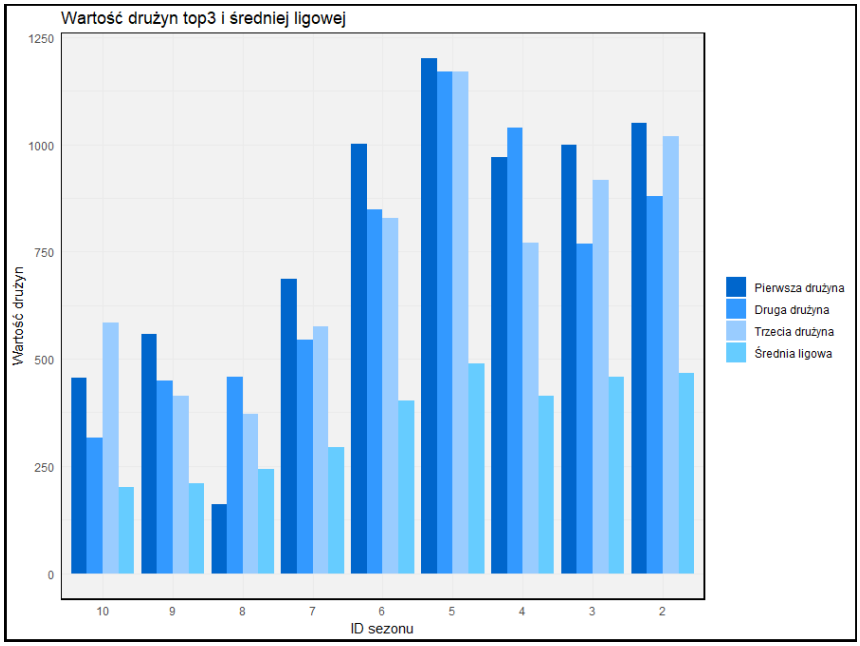
Wartość składu

Każde zawody sportowe charakteryzują się występowaniem faworytów oraz tzw. underdogów, czyli drużyn którym przypisywane są mniejsze szanse na wygraną. W trakcie analizy obecnego badania zostało zauważone, że w przeważającej większości sezonów czołówka ligowa miała znacznie wyższą wartość drużyny od średniej. Dodatkowo można zaobserwować wzrost tej zależności w ostatnich latach. Na przestrzeni badanych 9 sezonów tylko raz drużyna kończąca sezon na miejscach w czołówce „top 3" posiadała niższą wartość składu od średniej. Co więcej tylko w sezonie 2015/2016 (w którym drużyna Leicester sensacyjnie wygrała ligę z jedenastym budżetem) w drużynach, które zakończyły sezon na pierwszych trzech miejscach, znajdowały się grupy spoza top 5 największych budżetów w lidze. We wszystkich pozostałych sezonach można zaobserwować zależność, w której drużyny kończące ligę na miejscach top 3 plasowały się również w czołówce 5 najwyżej wartościowych składów. Z tej analizy można wyciągnąć wnioski, że drużyny z wyższą wartością składu posiadają większą szansę na korzystny rezultat. Na wykresie poniżej zostały przedstawione wartości drużyn kończących sezon na miejscach top3 oraz średnia wartość drużyn w danym sezonie. Z wykresu można odczytać, przyspieszenie wzrostu średniej

wartości drużyn w lidze od sezonu 2016/2017. Jako powód podaje się rekordowy kontrakt na sprzedaż praw do nadawania meczów Angielskiej Premier League. Z tego powodu zmienne zostały poddane skalowaniu min-maks dla każdego sezonu z osobna według podanego wzoru:

$$x_{new} = \frac{x_{old} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \qquad (15)$$

Wykres wartości drużyn.



Zmienne opisujące wartość składu.

Nazwa zmiennej	Opis	Typ zmiennej
HomeTeam_Value	wartość drużyny gospodarzy na danego początku sezonu.	Numeryczna (od 0 do 1)
AwayTeam_Value	wartość drużyny gości na początku danego sezonu.	Numeryczna (od 0 do 1)

Bilans w spotkaniach bezpośrednich

Z zaobserwowanych przeze mnie zależności wynika, że niektóre drużyny preferują grę z niektórymi przeciwnikami. Warto dodać, że nie zostało to statystycznie potwierdzone - jest to jedynie moja obserwacja, którą zdecydowałem się sprawdzić.

Tabela 1. Zmienne opisujące wyniki w bezpośrednich starciach.

Nazwa zmiennej	Opis	Typ zmiennej
h2h_diff	różnica w punktach w meczach bezpośrednich między drużynami.	Numeryczna (od -3 do 3)

Kursy bukmacherów

Kursy bukmachera bet365 na mecze ligowe, zostały wykorzystane do oceny jakości modelu.

Zmienne opisujące kursy bukmachera.

Nazwa zmiennej	Opis	Typ zmiennej
B3651	kurs bukmachera bet365 na wygrana drużyny gospodarzy.	Numeryczna (od 1,06 do 23)
B365x2	kurs bukmachera bet365 na remis lub drużynę gości.	Numeryczna (od 1,005 do 11,333)

Zmienna wynikowa

Zmienna opisująca rezultat meczu.

Zmienna opisująca wynik spotkania.

Nazwa zmiennej	Opis	Typ zmiennej
HomeWin	Zmienna binarna opisująca zwycięstwo drużyny gospodarzy.	Kategoryczna (1 - gospodarze wygrali mecz 0 – brak wygranej drużyny gospodarzy)

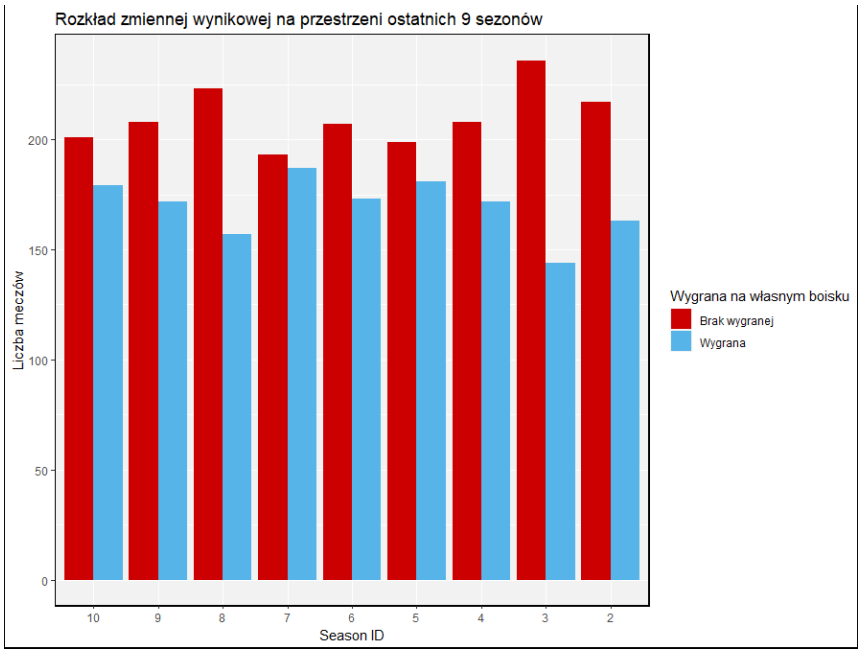
Rozkład zmiennej HomeWin prezentuje się następująco:

Rozkład zmiennej wynikowej.

0 – Wygrana gospodarza	1 – remis lub wygrana gości
1892	1528

55,32% meczów kończyło się wygraną gospodarzy, a 44,68% remisem lub wygraną drużyny przyjezdnej. Dla zobrazowania rozkładu zmiennej w całym zbiorze danych z podziałem na sezony został wygenerowany wykres słupkowy:

Rozkład zmiennej wynikowej na przestrzeni 9 sezonów.



Rozkład zmiennej wynikowej prezentuje się podobnie w badanych sezonach. Największe różnice zostały zaobserwowane w sezonie 2021/2022 oraz sezonie 2015/2016 kiedy to gospodarze wygrali odpowiednio 37,9% oraz 41,31% meczów.

Pozostałe zmienne

Pozostałe zmienne użyte w pracy.

Nazwa zmiennej	Opis	Typ zmiennej
SeasonID	Zmienna opisująca przynależność do odpowiedniego sezonu, 1 oznacza najnowszy sezon(2022/2023), 10 oznacza najstarszy badany sezon(2013/2014).	Numeryczna (od 1 do 10)

HomeTeam	Opisuje nazwę drużyny gospodarzy	Zmienna tekstowa
AwayTeam	Opisuje nazwę drużyny gości	Zmienna tekstowa

2. Prezentacja wyników badania empirycznego

2.1. Braki w danych

Większość braków w danych wystąpiła z powodu charakterystyki zmiennych opartych na kilku poprzednich kolejkach. Mecze z tych kolejek zostały usunięte. Pozostałe braki danych występowały w przypadku drużyn beniaminków, tzn. drużyn, które w danym sezonie awansowały do Premier League. Efekt ten wynikał z obecności zmiennych, które informowały o wydajności drużyny w sezonach poprzednich. Usuniecie tych obserwacji prowadziłoby do całkowitej utraty informacji na temat tych drużyn. Ze względu na różnice między Premier League, a drugim poziomem rozgrywkowym w Anglii oraz historię efektywności drużyn po awansie, uznane zostało za błędne wybranie statystyk opisujących grę drużyny w lidze niżej. Jako najlepsze podejście wybrano uzupełnienie brakujących wartości średnią z odpowiadających statystyk drużyn beniaminków z poprzedzającego sezonu. Pozostałe braki danych dotyczyły zmiennej opisującej liczbę zdobytych punktów w meczach bezpośrednich. Ponownie ten problem występował w przypadku drużyn beniaminków. W tej sytuacji jednak zdecydowano się zastąpić brakujące dane liczbą 1, co sugeruje wynik remisowy w ostatnim meczu rozgrywanym między tymi drużynami.

2.2. Analiza obserwacji odstających

Za obserwacje odstające uznawane są te, które znacząco różnią się od pozostałych elementów próby. Mogą być one większe lub mniejsze od pozostałych wyników. Efekt ten prowadzi do innego związku między tymi obserwacjami, a zmienną zależną, niż w pozostałych przypadkach. Występowanie obserwacji odstających może być spowodowane błędnymi obliczeniami, nieprawidłowym wprowadzeniem danych, wpływem rzadkich zjawisk lub innych anomalii występujących w zbiorze danych. Niosą one za sobą szereg problemów takich jak: zmiana średniej z próby, zmiana wariancji oraz innych statystyk opisowych. W przypadku uczenia maszynowego obserwacje odstające mogą wprowadzać niepotrzebny szum do bazy danych, doprowadzić model do błędnych predykcji lub do przeuczenia. Mimo, że nie ma jednej dobrej metody wykrywania obserwacji odstających, w literaturze zostało opisane wiele sposobów, które pomagają radzić sobie z tym zjawiskiem. W dalszej części zostały przeanalizowane metody IQR oraz z-score.

2.2.1. Metoda IQR

Wykrywanie obserwacji odstających za pomocą zakresu międzykwartylowego (różnica między trzecim i pierwszym kwartylem) jest jedną z najprostszych i najczęściej stosowanych metod. Obserwacja uznawana jest za odstającą, jeżeli znajduje się poniżej wartości dolnej granicy lub powyżej wartości górnej. Wzory potrzebne do zastosowania tej metody:

Rozstęp miedzykwartylowy: $IQR = Q_3 - Q_1$

Górna granica: $Q_3 + 1{,}5 * IQR$

Dolna granica: $Q_1 - 1{,}5 * IQR$

Wyniki przeprowadzonej analizy metodą IQR.

Liczba_Obserwacji	Dolna_Granica	Górna_Granica	Nazwa_Zmiennej
0	-1	4,333333	HT_pointsHLast3g
0	-1,66667	3,666667	AT_pointsALast3g
0	-1,33333	4	HT_pointsLast3g
0	-0,5	3,5	AT_pointsLast3g
0	-0,7	3,3	HT_poinstLast5g
0	-1	3,8	AT_pointsLast5g
0	-4,5	4,3	h2h_diff
40	4,4	20,4	HT_ShotsLast5g
43	4,6	20,6	AT_ShotsLast5g
33	0,425	7,825	HT_ShotsOTLast5g
46	0,7	7,9	AT_ShotsOTLast5g
22	-0,7	3,3	HT_Goals_Last5g
29	-0,7	3,3	AT_Goals_Last5g
23	-0,2	3	HT_GoalsConLast5
14	-0,2	3	AT_GoalsConLast5
0	-0,11184	2,888158	HT_AvgPLast2S
0	-0,09211	2,855263	AT_AvgPLast2S
0	0,048246	2,75	HT_AvgPLastS
0	0,048246	2,75	AT_AvgPLastS
143	0,210526	2,736842	HT_AvgGoalsHLastS

0	-0,13158	2,605263	AT_AvgGoalsALastS
0	-0,67742	1,340136	HomeTeam_Value
0	-0,6269	1,25786	AwayTeam_Value
13	-0,1	2,833333	HT_AvgPointsCurrentS
12	-0,125	2,875	AT_AvgPointsCurrentS

2.2.2. Metoda Z-score

Ta metoda mierzy, w jakiej odległości od średniej znajduje się wartość w jednostkach odchylenia standardowego. Dla każdej obserwacji obliczana jest statystyka Z:

$$Z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{S_x} \qquad (16)$$

Gdzie:

x_i - wartość i – tej obserwacji.

$\bar{x}$ - średnia z próby.

S_x - odchylenie standardowe z próby.

Najczęściej przyjmowana wartość według której obserwacja jest uznawana za odstająca to 3 odchylenia standardowe, taka wartość została też przyjęta w moich obliczeniach.

Wyniki analizy przeprowadzonej metodą z-score.

Liczba_Obserwacji	Dolna_Granica	Gorna_Granica	Nazwa_Zmiennej
0	-0,90668	4,066846	HT_pointsHLast3g
0	-1,2956	3,660967	AT_pointsALast3g
0	-1,14665	3,838847	HT_pointsLast3g
0	-1,0965	3,938657	AT_pointsLast3g
0	-0,73307	3,454096	HT_poinstLast5g
0	-0,66911	3,480953	AT_pointsLast5g
0	-5,06366	4,896154	h2h_diff
12	3,287127	21,7346	HT_ShotsLast5g
13	3,332357	22,16848	AT_ShotsLast5g
14	0,123843	8,380196	HT_ShotsOTLast5g

14	0,127261	8,561457	AT_ShotsOTLast5g
22	-0,6457	3,32397	HT_Goals_Last5g
29	-0,62556	3,367068	AT_Goals_Last5g
23	-0,45767	3,199031	HT_GoalsConLast5
14	-0,45894	3,132062	AT_GoalsConLast5
0	0,153629	2,644183	HT_AvgPLast2S
0	0,155299	2,640915	AT_AvgPLast2S
0	0,126292	2,70023	HT_AvgPLastS
0	0,127696	2,697141	AT_AvgPLastS
32	0,008869	3,069712	HT_AvgGoalsHLastS
16	-0,07071	2,524551	AT_AvgGoalsALastS
0	-0,61602	1,267889	HomeTeam_Value
0	-0,61519	1,265777	AwayTeam_Value
1	-0,19595	2,936893	HT_AvgPointsCurrentS
4	-0,17905	2,946498	AT_AvgPointsCurrentS

W przypadku obu metod obserwacje odstające zostały usunięte z wyjątkiem zmiennych HT_AvgGoalshLastS oraz AT_AvgGoalsALastS. Z uwagi na to, że obie zmienne opisują średnią liczbę goli zdobywanych w poprzedzającym sezonie, pozbycie się tych zmiennych skutkowałoby usunięciem wszystkich meczów drużyn, które w poprzedzającym sezonie ligowym zdobyły najwięcej goli. W obawie o potencjalne straty informacyjne w wyniku usunięcia tych obserwacji, postanowiono zlogarytmować wyżej wspomniane zmienne. Poprzez logarytmowanie można zmniejszyć efekt obserwacji odstających, jednocześnie zachowując zawarte w nich informacje. Oba zestawy danych utworzone w wyniku usunięcia obserwacji zostały ze sobą porównane w kontekście precyzji działania modelów. Zaobserwowano, że model oparty na danych, w których dokonano redukcji przy użyciu metody Z-score, przyniósł lepsze wyniki. Może to być spowodowane mniejszą ilością usuniętych obserwacji w porównaniu do drugiego zestawu. W związku z tym, dalsza analiza zostanie oparta na tym zestawie danych zawierającym 2746 obserwacji.

2.3. Analiza podstawowych statystyk opisowych

Podstawowe statystyki opisowe użytych zmiennych.

Niektóre zmienne zostaną opisane wspólnie z racji, że ich wartości są bardzo zbliżone, a ich charakterystyka odnosi się do tych samych statystyk aczkolwiek z podziałem na drużynę gospodarzy i drużynę przyjezdną. Do opisu zostaną użyte

Nazwa zmiennej	Średnia	Odchylenie standardowe	Median	Min	Max	Rozstęp	Skośność	Kurtoza	Błąd standardowy
HT_pointsHLast3g	1,570527	0,819208	1,333333	0	3	3	0,052096	-0,70703	0,015633
AT_pointsALast3g	1,173464	0,816134	1	0	3	3	0,383789	-0,60376	0,015574
HT_pointsLast3g	1,333697	0,814536	1,333333	0	3	3	0,203288	-0,707	0,015544
AT_pointsLast3g	1,408109	0,828402	1,333333	0	3	3	0,160417	-0,76625	0,015809
HT_poinstLast5g	1,349017	0,679178	1,4	0	3	3	0,219253	-0,43822	0,012961
AT_pointsLast5g	1,39461	0,676367	1,4	0	3	3	0,147655	-0,57971	0,012907
h2h_diff	-0,08563	1,661626	0	-3	3	6	0,000428	-0,55827	0,031709
HT_ShotsLast5g	12,40517	2,948088	12	5,2	21,6	16,4	0,465505	0,01389	0,056259
AT_ShotsLast5g	12,64406	3,012967	12,4	4,4	22	17,6	0,4162	-0,10506	0,057497
HT_ShotsOTLast5g	4,201238	1,313219	4	0,8	8,2	7,4	0,427227	-0,15242	0,02506
AT_ShotsOTLast5g	4,292353	1,338289	4,2	1	8,2	7,2	0,469646	-0,13572	0,025539
HT_Goals_Last5g	1,314567	0,624525	1,2	0	3,2	3,2	0,523997	-0,08747	0,011918
AT_Goals_Last5g	1,343554	0,622613	1,2	0	3,2	3,2	0,470549	-0,0843	0,011881
HT_GoalsConLast5	1,363001	0,583489	1,4	0	3	3	0,300348	-0,30728	0,011135
AT_GoalsConLast5	1,33496	0,580918	1,2	0	3	3	0,35626	-0,19404	0,011086
HT_AvgPLast2S	1,39152	0,409665	1,223684	0,947368	2,605263	1,657895	0,851578	-0,35494	0,007818
AT_AvgPLast2S	1,391498	0,41046	1,223684	0,947368	2,605263	1,657895	0,856032	-0,34569	0,007833
HT_AvgPLastS	1,403838	0,423505	1,236842	0,894737	2,631579	1,736842	0,902132	-0,12059	0,008082
AT_AvgPLastS	1,403879	0,42373	1,236842	0,894737	2,631579	1,736842	0,906046	-0,11338	0,008086
HT_AvgGoalsHLastS	0,377209	0,304395	0,351398	-0,30538	1,198696	1,504077	0,433989	-0,2263	0,005809
AT_AvgGoalsALastS	0,137268	0,33952	0,100083	-0,64185	0,926762	1,568616	0,148344	-0,63308	0,006479
HomeTeam_Value	0,319496	0,309496	0,177001	0	1	1	0,918295	-0,53896	0,005906
AwayTeam_Value	0,319108	0,309802	0,177001	0	1	1	0,929302	-0,51777	0,005912
HT_AvgPointsCurrentS	1,357755	0,509778	1,285714	0	2,923077	2,923077	0,387062	-0,25362	0,009728
AT_AvgPointsCurrentS	1,372675	0,508543	1,291667	0	2,925926	2,925926	0,403073	-0,22565	0,009705

statystyki pierwszej z wymienionych zmiennych.

HT_pointsHLast3g – średnio drużyny w 3 ostatnich meczach domowych zdobywały 1,57pkt, przy odchyleniu od średniej wynoszącym 0,819208. Połowa danych znajduje się poniżej wartości 1,333. Skośność bliska 0 sugeruje równy rozkład zmiennych wokół średniej.

AT_pointsALast3g – drużyny w 3 ostatnich meczach wyjazdowych średnio zdobywają 1,173464 pkt. Odchylenie danych od średniej wynosi +/- 0,816134. Dodatnia skośność sugeruje, że więcej wyników znajduję się poniżej wartości średniej. Wartość najmniejsza wynosząca 0 oraz największa równa 3 prawdopodobnie odnosi się do początkowych kolejek sezonu.

HT_pointsLast3g oraz AT_pointsLast3g – drużyny zdobywały średnio 1,333697 punktu w trzech ostatnich meczach. Mediana zbliżona jest do tej średniej wartości, a skośność jest prawie zerowa. Wskazuje to na to, że dane mają symetryczny rozkład, co oznacza, że większość drużyn osiągała wyniki zbliżone do średniej, a rozkład punktów jest równomierny i nie ma wyraźnych skupisk ani odchyleń w danych.

HT_poinstLast5g i AT_pointsLast5g – średnia zdobytych punktów przez drużyny w 5 ostatnich meczach wynosi 1,349017 i jest zbliżona do wartości średniej zdobytych punktów w 3 ostatnich meczach. Połowa danych znajduje się powyżej wartości 1,4, dane są symetrycznie rozłożone wokół średniej.

h2h_diff – średnia jest zbliżona do mediany, natomiast odchylenie standardowe równe 1,661626 mówi o dużym rozproszeniu danych.

HT_ShotsLast5g i AT_ShotsLast5g – przeciętnie drużyny oddawały ponad 12 strzałów na bramkę rywala w okresie 5 meczów. Najmniejsza wartość wyniosła 5,2, a największa 21,6. Więcej wyników znajdowało się poniżej wartości średniej.

HT_ShotsOTLast5g oraz AT_ShotsOTLast5g – najmniejsza wartość wyniosła 0,8, świadczy to o tym, że istnieje drużyna która w okresie 5 meczów oddawała mniej niż jeden celny strzał na mecz. Maksymalna wartość wyniosła 8,2, a średnio drużyny strzelały celnie 4,201238 razy na mecz.

HT_AvgGoalsHLastS – Wartość mediany jest zbliżona do wartości średniej. Występuje małe odchylenie wartości od średniej.

AT_AvgGoalsALastS – Niższe wartości średniej oraz mediany niż w przypadku zmiennej HT_AvgGoalsHLastS sugerują, że drużyny zdobywały średnio mniej goli na w meczach wyjazdowych niż w przypadku spotkań rozgrywanych na własnym boisku.

HT_Goals_Last5g i AT_Goals_Last5g – Średnio drużyny zdobywały trochę ponad jeden gol na mecz. Mediana wynosiła 1,2, co sugeruje, że większość drużyn osiągała wyniki zbliżone do tej wartości. Skośność ma wartość 0,523997, więc więcej wyników znajdowało się poniżej średniej.

HT_GoalsConLast5 i AT_GoalsConLast5 – drużyny przeciętnie traciły 1,363001 goli na mecz, co naturalne jest wartością zbliżona do liczby goli strzelanych przez zespoły. Odchylenie standardowe wyniosło 0,624525.

HT_AvgPLast2S i AT_AvgPLast2S – W ciągu dwóch sezonów, drużyny osiągały średnio 1,39152 punktu, przy odchyleniu standardowym wynoszącym 0,409665. Najlepsza drużyna zdobyła średnio 2,605263 punktu. Skośność, która wynosiła 0,851578, wskazuje na to, że rozkład punktów ma tendencję do rozciągania się w stronę wyższych wartości.

HT_AvgPLastS i AT_AvgPLastS – Statystyki tych zmiennych bardzo zbliżone są do statystyk opisujących średnią punktów z dwóch ostatnich sezonów. To sugeruje, że obie zmienne opisują prawdopodobnie podobne zjawiska lub tendencje. Istnieje możliwość, że mają one podobny wpływ na analizowany aspekt, takim przypadku, aby uniknąć nadmiernego powielania informacji, może być rozważone usunięcie jednej z tych zmiennych.

HomeTeam_value i AwayTeam_value – zmienne zostały standaryzowane metodą min-maks. Skośność 0,918295 wskazuje na to, że rozkład danych ma silną asymetrię w kierunku wyższych wartości. Większość obserwacji ma wartości poniżej średniej, a niewielka liczba obserwacji osiąga bardzo wysokie wartości.

2.4 Analiza korelacji

W celu odpowiedniego doboru zmiennych została przeprowadzona analiza korelacji Pearsona. Mierzy ona siłę zależności liniowej między zmiennymi. Jej ograniczeniem jest podatność na obserwacje odstające. W literaturze nie ma jednego

ścisłego podziału poziomu korelacji uznawanego za prawidłowy. Klasyfikacja zależy od postawionego problemu oraz charakterystyki danych. W tym przypadku zastosowano poniższy sposób podziału:

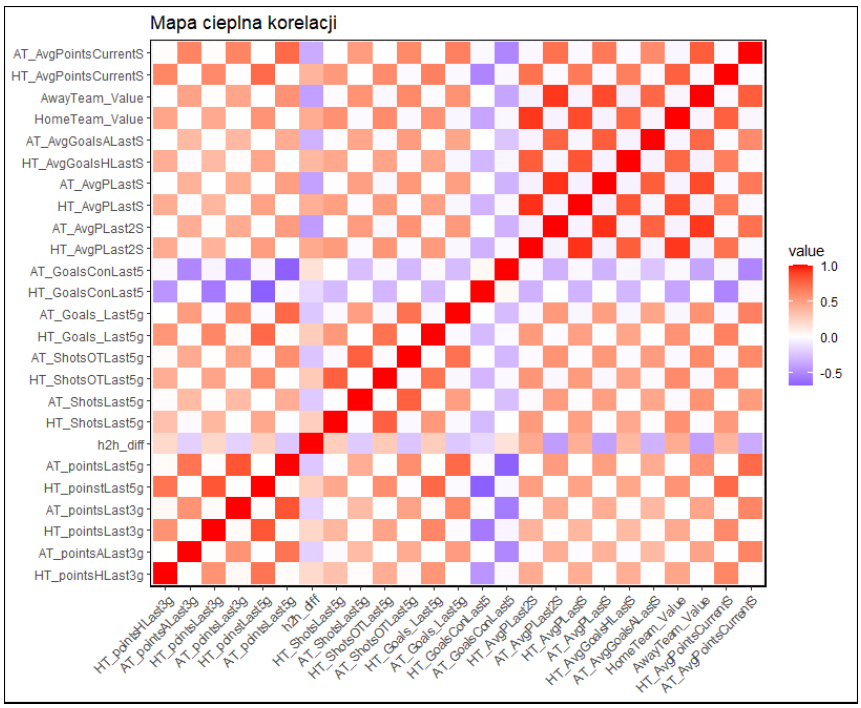
Interpretacja korelacji.

Rozmiar korelacji	Interpretacja
0,90 do 1,00 (-0,90 do -1,00)	Bardzo silna pozytywna (negatywna) korelacja
0,70 do 0,90 (-0,70 do -0,90)	Silna pozytywna (negatywna) korelacja
0,50 do 0,70 (-0,50 do -0,70)	Umiarkowana pozytywna (negatywna) korelacja
0,30 do 0,50 (-0,30 do -0,50)	Niska pozytywna (negatywna) korelacja
0,00 do 0,30 (0,00 do -0,30)	Mała lub żadna korelacja

— **sformatowano:** Angielski (Stany Zjednoczone)

Wyniki zostały przedstawione przy użyciu mapy cieplnej, w której wyższe wartości korelacji są reprezentowane przez kolory o cieplejszych odcieniach. Silna pozytywna korelacja ma intensywny czerwony kolor, natomiast silna negatywna korelacja jest koloru fioletowego. W przypadkach, kiedy kolor traci barwę występuje słaba korelacja lub jej brak.

Mapa cieplna korelacji.



Na mapie dobrze widoczne są skupienia zmiennych wysoko skorelowanych. Jeden z takich obszarów widoczny jest w lewym dolnym rogu. Zmienne w tym fragmencie mapy dotyczą formy drużyny w ostatnich meczach, zdobytych goli oraz punktów. Większa liczba zdobytych goli zazwyczaj prowadzi do wyższej średniej zdobytych punktów. Z tej racji można oczekiwać wysokiej korelacji między tymi zmiennymi. Kolejnym obszarem, w którym obserwujemy silną pozytywną korelację między kilkoma zmiennymi, jest prawy górny róg. Znajdują się tam zmienne opisujące siłę drużyny, takie jak wartość drużyny, liczba zdobytych punktów w poprzednich sezonach oraz średnia liczba punktów zdobytych w obecnym sezonie. Widzimy silną korelację między wartością drużyny oraz liczbą zdobytych punktów w poprzednim sezonie. Jest to spójne z analizą przeprowadzoną przy okazji opisu zmiennej wartości składu. Możemy również dostrzec, że zmienne wykazują znaczącą korelację w kategoriach związanych z drużyną grającą u siebie oraz drużyną gości. Poniżej zostały przedstawione wszystkie pary których korelacja wynosi więcej niż 0,7.

Pary zmiennych z korelacją wynoszącą powyżej 0,7.

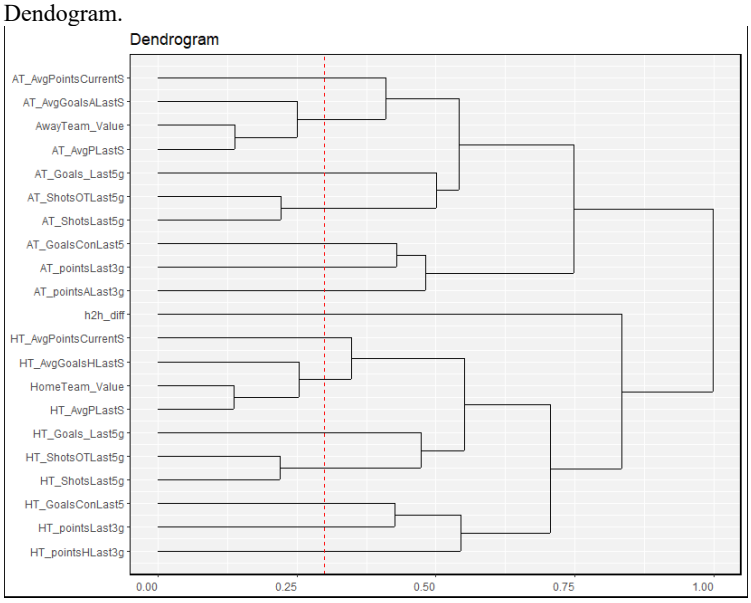
Zmienna 1	Zmienna 2	Korelacja
HT_poinstLast5g	HT_pointsLast3g	0,819793
AT_pointsLast5g	AT_pointsLast3g	0,823328
HT_Goals_Last5g	HT_poinstLast5g	0,742126
HT_AvgPointsCurrentS	HT_poinstLast5g	0,735597
AT_Goals_Last5g	AT_pointsLast5g	0,744286
AT_AvgPointsCurrentS	AT_pointsLast5g	0,738733
HT_ShotsOTLast5g	HT_ShotsLast5g	0,779908
AT_ShotsOTLast5g	AT_ShotsLast5g	0,778182
HT_Goals_Last5g	HT_ShotsOTLast5g	0,703178
AT_Goals_Last5g	AT_ShotsOTLast5g	0,705234
HT_AvgPLastS	HT_AvgPLast2S	0,931322
HT_AvgGoalsHLastS	HT_AvgPLast2S	0,787951
HomeTeam_Value	HT_AvgPLast2S	0,915052
HT_AvgPointsCurrentS	HT_AvgPLast2S	0,707621
AT_AvgPLastS	AT_AvgPLast2S	0,929697
AT_AvgGoalsALastS	AT_AvgPLast2S	0,766475
AwayTeam_Value	AT_AvgPLast2S	0,915225
AT_AvgPointsCurrentS	AT_AvgPLast2S	0,710383
HT_AvgGoalsHLastS	HT_AvgPLastS	0,824391
HomeTeam_Value	HT_AvgPLastS	0,862683
AT_AvgGoalsALastS	AT_AvgPLastS	0,787689
AwayTeam_Value	AT_AvgPLastS	0,861707
HomeTeam_Value	HT_AvgGoalsHLastS	0,746098
AwayTeam_Value	AT_AvgGoalsALastS	0,749849
HT_AvgPointsCurrentS	HomeTeam_Value	0,782218
AT_AvgPointsCurrentS	AwayTeam_Value	0,787619

W związku z dużymi korelacjami z innymi zmiennymi zostały usunięte zmienne HT_AvgPLast2S, AT_AvgPLast2S, AT_pointsLast5g, HT_pointsLast5g. Pozostałe zmienne z silnymi korelacjami będą brane pod uwagę w dalszej analizie, możliwe, że będzie trzeba je usunąć na późniejszym etapie.

2.5. Analiza skupień

Aby dobrać odpowiedni zestaw zmiennych do modelu została wykonana hierarchiczna analiza skupień. Celem tej analizy jest dobranie zmiennych w grupy charakteryzujące się silną korelacją między zmiennymi oraz niewielką korelacją między grupami. Do wykonania analizy skupień został wybrany algorytm DIANA. Jest to algorytm oparty na analizie dzielącej. Rozpoczyna się od utworzeniu jednego dużego klastra. W następnych krokach wybierany jest najbardziej niejednorodny klaster i dzielony jest on rekurencyjnie na dwa. Działanie algorytmu kończy się w momencie, w którym wszystkie punkty danych należą do odpowiednich klastrów lub kiedy zostanie spełnione odpowiednie kryterium stopu. Wyniki działania algorytmu zostały przedstawione na dendrogramie. Próg odcięcia odpowiada korelacji równej 0.7.

Dendogram.



W wyniku przeprowadzonej analizy skupień dane zostały podzielone na 15 klastrów:

Podział zmiennych na klastry.

Zmienna	Klaster
HT_pointsHLast3g	1

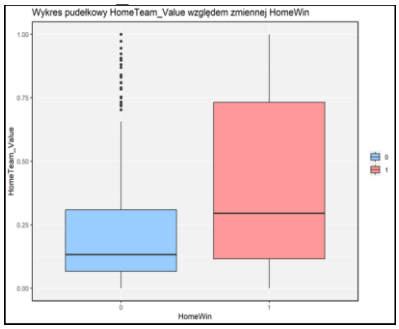
AT_pointsALast3g	2
HT_pointsLast3g	3
AT_pointsLast3g	4
h2h_diff	5
HT_ShotsLast5g	6
HT_ShotsOTLast5g	6
AT_ShotsLast5g	7
AT_ShotsOTLast5g	7
HT_Goals_Last5g	8
AT_Goals_Last5g	9
HT_GoalsConLast5	10
AT_GoalsConLast5	11
HT_AvgPLastS	12
HT_AvgGoalsHLastS	12
HomeTeam_Value	12
AT_AvgPLastS	13
AT_AvgGoalsALastS	13
AwayTeam_Value	13
HT_AvgPointsCurrentS	14
AT_AvgPointsCurrentS	15

2.6 Wybór wyjściowego zbioru danych

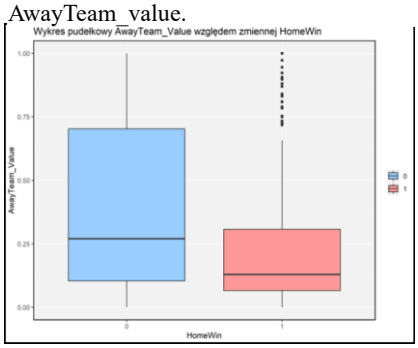
W celu dokładniejszego zrozumienia względnej zdolności predykcyjnej poszczególnych zmiennych, przeprowadzono analizę za pomocą wykresów pudełkowych. Wykresy te przedstawiają charakterystyki rozkładu wartości poszczególnych zmiennych w kontekście różnych wartości zmiennej objaśnianej, tj. "HomeWin". Podczas ich analizy kierowano się uwzględnieniem kilku kluczowych aspektów. Po pierwsze, zbadano, czy zmienne wykazywały zbliżone wartości mediany dla obu kategorii zmiennej objaśnianej (czyli "HomeWin"). To pomagało określić, czy istnieje jasna różnica w tendencji zmiennych między dwiema grupami. Ponadto, szczególną uwagę zwrócono na zakres międzykwartylowy, który wskazuje na dystrybucję danych między pierwszym a trzecim kwartylem. Analiza tego zakresu

pozwoliła ocenić, w jakich przedziałach wartości występuje większa zmienność między wartościami zmiennych dla różnych wartości "HomeWin". Działanie to pomogło w identyfikacji zmiennych, które potencjalnie mogą mieć istotny wpływ na zdolność predykcyjną w odniesieniu do zmiennej objaśnianej "HomeWin". Zmienne które zostały uznane za najlepsze w kontekście predykcji to: HomeTeam_Value, AwayTeam_Value, HT_AvgGoalsHLastS, HT_AvgPointsCurrentS, AT_pointsALast3g poniżej znajdują się ich wykresy:

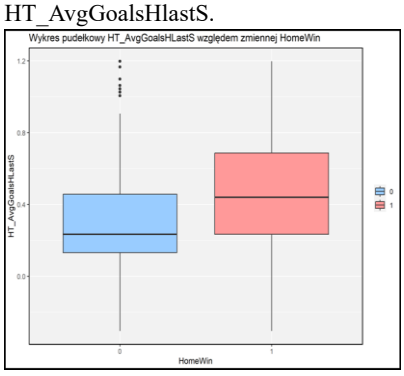
Ilustracja 2. Wykres pudełkowy zmiennej HomeTeam_Value.



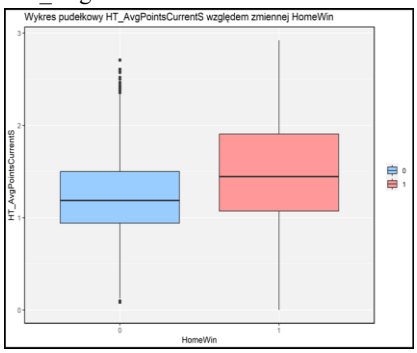
Ilustracja 1. Wykres pudełkowy zmiennej AwayTeam_value.



Wykres pudełkowy zmiennej HT_AvgGoalsHlastS.

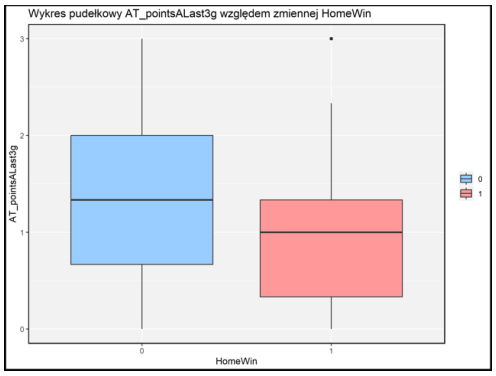


Ilustracja 3. Wykres pudełkowy zmiennej HT_AvgPointsCurrentS.



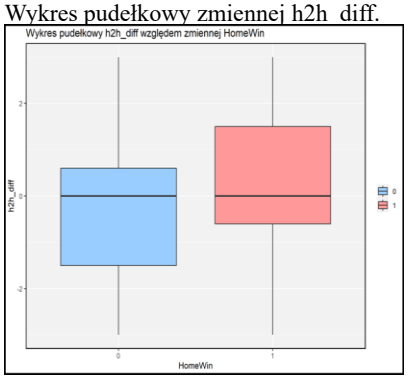
.

Wykres pudełkowy zmiennej AT_pointsALast3g.

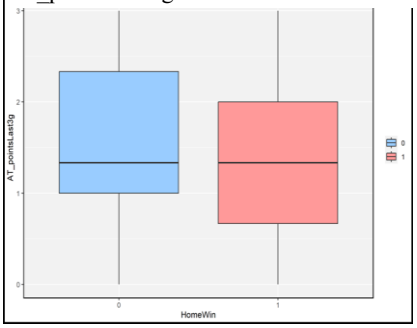


W wyniku przeprowadzonej analizy, dostrzeżono zmienne, które mogą charakteryzować się ograniczoną zdolnością predykcyjną. Są to zmienne: HT_pointsLast3g, AT_pointsLast3g oraz h2h_diff.

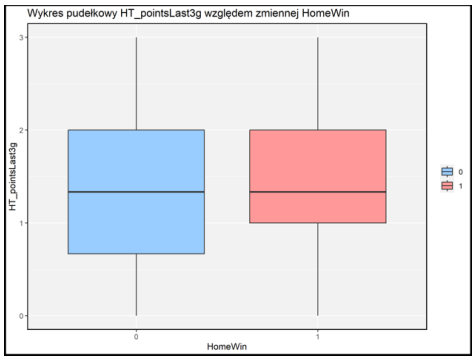
Wykres pudełkowy zmiennej h2h_diff.



Wykres pudełkowy zmiennej AT_pointsLast3g.



Wykres pudełkowy zmiennej HT_pointslast3g.



Zmienne HT_pointsLast3g oraz AT_pointsLast3g zostaną wykluczone z dalszej analizy i nie będą uwzględniane w procesie modelowania. Natomiast, ze względu na obecność znaczącej liczby brakujących danych w zmiennej h2h_diff, zostanie ona poddana dalszym obserwacjom. W celu uzupełnienia tych brakujących danych, zostaną wdrożone różnorodne metody, co pozwoli na dokładniejsze zrozumienie charakterystyki tej zmiennej oraz jej potencjalnego wpływu na analizowany proces.

W wyniku powyższej analizy został wybrany podstawowy zestaw danych wejściowych: HT_pointsHLast3g,

- AT_pointsALast3g,
- h2h_diff,
- HT_ShotsOTLast5g,
- AT_ShotsOTLast5g,
- HT_Goals_Last5g,
- AT_Goals_Last5g,
- HT_GoalsConLast5,
- AT_GoalsConLast5,
- HomeTeam_Value,
- AwayTeam_Value,
- HT_AvgPointsCurrentS,
- AT_AvgPointsCurrentS,

3.7. Prezentacja kodu źródłowego

W celu utworzenia kodu został napisany kod w języku programowania R, w środowisku RStudio.

3.7.1 Drzewa decyzyjne

Do utworzenia modelu drzewa klasyfikacyjnego oprócz wbudowanych bibliotek środowiska Rstudio zostały użyte dodatkowe biblioteki:

Rpart() –tworzenie, trenowanie oraz przycinanie modelu,

Mlr()- tworzenie modelu i strojenie parametrów,

Caret() – ocena modelu, generowanie macierzy pomyłek,

Rpart.plot() – generowanie wykresów drzew,

pROC()- do obliczenia krzywej ROC i wygenerowania wykresu,

W pierwszej kolejności dane zostały wczytane i podzielone na zbiór treningowy oraz zbiór testowy w proporcjach 70% (1929 obserwacji) do 30%(817 obserwacji). Dokonano tego z użyciem funkcji sample() która w sposób losowy przypisuje indeksy do danych w odpowiednich proporcjach. Aby wyniki były powtarzalne zostało ustawione ziarno losowości.

Kod źródłowy dla podziału na zbiór testowy i treningowy.

```
set.seed(123)
ind <- sample(2, nrow(dane_tree1), replace = TRUE, prob = c(0.7, 0.3))
train_set <- dane_tree1[ind==1,]
test_set <- dane_tree1[ind==2,]
```

Następnie utworzono podstawowe drzewo decyzyjne do którego został wykorzystany wyjściowy zbiór danych oraz domyślne wartości parametrów.

Kod źródłowy dla utworzenia podstawowego drzewa.

```
tree1 = rpart(HomeWin ~ .,
              data=train_set,
              method = 'class')
```

Domyślne wartości parametrów drzewa decyzyjnego.

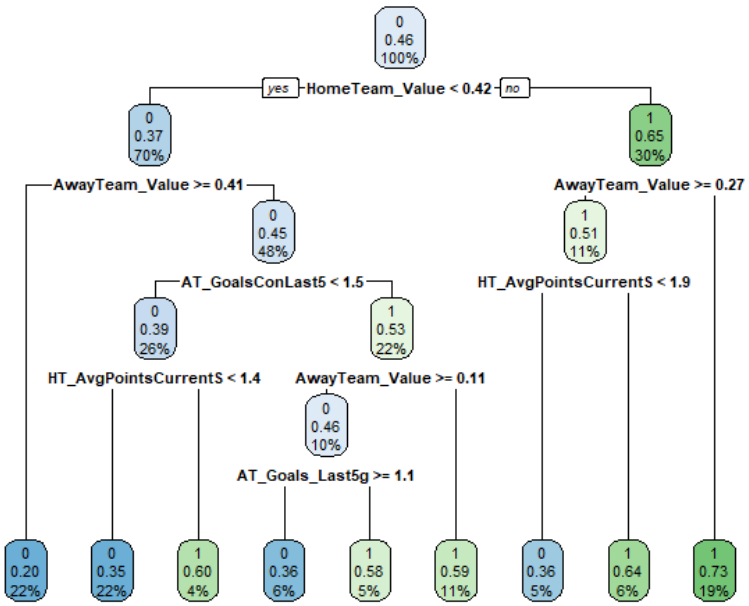
Parametr	Wartość
Minsplit	20
Minbucket	-
Cp	0,01
Maxcompete	4
Maxsurrogate	5
Usesurrogate	2
Surrogatestyle	0
Maxdepth	30
Xval	10
Kryterium podziału	Gini

Wygenerowano również wykres przedstawiający schemat powstałego drzewa oraz sprawdzono jego zdolność do predykcji na zbiorze testowym.

Kod źródłowy dla predykcji dla modelu 1.

```
rpart.plot(tree1)

predicted <- predict(tree1, train_set, type = 'class')
confusionMatrix(predicted,train_set$HomeWin)

predicted1 <- predict(tree1, test_set, type = 'class')
confusionMatrix(predicted1,test_set$HomeWin)
```

Graficzne przedstawienie modelu 1.



.

Aby sprawdzić czy już na tym etapie może występować zjawisko przeuczenia, porównano otrzymana dokładność z dokładnością predykcji na zbiorze treningowym która wyniosła 68.48%. Różnica tylko 4 punktów procentowych nie sugeruje nadmiernego przeuczenia modelu. Następnym etapem było dokładne dopasowanie odpowiednich parametrów modelu. Zwrócono szczególną uwagę na następujące parametry:

Maxdepth – Wartość „maxdepth" reguluje maksymalną głębokość drzewa, innymi słowy określa ile drzewo może osiągnąć poziomów od korzenia zanim zostanie zatrzymany jego wzrost. Wybranie dużej wartości maxdepth prowadzi do wygenerowania rozrośniętego drzewa, które dobrze oddaje zależności w danych treningowych jednak może to prowadzić do osłabionej zdolności drzewa w generalizowaniu nowych danych. W przypadku wybrania za małej wartości istnieje ryzyko niedouczenia modelu.

Minsplit – Parametr minsplit definiuje minimalną liczbę obserwacji, która musi znajdować się w węźle, aby mógł zostać dokonany podział na kolejne węzły. Gdy liczba

obserwacji w danym węźle nie przekracza wartości minsplit, znaczy to, że podział nie zostanie wykonany, a ten węzeł stanie się liściem.

Cp – To współczynnik złożoności drzewa, odpowiada on za kontrolowanie rozmiaru drzewa i przycinanie zbędnych gałęzi. Im wyższa wartość cp, tym bardziej restrykcyjne są kryteria przycinania. W początkowej fazie budowy drzewa, dąży się do utworzenia modelu o większej złożoności, które uwzględni jak najwięcej zależności występujących w danych treningowych, dlatego początkowo wartość cp została ustawiona na 0. Na etapie przycinania drzewa zostanie wybrana optymalna wartość tego parametru.

Wszystkie pozostałe parametry zostały zachowane w ich domyślnych wartościach. W celu dostrojenia parametrów modelu został utworzony obiekt zadania klasyfikacyjnego, określona została metoda walidacji krzyżowej, miara którą będzie się kierował model w celu weryfikacji parametrów oraz siatka parametrów które zostaną sprawdzone. W wyniku działania siatki parametrów zostały sprawdzone wszystkie kombinacje parametrów maxdepth (1:10), cp =0, minsplit(1:30), przy 10 krotnej walidacji krzyżowej.

Kod źródłowy dla procesu strojenia hiperparametrów.

```
getParamSet("classif.rpart")
tree2 <- makeClassifTask(
  data=train_set,
  target="HomeWin"
)

control_grid = makeTuneControlGrid()
resample = makeResampleDesc("CV",iter = 5,predict = "both")
measure = acc

param_grid <- makeParamSet(
  makeDiscreteParam("maxdepth", values=1:10),
  makeDiscreteParam("cp", values = 0),
  makeDiscreteParam("minsplit", values=1:30),
  makeDiscreteParam('xval',value =10)
)
```

W wyniku działania powyższego kodu został wyznaczony najlepszy zestaw parametrów, dla którego wykonano predykcje na zbiorze testowym.

Kod źródłowy dla predykcji i wyboru parametrów.

```
best_params = setHyperPars(
  makeLearner("classif.rpart", predict.type = "prob"),
  par.vals = dt_tuneparam_multi$x
)

best_model_multi <- mlr::train(best_params, tree2)
best_tree_model <- best_model_multi$learner.model
rpart.plot(best_tree_model)
predicted2 <- predict(best_tree_model, newdata = test_set, type = "class")
confusionMatrix(predicted2, test_set$HomeWin)
```

Na tym etapie również dodawane były poszczególne zmienne, które początkowo nie były wykorzystane. W przypadku, gdy dodanie danej zmiennej poprawiało dokładność, była ona uwzględniana w modelu. Natomiast jeśli dodanie zmiennej nie miało wpływu na jakość lub osłabiało jego zdolność prognostyczną, taka zmienna nie była włączana do modelu. Kombinacją zmiennych która cechowała się największą dokładnością, był podstawowy zestaw zmiennych powiększony o zmienną HT_AvgGoalsHLastS. Po sprawdzeniu wag dla poszczególnych zmiennych w modelu, zdecydowano się również na usunięcie zmiennych HT_pointsHlast3g, AT_pointsAlast3g oraz HT_ShotsOTLast5g ponieważ nie wnosiły one nic do modelu. W wyniku strojenia parametrów zostały wyznaczone następujące wartości parametrów:

Maxdepth = 5,

Minsplit = 27,

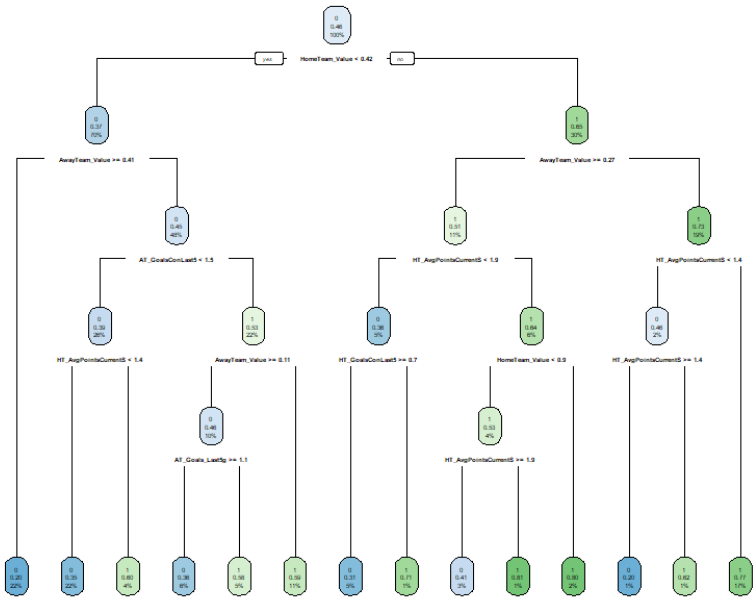
Zostało również sprawdzone, jakie zmienne miały największy wpływ na proces podejmowania decyzji. Zmienna, która okazała się najbardziej znacząca to wartość drużyny przyjezdnej. Kolejne odpowiadały za formę drużyn w obecnym sezonie oraz wartość drużyny gospodarzy. Oprócz wcześniej wymienionych zmiennych najmniejszą wagę w modelu osiągnęły zmienne HT_GoalsConLast5 oraz HT_Goals_Last5g.

Wagi parametrów w modelu 3.

Zmienna	Waga
AwayTeam_Value	119,697
AT_AvgPointsCurrentS	89,4049
HT_AvgPointsCurrentS	88,79269

HomeTeam_Value	77,02568
HT_AvgGoalsHLastS	74,88642
AT_Goals_Last5g	37,76713
AT_GoalsConLast5	36,45533
AT_ShotsOTLast5g	30,03777
h2h_diff	13,07669
HT_GoalsConLast5	7,285428
HT_Goals_Last5g	3,288901

Graficzne przedstawienie modelu 2.



Źródło: opracowanie własne.

Następnie został zastosowany proces przycięcia drzewa z wykorzystaniem funkcji prune() oraz optymalnego poziomu cp (0,005113636) wyznaczonego na podstawie minimalizowania błędu walidacji krzyżowej.

Kod źródłowy dla procesu przycinania drzewa.

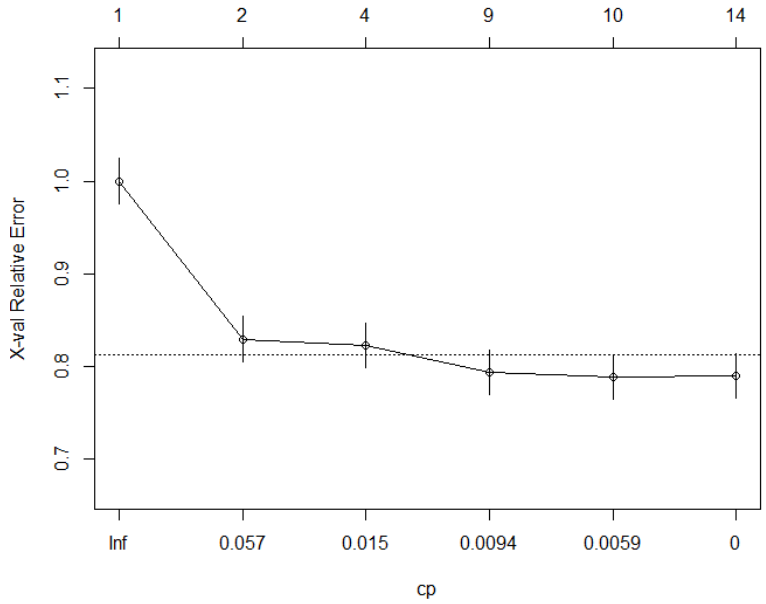
```
best_tree_model$cptable
best_cp <- best_tree_model$cptable[which.min(best_tree_model$cptable[,"xerror"]),"CP"]
plotcp(best_tree_model)
pruned_tree <- prune(best_tree_model, cp = best_cp)
print(pruned_tree)
rpart.plot(pruned_tree)
predicted3 <- predict(pruned_tree, newdata = test_set, type = "class")
confusionMatrix(predicted3, test_set$HomeWin)
```

Tabela wartości cp dla modelu 2.

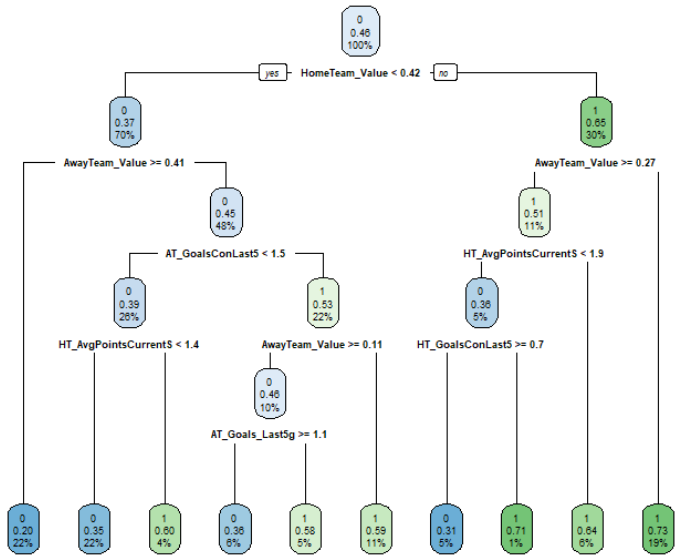
	cp	nsplit	rel error	xerror	xstd
1	0,195455	0	1	1	0,024859
2	0,016477	1	0,804545	0,829545	0,024206
3	0,013068	3	0,771591	0,826136	0,024186
4	0,006818	8	0,690909	0,796591	0,024005
5	0,005114	9	0,684091	0,781818	0,023907
6	0	13	0,663636	0,782955	0,023915

W celu lepszego zrozumienia zależności błędu klasyfikacji krzyżowej względem cp i rozmiaru drzewa został wygenerowany wykres.

Wykres zależności pomiędzy cp, a rozmiarem drzewa i błędem walidacji krzyżowej.



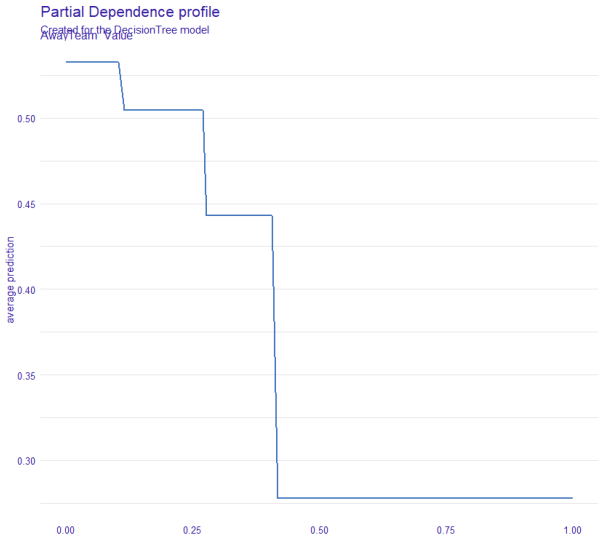
Graficzne przedstawienie modelu 3.



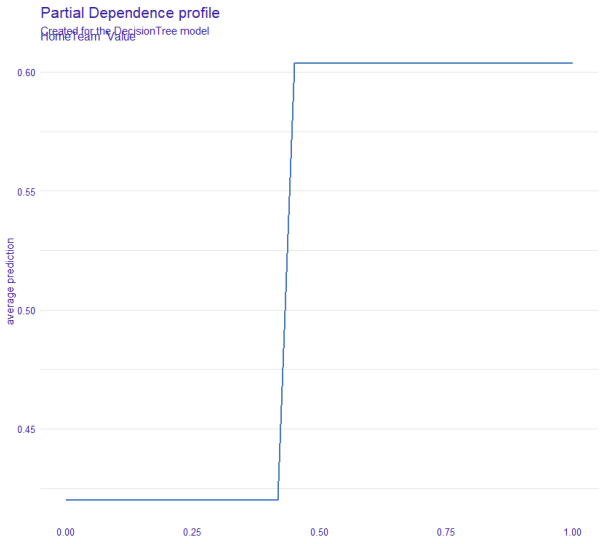
Proces budowy modelu kończy weryfikacja jakości przyciętego drzewa.

Metoda PDP

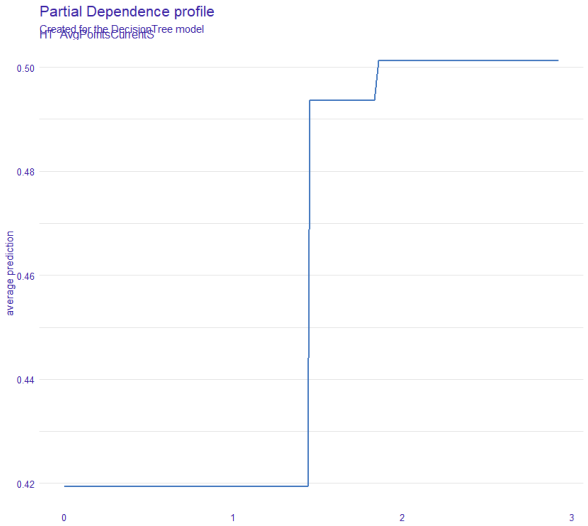
Poniżej prezentujemy wykresy prezentujące zastosowanie metody PDP wraz z wynikającymi wnioskami



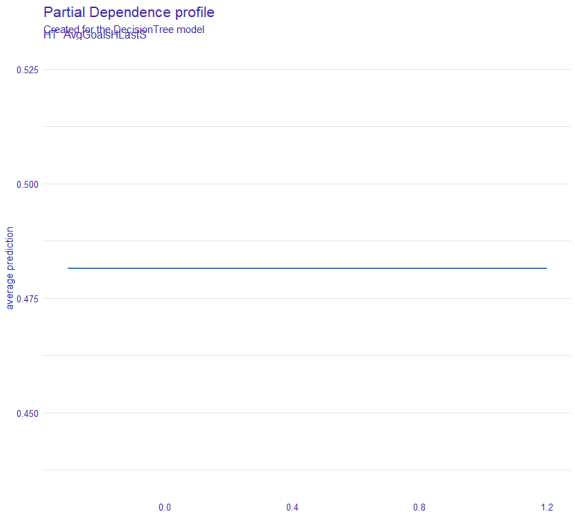
Analizując powyższy wykres możemy stwierdzić, że wraz z spadkiem wartości drużyny gości zmniejsza się prawdopodobieństwo zwycięstwa gospodarzy.



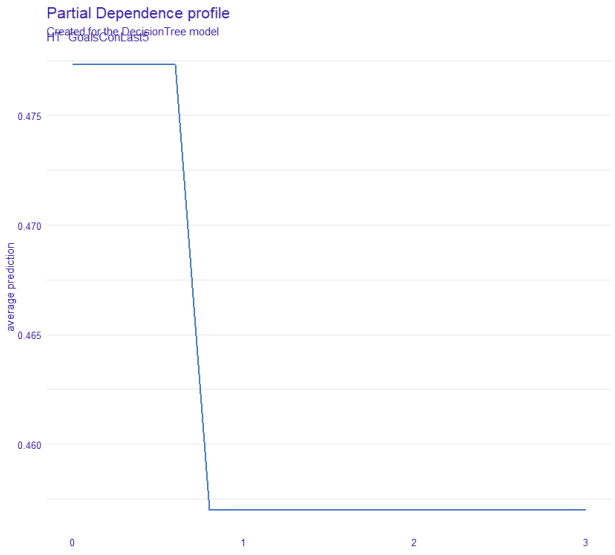
Można stwierdzić, że otrzymany wykres jest odwrotnym wykresem do poprzedniego, wraz ze wzrostem wartości drużyny gospodarzy rośnie prawdopodobieństwo wygranej gospodarza



Możemy w tym przypadku stwierdzić że jest to podobny wykres jak poprzedni, im lepsza średnia punktowa ma drużyna tym rośnie prawdopodobieństwo jej wygranej



Analizując powyższy wykres widać ze zmienna opisująca średnia liczbę goli strzelonych w spotkaniach domowych przez gospodarza nie wpływa znacząco na zmienna wynikowa.

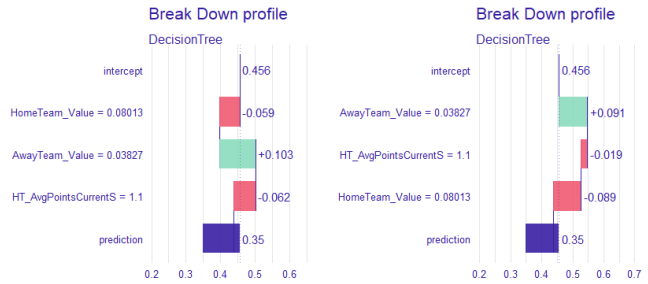


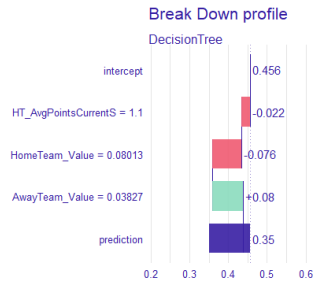
W tym przypadku możemy stwierdzić, że im więcej goli straciła drużyna w ostatnich 5 meczach tym występuje mniejsze prawdopodobieństwo wygranej.

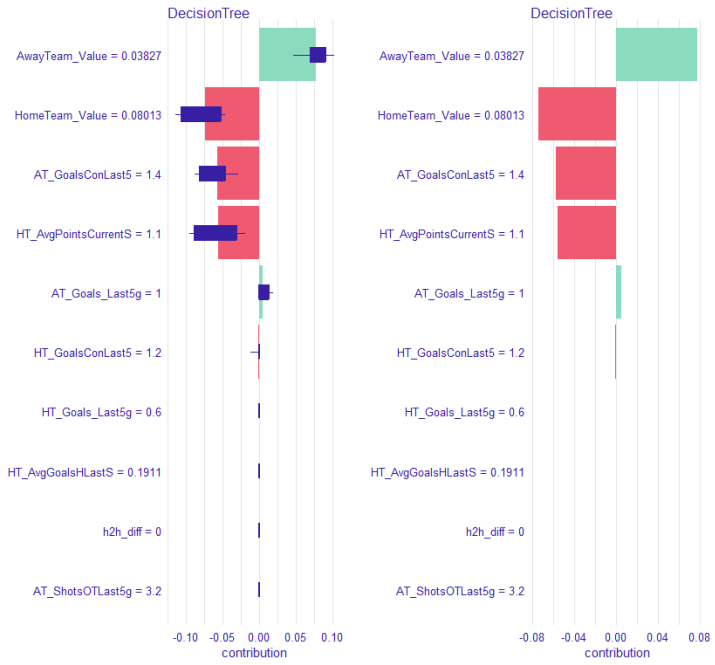
Wartość SHAP

Uśrednienie wartości (udziałów) przypisanych danej zmiennej z wszystkich możliwych uporządkowań. Poniżej prezentujemy kod na którego podstawi zostały wykonane obliczenia dla wartości SHAP.

```
# Wartość SHAP

obs=train_set[27,]
obs

predict(pruned_tree, obs, type="prob")

bd1 <- predict_parts(explainer = explain_model1,
                     new_observation = obs,
                     type = "break_down_interactions",
                     order = c("HomeTeam_Value", "AwayTeam_Value", "HT_AvgPointsCurrentS"))
p1 <- plot(bd1)
bd2 <- predict_parts(explainer = explain_model1,
                     new_observation = obs,
                     type = "break_down_interactions",
                     order =  c("AwayTeam_Value", "HT_AvgPointsCurrentS", "HomeTeam_Value"))
p2 <- plot(bd2)
bd3 <- predict_parts(explainer = explain_model1,
                     new_observation = obs,
                     type = "break_down_interactions",
                     order =  c( "HT_AvgPointsCurrentS", "HomeTeam_Value","AwayTeam_Value"))
p3 <- plot(bd3)
library(gridExtra)
grid.arrange(p1, p2, p3, nrow = 2)


shap <- predict_parts(explainer = explain_model1,
                      new_observation = obs,
                      type = "shap")
p1 <- plot(shap)
p2 <- plot(shap, show_boxplots = FALSE)
grid.arrange(p1, p2, nrow = 1)
```







Otrzymane wyniki można uznać za zgodne z podstawową piłkarską logiką. Przed meczem w roli faworyta występuję drużyna aktualnie posiadająca większą wartość spowodowaną różnymi czynnikami. Wartości drużyny gospodarzy i gości mają największy wpływ, który można uznać za znaczący, porównując do nich resztę.

3.7.2 Lasy losowe

Kolejną zastosowaną metodą był algorytm lasów losowych. Przy tworzeniu modelu zostały wykorzystane następujące funkcje:

Ranger() – budowanie, trenowanie modelu oraz strojenie parametrów

Caret()- ocena jakości modelu, generowanie macierzy pomyłek

pROC()- generowanie krzywej ROC

ggplot2()- tworzenie wykresów

Podczas procesu trenowania modelu, dane zostały podzielone zgodnie z wcześniejszym podejściem, a następnie stworzono podstawowy model, który miał domyślne wartości parametrów.

Kod źródłowy dla utworzenia oraz predykcji modelu.

```
model <- ranger(HomeWin ~ .,
                data = train_set)
p1 <- predict(model, train_set)
confusionMatrix(p1$predictions, train_set$HomeWin)
p2 <- predict(model, test_set)
confusionMatrix(p2$predictions, test_set$HomeWin)
```

Ten model osiągnął 100% dokładności na zbiorze treningowym oraz 65.85% dokładności na zbiorze testowym. Tak wysoka dokładność na zbiorze treningowym sugeruje, że model jest nadmiernie dopasowany do tych danych, dlatego należy dobrać odpowiednie wartości parametrów. Przy budowie lasów losowych istnieją 3 najważniejsze parametry na które należy zwrócić uwagę:

Num.trees – Określa liczbę drzew, które znajdują się w lesie. Z reguły większa liczba drzew oferuje lepsze wyniki, jednak wytrenowanie takiego modelu zużywa większą moc obliczeniową.

Mtry – Algorytm lasu losowego w każdym węźle losuje bez zwracania określoną przez mtry liczbę zmiennych. Na podstawie najlepszej z nich dokonywany jest podział. Domyślnie mtry przyjmuje wartość równą pierwiastkowi kwadratowemu z liczby zmiennych. Duża wartość mtry wprowadza mniejszą losowość do modelu, ponieważ częściej zdarza się, że w wylosowanych zmiennych znajdują się takie o dużej wartości predykcyjnej. Powoduje to jednak, że większość drzew w lesie jest do siebie podobna. Natomiast mała wartość może powodować bardzo słabą moc predykcyjną niektórych drzew

Max.depth – Wpływa na maksymalną głębokość każdego drzewa w lesie. Wartość domyślna ustawiona jest na 0 i oznacza maksymalny możliwy rozrost drzew, na jaki pozwala zbiór danych. Jednak model z niską wartością max.depth jest bardziej podatny na przeuczenie. Wytrenowanie takiego modelu zabiera również większą ilość czasu.

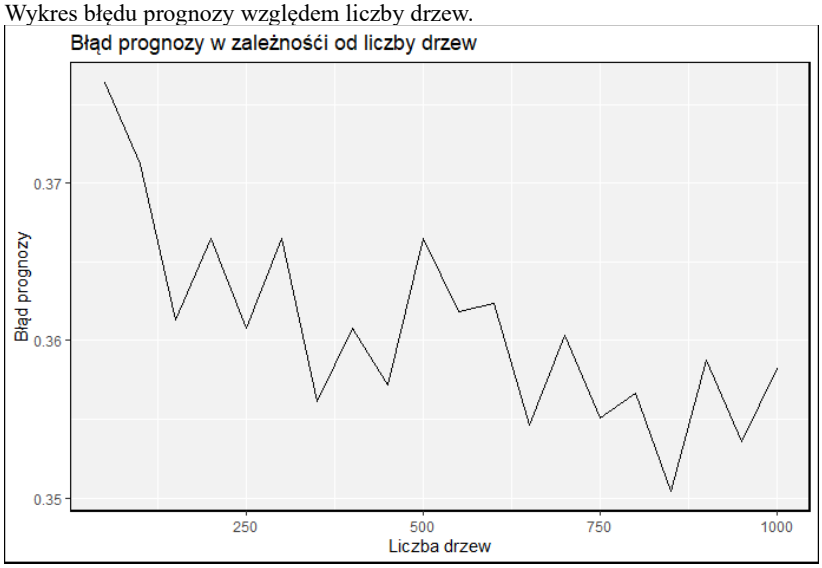
Jako pierwszy z parametrów została sprawdzona liczba drzew w lesie. Użyto do tego funkcji ranger oraz pętli sprawdzającej jak zachowuje się błąd prognozowania w zależności od różnych wartości num.trees. Sprawdzone zostały wartości liczby drzew z zakresu od 50 do 1000. Wartość mtry ustawiono jako 4, a kryterium podziału stanowił

indeks Giniego. Następnie został wygenerowany wykres przedstawiający wyniki działania pętli.

Kod źródłowy dla doboru liczby drzew.

```
num.trees <- seq(50, 1000, by = 50)
oob.error <- vector("numeric", length(num.trees))

for (i in seq_along(num.trees)) {
  model <- ranger(HomeWin ~ .,
                  data = train_set,
                  num.trees = num.trees[i],
                  mtry = 4,
                  importance = 'impurity')
  oob.error[i] <- model$prediction.error
}

df <- data.frame(NumTrees = num.trees, OOBE = oob.error)
ggplot(df, aes(x = NumTrees, y = OOBE)) +
  geom_line() +
  labs(title = "OOB Error vs Liczba drzew", x = "Liczba drzew", y = "OOB Error")+
  theme(panel.border = element_rect(color = 'black',fill = NA,size = 1),
        panel.background = element_rect(fill='gray95'),
        plot.background = element_rect(color = 'black', size = 1),
        axis.title.x = element_blank(),
        axis.title.y = element_blank())

min.error.index <- which.min(oob.error)
best.num.trees <- num.trees[min.error.index]
```

Wykres błędu prognozy względem liczby drzew.



Kolejnymi parametrami które należało dopasować były mtry oraz max.depth. W tym celu została utworzona siatka zmiennych zawierające wszystkie kombinacje mtry z zakresu od 1 do 10 oraz max.depth z zakresu od 1 do 15. Sprawdzenie wartości parametrów przebiegało analogicznie jak w przypadku liczby drzew. Wartość num.trees została ustawiona na najlepszą wartość wyznaczoną w poprzednim kroku.

Kod źródłowy dla utworzenia i zastosowania siatki parametrów.

```
tune_grid <- expand.grid(max.depth = seq(1, 15, by = 1),
                         mtry.size = seq(1, 10, by = 1))

for(i in 1:nrow(tune_grid)){
  max_depth_value <- tune_grid$max.depth[i]
  mtry_value <- tune_grid$mtry.size[i]

  model <- ranger(HomeWin ~ .,
                  data = train_set,
                  num.trees = best.num.trees,
                  mtry = mtry_value,
                  max.depth = max_depth_value,
                  importance = 'impurity')
  oob.error[i] <- model$prediction.error
}

min.error.index <- which.min(oob.error)
best_params <- tune_grid[min.error.index,]
```

Ostatnim etapem było zbudowanie lasu losowego za pomocą wybranych wcześniej parametrów, oraz ocena modelu.

Kod źródłowy dla zastosowania modelu lasów losowych.

```
model <- ranger(HomeWin ~ .,
                data = train_set,
                num.trees = best.num.trees,
                mtry = best_params$mtry.size,
                max.depth = best_params$max.depth,
                importance = 'impurity')

print(model)
attributes(model)
p3 <- predict(model, train_set)
confusionMatrix(p3$predictions, train_set$HomeWin)
p4 <- predict(model, test_set)
confusionMatrix(p4$predictions, test_set$HomeWin)
```

Ponownie, rozpoczęto od sprawdzenia modelu na podstawowym zbiorze danych. Następnie dodawano kolejne zmienne i weryfikowano jakość prognozy. Model z największą dokładnością zawierał podstawowy zestaw zmiennych powiększony

o HT_AvgGoalsHLastS oraz AT_ShotsLast5g. Wartości dobrane w procesie strojenie zostały przedstawione w poniższej tabeli.

Wartości parametrów dla modelu 4.

Parametr	Wartość
Num.trees	850
Mtry	4
Max.depth	7

Źródło: Opracowanie własne.

Wagi zmiennych w modelu 4.

Zmienna	Waga
HT_AvgPointsCurrentS	45,73125
HomeTeam_Value	45,57244
AwayTeam_Value	45,02436
AT_AvgPointsCurrentS	37,0539
HT_AvgGoalsHLastS	32,03984
AT_ShotsLast5g	26,01121
HT_ShotsOTLast5g	22,16368
h2h_diff	20,6538
AT_GoalsConLast5	19,06619
AT_ShotsOTLast5g	19,03663
AT_Goals_Last5g	14,22887
HT_GoalsConLast5	13,3657
HT_Goals_Last5g	13,24854
HT_pointsHLast3g	9,746709
AT_pointsALast3g	9,224401

Możemy zauważyć, że wagi zmiennych są do siebie bardziej zbliżone niż w przypadku algorytmu drzewa decyzyjnego. Największe znaczenie dla modelu miały trzy zmienne: HT_AvgPointsCurrentS, HomeTeam_Value, AwayTeam_Value.

3.7.3. Ekstremalne wzmacnianie gradientu

Ostatnim użytym algorytmem jest algorytm XGBoost (ang. Extreme Gradient boosting). Jest to zmodyfikowany algorytm wzmacniania gradientu, który został opracowany przez Tianqi Chena, i od tego czasu wygrywał liczne nagrody w konkursach organizowanych przez platformę Kaggle. W algorytm XGBoost w porównaniu do tradycyjnych metod wzmacniania gradientu wprowadzono miedzy innymi składnik regularyzacji, który odpowiada za kontrole złożoności modelu oraz redukcje wariancji stosując system kar nakładany na model za zbyt duża liczbę obserwacji w segmencie.

W celu utworzenia modelu zostały użyte następujące funkcje:

Xboost() – budowanie i trenowanie modelu,

Mlr() – strojenie hiperparametrów modelu,

Caret() – weryfikacja jakości modelu,

Opis parametrów użytych w modelu XGBoost:

Nrounds – określa liczbę rund uczenia, w każdej rundzie tworzony jest nowy model bazowy.

Eta – jest to współczynnik odpowiedzialny za korekty wagi w kolejnych modelach. Niska wartość oznacza mniejsze korekty co może być pomocne w przypadku problemu przeuczenia jednak wydłuża to proces uczenia modelu.

Max.depth – Odpowiada za głębokość każdego drzewa.

Subsample – Kontroluje liczbę obserwacji jakie są przekazywane do każdego drzewa. Mniejsza wartość oznacza większą losowość w doborze obserwacji.

Colsample_bytree – określa jaka liczba zmiennych będzie przekazywana do każdego drzewa, tak samo jak w przypadku subsample mniejsza wartość od 1 oznacza większą losowość.

Min.child.weight – jeśli suma wag „dzieci" jest mniejsza niż ten parametr to węzeł nie jest tworzony.

Na początku dane zostały podzielone na zbiór testowy i uczący analogicznie jak w poprzednich przykładach. Oba zbiory zostały przekształcone do formatu xgb.DMatrix oraz wyodrębnione zostały etykiety danych.

Kod źródłowy dla podziału na zbiór treningowy i testowy.

```
set.seed(123)
ind <- sample(2, nrow(danexboost), replace = TRUE, prob = c(0.7, 0.3))
train_set <- danexboost[ind==1,]
test_set <- danexboost[ind==2,]

dtrain <- xgb.DMatrix(data = as.matrix(train_set[, -length(test_set)]), label = train_set[,length(test_set)])
dtest <- xgb.DMatrix(data = as.matrix(test_set[, -length(test_set)]), label = test_set[,length(test_set)])
```

Następnie określone zostały parametry funkcji celu i metryki ewaluacji, oraz utworzona została lista obiektów zawierająca zbiór treningowy oraz testowy.

Kod źródłowy dla określenia parametrów.

```
xgb_params <- list("objective" = "binary:logistic",
                   "eval_metric" = "logloss"
                   )
watchlist <- list(train = dtrain, test = dtest)
```

Kolejnym krokiem było utworzenie modelu z podstawowymi wartościami parametrów i na jego podstawie dobranie odpowiedniej wartości liczby rund uczenia oraz eta. Dobór tej wartości był oparty na minimalizacji logarytmicznego błędu logistycznego. W poniższej tabeli znajdują się wartości parametrów, z którymi został rozpoczęty trening modelu. Aby uzyskać w modelu powtarzalność wyników, zostało ustawione ziarno losowości.

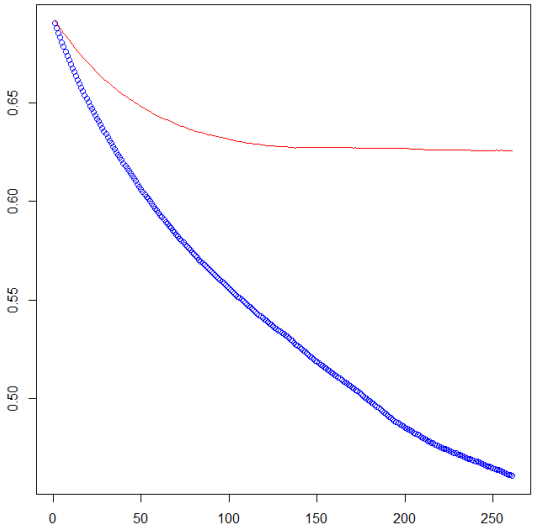
Początkowe wartości parametrów.

Parametr	Wartość

Max.depth	6
Subsample	0,8
Colsample_bytree	1
Min.child.weight	1
Nrounds	500
Eta	0,1

W celu lepszego zrozumienia zależności miedzy wartościami eta i nround został wygenerowany wykres przedstawiający jak zmienia się logarytmiczny błąd logistyczny w zbiorze testowym(na czerwono) oraz treningowym(na niebiesko).

Wykres rozkładu błędu na zbiorze treningowym i testowym.



W celu wyznaczenia optymalnej wartości nround dla ustalonego poziomu eta za pomocą funkcji xgb.cv została przeprowadzona walidacja krzyżowa.

Kod źródłowy dla doboru wartości nround.

```
params <- list(booster = "gbtree", objective = "binary:logistic", eta=0.01,
               gamma=0, max_depth=6, min_child_weight=1, subsample=0.8, colsample_bytree=1)

xgbcv <- xgb.cv( params = params, data = xgtrain, nrounds = 500, nfold = 5,
                 showsd = T, stratified = T, print_every_n = 10, early_stop_round = 20, maximize = F)


xgbcv$evaluation_log[xgbcv$evaluation_log$test_logloss_mean==min(xgbcv$evaluation_log$test_logloss_mean),]
```

Następnie została przeprowadzona weryfikacja podstawowego modelu na danych testowych oraz treningowych.

Kod źródłowy dla weryfikacji modelu.

```
preds <- predict(xg_model, xgtest)
preds <- ifelse(preds > 0.5, 1, 0)
preds <- as.factor(preds)
x <- as.factor(test_set[,length(test_set)])

table(pred = preds, true = test_set[,length(test_set)])
confusionMatrix(preds,x)

preds <- predict(xg_model, xgtrain)
preds <- ifelse(preds > 0.5, 1, 0)
preds <- as.factor(preds)
x <- as.factor(train_set[,length(train_set)])
table(pred = preds, true = train_set[,length(train_set)])
confusionMatrix(preds,x)
```

W kolejnym etapie przeprowadzono optymalizacje hiperparametrów z wykorzystaniem funkcji mlr(). W tym celu utworzone zostały zadania klasyfikacji na podstawie danych treningowych i testowych oraz obiekt uczący wykorzystujący algorytmy klasyfikacji XGBoost. W obrębie obiektu uczącego zdefiniowano również wcześniej ustalone wartości nround oraz eta. Ponadto, skonfigurowano siatkę parametrów, która służyła do identyfikacji optymalnych wartości hiperparametrów. Siatka ta zawierała różne kombinacje parametrów, które miały zostać przebadane pod kątem ich wpływu na jakość modelu. W celu oceny i porównania wyników modelu została zastosowana walidacja krzyżowa.

Kod źródłowy dla doboru hiperparametrów.

```
test_set$Homewin <- as.factor(test_set$Homewin)
train_set$Homewin <- as.factor(train_set$Homewin)
traintask <- makeClassifTask (data = train_set,target = "Homewin")
testtask <- makeClassifTask (data = test_set,target = "Homewin")

lrn <- makeLearner("classif.xgboost",predict.type = "response")
lrn$par.vals <- list( objective="binary:logistic", eval_metric="error", nrounds=271, eta=0.01,set.seed(123))


params <- makeParamSet(makeIntegerParam("max_depth",lower = 3L,upper = 10L),
                       makeNumericParam("min_child_weight",lower = 1L,upper = 10L),
                       makeNumericParam("subsample",lower = 0.5,upper = 1),
                       makeNumericParam("colsample_bytree",lower = 0.5,upper = 1))


resample <- makeResampleDesc("CV",stratify = T,iters=5L)
ctrl <- makeTuneControlRandom(maxit = 10L)
tune_params <- tuneParams(learner = lrn, task = traintask,
                          resampling = resample, measures = acc,
                          par.set = params ,control = ctrl,show.info = T)

tune_params$y
```

Ostatnim krokiem było przypisanie wyznaczonych wartości parametrów do modelu, a następnie obniżanie wartości eta wraz z jednoczesnym podnoszeniem wartości nrounds, oraz sprawdzenie różnych zestawów danych. Poniżej została zamieszczona tabela z rozkładem wag zmiennych w modelu.

Wagi zmiennych w modelu 5.

Zmienna	Waga
AwayTeam_Value	0,18372917
HT_AvgPointsCurrentS	0,16975184
HomeTeam_Value	0,14523383
AT_AvgPointsCurrentS	0,10601171
HT_AvgGoalsHLastS	0,09426241
HT_ShotsOTLast5g	0,07103434
AT_GoalsConLast5	0,05761435
h2h_diff	0,04167142
AT_ShotsOTLast5g	0,03987216
HT_Goals_Last5g	0,02431244
AT_Goals_Last5g	0,02328586
HT_pointsHLast3g	0,01859008
HT_GoalsConLast5	0,01494303
AT_pointsALast3g	0,00968736

Ponownie najlepsze rezultaty osiągnięto z podstawowym zestawem danych powiększonym o zmienna HT_AvgGoalsHLastS.

4. Przedstawienie wyników

Model 1 – model z zastosowaniem algorytmu drzewa decyzyjnego utworzony z podstawowego zbioru zmiennych i domyślnych wartości parametrów.

Model 2 – model 1 z dobranymi wartościami hiperparametrów.

Model 3 – model 2 po zastosowaniu procesu przycięcia drzewa.

Model 4 – model z zastosowaniem algorytmu lasów losowych z parametrami zaprezentowanymi w tabeli 22.

Modele 5,6,7 zostały utworzone na podstawie algorytmu XGBoost, ich parametry zostały zaprezentowane w poniższej tabeli.

Hiperparametry modeli XGBoost.

	Model 5	Model 6	Model 7
Booster	gbtree	gbtree	gbtree
Nrounds	547	134	152
Eta	0,01	0,04	0,03
Max depth	4	3	3
Subsample	0,842	0,704	0,704
Colsample by tree	0,764	0,992	0,992
Min child weight	1	4,98	4,98

Macierz pomyłek modelu 1.

Wartość przewidywana	Wartość rzeczywista	
	1	0
1	232	145
0	142	298

Macierz pomyłek modelu 2.

Wartość przewidywana	Wartość rzeczywista	
	1	0
1	216	131
0	158	312

Macierz pomyłek modelu 3.

Wartość przewidywana	Wartość rzeczywista

	1	0
1	235	147
0	139	296

Macierz pomyłek model 4.

Wartość przewidywana	Wartość rzeczywista	
	1	0
1	181	79
0	193	364

Macierz pomyłek model 5.

Wartość przewidywana	Wartość rzeczywista	
	1	0
1	205	103
0	169	340

Macierz pomyłek model 6.

Wartość przewidywana	Wartość rzeczywista	
	1	0
1	207	106
0	167	337

Macierz pomyłek model 7.

Wartość przewidywana	Wartość rzeczywista	
	1	0
1	211	103

0	163	340

Porównanie miar wyliczonych z macierzy pomyłek.

Miara	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7
Dokładność	64,87%	64,63%	64,99%	66,71%	66,71%	66,59%	67,44%
Precyzja	61,54%	62,24%	61,52%	69,61%	66,56%	66,13%	67,2%
Czułość	67,27%	70,43%	66,82%	82,17%	76,75%	76,07%	76,75%
Swoistość	62,03%	57,75%	62,83%	48,40%	54,81%	55,35%	56,42%
Łączny błąd klasyfikowania	35,13%	35,37%	35,01%	33,29%	33,29%	33,41%	32,56%
AUC	69,64%	67,44%	69,59%	69,59%	72,1%	71,49%	71,54%

Rentowność modelów na podstawie kursów bukmacherskich.

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7
Zysk/strata	-3051,834	-2966,27	-2813,834	-520,227	2034,916	1764,577	-542,6445
% rentowności	-9,54%	-9,27%	-8,79%	-1,63%	6,36%	5,51%	-1,70%

4.1 Omówienie wyników

Oprócz klasycznych miar oceny jakości modelu, zdolność do predykcji nowych danych każdego modelu została sprawdzona na 320 meczach sezonu 2022/2023 angielskiej Premier League. Z uwagi na braki danych dotyczące pierwszych kolejek do predykcji nie zostały wykorzystane dane dotyczące pierwszych sześciu kolejek. Zysk modelu reprezentuje sumę uzyskaną w przypadku obstawiania każdego meczu za kwotę 100 jednostek. W przypadku poprawnej predykcji zysk z pojedynczego meczu obliczana jest według formuły

$$zysk = kurs * stawka - stawka \qquad (17)$$

W przypadku błędnej predykcji notowana jest strata równa obstawionej kwocie. Procent rentowności obliczany jest jako suma zysku podzielona przez całą zainwestowana kwotę. W przypadku badanej dyscypliny najlepsi eksperci osiągają rentowność na poziomie 5%-15%. Zgodnie z przewidywaniami najmniej złożone algorytmy drzew decyzyjnych osiągnęły najsłabszy wynik. Co ciekawe regulacja parametrów w tym przypadku poprawiła jedynie minimalnie dokładność oraz rentowność. Algorytm lasów losowych osiągnął taką samą skuteczność jak 5 model utworzony z wykorzystaniem algorytmu XGBoost, jednak znacząco różniła się rentowność obu modeli z korzyścią po stronie modelu 5 który wypracował zysk na poziomie 6.36% co było jednocześnie najlepszym wynikiem pośród wszystkich zastosowanych modeli. Porównując macierze pomyłek wszystkich modeli można dostrzec różnice w tendencji typowania wyników, modele oparte na algorytmie drzew losowych przewidywały zwycięstwo gospodarzy średnio w 45% przypadków, natomiast algorytm lasów losowych oraz XGBoost miały tendencje do faworyzowania braku wygranej gospodarzy.

Model 4 przewidywał ten rezultat w 68.18% przypadków w rezultacie czego z powodzeniem udało mu się prognozować największy procent wszystkich meczów zakończonych takim rezultatem(82.17%) jednak nie przełożyło się to na wypracowanie większego zysku. Model 5 natomiast przewidywał brak zwycięstwa gospodarzy w 63% przypadków z czego 66.56% było poprawnych. Ponieważ modele 4-7 osiągnęły dużo lepsze wyniki w kontekście zysku można założyć, że dobrą drogą jest przykładanie większej wagi do poprawnego przewidywania meczów zakończonych wygraną drużyny przyjezdnej lub remisem. Najwyższą skuteczność wśród wszystkich opracowanych modeli osiągnął model numer 7. Niemniej jednak, warto zaznaczyć, że mimo wysokiej

skuteczności, ten model wykazał ujemną rentowność. To może sugerować, że model poprawnie przewidział wyniki większej liczby meczów które miały wyraźnego faworyta co jest związane z mniejszym kursem bukmacherskim, ten sam problem prawdopodobnie dotyczył algorytmu drzew decyzyjnych. Model 3 poprawnie wytypował największy procent wygranej gospodarzy jednak, z analizy wyglądu drzewa oraz wagi zmiennych wynika, że brał on pod uwagę w dużo większym stopniu niż inne modele zmienne charakteryzujące faworytów spotkań takie jak wartość drużyny oraz średnia punktów zdobywanych w obecnym sezonie.

4.2. Podsumowanie i kroki na przyszłość

Przewidzenie wyników meczów piłki nożnej stanowi wyzwanie z uwagi na dużą liczbę niezależnych czynników, które wpływają na ostateczny rezultat. Otrzymane wyniki dają jednak podstawę do twierdzenia, że modele oparte na drzewach losowych oraz ogólnodostępnych danych mogą stanowić pomoc w poprawnej predykcji meczów piłki nożnej. Najbardziej obiecujące rezultaty uzyskano przy zastosowaniu techniki XGBoost, gdzie najlepszy model osiągnął dokładność na poziomie 66,71%. Warto zaznaczyć, że ten model przyniósł zysk na poziomie 6,36%. To zadowalający wynik, biorąc pod uwagę, że typowa stopa zwrotu ekspertów w tym obszarze oscyluje w przedziale 5% - 15%.

Jednak z racji na to, że nie wszystkie modele wykonane ta metodą przyniosły zysk, warto byłoby w przyszłości udoskonalić model o większą liczbę zmiennych takich jak kontuzje kluczowych zawodników, bardziej szczegółowe statystyki meczowe oraz opinie ekspertów.