

Uniwersytet Warszawski

Wydział Nauk Ekonomicznych

Mateusz Majak

Numer albumu: 384912

Wojciech Nowakowski

Numer albumu: 388298

**Determinanty oceny filmu wystawionej przez użytkowników portalu
TMDb**

Praca przygotowana w ramach zajęć
z Ekonometrii
pod kierunkiem mgr Kateryny Zabariny

Warszawa, styczeń 2019

Wprowadzenie

Celem poniższej pracy jest analiza czynników, które mają wpływ na średnią ocenę filmów przez widzów. Za źródło danych posłużyła internetowa baza filmów i seriali TMDb. Jako zmienną objaśnianą wybraliśmy średnią ocenę filmu (*vote_average*) wystawioną przez użytkowników TMDb. Znaczenie ocen użytkowników jest bardzo duże, ponieważ ludzie często uważają średnie oceny z serwisów agregujących opinie za godne zaufania i opierają decyzję właśnie przy ich pomocy¹. W przypadku filmów, konsument decyduje często czy ponieść koszt biletu lub wypożyczenia w serwisach VOD, a także swojego wolnego czasu. Wpływ decyzji i opinii konsumentów na zyski i sukcesy firmy są przedmiotem licznych badań i prac. Nasza praca koncentruje się na badaniu wpływu zmiennych, które uznaliśmy za jednoznacznie obiektywne (pominęliśmy na przykład gatunki filmów, ze względu na coraz szerzej klasyfikowane filmy, znajdujące się często w kilku kategoriach gatunków filmowych).

Ocena filmu, podobnie jak innych dzieł kultury i sztuki, jest kwestią bardzo indywidualną. Wyjaśnienie więc dokładnego wpływu na końcową ocenę może być trudne, jednak ze względu na rozmiar branży filmowej można przypuszczać, że wpływ na ocenę widza mają również techniczne cechy filmów.

Na zmienne objaśniające wybraliśmy budżet i dochód filmu, wiek, długość trwania i liczba ocen.

Przegląd literatury

Kwestie związków, które wpływają na ocenę filmów poruszają w swej pracy zatytułowanej „Correlations Between User Voting Data, Budget, and Box Office for Films in the Internet Movie Database” Max Wasserman, Satyam Mukherjee, Konner Scott, Xiao Han T. Zeng. Badali oni wpływ ocen użytkowników portali oceniających filmy na zysk. Przeprowadzili oni badanie korelacji na wybranym zbiorze filmów, by złagodzić skutki błędów związane z językiem i krajem w którym film powstawał. Zauważyli oni silną korelację między liczbą głosów użytkowników, a zyskami osiągniętymi z filmów. Autorzy artykułu zebrali dane z portali IMD i przeprowadzili regresje liniowe, w celu kwantyfikacji korelacji pomiędzy danymi głosowania użytkowników a informacjami dostarczonymi przez użytkowników. Wzięli bazę filmów krótkometrażowych jak i długometrażowych. Krótkie filmy były konieczne dla ich badania, ponieważ bez nich pominięte byłyby filmy wyprodukowane przed 1920 rokiem. Filmy zostały podzielone pod względem języka, w którym zostały nakręcone oraz kraju pochodzenia. Pierwszą grupę tworzą filmy anglojęzyczne wyprodukowane w USA. Druga grupa to filmy anglojęzyczne wyprodukowane poza USA, a trzecią grupę stanowią filmy nieanglojęzyczne i wyreżyserowane poza USA. Pierwsza grupa ma największą liczebność. Zauważono, że od

¹ Według badania przeprowadzonego przez BrightLocal, 88 procent konsumentów ufa opiniom w internecie w takim samym stopniu, jak rekomendacjom przekazywanym na żywo.

dwóch dekad co roku powstaje coraz więcej filmów, recesja zaczęła się w 2009 roku i trwała do 2011, jednak autorzy tłumaczą, że ten fakt jest spowodowany poprzez kryzys 2007/2008. Autorzy badania zdecydowali się na zlogarytmowanie budżetu i całkowitej liczby głosów oddanych przez użytkowników portalu. Logarytm został zastosowany, ponieważ wartości rozciągały się o kilka rzędów wartości. Zostały znormalizowane statystyki monetarne w ujęciu rocznym, uwzględniając inflację, wzrost cen biletów do kina oraz wzrost liczby ludności. Wyniki badań wskazały, że liczba głosów użytkowników jest wskaźnikiem znaczenia filmu. Jednak czołowe miejsca niekoniecznie są związane z sukcesem, ponieważ wiele filmów osiąga sukces z innych powodów takich jak nominacje do dużych nagród filmowych. Ustalono również, że wpływ na zyski z filmu mają środki przeznaczone na reklamę i promocję filmu. Autorzy doszli do wniosku, że jakość filmu - w postaci przeciętnej oceny użytkownika - nie ma znacznego znaczenia w kontekście zastosowania w połączeniu z budżetem w modelu liniowym.

Drugi artykuł autorstwa doktora Scott Wallsten „Rotten Tomatoes and IMDB Reviews Strongly Correlated With Movie Revenues”. Na potrzeby swojego badania stworzył bazę danych zawierającą wyniki Rotten Tomato dla prawie 2000 filmów oraz wyniki IMDB dla ponad 4000 filmów wydanych między 1925 a 2016 r. Jednak więcej filmów z zestawu danych została wyprodukowana w latach 2004-2016. W badaniu analizowano ogólną korelację między wynikami a przychodami, ale nie kontrolowaliśmy innych czynników wpływających na przychody, takich jak rodzaj filmu, ocena i inne czynniki wpływające na przychody. Autor korzystał z trzech źródeł danych. Budżet i dochody są dostarczane w dolarach nominalnych, więc zamieniłem je na stałe w 2016 r. Za pomocą deflatora PKB. Wyniki pracy sugerują, że wzrost tomatometer wyniku o jeden punkt procentowy w skali związany jest ze wzrostem światowych przychodów o 1,12 miliona USD. Film oceniany na 60 procent zarobiłby o 11,2 miliona więcej niż film oceniony na 50 procent. Podobnie, mają się wyniki z bazy IMD, film oceniany jako 6.0 na zarabiałby o 38 milionów więcej niż film oceniony 5.0. Biorąc pod uwagę, że średnie światowe przychody wynoszą około 116 milionów USD. Autor zwraca uwagę na to, że są to dość duże liczby. Scott Wallsten nie uważa, że oceny na Rotten Tomatoes i IMDB nie szkodzą sprzedaży biletów do kina. Ponieważ są recenzje pozytywne i negatywne, te negatywne zmniejszają dochód z filmów, ale za to te pozytywne poprawiają jego zyski.

Opis bazy danych

Źródłem bazy danych do modelu była strona internetowa: www.themoviedb.org. Jest to strona internetowa poświęcona filmom i serialom. Użytkownicy (zarejestrowani) mogą oddawać głos na wybrany film lub serial (w skali od 1 do 10). Strona udostępnia interesujące informacje na temat produkcji, takie jak: obsada, ekipa filmowa, czas trwania, budżet, dochód, miejsce produkcji i inne. W internecie można znaleźć inne, również większe bazy (IMDb czy Filmweb). Za badaną bazę wybraliśmy TMDb ze względu na informacje o budżecie i dochodach, które to uznaliśmy za prawdopodobnie ważne zmienne, które posłużą nam w estymacji modelu.

Pobrana baza zawierała 4807 rekordów. Z podanych kolumn wybraliśmy te, które uznaliśmy za istotne dla naszego modelu. Dodatkowo zamieniliśmy daty wydania filmów na wiek w latach, liczony od 10. stycznia 2019 roku.

Po oczyszczeniu bazy z rekordów zawierających puste lub błędne, niemożliwe do uzupełnienia komórki (brak pola vote_count czy revenue był dla nas podstawą do usunięcia rekordu) otrzymaliśmy bazę zawierającą 3112 filmów.

Poniżej znajduje się lista zmiennych objaśniających, które ostatecznie zostały użyte w modelu, wraz z opisami.

Opis zmiennych

W poniższej tabeli znajdują się wszystkie wykorzystane w modelu zmienne objaśniające wraz z krótkim opisem. Szczegółowe opisy znajdują się poniżej tabeli.

Zmienna objaśniająca	Opis zmiennej	Nazwa zmiennej
Liczba ocen filmu	Liczba ocen wystawionych przez użytkowników strony TMDb. Użytkownik musi zarejestrować się na stronie i zalogować, aby móc ocenić produkcję.	vote_count
Długość trwania filmu	Długość trwania filmu wyrażona w pełnych minutach	runtime
Dochód	Dochód z dystrybucji filmu wyrażony w dolarach amerykańskich (USD)	revenue
Budżet	Budżet przeznaczony na film wyrażony w dolarach amerykańskich (USD)	budget
Popularność	Miara popularności stworzona przez TMDb. Składają się na nią: Liczba ocen filmu danego dnia, liczba wyświetleń strony z filmem danego dnia, liczba użytkowników którzy dodali film do ulubionych danego dnia, liczba użytkowników którzy dodali film do listy życzeń ("watchlist"), data	popularity

	wydania filmu, Całkowita liczba ocen filmu, wartości miernika <i>popularity</i> z poprzednich dni.	
Wiek	Wiek filmu wyrażony w latach (mierzony od 10. stycznia 2019 roku).	years_old

Hipotezy badawcze

W naszej pracy postawiliśmy następujące hipotezy:

- Im większa liczba ocen tym wyższa średnia ocena filmu (duża liczba ocen świadczy o popularności, a tym samym prawdopodobnie o atrakcyjności dla konsumenta)
- Im większy budżet filmu tym wyższa średnia ocena filmu (wysoki budżet przekłada się często na lepsze efekty specjalne, obsadę oraz ekipę filmową)
- Im większy dochód tym wyższa średnia ocena filmu
- Im większa popularność filmu tym wyższa średnia ocena filmu
- Im mniejsza długość trwania filmu tym tym wyższa średnia ocena filmu (wydaje się, że krótsze filmy są bardziej preferowane przez konsumentów)
- Im starszy film tym wyższa ocena filmu

Statystyki opisowe zmiennych

Tabela poniżej przedstawia podstawowe statystyki opisowe (średnia, odchylenie standardowe, wartość minimalna oraz wartość maksymalna) zmiennych ciągłych wykorzystanych w modelu.

VARIABLES	N	mean	sd	min	max
vote_average	3112	6.334	0.837	2.300	8.500
runtime	3112	111.0	20.96	63	338
popularity	3112	30.03	36.46	0.179	875.6
years_old	3112	16.99	12.74	3	103
revenue	3112	1.256e+08	1.884e+08	6399	2.788e+09
budget	3112	4.187e+07	4.471e+07	7000	3.800e+08
vote_count	3112	1013	1428	20	13752

Tabela 1. Statystyki opisowe

Uwagę zwracają wartości minimalne i maksymalne zmiennych *popularity*, *years_old*, *revenue*, *budget* i *vote_count* ze względu na duże różnice między nimi. Dla lepszego oszacowania modelu spróbujemy wykluczyć mniejsze lub większe wartości części tych zmiennych w dalszej części pracy.

Macierz korelacji

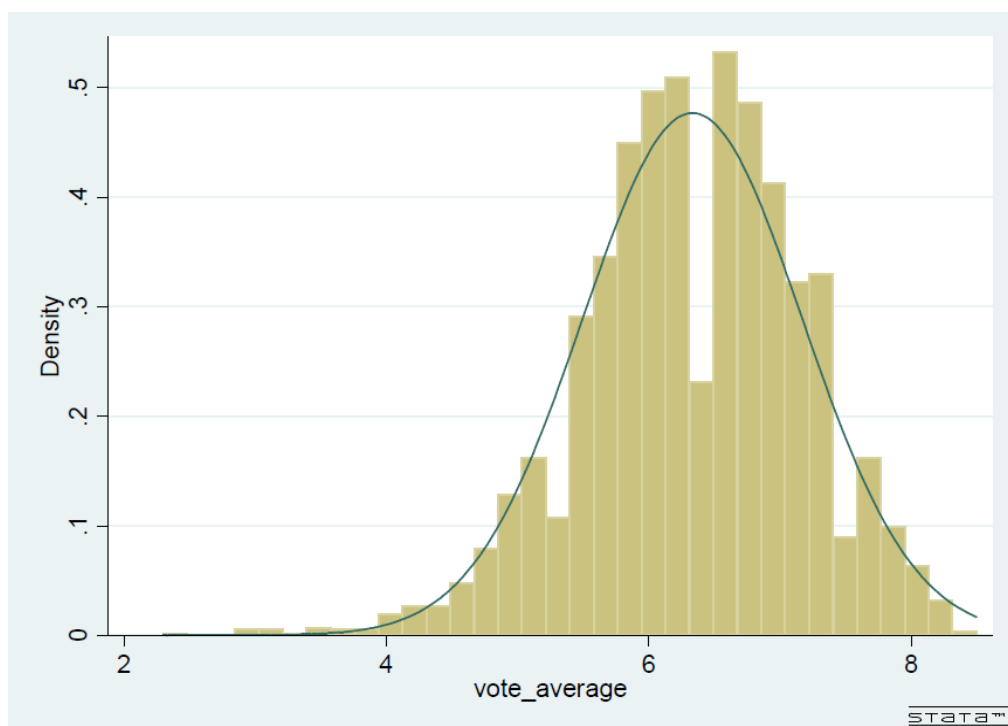
	vote_average	vote_count	runtime	years_old	popularity	revenue	budget
vote_average	1						
vote_count	0.384***	1					
runtime	0.398***	0.255***	1				
years_old	0.225***	-0.168***	0.167***	1			
popularity	0.286***	0.744***	0.177***	-0.154***	1		
revenue	0.183***	0.752***	0.230***	-0.141***	0.596***	1	
budget	-0.0524**	0.532***	0.225***	-0.265***	0.421***	0.701***	1

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabela 2. Macierz korelacji

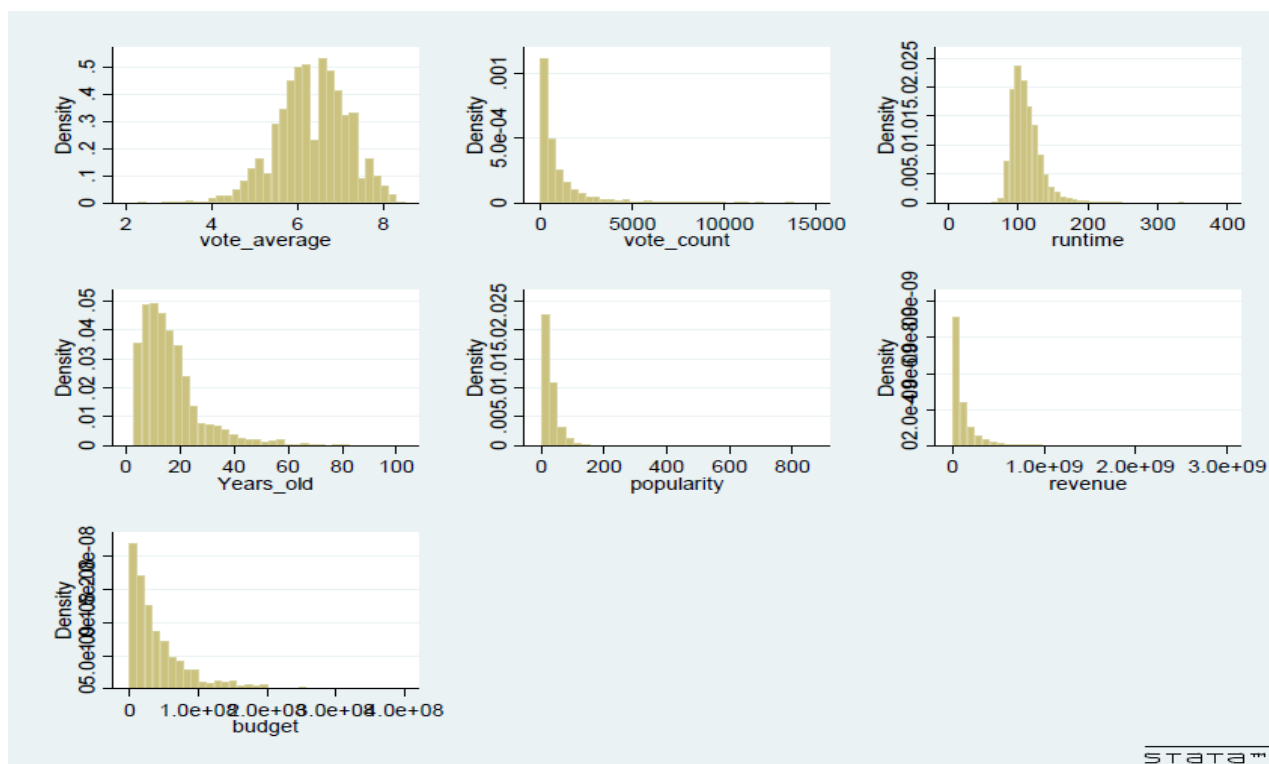
Z macierzy korelacji możemy odczytać duże zależności między *popularity* i *vote_average*, *revenue* i *vote_average*, *budget* i *vote_average*, *revenue* i *popularity*, *budget* i *popularity* oraz *budget* i *revenue*. Może to wynikać z faktu, że budżet silnie wpływa na dochody (intuicyjnie większy budżet może przekładać się na większe wydatki na reklamę i marketing, a także zwiększać zasięg dystrybucji, a co za tym idzie niezależnie od jakości filmu generować większe dochody), co z kolei silnie wpływa na popularność filmu. Trudno jasno określić wpływ zmiennych na *vote_average*. Aby sprawdzić ten wpływ, przeprowadzimy estymację w dalszej części naszej pracy.

Histogramy zmiennych



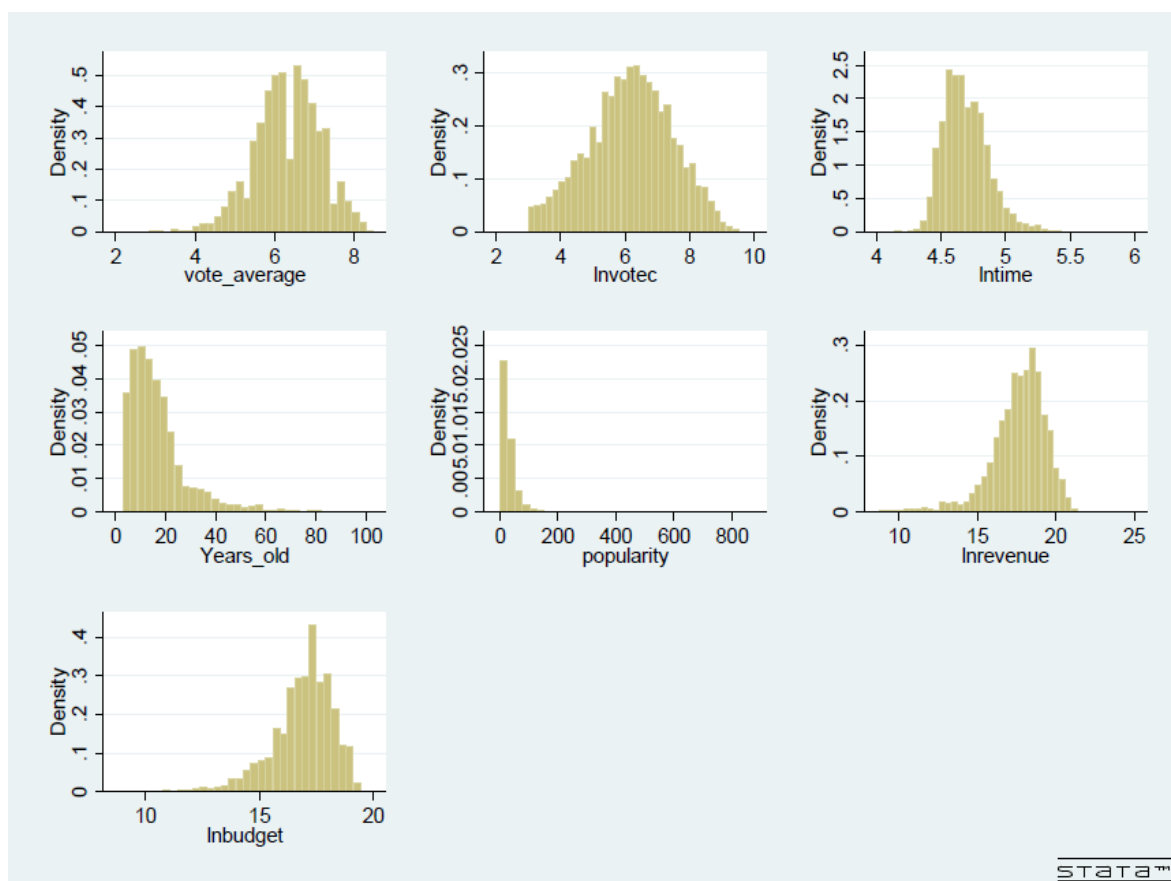
Rysunek 1. Histogram zmiennnej objaśnianej *vote_average*

Histogram z nałożoną gęstością rozkładu normalnego wskazuje, że zmienna *vote_average* nie posiada rozkładu normalnego (występuje asymetria). Zlogarytmowanie zmiennej nie poprawia jej histogramu oraz nie wynika z literatury.



Rysunek 2. Histogramy zmiennych objaśniających

Histogramy użytych w modelu zmiennych ciągłych pozwalają stwierdzić, iż prawidłową formą funkcyjną modelu jest forma liniowa. Większość rozkładów jest silnie asymetryczna (obserwacje nietypowe).



Rysunek 3. Histogramy zmiennych (w tym zlogarytmowanych)

Histogramy zlogarytmowanych wartości, w szczególności *Revenue* i *Budget* (zgodnie z literaturą - logaarytmowanie dochodów), przypominają bardziej rozkład normalny. Ta informacja może przydać nam się przy budowaniu modelu.

Forma funkcyjna oraz estymacja modelu

W części empirycznej pracy oszacowana została forma funkcyjna modelu, zawierająca analizowane zmienne. Następnie przeprowadziliśmy regresję, mającą na celu weryfikację postawionych hipotez. Przyjęliśmy następujące równanie:

$$\text{vote_average} = \beta_0 + \beta_1 \ln \text{budget} + \beta_2 \text{years_old} + \beta_3 \ln \text{revenue} + \beta_4 \text{runtime} + \beta_5 \text{vote_count} + \beta_6 \text{popularity} + \epsilon_i$$

Następnie przeprowadzona została regresja z użyciem wszystkich zmiennych, której wyniki prezentuje poniższa tabela.

VARIABLES	(1) vote_average
lnbudget	-0.242*** (0.0119)
years_old	0.00692*** (0.00105)
lnrevenue	0.0483*** (0.00963)
runtime	0.0137*** (0.000609)
vote_count	0.000224*** (1.32e-05)
popularity	0.000687 (0.000484)
Constant	7.693*** (0.177)
Observations	3,112
R-squared	0.390

Standard errors in parentheses

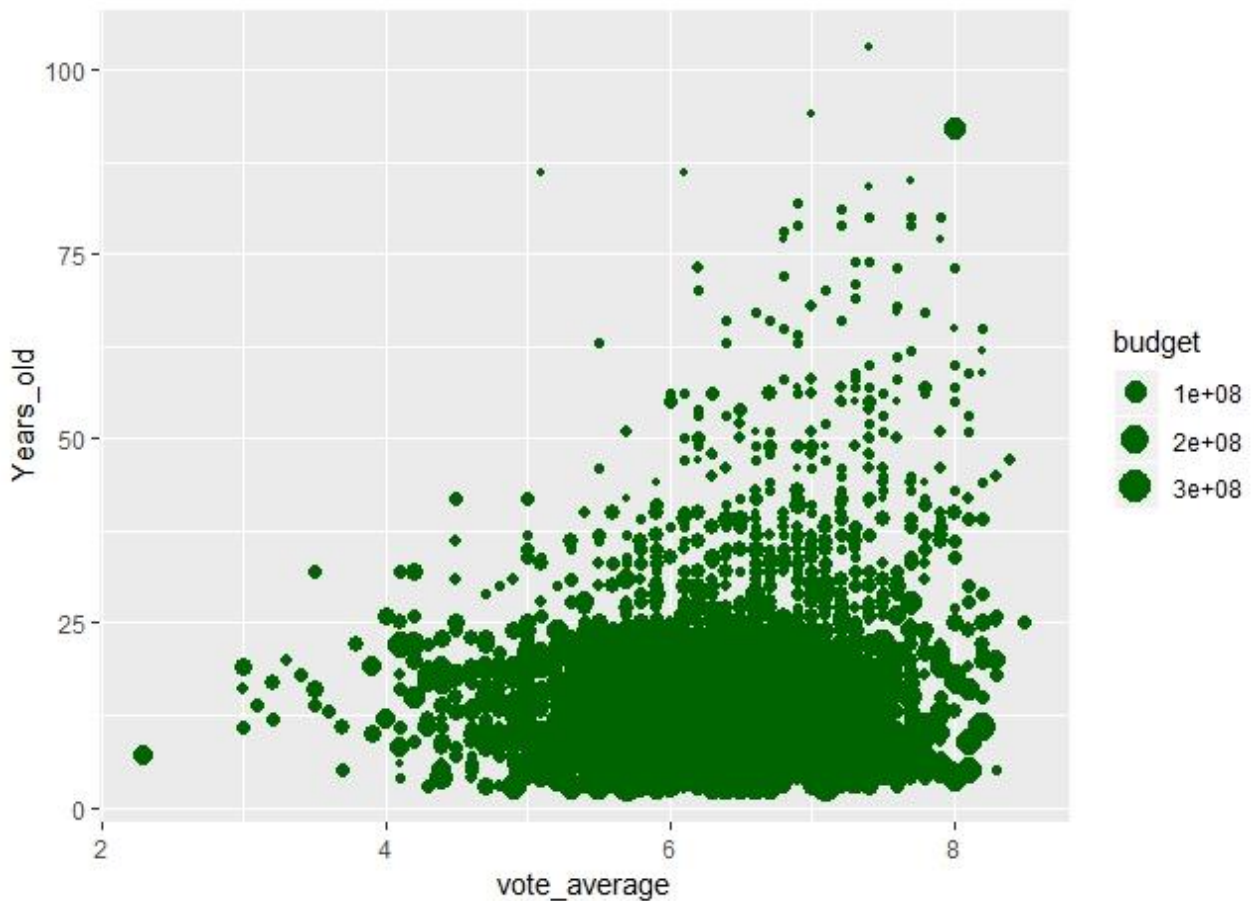
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

W wyniku pierwszej regresji wszystkie zmienne poza *popularity* okazały się istotne. R^2 wyniosła 0.39. Test RESET odrzucił jednak hipotezę zerową o tym, że liniowa specyfikacja modelu jest właściwa, dlatego postanowiliśmy wprowadzić zmiany w modelu.

Zmienną *runtime* zamieniliśmy na logarytmowaną zmienną *lntime*, a zmienną *vote_count* na logarytmowaną zmienną *lnvotec*. Wyniki drugiej regresji w tabeli poniżej:

VARIABLES	(1) vote_average
lnbudget	-0.225*** (0.0114)
years_old	0.0102*** (0.00101)
lnrevenue	-0.0428*** (0.0105)
lntime	1.822*** (0.0694)
lnvotec	0.334*** (0.0140)
popularity	0.00134*** (0.000400)
Constant	0.0652 (0.321)
Observations	3,112
R-squared	0.446

Jak pokazuje wynik regresji, wszystkie zmienne okazały się istotne, a R^2 wzrosła, jednak Test RESET wciąż odrzucał hipotezę zerową o tym, że liniowa specyfikacja modelu jest właściwa. Zbadaliśmy więc zmienne o wprowadziliśmy kolejne zmiany. Obrazek poniżej pokazuje zależność między wiekiem filmu, a wysokością ocen.



Rysunek 4. Wykres vote_average i Years_old

Jak widać, zdecydowanie więcej filmów w bazie to filmy młodsze niż 25 lat. Co więcej, wraz z przyrostem lat oceny produkcji są coraz wyższe, co może wskazywać na obecność w bazie tylko tych filmów, które zyskały miano “kultowych”. Ze względu na tę obserwację, a także na fakt wielu osobliwych wartości ocen w przedziale (0;85) zmiennej *vote_count*, przeprowadziliśmy regresję z pominięciem filmów starszych niż 25 lat i ocenionych przez mniej niż 85 użytkowników. Wyeliminowaliśmy w ten sposób 775 filmów. Dodaliśmy także zmienną *yearsquared*, oznaczającą wiek podniesiony do kwadratu.

Wyniki regresji poniżej:

VARIABLES	(1) vote_average
lnbudget	-0.249*** (0.0140)
years_old	0.0547*** (0.0107)
yearsquare	-0.00121*** (0.000398)
lnrevenue	-0.0515*** (0.0133)
lntime	1.889*** (0.0839)
lnvotec	0.406*** (0.0186)
popularity	0.00113*** (0.000415)
Constant	-0.474 (0.392)
Observations	2,337
R-squared	0.429

Standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Wszystkie zmienne okazały się istotne, R^2 nieznacznie spadła. Następnie przeprowadziliśmy test RESET:

Ramsey RESET test using powers of the fitted values of vote_average

Ho: model has no omitted variables

F(3, 2326) = 1.99

Prob > F = 0.1130

Wynik testu odrzuca hipotezę alternatywną o tym, że liniowa specyfikacja modelu nie jest właściwa. Będziemy więc interpretować wyniki regresji powyżej.

Przeciwnie znaki *years_old* i *yearsquare*, które będziemy potem interpretować, zainspirowały nas jednak do kolejnej modyfikacji zmiennych, w celu porównania efektu wieku filmu.

Utworzyliśmy trzy zmienne binarne według grup wiekowych:

$$\begin{aligned}
 \text{year10} &= \begin{cases} 0, & \text{gdy } \text{wiek} \notin [0; 10] \\ 1, & \text{gdy } \text{wiek} \in [0; 10] \end{cases} \\
 \text{year25} &= \begin{cases} 0, & \text{gdy } \text{wiek} \notin (10; 25] \\ 1, & \text{gdy } \text{wiek} \in (10; 25] \end{cases}
 \end{aligned}$$

$$year100 = \begin{cases} 0, & \text{gdy } wiek \notin (25; 103] \\ 1, & \text{gdy } wiek \in (25; 103] \end{cases}$$

Poniżej wyniki regresji przeprowadzonej na zmiennych binarnych na zbiorze początkowym (bez eliminacji filmów starszych niż 25 lat) (zmienne *years_old* i *yearsquare* zastąpione zmiennymi binarnymi):

VARIABLES	(1) vote_average
lnbudget	-0.244*** (0.0113)
lnrevenue	-0.0438*** (0.0104)
lntime	1.890*** (0.0684)
lnvotec	0.340*** (0.0141)
popularity	0.00153*** (0.000400)
o.year10	-
year25	0.226*** (0.0258)
year100	0.362*** (0.0378)
Constant	0.0494 (0.320)
Observations	3,112
R-squared	0.449
Standard errors in parentheses	
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1	

Zmienne *year25* i *year100* są istotne statystycznie, a także mają duże wartości współczynników β , co sugeruje dodatni wpływ wieku na ocenę filmu. Z wcześniejszej analizy wartości wiemy jednak, że filmy mające ponad 25 lat cechowały się wyższymi ocenami całej grupy niż młodsze filmy, ze względu na brak odczytów z niskimi ocenami. Sugerowanie dodatniego wpływu z przedziałów wiekowych zawartych w bazie, jest więc błędne, a wyniki regresji ze zmienną *yearsquare* wydają się być bardziej intuicyjne. Potwierdza to wynik testu RESET, który odrzuca hipotezę zerową o poprawności funkcyjnej modelu.

Testy diagnostyczne

W tej części pracy zostały przedstawione wyniki przeprowadzonych testów diagnostycznych.

1. Test na współliniowość

Po przeprowadzeniu estymacji został wykonany test na współliniowość.

Variable	VIF	1/VIF
years_old	23.58	0.042413
yearsquare	23.08	0.043322
lnrevenue	2.66	0.375827
lnvotec	2.53	0.395525
lnbudget	1.88	0.532851
popularity	1.71	0.586321
lntime	1.16	0.858637
Mean VIF	8.09	

Na podstawie wyników testu VIF (testu na współliniowość) możemy uznać, że zmienne nie są ze sobą skorelowane. Jedynie wartości *years_old* i *yearsquare* są powyżej 10, ale nie budzi to żadnych podejrzeń w związku z celową korelacją tych zmiennych. W modelu nie występuje więc problem współliniowości.

2. Test RESET

Ramsey RESET test using powers of the fitted values of vote_average

Ho: model has no omitted variables

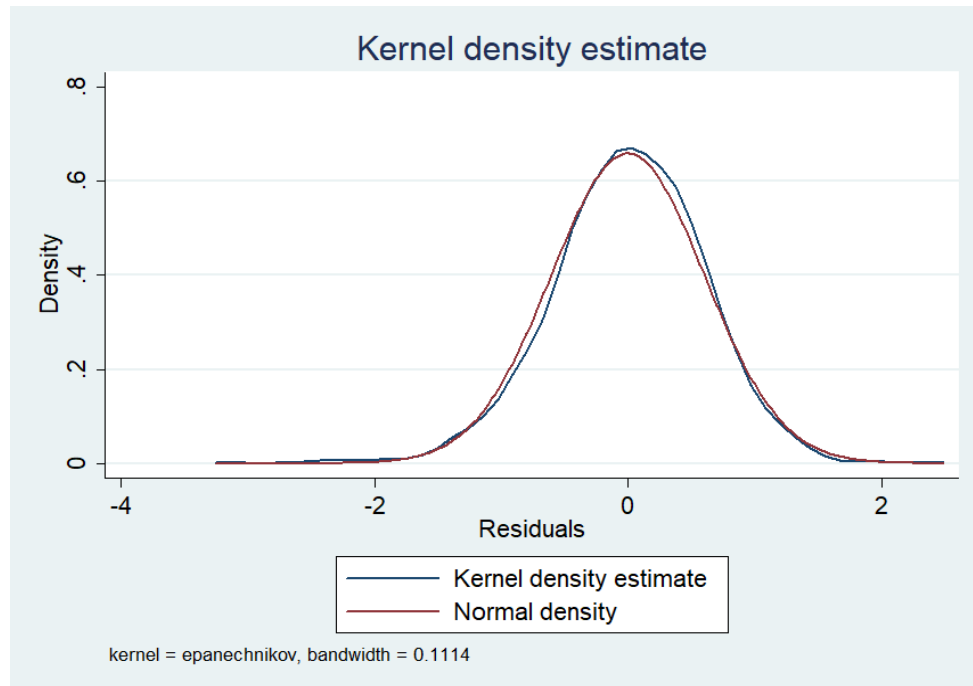
F(3, 2326) = 1.99

Prob > F = 0.1130

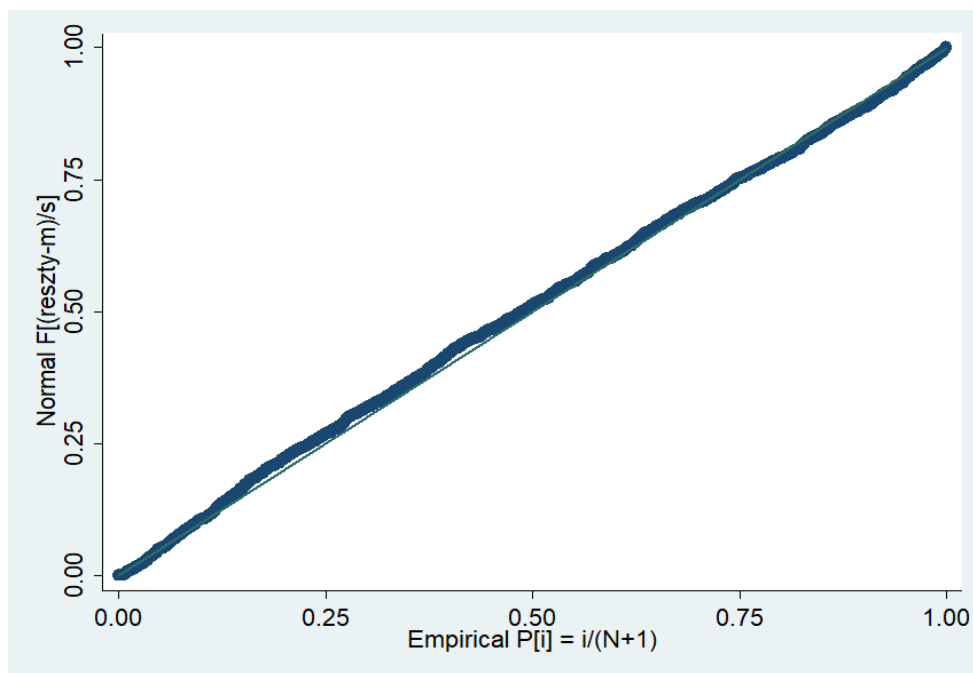
3. Test na normalność składnika losowego (analiza graficzna)

H0: Składnik losowy ma rozkład normalny.

H1: Składnik losowy nie ma rozkładu normalnego.



Rysunek 5. Test na normalność składnika losowego



Z analizy graficznej wynika, że nie ma podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej o normalności składnika losowego.

Weryfikacja hipotez

Hipotezy o wpływie liczby ocen, popularności i wieku filmu potwierdziły się. Wbrew naszej pierwotnej intuicji, wyniki regresji odrzuciły hipotezy o dodatnim wpływie dochodu i budżetu, a także o ujemnym wpływie długości filmu na ocenę filmu.

Interpretacja wyników estymacji

Wystymowane parametry interpretujemy jako:

β_1 - wzrost budżetu o 1% przekłada się na spadek oceny o 0.00249 jednostki

β_2 - wzrost wieku filmu o rok przekłada się na wzrost oceny o 0.05468 jednostki

yearsquare - *vote_average* = $-0.0012127 \text{yearsquare} + 0.0546784 \text{years_old}$

$$\frac{-b}{2a} = \frac{-0.0546784}{2*(-0.0012127)} \approx 22,54$$

Jest to parabola z ramionami skierowanymi do dołu, czyli wraz ze wzrostem wieku ocena rośnie, ale coraz wolniej. Maksimum funkcji jest osiągane dla filmu w wieku powyżej 22 lat.

Dla filmu powyżej 22 lat zależność między wiekiem a średnią oceną filmu jest ujemna – ocena maleje coraz szybciej wraz ze wzrostem wieku.

β_3 - wzrost dochodu o 1% przekłada się na spadek oceny o 0.00051 jednostki

β_4 - wzrost długości czasu trwania filmu o 1% przekłada się na wzrost oceny o 0.01889 jednostki

β_5 - wzrost liczby ocen filmu o 1% przekłada się na wzrost oceny o 0.00406 jednostki

β_6 - wzrost popularności o 1 przekłada się na wzrost oceny o 0.00113 jednostki

Podsumowanie i wnioski

Zaprezentowany w pracy model wskazał czynniki determinujące średnią ocenę filmów na podstawie ocen z TMDb. Wyniki badania pokazały, że wszystkie zmienne okazały się istotne. Potwierdzono, że liniowa specyfikacja modelu jest właściwa i wyjaśnia on zmienność zależnej w 42.94%. Wartość dopasowanego R^2 jest równa 42.77%.

W drodze przeprowadzonych dyskusji i analizy wyników modelu można wyciągnąć wnioski, że w analizie średniej oceny filmów warto uwzględnić nowe czynniki jak liczba lub sam fakt zdobycia prestiżowych nagród, a także rozważyć analizy na różnych szeregach czasowych (dodając na przykład występujące osoby z obsady i ekipy filmowej, co nie byłoby istotne przy analizie w tak dużym, analizowanym w badaniu, przedziale czasowym).

Bibliografia

1. <https://www.themoviedb.org/>
2. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1002/asi.23213>
3. Prag, J., & Casavant, J. (1994). An empirical study of the determinants of revenues and marketing expenditures in the motion picture industry. *Journal of Cultural Economics*, 18(3), 217–235
4. <https://techpolicyinstitute.org/2017/09/15/rotten-tomatoes-and-imdb-reviews-strongly-correlated-with-movie-revenues/?fbclid=IwAR0KdbKEMUZe0XVYbbAMXf-SgoI5oA21SpaQ8UsUgpGGIU-7LuN9HO33Ic>
5. Petrykowski, K. (2016) Micro and macro film rating effects as marketing strategies. *Journal of film and video*, 17(2) , 32-46
6. https://www.researchgate.net/publication/305800376_Do_MPAA_Ratings_Affect_Box_Office_Revenues
7. <https://businessinsider.com.pl/lifestyle/produkcja-filmow-biznes-i-zyskiwywiad-z-krzysztofem-terejem/ymzcm30?fbclid=IwAR0x6Ke8nFGW-mbZRk4tOP0YO4SwFLa0W8TkluWRJif16bVfeaFdqBA5uz4>