

Vysoká škola ekonomická v Praze
Fakulta informatiky a statistiky



Modely logistické regrese v oblasti esportových dat

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

Studijní program: Aplikovaná informatika

Studijní obor: Aplikovaná informatika

Autor: Michal Lauer

Vedoucí práce: Ing. Zdeněk Šulc, Ph.D.

Praha, Duben 2022

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem bakalářskou práci *Modely logistické regrese v oblasti esportových dat* vypracoval samostatně za použití v práci uvedených pramenů a literatury.

V Praze dne DD. Dubna 2021

.....

Podpis studenta

Poděkování

Rád bych poděkoval panu doktoru Zdenku Šulcovi, který mou bakalářskou práci podpořil a vedl, i přes odlišný studijní obor. Dále děkuji autorům citovaných knih za poskytnutou příležitost se ve logistických modelech zlepšit. Bez nich by se práce psala velmi složitě.

Abstrakt

Cílem bakalářské práce je kvantitativně zanalyzovat esportové zápasy ze hry Counter-Strike: Global Offensive (CSGO), predikovat výhry hráčů a týmů a zjistit, jaké prediktory jsou statisticky významné. Použitý datový soubor je z internetového portálu kaggle.com a obsahuje data od roku 2015 až do roku 2020. Práce je rozdělena do tří částí. V první části je představen esport jako takový, je zde shrnutý jeho vývoj a jsou zde definovány důležité pojmy a termíny. Druhá část obsahuje popis metod, které jsou pro analýzu a predikci použity. Predikce jsou založené na vícerozměrném logistickém regresním modelu. V závěrečné praktické části jsou modely sestavené jak pro hráče, tak pro týmy a to přes různé kategorie map. Modely jsou následně vyhodnoceny pomocí matice záměn a významnost koeficientů je testována pomocí Waldova testu. Modely jsou následně interpretovány v kontextu esportu a reálného života.

Klíčová slova

model, logistická regrese, predikce, esport

Abstract

The bachelor thesis aims to quantitatively analyze esports matches from the game **CSGO**, predict the winnings of players and teams, and find out which predictors are statistically significant. The data file used is from the internet portal [kaggle.com](https://www.kaggle.com) and contains data from 2015 to 2020. The thesis is divided into three parts. The first part introduces esports as such, summarizes its development, and defines important concepts and terms. The second part contains a description of the methods used for analysis and prediction. The predictions are based on a multidimensional logistic regression model. In the final practical part, the models are created for both players and teams across different categories of maps. The models are then evaluated using a confusion matrix, and the significance of the coefficients is tested using the Wald test. The models are then interpreted in the context of esports and real life.

Keywords

model, logistic regression, prediction, esports

Obsah

1	Úvod	2
2	Představení esportu	4
2.1	Historie esportu	4
2.2	Zasazení do dnešní doby	4
2.3	Představení titulu Counter-Strike: Global Offensive	5
2.4	Propojení práce a titulu Counter-Strike: Global Offensive	7
3	Teoretická část	9
3.1	Vizualizace dat	9
3.1.1	Bodový graf	9
3.1.2	Sloupcový graf	10
3.1.3	Histogram	10
3.1.4	Krabičkový graf	12
3.1.5	Korelační matice	14
3.2	Logistická regrese	17
3.2.1	Interpretace parametrů	17
3.2.2	Největší pravděpodobnost	18
3.2.3	Křížová validace	19
3.2.4	Matice záměn	19
3.2.5	Testování hypotéz	20
3.2.6	Waldův test	21
4	Praktická část	22
4.1	Cíle analýzy	22
4.2	Datové soubory	23
4.2.1	Soubor players.csv	23
4.2.2	Soubor results.csv	24
4.2.3	Omezení datového souboru	25
4.3	Průzkumová analýza dat	26
4.3.1	Korelační matice	26
4.3.2	Histogramy kvantitativních prediktorů	27
4.3.3	Sloupcový graf výher přes počáteční stranu	28
4.4	Predikce výhry hráče	28
4.4.1	Model pro mapu Mirage	29
4.4.2	Model pro mapu Vertigo	30
4.4.3	Interpretace výsledků	32
4.5	Predikce výhry týmu	33
4.5.1	Celkový model	33
4.5.2	Model pro tým Astralis	35

4.5.3	Model pro tým Sprout	36
4.5.4	Interpretace výsledků	38
5	Závěr	40
	Seznam použité literatury	41
	Seznam elektronických zdrojů	42
	Seznam obrázků	43
	Seznam tabulek	44
	Seznam použitých zkratk	45
I	Přílohy	46
A	Datové soubory	47
A.1	Transformovaný datový soubor players.csv	47
A.2	Transformovaný datový soubor results.csv	47
A.3	Datový soubor pro logistické modely	47
A.4	Agregované charakteristiky pro predikci výhry týmu	48
B	Modely, matice záměn a statistiky pro individuální hráče	49
B.1	Mapa Cache	49
B.2	Mapa Cobblestone	50
B.3	Mapa Dust2	51
B.4	Mapa Inferno	52
B.5	Mapa Nuke	53
B.6	Mapa Overpass	54
B.7	Mapa Train	55

1. Úvod

Esport je označení pro elektronický sport. Obsahuje všechny důležité oblasti jako klasický sport (např. turnaje, trénování, investice, stadiony, či sázení) s tím rozdílem, že se hraje na nějakém zařízení (počítač, konzole, mobil). Je to jedno z nejrychleji rostoucích odvětví v dnešní době. V roce 2021 se tržní hodnota esportu pohybovala kolem jedné miliardy dolarů — skoro 50% nárůst oproti roku 2020. Lze předpovídat, že v roce 2024 esport překročí hodnotu 1,5 miliardy dolarů (**gough_esports_2021**). Dalo by se spekulovat, že za takový velký nárůst je zodpovědná **pandemie koronaviru v letech 2019 - 2022. Kombinace rozvoje počítačových her a generace, která je na práci s počítačem zvyklá od mala, vzniklo výborně prostředí pro organický růst esportu.** Většina populace **byla** nucena zůstat doma a to otevřelo dveře se s esportem přirozeně seznámit a nějakým způsobem se ho účastnit (online divák, soutěžící, organizátor, fanoušek...). Hrají se různé kategorie her jako např. Multiplayer Online Battle Arena (MOBA)¹, karetní hry, First-Person Shooter (FPS) či Battle Royale (BR).

Práce se zaměřuje primárně na esportový titul Counter-Strike: Global Offensive (CSGO). Je to jeden z nejdéle hraných esportových titulů, boří mnohé divácké rekordy² a je aktuálně nejhranějším FPS esport titulem. CSGO vyniká nejen detailní herní mechanikou, ale i bohatou a zajímavou historií. Hra je unikátní i tím, že obsahuje mnoho různých módů³ a hráč může strávit mnoho hodin pouze objevováním komunitních serverů, hraním klasických zápasů či trénováním na offline mapách.

Finální cíl práce je vytvořit logistický regresní model, který předpovídá výsledky zápasů. Pro tvorbu kvalitního modelu bude kritické zvolit vhodné prediktory. Pro predikci jsou použity prediktory, které se nacházejí ve dvou samostatných datových souborech⁴, které podávají informace jak už o zápase (např. datum, výsledek zápasu, výsledek jednotlivých map, typ zápasu) a hráčích (**např. charakteristiky za zápas**). **Pro potřeby logistického regresního modelu jsou datové soubory sjednocené. V práci bude vytvořeno více specializovaných regresních modelů. První typ modelu bude pracovat s charakteristikami hráče a bude předpovídat výhru v zápase pouze podle nich. Druhý typ modelu bude pomocí agregace dat predikovat výhru jak pro všechny týmy, tak pro vybrané referenční týmy.** Výsledné modely jsou v závěru mezi sebou porovnány.

Logistický model je preferován kvůli své **snadné** interpretaci a dobré aplikaci v reálném životě. Výsledky **představených modelů se dají využít v sázkových kancelářích** a lze předpovídat, kdo vyhraje zápas, kdo vyhraje mapu, jaký hráč bude mít nejlepší charakteristiky, či zda si hráč koupí určitou zbraň.

¹tzn. MOBA, kde hráči hrají v jedné online aréně proti sobě

²<https://www.invenglobal.com/articles/15619/csgo-major-breaks-viewership-records-overtakes-the-international>

³rozšíření, jak hru hrát. Každý mód má svá vlastní pravidla, mapy, či herní fanoušky

⁴<https://www.kaggle.com/mateusdmachado/csgo-professional-matches>

Práce je rozdělená do tří částí. V první části je kladen důraz na esport, jeho vývoj, a na esportový titul CSGO. Jsou zde také představená pravidla, podle kterých se hra hraje. V druhé části jsou popsány popisné a statistické metody. Jsou zde definované grafické nástroje pro popis datového souboru, logistického regresního modelu, a evaluační nástroje pro model. Třetí část se zaměřuje na praktickou tvorbu modelů, jejich interpretaci, a vzájemné porovnání.

2. Představení esportu

2.1 Historie esportu

I přes fakt, že esport není obecně známý pojem mezi širokou veřejností, má přes 70 let bohaté historie. Za jeho počátky by se daly považovat arkádové automaty, kde hráči z počátku soutěžili sami proti sobě. Největší rozvoj arkádových automatů se děl kolem 70 let minulého století. Nejen za tímto účelem byla 9. 2. 1982 založena Twin Galaxies National Scoreboard (TGNS). TGNS měla na starosti nejen udržování výsledkové tabulky (scoreboard), ale i tvorbu prvotních pravidel pro férovou hru. Za tímto účelem byla vydána kniha Twin Galaxies' Official Video Game & Pinball Book of World Records.

Na přelomu osmdesátých let minulého století se začal esport vyvíjet již více profesionálním směrem. V roce 1972 pořádala Stanfordská Universita historicky první esportový turnaj v arkádové hře Spacewar!. Výherce si mohl odnést předplatné magazínu Rolling Stones. Dále v roce 1983 byl založen první esportový profesionální tým, který se nacházel ve Spojených státech. Všechno toto se stalo díky podnikateli Walteru Day, který je zakladatel společnosti TGNS a založil již zmíněný první esportový tým. Ač se Walter považuje za jednoho z hlavních pionýrů esportu, v roce 2010 TGNS opustil kvůli své vášni pro hudbu.

Další důležitou kapitolou ve vývoji esportu je příchod internetu a výkonných počítačů. Hráči se dostali k rychlejším sestavám, stolní počítače se stali cenově dostupnějšími a díky tomu se zpřístupnili k více lidem. Klesala cena hardwaru, vývoj nové technologie a her se zrychloval. Díky rozvoji počítačových sítí se mohli hrát LAN¹ party či organizovat BYOC² turnaje. Dále už esport potřeboval jen čas na organický růst a dnes má tržní hodnotu přes jednu miliardu amerických dolarů (Gough, 2022), (Larch, 2022).

2.2 Zasazení do dnešní doby

V dnešní době je esport téměř miliardová záležitost. Díky pandemii, která trvá již od r. 2019, si esport ještě přilepšil. Dle průzkumu³ z října roku 2020 si 73 % dotázaných myslelo, že se úroveň zájmu a obchodní činnost esportu v Q4 2020 a Q1 2021 zvětší. Respondenti, kteří se průzkumu zúčastnili, jsou považováni za experty v oblasti esportu. Tento průzkum byl následně podpořen růstem že tržní hodnoty esportu a mezi lety 2019 a 2020 vzrostla o téměř 50 % (Gough, 2022).

¹Hráči hrají v jedné místnosti na lokální počítačové síti.

²z ang. Bring Your Own Computer, kde si hráči si na akci donesou vlastní počítač

³<https://www.statista.com/statistics/1247902/covid-impact-esports-investments>

K takto prudkému růstu tržní hodnoty esportu z velké části přispěla právě pandemie. Mladá generace byla nucena zůstat doma, což dovolilo i esportem nedotčeným jedincům do tohoto světa proniknout. Větší zájem o esport přinesl i větší tržby herním studiím, která začala do esportových turnajů více investovat (Professeur, 2022), (liquipedia.net, 2021). S větším počtem diváku roste i marketingový potenciál, investiční příležitost a kariérní růst.

Druhý dominantní žánr je FPS. V této kategorii jsou nejvýznamnější hry CSGO a Valorant. V tomto žánru proti sobě hrají dva týmy, většinou složené z pěti hráčů. Každý hráč pak má v týmu různou roli, jako např. velitel či odstřelovač. Jeden tým má obvykle za úkol něco zničit (položit bombu, unést rukojmí) a druhý tým jim v tom musí zabránit (ochránit oblast proti bombě, záchrana rukojmí).

Poslední žánr který zmíním je Battle Royale (BR). V těchto hrách hraje buď každý hráč sám za sebe, ve dvojici, nebo ve skupině po čtyřech. Zde hráči padají na začátku kola na velkou mapu. Jejich úkolem je získat vybavení, aby mohl porazit ostatní hráče a kolo sami, nebo s týmem vyhrát. Nacházejí se zde různé role, avšak trochu rozdílné oproti žánru FPS. Hlavním titulem této kategorie je hra Fortnite, která žánru dominuje. Stal se z ní jak esportový titul, tak perfektní marketingové místo pro teenagery. Hráči si zde mohou koupit oblečky různých filmových či komiksových postav. Pokud vychází nový film, ve hře se může objevit „event“ (událost), který daný film propaguje. Toto lze vidět například na propagaci Avengers: Endgame⁴.

2.3 Představení titulu Counter-Strike: Global Offensive

CSGO, jak ho známe dnes, má bohatou a dlouhou historii. Ne vždy se to ovšem jmenovalo stejně. Úplně první iterace hry se jmenovala čistě Counter-Strike a byl to pouze mód⁵ do hry Half-Life. Half-Life byl vyvinutí společností Valve, tehdy primárně společností zaměřenou na vývoj her. Mód byl vytvořen studenty vysoké školy, panem Minh Le a Jess Cliffe. Toto rozšíření začali programovat v roce 1999. Jelikož mód byl neoficiálním rozšířením, Valve o něj neprojevovalo veliký zájem. Až po pěti betaverzích hry Counter-Strike si společnost Valve všimla rozšíření, její komunity, ale především jejich autorů. Minh a Jess se v roce 2000 stali oficiálními zaměstnanci Valve a duševní vlastnictví módu prodali. Autoři, nově jako zaměstnanci Valve, roku 2000 vydávají první oficiální verzi hry Counter-Strike. I přes toto „oficiální“ datum vydání je většina komunity přesvědčena, že výročí má CSGO v den svého úplně první vydání, a to 18. června 1999.

⁴Trailer pro propagaci události: https://www.youtube.com/watch?v=TanGK9o_d24

⁵upravení či rozšíření hry

Hra je z žánru FPS a hraje se primárně online proti skutečným hráčům. Counter-Strike se v herní komunitě rychle rozrostl díky své jednoduchosti. Hra se dá velmi dobře popsat pořekadlem „Lehké hrát, těžké vypilovat“⁶. Hra má mechaniky⁶, které jsou lehké na pochopení, ale velmi těžké na vypilování k dokonalosti. Spolu s touto vlastností je hra vlastně velmi jednoduchá a hráč hraje buď za policisty, nebo za teroristy. Hráči tak mohli, a stále mohou, hru velmi lehce a rychle začít hrát, jelikož se tento formát od roku 2000 nijak extrémně nezměnil.

Hra tedy rostla zejména díky své komunitě. Hráči hru různě upravovali, přidávali další módy, typy her, zbraně, mapy či audiovizuální obsah. Tento trend se přenášel přes mnoho různých verzí hry. První velký „průlom“ udělala verze 1.6, tedy Counter-Strike 1.6. Ta vynikala jak esportem, tak komunitním obsahem. Jen v České a Slovenské republice bylo několik herních serverů, na kterých se mohlo sejít sta tisíce hráčů. Např. na česko-slovenském herním portálu kotelna hrálo celkem přes 1,5 milionu unikátních hráčů (csko.cs, 2022). Hra byla populární nejen mezi obyčejnými hráči, ale i profesionály.

Counter-Strike 1.6 je pionýrem esportu pro FPS žánr. Za podpory Valve se hráli první major⁷ turnaje, kde hráči mohli ukázat svůj um za tehdy relativně velkou sumu peněz. Hra se časem vyvíjela, hráči nalézali nové strategie či triky a Valve vydalo novou verzi — Counter-Strike: Source. Tato nová verze získala nepříliš pozitivní ohlas, jelikož velmi rozdělila herní komunitu. Představila nové mechaniky, staré mechaniky změnila a hráčům, zejména v esportu, se nechtělo učit něco úplně nového. Valve se rozhodlo sjednotit herní komunitu, a proto vydalo novou verzi hry s názvem CSGO

CSGO se snažilo sjednotit oba tábory z her Counter-Strike 1.6 a Counter-Strike: Source. Hra vyšla 21. srpna 2012 a z počátku nebyla tolik úspěšná, ale díky přidání různých skinů (Valve, 2013) na zbraně hra přilákala úplně nové publikum. Díky novému a velkému publiku se začali hrát menší esportové turnaje právě ve hře CSGO, ke kterým se později přidali i profesionálové z předchozích dvou verzí. Díky tomuto organickému růstu má Counter-Strike velmi silnou komunitu, která se o hru i nadále stará. I přes netradiční interakci mezi Valve a herní komunitou hra stále roste. CSGO se díky své dlouhé historii, bohaté komunitě a různým možnostem, jak hru hrát, dostala na špičku esportu. I přes několik titulů, které se s hrou snaží soutěžit, je hra stále největším a nejsledovanějším esport titulem v rámci FPS žánru (Henningson, 2020).

⁶herní prvky či unikátní vlastnosti

⁷turnaj pořádaný přímo Valve, který má největší prestiž

2.4 Propojení práce a titulu Counter-Strike: Global Offensive

Práce se zaměřuje na identifikování významných prediktorů a následně vytvoření regresního modelu. Před jakoukoliv prací s daty je ale nutné pochopit, jak se hra vlastně hraje a jaká jsou její pravidla. Ve hře CSGO hraje pět hráčů proti pěti (dále jen 5v5). Hra se většinou hraje online, avšak velké esportové turnaje se hrají offline, tedy v nějaké např. aréně. Hra má v základu 30 kol a po prvních patnácti se mění strany. Jedna strana jsou policisté (Counter-Terrorists či CT), kteří mají za úkol chránit „bomboviště“ - část mapy, která má vybuchnout. Naopak cíl Teroristů (T) je právě bombu položit a „bomboviště“ nechat vybuchnout. Vyhrává tým, který první vyhraje 16 kol. Pokud ovšem po první 30 kolech je stav nerozhodný, tedy 15:15, hraje se prodloužení. Tento formát není standardizovaný pro všechny turnaje, proto zmíním pouze pravidla, která se týkají turnajů od společnosti Valve (již zmíněné a nejvíc prestižní Majory). Zde se hraje prodloužení ve formát Bo6, tedy kdo první získá 4 body, vyhraje zápas. Takto může jít zápas teoreticky do nekonečna. Nejdelší semi-profesionální zápas, který se ovšem neodehrál na Majoru, se stal mezi týmem exCeL a XENEX (Professeur, 2015). Zápas pokračoval do úctyhodných 88 kol.

V každém kole má tým určitý počet peněz. Každá hráč začíná polovinu (ted v první a šestnácté kolo) s \$800. Finance každého hráče pak záleží na mnoha faktorech, jako kolik vyhrál jeho tým kol v řadě, kolik nakoupil zbraní, kolik zabil nepřátel, kolik peněz dostane hráč za zabití či jak kolo skončí. V profesionálním týmu je velmi obtížné pracovat s financemi, jelikož všichni musí být v tomto ohledu jednotní. V tuto chvíli přichází na řadu tzn. In-Game Leader (velitel týmu). Tuto roli má většinou jeden hráč v každém týmu. Je to ta nejdůležitější role ze všech. Má na starosti např. finance týmu, rozhoduje kdy se koupí a kdy půjde tzn. eco (hráči nekoupí nic, aby ušetřili peníze), jaké se budou hrát mapy či jaká se půjde v daném kole strategie. V dnešní době k tomu In-Game Leader má i trenéra. Ten hru nehraje, ale pozoruje hráče a dává jim různé typy a triky.

Role trenéra není nijak silně definovaná a každý esportový tým má trochu jiného trenéra. V jednom případě může být trenér čistě jako podpora a pomáhá hráčům když se nedaří a řeší interní problémy. V jiném týmu může ovšem mít velký zásah do hry, pomáhat In-Game Leaderovi se strategiemi, obelstění soupeře či sledováním předchozích zápasů pro kontinuální zlepšování týmu. Další role v týmu jsou například Entry Fragger (má za úkol získat první zabití pro tým), support (podporuje svůj tým za pomoci různých granátů nebo se často pro svůj tým obětuje), AWP hráč (hráč je specifický tím, že hraje primárně s jednou zbraní) a Lurker (chodí po mapě sám a snaží se nepřítele odchytnout ze stran, které by nečekali)

Zápasy se pak hrají ve formátech „Best of“. Best of 3 například znamená, že se hrají tři mapy. Kdo první vyhraje dvě mapy, vyhrál celý zápas. Turnaje se pak odehrávají v tradičních formátech, jako je pavouk. Ten se charakterizuje tím, že vypadá jak pavučina, jde z leva doprava a každý tým může prohrát pouze jednou. Následně tu máme Upper/Lower bracket formát, který je v podstatě pavoučí formát, akorát jsou zde dvě „sítě“ a každý tým může prohrát maximálně jednou, jelikož druhá prohra znamená vyřazení z turnaje. Specifičtější formát pro CSGO je například swiss, který se počítá přes různé body a statistiky výsledných zápasů.

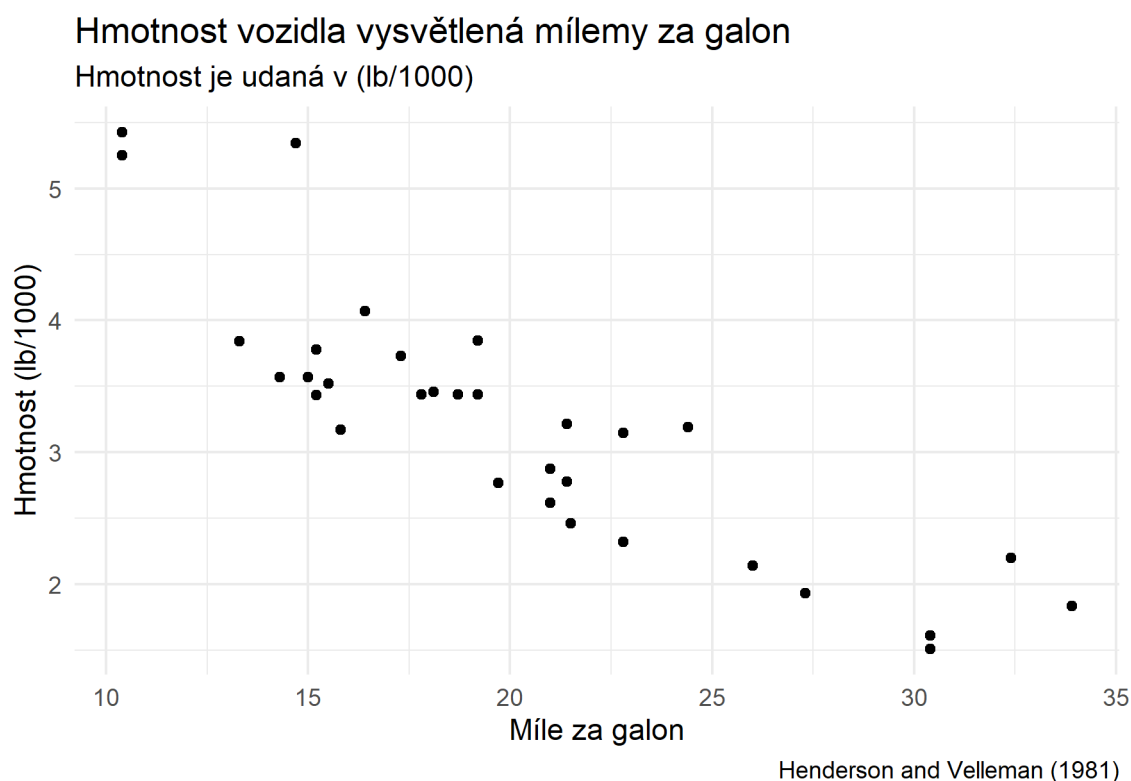
3. Teoretická část

V následující části jsou popsány jak teoretické metody pro vizualizaci dat, tak i tvar, forma a vyhodnocení logistického regresního modelu. Ke každé části, která se věnuje popisu dat pomocí nějakého grafu, je přidána praktická ukázka s popisem a praktickým vysvětlením. vhodné.

3.1 Vizualizace dat

3.1.1 Bodový graf

Bodový graf slouží pro zobrazení vztahu dvou kvantitativních proměnných. Z pravidla se vysvětlovaná proměnná dává na osu Y, zatímco proměnná vysvětlující se nachází na ose X. Vysvětlovaná (nezávislá) proměnná je ta proměnná, která má být předvídaná. Vysvětlující proměnná se naopak snaží vysvětlovanou proměnnou předpovědět či popsat. **Zobrazením** vysvětlované a vysvětlující proměnné na bodovém grafu lze vidět např. sílu korelace nebo vztah mezi proměnnými (např. lineární, kvadratický, logaritmický).



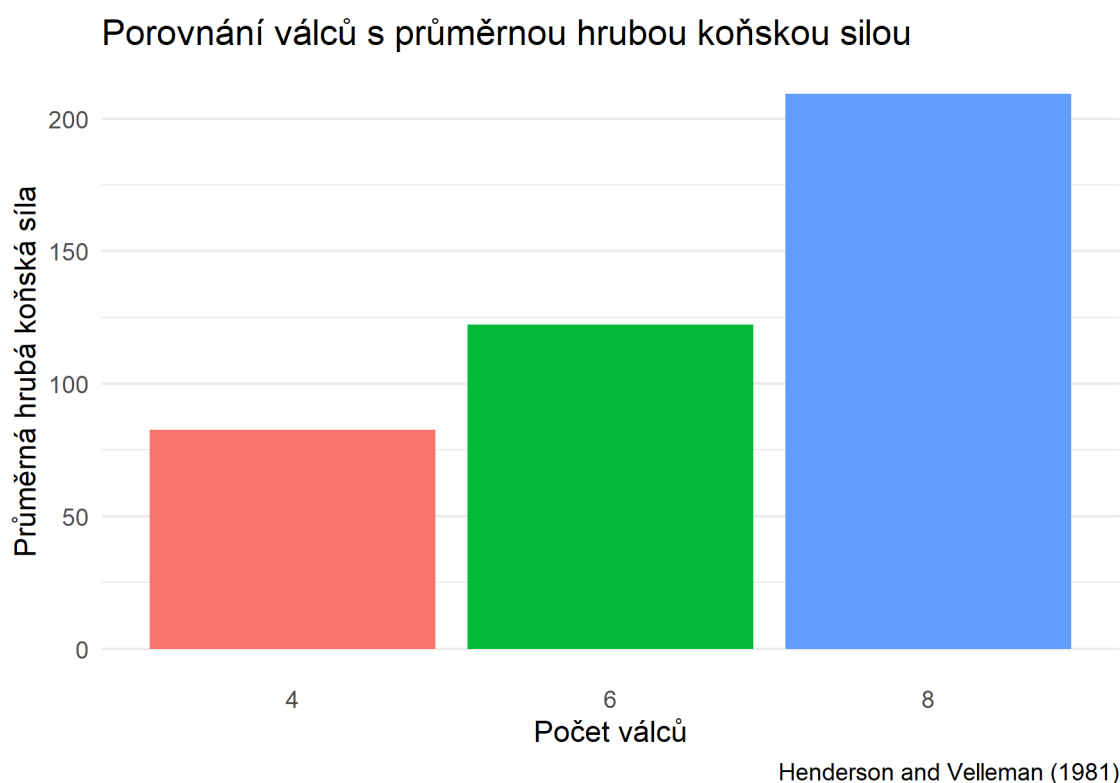
Obrázek 3.1: Bodový graf hmotnosti a míly za galon

Obrázek 3.1 zobrazuje negativní korelaci mezi hmotností vozidla a mílemi ujetými za galon.

3.1.2 Sloupcový graf

Sloupcový graf slouží k zobrazení **četností** kategorií. Na jednu osu (z pravidla osu X) se položí možné kategorie. Na druhou osu se pak položí sledovaná statistika. Sledovat můžeme nejen četnost, ale i průměr či kteroukoli jinou statistiku, kterou bude možné na ose zobrazit.

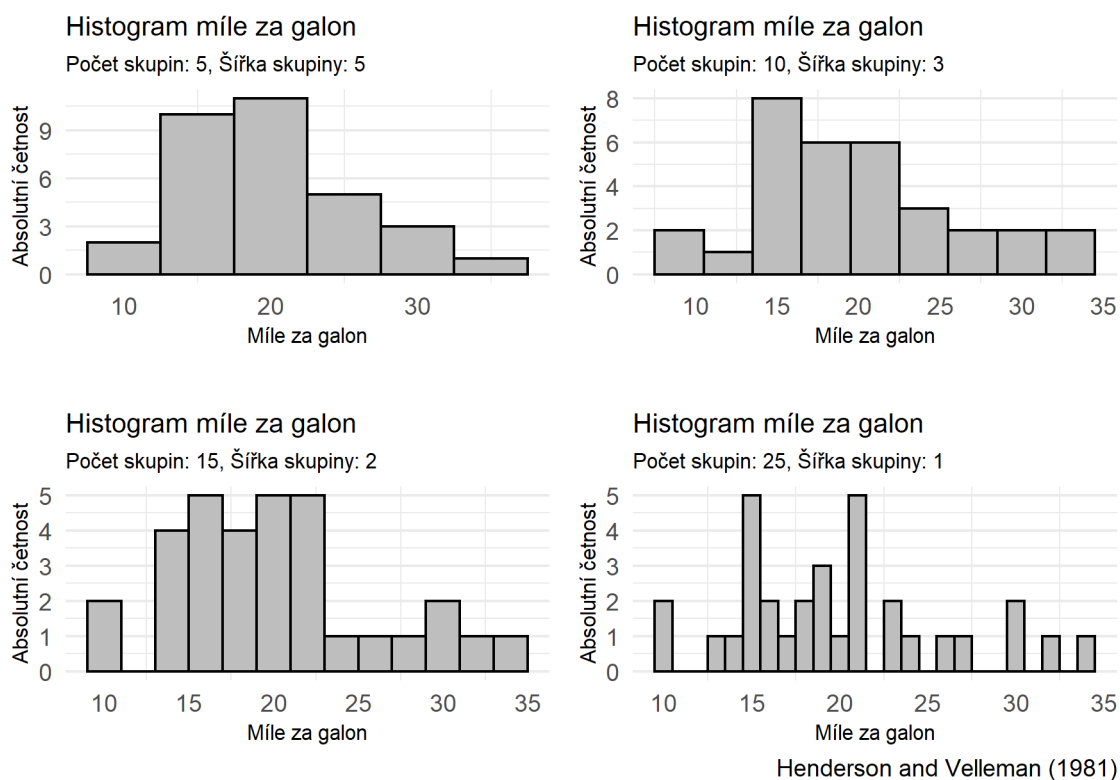
Nejčastěji se pomocí sloupcového grafu porovnává absolutní četnost přes kategorie. Řazení kategorií se dále odvíjí podle toho, zda je daná proměnná ordinální či nominální. V případě nominální proměnné se sloupce řadí podle absolutní četnosti, **a to od nejvyšší po nejnižší**. V případě ordinální proměnné se zachovává přirozené řazení. Příklad sloupcového grafu je zobrazen na obrázku 3.2, který porovnává průměrnou hrubou koňskou silou s počtem válců. Je na něm také vidět závislost hrubé koňské síly na počtu válců.



Obrázek 3.2: Sloupcový graf počtu válců a průměrné hrubé koňské síly

3.1.3 Histogram

Histogram je speciální typ sloupcového grafu. Hlavní rozdíl je v tom, že popisuje rozdělení spojité proměnné a mezi sloupci není žádná mezera. Pro histogram je třeba data sloučit do skupin o určité šířce. Správný výběr počtu skupin je kritický, jelikož může velmi silně ovlivnit interpretaci dat. Pokud se vybere příliš malý počet skupin, data se seskupí a může se ztratit důležitý vztah. Pokud se ovšem vybere moc velký počet skupin, v datech bude obtížné najít nějaký obecný vztah či trend, **viz obrázek 3.3**



Obrázek 3.3: Porovnání histogramů s různým počtem skupin

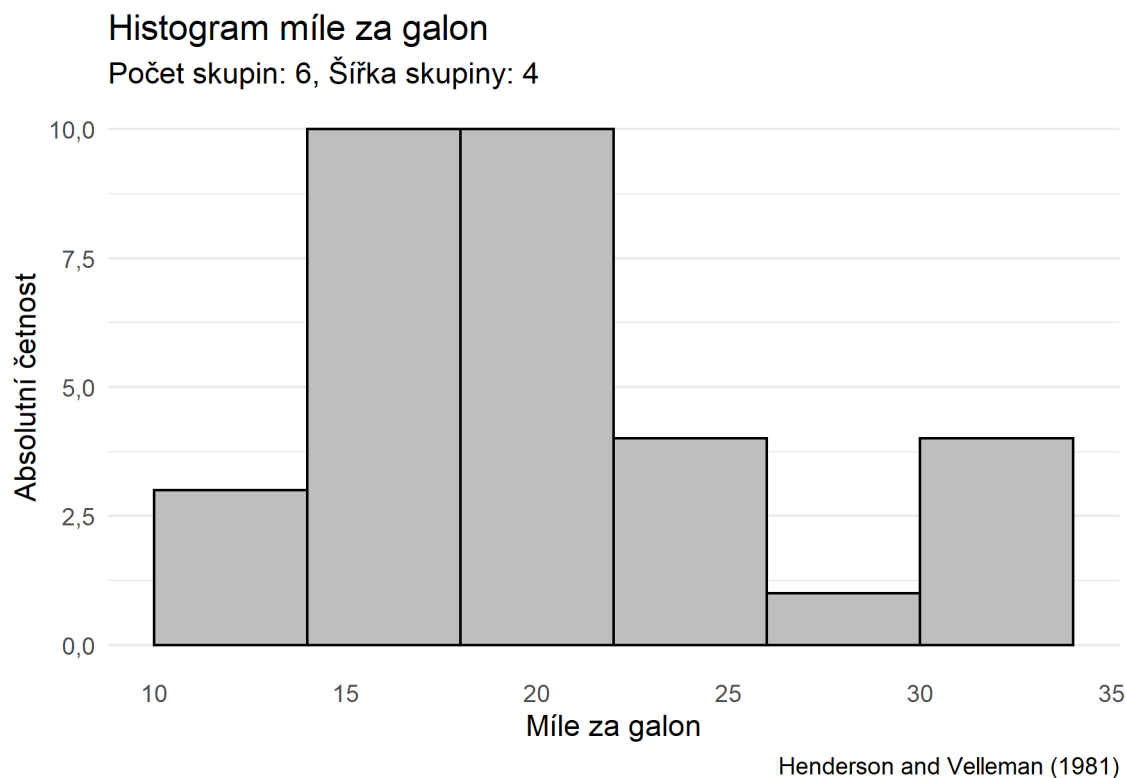
Pro vhodný počet skupin existuje mnoho způsobů. Nejznámější je takzvané Sturgesovo pravidlo, které se spočítá následujícím vztahem:

$$k \doteq 1 + 3,3 * \log_{10}(n) \quad (3.1)$$

kde k je přibližný počet skupin a n je počet pozorování. Druhý parametr, který je pro tvorbu histogramu potřeba, je šířka skupiny. Ta by měla být ideálně stejná pro všechny skupiny. Pokud tomu tak není, histogram může být zavádějící a čtenář mu nemusí plně rozumět. Pro vypočtení počtu skupin má šířka skupiny následující tvar:

$$w = \frac{\max(X) - \min(X)}{k}$$

kde X je zobrazovaná proměnná, k je počet skupin a w je výsledná šířka intervalu. Nutné je však podotknout, že není pravidlem se danými výpočty řídit a výsledný sloupcový graf je nutné přizpůsobit **konkrétnímu datovému souboru**.



Obrázek 3.4: Histogram s počtem skupin dle Sturgesova pravidla

Obrázek 3.4 ukazuje histogram proměnné míle za galon. Počet sloupců je vypočítán podle Sturgesova pravidla 3.1

3.1.4 Krabíčkový graf

Five-number summary

Five-number summary je číselná tabulka, která pomocí pěti různých čísel shrnuje seřazenou číselnou řadu. Základní statistický nástroj pro vytvoření takové tabulky jsou kvantily. Hodnota P -tého percentilu označuje číslo, které rozděluje seřazenou číselnou řadu na dva intervaly. První interval obsahuje $P * 100\%$ číselné řady a druhý analogicky $(1 - P) * 100\%$. Různé hodnoty percentilů mohou mít specifitější pojmenování a značí se Q_P . Percentil $P = 0,5$ se označuje jako medián a rozděluje seřazenou číselnou řadu na polovinu. Percentily, kde $P = 0,25$ nebo $P = 0,75$, se označují jako kvartily a značí se Q_1 a Q_3 . Oba tyto typy kvartilů jsou použité při tvorbě Five-number summary tabulky.

$Q_0(Q_0)$	$Q_{0,25}(Q_1)$	$Q_{0,50}$	$Q_{0,75}(Q_3)$	$Q_{1,00}$
1,513	2,58125	3,325	3,61	5,424

Tabulka 3.1: Five-number summary tabulka hmotnosti vozidla (lb/1000)

Příkladem Five-number summary je tabulka 3.1, kde Q_0 a $Q_{1,00}$ označují minimum a maximum číselné řady. Kvartily Q_1 , Q_2 (medián) a Q_3 jsou čísla, která rozdělují časovou řadu na čtvrtiny. V prvním případě, tedy $Q_1 = Q_{0,25}$, je 25% čísel menší než 1,513 a 75% dat větší. Pro kvantil $Q_3 = Q_{0,75}$ je 75% čísel menších než 3,61 a 25% větších. $Q_{0,50}$ označuje medián.

Krabičkový graf

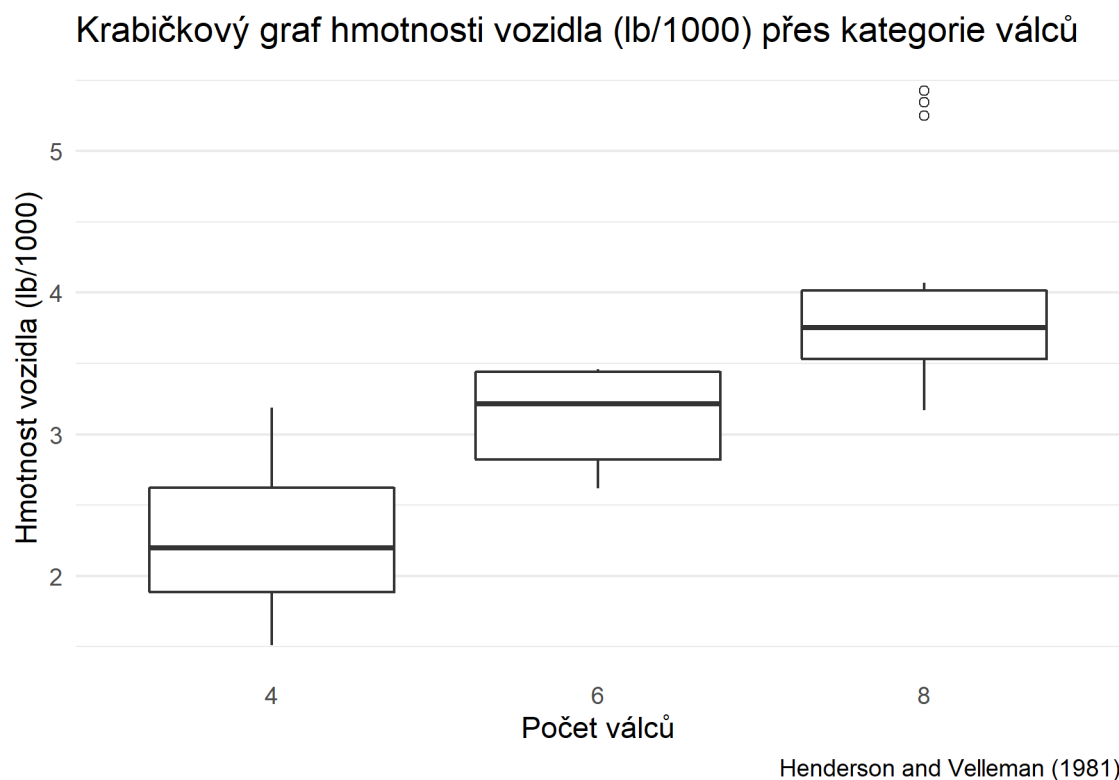
Krabičkový graf je grafické zobrazení a rozšíření Five-number summary tabulky. Kromě grafického zobrazení pěti kvantilů ukazuje odlehlé a extrémní hodnoty. V Krabičkovém grafu se také nachází obdélník, který ukazuje mezikvartilové rozpětí (IQR), tedy prostředních 50 % dat. V obdélníku se také nachází černá čára, která značí medián. Z prostředního obdélníku vedou oběma směry čáry, jejichž konce značí hranici pro odlehlá pozorování. Pokud datový soubor neobsahuje žádná odlehlá pozorování, konec těchto čar značí minimum a maximum datového souboru. Pozorování, která jsou buď větší než horní hranice, nebo menší než spodní hranice, označujeme jako **odlehlá** nebo extrémní.

$$\text{Spodní hranice} = Q_1 - 1,5 * IQR$$

$$\text{Horní hranice} = Q_3 + 1,5 * IQR$$

Hodnoty, které spadají do intervalu $\langle Q_1 - 1,5IQR; Q_1 - 3IQR \rangle$ a $\langle Q_3 + 1,5IQR, Q_3 + 3IQR \rangle$ se nazývají jako odlehlé. Hodnoty které leží mimo tento vztah, tedy hodnoty menší než $Q_1 - 3IQR$ nebo větší než $Q_3 + 3IQR$ se nazývají jako hodnoty extrémní. **Odehlá pozorování se v krabičkovém grafu většinou značí kolečkem, zatím co pozorování extrémní hvězdičkou.**

Díky grafickému zobrazení lze lehce porovnávat rozdělení jedné vysvětlované kvantitativní proměnné tříděné přes několik kategorií.



Obrázek 3.5: Krabičkový graf hmotnosti auta pro různý počet válců

Průhledná kolečka v obrázku 3.5 v kategorii osmi válců značí odlehlé hodnoty, t.j. hodnoty v intervalu $\langle Q_3 + 1,5IQR, Q_3 + 3IQR \rangle$.

3.1.5 Korelační matice

Korelace

Korelace popisuje směr a sílu vztahu mezi dvěma proměnnými X a Y . Značí se r a nabývá hodnot $\langle -1; 1 \rangle$.

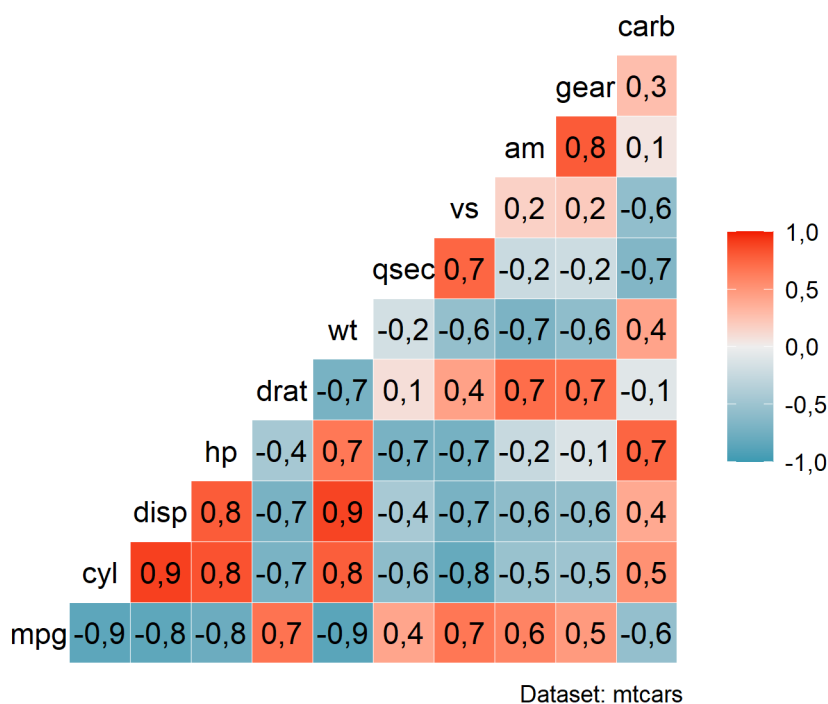
$$r = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{(\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n})(\sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)^2}{n})}}$$

Čím větší je absolutní hodnota korelace mezi proměnnou X a Y , tím lépe lze pomocí jedné proměnné vysvětlit proměnnou druhou. Kladnost, případně zápornost korelace značí pak směr vztahu. Pokud je korelace záporná, tedy $r < 0$, s růstem jedné proměnné klesá proměnná druhá. Naopak při kladné korelace, tedy $r > 0$, s růstem jedné proměnné roste i druhá. Pokud se korelace r vychází kolem nuly, neexistuje lineární závislost mezi proměnnou X a Y . Důležité je také podotknout, že korelace neznamena kauzalitu. Pokud existuje kladná korelace mezi proměnnou X a Y , neznamena to, že růst jedné proměnné způsobil růst druhé proměnné.

Korelační matice

Korelační matice je nástroj, díky kterému lze zobrazit korelaci mezi více jak dvěma páry proměnných. Matice může být zobrazena pomocí grafu. Korelační matice je velmi užitečná v regresní analýze kvůli předpokladu nezávislosti vysvětlujících proměnných v analýze. Pokud jsou při tvorbě modelu prediktory korelované, vzniká problém tzn. multikolinearity. Při multikolinearitě se zhoršuje přesnost a vypovídací hodnota koeficientů (Kleinbaum et al., 2010). V takovém případě je potřeba zvýšit počet pozorování nebo z modelu určité prediktory odebrat.

Korelace mezi kvantitativními proměnnými



Obrázek 3.6: Korelační matice

Graf korelační matice může mít mnoho podob. V příkladu obrázku 3.6 je zobrazená korelační matice jako teplotní mapa. Z obrázku je možné pozorovat vysokou pozitivní korelaci mezi páry proměnných *cyl*, *disp* a *hp*. Naopak skoro žádná korelace není mezi proměnnou *qsec* a proměnnou *drat*. Korelační matice je zároveň symetrická, jelikož korelace mezi X a Y je stejná jako korelace mezi Y a X . Díky této vlastnosti je možné zobrazit pouze část korelační matice pod úhlopříčkou bez ztráty jakékoliv informace.

3.2 Logistická regrese

Logistická regrese je způsob, jak popsat vztah mezi jedním či několika prediktory a jednou binární vysvětlovanou proměnnou. K tomu slouží spojovací funkce, která transformuje lineární kombinaci prediktorů na index z . V případě logistické regrese se tato funkce nazývá logistická a je definovaná jako

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}. \quad (3.2)$$

Obor hodnot funkce je interval $\langle 0, 1 \rangle$. Proměnná z je lineární kombinace prediktorů X_1, X_2, \dots, X_k , jejich koeficientů $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ a parametru α .

$$\begin{aligned} z &= \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_2 X_2 + \beta_k X_k \\ &= \alpha + \sum_{i=1}^k \beta_i X_i \end{aligned}$$

Mějme tedy binární vysvětlovanou proměnnou Y , u které hodnota 1 značí výskyt jevu. Pravděpodobnost, že jev nastane vzhledem k definovaným prediktorům lze zapsat jako

$$P(Y = 1 \mid X_1, X_2, \dots, X_k) = \frac{1}{1 + e^{-\left(\alpha + \sum_{i=1}^k \beta_i X_i\right)}}, \quad (3.3)$$

kde α a β_i jsou parametry odhadnuté z datového souboru. (Kleinbaum et al., 2010)

3.2.1 Interpretace parametrů

Parametry α a β_i značí logaritmus šance. α je logaritmus šance v případě, že všechny prediktory jsou teoreticky rovné 0. Parametr β_i značí logaritmus šance pro prediktor X_i . V případě, že všechny prediktory jsou konstantní a prediktor X_i se změní o jednotku, přirozený logaritmus šance se změní o β_i . Toto lze pozorovat například u binárních prediktorů, kdy typicky přítomnost daného prediktoru, značená jedničkou, změní výslednou šanci právě o odhadnutý parametr β . Pro přechod z přirozeného logaritmu šance na šanci lze využít vztahu

$$\text{šance} = e^{\beta_i}.$$

Šance je podíl dvou pravděpodobností. Pokud bychom měli šanci jevu A oproti jevu B 2 : 1, značí to, že výskyt jevu A je dvakrát tak pravděpodobný jako výskyt jevu B a jev A se vyskytuje ve $\frac{2}{3}$ případů. Šance e^{β_i} tedy značí vztah mezi prediktorem X_i a vysvětlovanou proměnnou Y . Pokud je šance kladná, značí to, že s vyšší hodnotou prediktoru X_i se zvyšuje šance že $P(Y = 1)$. Pokud je naopak nižší, pravděpodobnost se zmenšuje. Pokud je potřeba interpretovat pravděpodobnost jako šanci, použije se logitová funkce

$$\text{šance jevu } A = \frac{p}{1 - p}$$

kde p je pravděpodobnost výskytu jevu A.

3.2.2 Největší pravděpodobnost

Parametry logistického modelu v rovnici 3.3 jsou pouze teoretické a je třeba je odhadnout. Již vypočtené odhady se proto neznačí pouze β , ale $\hat{\beta}$. Pro odhad parametrů se při logistické regresi používá metoda maximální věrohodnosti. Pro výpočet maximální věrohodnosti se počítá věrohodnostní funkce $L(\theta)$ kde θ jsou parametry logistického modelu $\alpha, \beta_1, \dots, \beta_k$. Pro logistickou regresi má věrohodnostní funkce tvar

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{m_1} P(X_i) \prod_{i=m_1+1}^n 1 - P(X_i),$$

kde n je počet pozorování a m_1 je počet příznivých ($Y = 1$) jevů. Funkce předpokládá, že datový soubor je seřazen tak, že prvních m_1 výskytů jsou jevy příznivé. $P(X_i)$ poté značí logistickou funkci 3.2. Pro vypočtení optimálního parametru β_i je nutné vypočítat maximum funkce $L(\theta)$ vzhledem k parametru β_i . Parametr β_i lze tedy získat derivací funkce $L(\theta)$ vzhledem k parametru β_i . (Kleinbaum et al., 2010)

$$\frac{\partial L(\theta)}{\partial \beta_i} = 0$$

3.2.3 Křížová validace

Při **tvorbě** logistické modelu může dojít k takzvanému přeučení modelu. To znamená, že výsledný model je velmi přizpůsobený na data, ze kterých byl vytvořen, a nebude připravený na náhodnou variaci, která může v nových datech nastat. Z tohoto důvodu se datový soubor rozděluje na dvě podmnožiny. Jedna podmnožina, většinou zvaná *trénovací*, slouží k sestavení a natrénování modelu. **Model se pak otestuje** na druhé množině dat, na kterou nebyl natrénován. Druhá množina se většinou nazývá *validační* nebo *testovací*. **Způsobů, jak datový soubor** rozdělit, je mnoho. Existuje například *k-fold* validace, kdy se trénovací množina dat rozdělí na *k* podmnožin. Pro každou podmnožinu se pak vytvoří model, který se následně validuje na validační množině dat. Model s nejlepším výkonem je následně vybrán a použit.

3.2.4 Matice záměn

Matice záměn je nástroj pro vyhodnocení predikcí modelu. Matice je o velikosti 2×2 . Pro potřeby logistické regrese se matice skládá ze dvou řádků a dvou sloupců. **Ve sloupcích se nachází původní hodnoty, tedy hodnoty, které chceme předpovídat. Ve řádcích se pak nachází předpovědi z modelu.**

		Původní pozitivní	Původní negativní
		1	0
Pozitivní predikce	1	Skutečně pozitivní	Falešně pozitivní
Negativní predikce	0	Falešně negativní	Skutečně negativní

Tabulka 3.2: Matice záměn

Pro sestavení matice je potřeba množina dat, u kterých známe vysvětlovanou proměnnou. Na datech pak provedeme predikci, díky čemuž získáme predikované hodnoty. Porovnáním původních a predikovaných hodnot vznikne matice 3.2. Každá ze čtyř vnitřních buněk má vlastní označení a interpretaci:

- **Skutečně pozitivní** — počet správných predikcí, které byly rovné jedné.
- **Falešně pozitivní** — počet predikcí rovných jedné, kde byla původní hodnota rovná nule.
- **Skutečně negativní** — počet správných predikcí, které byly rovné nule.
- **Falešně negativní** — počet predikcí rovných nule, kde byla původní hodnota rovná jedné.

Z matice lze následně vypočítat mnoho statistik. Pro vyhodnocení regresního modelu lze použít např. přesnost, která se vypočítá jako počet všech správných predikcí nad počtem všech provedených predikcí *n*.

$$Přesnost = \frac{\text{Skutečně pozitivní} + \text{Skutečně negativní}}{n}$$

Přesnost říká, jaké procento **objektů** bylo klasifikováno správně. Pokud je ovšem poměr původních pozitivních a negativních hodnot velmi nevyrovnaný, tato statistika není vhodná. Toto se může stát například v lékařství při identifikaci nemocného pacienta. Zde většinou dochází k velkému nepoměru mezi počtem nemocných a počtem zdravých. V takovém případě lze použít statistiku zvanou senzitivita. Ta se rovná poměru správných pozitivních predikcí a úhrnu všech pozitivních predikcí

$$Senzitivita = \frac{\text{Skutečně pozitivní}}{\text{Skutečně pozitivní} + \text{Falešně pozitivní}}$$

Senzitivita tedy určuje poměr správně klasifikovaných pozitivních případů a všech pozitivně klasifikovaných případů. Pokud by bylo vhodné preferovat spíše negativní klasifikace, tedy zdravé pacienty, lze použít statistiku zvanou specifická.

$$Specifická = \frac{\text{Skutečně negativní}}{\text{Skutečně negativní} + \text{Falešně negativní}}$$

3.2.5 Testování hypotéz

Cílem testovací hypotézy je zjistit, zda neznámý parametr θ patří do nějaké prostoru Ω_0 . Testuje se nultá hypotéza, značená H_0 , která říká, že parametr θ do prostoru Ω_0 patří. Proti ní je postavená hypotéza alternativní, značená H_1 , která tvrdí, že parametr θ do prostoru Ω_0 nepatří. Pro testování je nutné zvolit parametr α , který značí hodnotu chyby prvního druhu. Chyba prvního druhu stanovuje, jaká je pravděpodobnost, že se zamítne testovaná nultá hypotéza H_0 za předpokladu, že je H_0 pravdivá (Härdle et al., 2015).

$$P(\text{Zamítnutí } H_0 | H_0 \text{ je platná}) = \alpha$$

Existuje také chyba druhého typu β , která značí pravděpodobnost nezamítnutí neplatné nulové hypotézy.

$$P(\text{Nezamítnutí } H_0 | H_0 \text{ je neplatná}) = \beta$$

Chyby nelze eliminovat a je nutné je s nimi při testování hypotézy počítat. Pro parametr α se ustálily hodnoty 0.1, 0.05 a 0.01.

3.2.6 Waldův test

Koeficienty v logistickém regresním modelu nemusí být statisticky významné. Pokud je prediktor nevýznamný, znamená to, že není významný při predikci prediktoru. K otestování významnosti prediktoru lze použít Waldův test. Waldův test ověřuje, zda je parametr β_i v populaci významný či nikoliv. Definice testu hypotézy je tedy:

H_0 : Koeficient β_i je rovný nule.

H_A : Koeficient β_i je různý od nuly.

Pro vyhodnocení hypotézy se používá **testové kritérium** Z , který se vypočítá jako poměr testovaného parametru β_i a směrodatné chyby koeficientu $S_{\hat{\beta}_i}$

$$Z = \frac{\hat{\beta}_i}{S_{\hat{\beta}_i}}.$$

Testové kritérium Z má za platnosti nulové hypotézy normální $N(0, 1)$ a její mocnina, Z^2 , má chi-kvadrát rozdělení s jedním stupněm volnosti (Kleinbaum et al., 2010).

4. Praktická část

Cílem praktické části je prozkoumat dva typy modelů. První typ modelu bude predikovat výhru zápasu pro jednotlivé hráče přes kategorie map. Hlavním cílem modelu bude identifikovat významné charakteristiky hráčů na vybraných mapách a následně rozdíly interpretovat. V druhém modelu bude zkoumaná výhra týmu v zápase. V tomto typu modelu se jako prediktory použijí agregované charakteristiky hráčů jednotlivých týmů. Pro agregaci bude použit buď aritmetický nebo geometrický průměr.

V této části se dále nachází popis dat a transformace dat. Nejprve jsou představené datové soubory, se kterými se pracuje. Následně jsou použité grafy, které jsou představené v sekci 3.1. Pomocí vizualizace dat lze představit proměnné, které do logistického modelu budou vstupovat. Také lze díky grafům získat povědomí, jak datový soubor vypadá a jaké mají proměnné rozdělení. Poté jsou vytvořené logistické regresní modely, jejich výstup je interpretován a různé modely jsou mezi sebou porovnány.

Každý model je trénován na 80% dat. Pro interpretaci významnosti prediktorů je použit Waldův test, který je součástí každé tabulky ve sloupci $Pr(> |z|)$. Alfa pro určení hladiny významnosti je stanovena jako $\alpha = 0.05$. Pro matici záměn je model otestován na validačních datech, které činí 20% původního datového souboru.

4.1 Cíle analýzy

Cílem analýzy je vytvořit logistické modely pro předpověď výhry jak pro individuální hráče, tak pro tým. Jelikož se charakteristiky hráčů i zápasů mohou měnit dle mapy, na které se zápas odehrává, modely pro individuální hráče jsou tříděné přes kategorie map. Modely pro předpověď výhry týmu používají interakci mezi mapou a začínající stranou.

Pro hráče budou sestaveny logistické modely z celého datového souboru přes kategorie map. Modely budou následně porovnány pomocí matice záměn a bude porovnána významnost jejich parametrů. Modely budou porovnané na vybraných dvou mapách, a to Mirage a Vertigo. Mirage je klasická mapa, která je ve hře od jeho vydání. Vertigo je naopak nejnovější přírůstek do profesionální scény a hráči, v době extrakce datového souboru, mapu ještě plně strategicky neznali. Modely budou porovnány podle přesnosti predikce a podle různé významnosti prediktorů.

Modely pro týmy budou sestavené prve z celého datového souboru a následně pro dva vybrané referenční týmy. První tým, pro který se vytvoří model, bude tým Astralis. Ten je dlouhodobě považován za jeden z nejlepších týmu na světě. Druhým týmem bude německý celek Sprout. Tým Sprout se řadí v době extrakce dat k profesionálnímu týmu s průměrným třicátým místem na světovém žebříčku. Modely jsou vytvořené pouze pro dva týmy z toho důvodu, že je celkový počet týmů velmi vysoký a bylo by komplikované porovnávat všechny týmy naráz. Z toho důvodu se budou hledat významné rozdíly mezi dvěma referenčními modely a jedním celkovým. Mezi modely bude porovnaná jak přesnost predikce, tak významnost parametrů. Jelikož je původní spojený datový soubor na úrovni hráčů, charakteristiky hráčů se musí agregovat na úroveň týmů a zápasů. Pro tuto agregaci bude použit aritmetický nebo geometrický průměr.

4.2 Datové soubory

Dataset¹ obsahuje čtyři **datové soubory**, které popisují zápasy ve hře CSGO. K potřebám této bakalářské práce budou použity pouze soubory *players.csv* a *results.csv*. Datové soubory jsou následně spojeny do jedné tabulky, která obsahuje charakteristiky všech hráčů v právě jednom zápase, potřebné informace o zápase a výsledek (zda hráč zápas vyhrál či nikoliv). Data jsou následně dle potřeby sjednocena pro týmy v zápase. Charakteristiky se agregují pomocí aritmetického nebo geometrického průměru. Zbylé dva soubory obsahují informace, které jsou již z probíhajících zápasů a z volby map. Tyto informace pro predikci výhry ještě před začátkem zápasu nelze využít. Žádný z těchto zbylých dvou souborů (*picks.csv*, *economy.csv*) proto v bakalářské práci není použit.

4.2.1 Soubor *players.csv*

Datový soubor *players.csv* obsahuje **charakteristiky** jednotlivých hráčů v daném zápase. Původní datový soubor obsahuje 101 proměnných a 383 317 pozorování. V původním datovém souboru se jeden řádek (pozorování) rovná charakteristikám jednoho hráče za celý zápas, **, který se může odehrávat až na třech mapách.** Pro potřeby bakalářské práce je tak nutné získat charakteristiky hráčů za jednotlivé mapy. Proto je původní datový soubor transformován do podoby, kde se jedno pozorování rovná charakteristikám právě jednoho hráče na právě jedné mapě, a to bez ohledu na to, kolik map se v daném zápase hrálo. Jinak řečeno, transformovaný datový soubor nebere v potaz, zda se daná mapa hrála jako první, druhá, či třetí. Transformovaný datový soubor má 10 proměnných a 634 650 pozorování. Příklad jednotlivých pozorování v transformovaném datovém souboru je v příložené tabulce A.1.

¹<https://www.kaggle.com/datasets/mateusdmachado/csgo-professional-matches>

Transformovaný **datový soubor** má 10 proměnných. Interpretace je následující:

- **match_id** — identifikátor zápasu
- **player_id** — identifikátor hráče
- **team** — jméno týmu
- **map** — název hrané mapy
- **kills** — počet zabití hráče v zápase na dané mapě
- **assists** — počet asistencí hráče v zápase na dané mapě
- **deaths** — počet smrtí hráče v zápase na dané mapě
- **hs** — procento zabití, které lze označit jako headshot²
- **fkdiff** — rozdíl, kolikrát hráč zabil jako první nepřítele versus kolikrát byl zabit jako první
- **rating** — shrnutí více charakteristik za jeden zápas do jednoho ukazatele výkonu³

4.2.2 Soubor results.csv

Druhý datový soubor, který je pro analýzu použit, obsahuje výsledky daných zápasů. Soubor se původně skládá z 45 772 záznamů a 19 proměnných. Datový soubor *results.csv* obsahuje na rozdíl od datového souboru *players.csv* jedno chybné pozorování. Dle něho hrál tým sám proti sobě, což nedává smysl. Jelikož je zápas na webovém portálu zadán správně, nejspíše se jedná o neznámou chybu, která nastala při exportu dat z webového portálu.

Po transformacích vznikne tabulka o 7 proměnných a 91 502 záznamech. Každé pozorování identifikuje výsledek jednoho týmu v jednom zápase na jedné mapě. Příklad je zobrazen v příložené tabulce A.2. Jednotlivé proměnné lze interpretovat následovně:

- **date** — datum, kdy se hrál zápas
- **match_id** — identifikátor zápasu
- **team** — jméno týmu
- **map** — název hrané mapy
- **map_winner** — binární značení, zda tým vyhrál (1) či prohrál (0)
- **starting_ct** — binární značení, zda tým začal zápas na straně Counter-Terroristů (1) či Terroristů (0)
- **team_rank** — rank týmu v okamžik, kdy se zápas hrál⁴

²hráč zabil nepřítele střelou do hlavy

³<https://www.hltv.org/news/20695/introducing-rating-20>

⁴<https://www.hltv.org/news/16061/introducing-csgo-team-ranking>

4.2.3 Omezení datového souboru

Všechny datové soubory obsahují pozorování o zápasech a charakteristikách hráčů od konce roku 2015 do začátku roku 2020. Jelikož pro finální modely je nutné datové soubory *players.csv* a *results.csv* sjednotit, může se stát, že se vytvoří zápas bez hráčů. Může také nastat situace, kdy zápas nebude mít přiřazených právě deset různých hráčů. Tým může mít méně než 5 hráčů z toho důvodu, že je např. amatérsky⁵. Více hráčů může hrát za tým v případě, že tým použil náhradníka. Zároveň je možné, že kvůli historickým změnám ve hře a na webovém portálu nebude možné získat všechny potřebné charakteristiky hráčů. V případě všech zmíněných chyb jsou chybné záznamy odstraněny.

⁵neprofesionální, tím pádem nemusí mít všichni hráči na webovém portálu založená profil

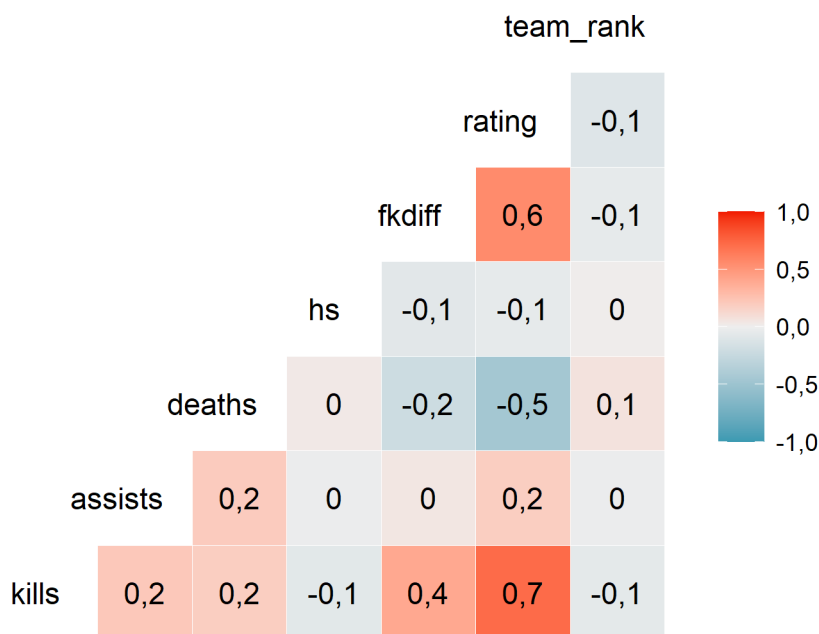
4.3 Průzkumová analýza dat

Průzkumová analýza vizualizuje prediktory, hledá různé vztahy a rozdělení proměnných. Díky průzkumu lze určit, které proměnné není vhodné použít pro tvorbu logistického regresního modelu, např. kvůli problému multikolinearity.

4.3.1 Korelační matice

Pro logistickou regresi je důležité, aby prediktory nebyly lineárně závislé. Přehled korelací mezi kvantitativními prediktory lze zjistit z korelační matice.

Korelační matice kvantitativních prediktorů



Spojení souboru players.csv a results.csv

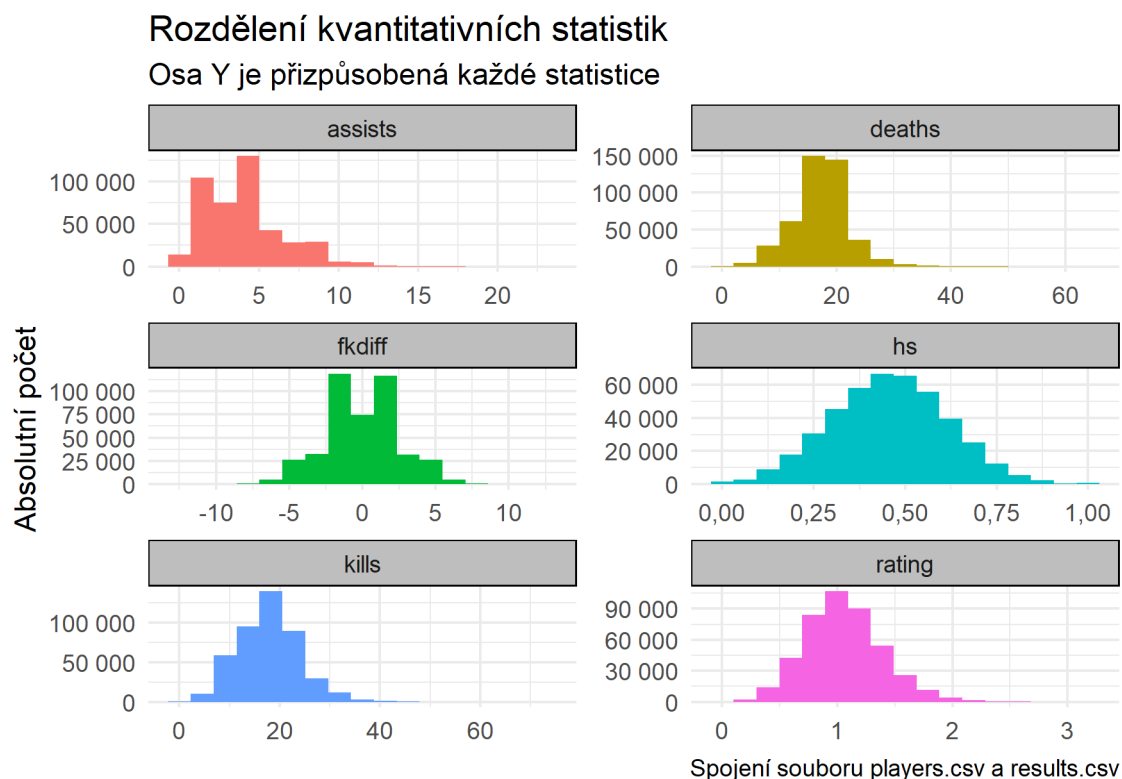
Obrázek 4.1: Korelační matice

Z korelační matice 4.1 lze vyčíst, že korelace mezi rankem týmu a charakteristikami hráčů se blíží nule. Z toho plyne, že neexistuje lineární závislost mezi výkonem hráče a rankem týmu.

Zároveň je vidět silná korelace mezi prediktorem *rating* a prediktory *fkdif*, *deaths* a *kills*. Jelikož by díky vysoké korelaci prediktorů vznikl problém multikolinearity, prediktor *rating* ve finálních modelech není použit.

4.3.2 Histogramy kvantitativních prediktorů

Histogramy kvantitativních prediktorů umožní zobrazit jejich rozdělení.

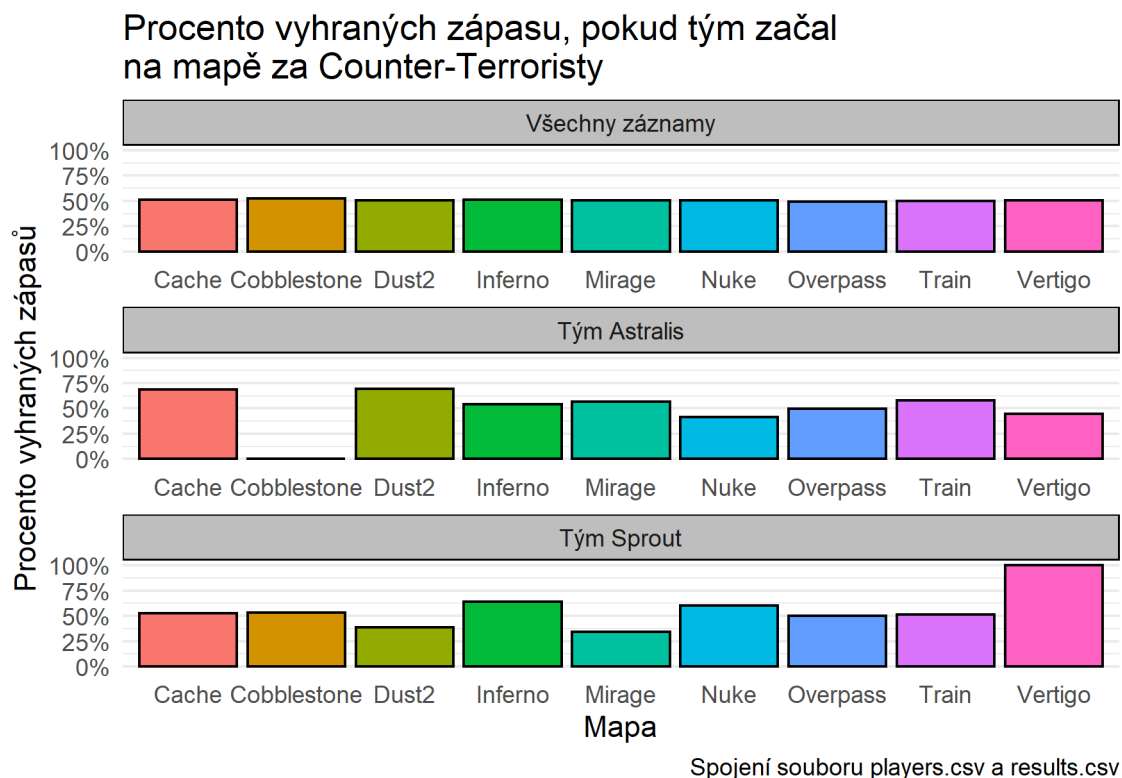


Obrázek 4.2: Histogram prediktorů

Histogram prediktorů z obrázku 4.2 ukazuje, že prediktory *rating*, *hs*, *kills* a *deaths* mají normální rozdělení a v prediktorech se nenachází mnoho extrémních hodnot. Prediktor *fkdifff* má bimodální rozdělení. Prediktor *assists* je **zešíkmení** doprava, což značí velké množství odlehlých či extrémních hodnot. Pro logistickou regresi není předpoklad normálního rozdělení prediktorů. Analýza proto slouží k získání povědomí o tom, jakých hodnot každý prediktor nabývá a jaké je jejich rozdělení.

4.3.3 Sloupcový graf výher přes počáteční stranu

Každá mapa funguje a vypadá jinak, což ovlivňuje mimo jiné i možné strategie. Proto jiné mapy mohou více vyhovovat jiným týmům. Toto způsobuje, že tým může mít vyšší procento výhry na mapě, pokud začíná na straně Counter-Terroristů.



Obrázek 4.3: Procento vyhraných zápasů na dané mapě za stranu Counter-Terroristů

Z obrázku 4.3 je patrné, že týmu Astralis nevyhovuje začínat mapu Cobblestone na straně Counter-Terroristů. Tým Sprout má největší procento vyhraných zápasů při počáteční straně jako Counter-Terroristé na mapě Vertigo. Nejmenší pak na mapě Mirage. Při pohledu na sloupcový graf pro všechny týmy lze vyčíst, že celkově počáteční strana nemá vliv. Díky obrázku 4.3 je vidět, že šanci na výhru ovlivňuje interakce mezi mapou a začínající stranou.

4.4 Predikce výhry hráče

Cílem modelu je predikovat výhru zápasu pro jednotlivé hráče a identifikovat významné prediktory na odlišných mapách. Prediktory se týkají pouze výkonu jednotlivých hráčů, model tedy pro předpověď výhry hráče nepoužívá charakteristiky spoluhráčů. Pro porovnání jsou vybrány mapy Mirage a Vertigo. Mapa Mirage je jednou z nejvíce tradičních map a mapa Vertigo je naopak nejnovější přídavek do hry. Díky rozdílným modelům bude možné zkoumat, na čem pravděpodobnost výhry na mapách záleží.

4.4.1 Model pro mapu Mirage

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2,449	0,060	40,670	0,000
kills	0,180	0,002	86,836	0,000
assists	0,305	0,005	64,847	0,000
deaths	-0,371	0,003	-115,971	0,000
hs	-0,106	0,064	-1,658	0,097
fkdiff	0,017	0,005	3,683	0,000
starting_ct	-0,205	0,020	-10,288	0,000

Tabulka 4.1: Model pro jednotlivé hráče na mapě Mirage

Z tabulky 4.1 je vidět, že pro model není významný prediktor *hs*. Prediktor je proto odebrán a model je znovu natrénován na stejných datech.

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2,399	0,052	46,144	0,000
kills	0,180	0,002	87,039	0,000
assists	0,305	0,005	64,848	0,000
deaths	-0,371	0,003	-116,057	0,000
fkdiff	0,017	0,005	3,734	0,000
starting_ct	-0,203	0,020	-10,207	0,000

Tabulka 4.2: Optimální logistický model pro hráče pro mapu Mirage

Tabulka 4.2 představuje model se všemi významnými prediktory. Prediktory *kills*, *assists* a *fkdiff* šanci na výhru hráče zvyšují. S každým zabitím hráč zvyšuje šanci na výhru zhruba 1,2 krát. Naopak prediktory *deaths* a *starting_ct* šanci snižují. S každou hráčovou smrtí se šance na výhru snižuje zhruba 0,69 krát. Pokud hráči začnou mapu na straně Counter-Terroristů, jejich šance na výhru se sniží zhruba 0,82 krát. Model lze zapsat také pomocí logistické funkce.

$$P(1|X_{kills}, X_{assists}, X_{deaths}, X_{fkdiff}, X_{starting_{ct}}) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

$$z = 2,399 + 0,180 * X_{kills} + 0,305 * X_{assists} - 0,371 * X_{deaths} +$$

$$+ 0,017 * X_{fkdiff} - 0,203 * X_{starting_{ct}}$$

Matice záměn pro mapu Mirage

Predikce jsou provedené na validačním podmnožině a na optimalizovaném modelu z tabulky 4.2.

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	7007	1975
Negativní predikce	1603	6689

Tabulka 4.3: Optimální matice záměn pro mapu Mirage

Z matice 4.3 je vidět, že model predikoval správně 7 007 výher ($\sim 81,4\%$) a 6 689 proher ($\sim 77,2\%$). Celkově model určil správně 13 696 objektů ($\sim 79,3\%$).

statistika	hodnota
Přesnost	0,793
Senzitivita	0,772
Specifická	0,814

Tabulka 4.4: Optimální statistiky pro mapu Mirage z matice záměn

Výsledné statistiky jsou shrnuté v tabulce 4.4. Díky vyšší specifické modelu o zhruba 4% je model vhodnější na predikci prohry hráče.

4.4.2 Model pro mapu Vertigo

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1,885	0,223	8,461	0,000
kills	0,182	0,008	22,501	0,000
assists	0,308	0,018	17,402	0,000
deaths	-0,356	0,012	-29,258	0,000
hs	0,118	0,250	0,473	0,636
fkdiff	0,006	0,018	0,315	0,753
starting_ct	0,067	0,078	0,860	0,390

Tabulka 4.5: Model pro jednotlivé hráče na mapě Vertigo

Parametry modelu jsou zobrazené v tabulce 4.5. Pro hráče jsou na mapě Vertigo významné pouze prediktory *kills*, *assists* a *deaths*. Ostatní prediktory *hs*, *fkdiff* a *starting_ct* jsou pro model nevýznamné. Nevýznamnost lze interpretovat tak, že pro hráče není důležité, na jaké straně mapy začnou hrát (prediktor *starting_ct*), jak přesně střílí (prediktor *hs*), ani jak týmově hraje na začátku kola (prediktor *fkdiff*). Po vyřazení nevýznamných prediktorů má model následující významné parametry:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1,971	0,182	10,824	0,000
kills	0,183	0,007	24,770	0,000
assists	0,308	0,018	17,412	0,000
deaths	-0,357	0,012	-30,110	0,000

Tabulka 4.6: Optimální logistický model pro hráče pro mapu Vertigo

Parametry modelu jsou zobrazené v tabulce 4.6. ParaJak lze očekávat, prediktory *kills* a *assists* šanci na výhru zvyšují, zatím co prediktor *deaths* šanci na výhru snižuje. S každým zabitím hráče na mapě Vertigo se jeho šance na výhru zvýší zhruba 1,2 krát a s každou smrtí se jeho šance na výhru snižuje zhruba 0,70 krát. Přepis funkce je pak následující:

$$P(1|X_{kills}, X_{assists}, X_{deaths}) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

$$z = 1,971 + 0,183 * X_{kills} + 0,308 * X_{assists} - 0,357 * X_{deaths}.$$

Matice záměn pro mapu Vertigo

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	430	120
Negativní predikce	131	421

Tabulka 4.7: Optimální matice záměn pro mapu Vertigo

Matice záměn pro optimalizovaný model je v tabulce 4.7. Model úspěšně predikoval 430 výher (~ 76,6%) a 421 proher (~ 77,8%). Celkově model úspěšně predikoval 851 objektů (~ 77,2%)

statistika	hodnota
Přesnost	0,772
Senzitivita	0,778
Specificita	0,766

Tabulka 4.8: Optimální statistiky pro mapu Vertigo z matice záměn

Z tabulky statistik 4.8 je vidět nepatrně lepší výkon při predikci výher (statistika Senzitivita) o necelé jedno procento. Model se proto hodí spíše na predikci výher.

4.4.3 Interpretace výsledků

Model pro mapu Mirage je spolehlivější pro předpověď prohry hráče. Model pro mapu Vertigo má menší přesnost o zhruba 2 procentní body a hodí se spíše k predikci výher hráčů. **Přehled výsledku přes ostatní mapy lze nalézt v příloze B**

Pro logistický model mapy Mirage není významný prediktor *hs*. Největší vliv na výhru hráče na mapě Mirage má počet jeho smrtí, kdy s každou další smrtí se šance na výhru zmenšuje zhruba 0,69 krát. Pro mapu Vertigo jsou významné pouze prediktory *kills*, *assists* a *deaths* a největší vliv na výhru hráče **má také počet smrtí, kde s každou hráčovou smrtí šance klesne zhruba 0,7 krát.**

Rozdíl **ve významnosti prediktorů** by mohl být vysvětlen právě stářím jednotlivých map. Jelikož je mapa Mirage už tradiční mapou, mnoho hráčů na ní zná různé triky a strategie. To vede k tomu, že každý malý detail hraje velikou roli a většina vybraných prediktorů je pro model významná. Naopak mapa Vertigo je relativně nová a pro hráče je nejdůležitější individuální výkon. Jelikož hráči mapu tak dobře strategicky neznají, jsou významné pouze charakteristiky hráčů.

4.5 Predikce výhry týmu

Cílem modelů je predikovat výhru na základě agregovaných charakteristik hráčů za tým na mapě. Charakteristiky jsou agregované buď pomocí aritmetického průměru, nebo pomocí průměru geometrického. Ostatní charakteristiky zápasu jako počáteční strana či výherní tým nejsou nijak změněny. V modelu pro predikci týmu vystupuje navíc prediktor *team_rank*, který ukazuje rank daného týmu na mapě. Dále je v modelu zakomponovaná interakce mezi počáteční stranou (*starting_ct*) a hranou mapou (*map*). Příklad tabulky s agregovanými charakteristikami je v příloze A.4.

4.5.1 Celkový model

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	0,322	0,166	1,948	0,051
mean_kills	1,376	0,015	94,462	0,000
mean_assists	0,143	0,016	8,833	0,000
mean_deaths	-1,402	0,014	-98,010	0,000
mean_hs	-0,615	0,253	-2,435	0,015
mean_fkdiff	-0,064	0,020	-3,221	0,001
team_rank	-0,001	0,000	-2,537	0,011
mapCache:starting_ct	0,040	0,087	0,461	0,645
mapCobblestone:starting_ct	-0,282	0,098	-2,872	0,004
mapDust2:starting_ct	-0,318	0,092	-3,473	0,001
mapInferno:starting_ct	-0,272	0,071	-3,829	0,000
mapMirage:starting_ct	-0,239	0,064	-3,730	0,000
mapNuke:starting_ct	-0,113	0,091	-1,235	0,217
mapOverpass:starting_ct	-0,418	0,079	-5,264	0,000
mapTrain:starting_ct	-0,177	0,075	-2,340	0,019
mapVertigo:starting_ct	0,259	0,225	1,148	0,251

Tabulka 4.9: Model pro všechny týmy

Parametry celkového modelu se nachází v tabulce 4.9. První vytvořený model je sestavený na celém trénovacím datovém souboru. Pro model jsou významné všechny prediktory bez interakce, jmenovitě *mean_kills*, *mean_assists*, *mean_deaths*, *mean_hs*, *mean_fkdiff* a *team_rank*. Interakce mezi prediktory *map* a *starting_ct* není významná u map Vertigo, Cache a Nuke.

Agregované charakteristiky hráče *mean_kills* a *mean_assists* šanci na výhru týmu zvyšují. Pokud se průměr zabitých nepřátel za tým zvýší o jednotku, šance na výhru týmu se zvýší zhruba 3,96 krát. Pokud se průměr smrtí hráčů za tým zvýší o jednotku, šance na výhru se sníží zhruba 0,25 krát. Všechny statisticky významné interakce mezi prediktory *map* a *starting_ct* naznačují, že je pro tým nevýhodné začínat na straně Counter-Terroristů. Jejich šance na výhru se vždy sníží, a to nejvíce na mapě Overpass, kde se šance sníží zhruba 0,62 krát. Zajímavý je koeficient u prediktoru *team_rank*, který říká, že s růstem ranku týmu se šance na výhru sníží zhruba 0,99 krát. To lze vysvětlit tím, že lepší týmy hrají proti lepším týmům a jejich šance na výhru je nižší. Model lze zapsat jako přepis funkce následovně:

$$P(1|X_{mean_kills}, X_{mean_assists}, X_{mean_deaths}, X_{mean_hs}, X_{mean_fkdiff}, X_{team_rank}, X_{mapCache*starting_ct}, X_{mapCobblestone*starting_ct}, X_{mapDust2*starting_ct}, X_{mapInferno*starting_ct}, X_{mapMirage*starting_ct}, X_{mapNuke*starting_ct}, X_{mapOverpass*starting_ct}, X_{mapTrain*starting_ct}, X_{mapVertigo*starting_ct}) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

$$z = 0,322 + 1,376 * X_{mean_kills} + 0,143 * X_{mean_assists} - 1,402 * X_{mean_deaths} -$$

$$- 0,615 * X_{mean_hs} - 0,064 * X_{mean_fkdiff} - 0,001 * X_{team_rank} -$$

$$- 0,040 * X_{mapCache*starting_ct} - 0,282 * X_{mapCobblestone*starting_ct} -$$

$$- 0,318 * X_{mapDust2*starting_ct} - 0,272 * X_{mapInferno*starting_ct} -$$

$$- 0,239 * X_{mapMirage*starting_ct} - 0,113 * X_{mapNuke*starting_ct} -$$

$$- 0,418 * X_{mapOverpass*starting_ct} - 0,177 * X_{mapTrain*starting_ct} +$$

$$+ 0,259 * X_{mapVertigo*starting_ct}$$

Matice záměn pro obecný model

Model je vyhodnocen na validační podmnožině, která činí 20% původního datového souboru.

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	8274	511
Negativní predikce	531	8203

Tabulka 4.10: Matice záměn pro všechny týmy

Dle matice 4.10 model úspěšně predikoval 8 274 výher ($\sim 94,1\%$) a 8 203 proher ($\sim 94,0\%$). Celkem model predikoval správně 16 477 objektů ($\sim 94,1\%$).

statistika	hodnota
Přesnost	0,941
Senzitivita	0,941
Specifická	0,940

Tabulka 4.11: Statistiky pro všechny týmy

Všechny výkonnostní statistiky z matice záměn jsou identické v řádu setin procent. Z tabulky 4.11 nelze jednoznačně určit, zda je tým vhodnější na predikci výher či proher.

4.5.2 Model pro tým Astralis

Tým Astralis je v době extrakce dat jedním z nejlepších týmu na světě. Vyhrál několik prestižních majorů a i v roce 2022 se tým Astralis považuje za nejlepší tým ve hře CSGO všech dob.

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	0,666	1,748	0,381	0,703
mean_kills	1,514	0,183	8,286	0,000
mean_assists	0,020	0,183	0,111	0,912
mean_deaths	-1,622	0,183	-8,870	0,000
mean_hs	4,010	3,036	1,321	0,187
mean_fkdiff	-0,074	0,231	-0,321	0,748
team_rank	-0,119	0,073	-1,639	0,101
mapCache:starting_ct	0,955	0,899	1,062	0,288
mapCobblestone:starting_ct	-14,320	1056,336	-0,014	0,989
mapDust2:starting_ct	1,379	0,770	1,792	0,073
mapInferno:starting_ct	0,445	0,802	0,555	0,579
mapMirage:starting_ct	0,331	0,681	0,486	0,627
mapNuke:starting_ct	-1,529	0,965	-1,585	0,113
mapOverpass:starting_ct	0,224	0,848	0,264	0,791
mapTrain:starting_ct	0,413	0,748	0,551	0,581
mapVertigo:starting_ct	-4,244	27,333	-0,155	0,877

Tabulka 4.12: Model pro tým Astralis

Významné prediktory z tabulky 4.12 jsou pro tým Astralis pouze *mean_kills* a *mean_deaths*. Pro tým není statisticky významné, jaký je průměrný počet asistencí (*mean_assists*), jaké je průměrné procento zabití do hlav (*mean_hs*), jaký je průměrný výkon hráčů na začátku mapy (*mean_fkdiff*) ani rank týmu v daném zápase (*team_rank*). Tým Astralis navíc neovlivňuje počáteční strana, mají tedy stejnou šanci na výhru bez ohledu na začínající stranu.

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2,277	0,978	2,328	0,020
mean_kills	1,349	0,140	9,615	0,000
mean_deaths	-1,457	0,148	-9,815	0,000

Tabulka 4.13: Optimální Model pro tým Astralis

Tabulka 4.13 popisuje již optimální parametry pro model týmu Astralis. S každým dalším průměrným zabitím se zvýší šance týmu Astralis na výhru zhruba 3,85 krát. S každou další průměrnou smrtí se šance na výhru týmu sníží zhruba 0,23 krát. Před začátkem zápasu, tedy při nulových prediktorech *mean_kills* a *mean_deaths*, je šance na výhru týmu Astralis zhruba 9,75 větší, než jeho prohra. Optimální model lze zapsat jako přepis rovnice.

$$P(1|X_{mean_kills}, X_{mean_deaths}) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

$$z = 2,277 + 1,349 * X_{mean_kills} - 1,457 * X_{mean_deaths}$$

Matice záměn pro tým Astralis

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	54	7
Negativní predikce	4	108

Tabulka 4.14: Optimální matice záměn pro tým Astralis

Optimální model správně predikoval dle matice 4.14 54 výher ($\sim 93,1\%$) a 108 proher ($\sim 93,9\%$). Celkem optimální model predikoval správně 162 objektů ($\sim 93,6\%$). Statistiky jsou zobrazené v tabulce 4.15 níže.

statistika	hodnota
Přesnost	0,936
Senzitivita	0,939
Specificita	0,931

Tabulka 4.15: Optimální statistiky pro tým Astralis

4.5.3 Model pro tým Sprout

Tým Sprout byl v době extrakce dat čistě Německý tým a patřil k průměrným profesionálnímu týmům. Na žebříčku týmu se obvykle řadil kolem třicátého místa.

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1,108	2,245	0,494	0,622
mean_kills	1,626	0,225	7,219	0,000
mean_assists	0,265	0,207	1,281	0,200
mean_deaths	-1,596	0,209	-7,641	0,000
mean_hs	-7,577	4,165	-1,819	0,069
mean_fkdiff	0,162	0,286	0,565	0,572
team_rank	0,014	0,021	0,655	0,512
mapCache:starting_ct	0,276	0,852	0,324	0,746
mapCobblestone:starting_ct	1,762	4,112	0,429	0,668
mapDust2:starting_ct	-1,495	0,991	-1,508	0,131
mapInferno:starting_ct	0,303	0,926	0,327	0,744
mapMirage:starting_ct	-0,931	0,788	-1,181	0,238
mapNuke:starting_ct	0,447	1,176	0,380	0,704
mapOverpass:starting_ct	-0,535	1,322	-0,404	0,686
mapTrain:starting_ct	-0,670	0,882	-0,760	0,447
mapVertigo:starting_ct	15,236	1657,172	0,009	0,993

Tabulka 4.16: Model pro tým Sprout

Z tabulky modelu 4.16 je vidět, že významné prediktory pro tým jsou pouze *mean_kills* a *mean_deaths*. Pro tým není významné, na jaké straně začíná mapu (interakce *map*starting_ct*), jaký je jeho rank (*team_rank*), jak přesně průměrné střílí hráči týmu (*mean_hs*), jak jsou průměrné hráči dobří na začátku kola (*mean_fkdiff*) ani kolik mají průměrně asistencí (*mean_assists*).

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-2,098	1,426	-1,471	0,141
mean_kills	1,600	0,193	8,304	0,000
mean_deaths	-1,485	0,175	-8,462	0,000

Tabulka 4.17: Optimální Model pro tým Sprout

Z tabulky 4.17 lze odhadnout, že s každým dalším průměrným zabitím (*mean_kills*) se šance na výhru týmu zvýší zhruba 4,95 krát. S každou další průměrnou smrtí (*mean_deaths*) se šance na výhru sníží zhruba 0,23 krát. Ještě před začátkem zápasu je šance na prohru týmu zhruba 0.12 krát větší, než na jeho výhru.

$$P(1|X_{mean_kills}, X_{mean_deaths}) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

$$z = -2,098 + 1,600 * X_{mean_kills} - 1,485 * X_{mean_deaths}$$

Matice záměn pro tým Sprout

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	54	2
Negativní predikce	4	62

Tabulka 4.18: Optimální matice záměn pro tým Sprout

Optimální model dle matice 4.18 korektně předpověděl 54 výher ($\sim 93,1\%$) a 62 proher ($\sim 96,9\%$). Model úspěšně předpověděl celkem 116 objektů ($\sim 95,1\%$)

statistika	hodnota
Přesnost	0,951
Senzitivita	0,969
Specifická	0,931

Tabulka 4.19: Optimální statistiky pro tým Sprout

Statistiky modelu lze vidět v tabulce 4.19. Jelikož je senzitivita modelu o zhruba 4 procentní body větší, model se více hodí na předpověď výhry týmu Sprout.

4.5.4 Interpretace výsledků

Pro celkový model jsou kromě interakcí *mapCache : starting_ct*, *mapNuke : starting_ct* a *mapVertigo : starting_ct* významné všechny prediktory. Největší vliv na výhru má prediktor *mean_deaths*, která šanci snižuje zhruba 0,25 krát. U všech významných kombinací mezi prediktory *map* a *starting_ct* je koeficient záporný. To naznačuje, že tým má menší šanci na výhru, pokud mapu začne na straně Counter-Terroristů. Největší negativní vliv je u mapy Overpass, kde se šance sníží až 0,65 krát.

Tým Astralis má před začátkem zápasu, tedy při nulových prediktorech, šanci na výhru zhruba 9,75 větší, než na prohru. Vzhledem k tomu, že tým byl dlouhodobě považován za jeden z nejlepších týmů na světě a v roce 2022 je mnoha hráči považován za nejlepší tým všech dob, je výsledek očekávaný. Tým Sprout má před začátkem zápasu šanci na prohru zhruba 0,25 krát větší, než na výhru. Tým je průměrně umístěn na třicátém místě, díky čemuž hraje převážně proti nejlepším padesáti týmům na světě.

Oba dva referenční modely mají stejné významné prediktory, a to *mean_kills* a *mean_deaths*. Pro žádný tým není významné, na jaké mapě začíná a jeho šanci na výhru to nijak neovlivňuje. Z modelů lze usoudit, že nejlepší tým na světě a průměrný profesionální tým má stejné významné prediktory. Rozdíl mezi referenčními modely a celkovým modelem by bylo možné vysvětlit např. vlivem neprofesionálních týmů. Porovnávání neprofesionálních či polo-profesionálních týmu je složitější, jelikož týmy hrají méně zápasů, a není zaručeno, že mají dostatek zápasu na každé mapě. Datový soubor by bylo nutné tím pádem velmi omezit.

5. Závěr

Bakalářská práce se zabírala predikcí výher zápasů ve hře CSGO pro hráče i pro týmy. Významnost modelů byla zjištěna pomocí Waldova testu a hladiny významnosti $\alpha = 0.05$. Predikce modelů byla vyhodnocena pomocí matice záměn a statistik Přesnost, Senzitivita a Specificita.

Pro práci s modely bylo prve nutné data spojit do jednoho datového souboru. Modely byly vytvořené pomocí trénovací množiny dat, která činila 80% ze spojeného datového souboru. Validací množina pak tvořila zbylých 20% dat. Ta byla použita k tvorbě matice záměn.

Modely pro hráče byly vytvořené přes všechny kategorie map a modely pro mapu Mirage a Vertigo mezi sebou byli porovnané. Modely se lišily hlavně tím, zda se hodí pro predikci výher či proher. Model pro mapu Mirage je díky své vyšší specificitě vhodný pro identifikaci proher. Model pro mapu Vertigo má naopak vyšší senzitivitu a hodí se spíše pro predikci výhry hráče. Každý model má také jiné významné prediktory, což značí, že každá se specifikuje jiným stylem hraním.

Modely pro celé týmy byly vytvořeny tři. Celkový model měl významnou většinu prediktorů. Jeho přesnost, senzitivita i specificita jsou velmi podobné a model díky tomu predikuje stejně úspěšně jak výhry, tak prohry. Model pro referenční tým Astralis má významné pouze dva prediktory *mean_kills* a *mean_deaths*. Statistiky z matice záměn naznačují, že se model hodí spíše k predikci výher. Model referenčního týmu Sprout má významné statistiky také pouze *mean_kills* a *mean_deaths*. Z matice záměn lze usoudit, že se model hodí spíše k predikci výher týmu.

Seznam použité literatury

HÄRDLE, Wolfgang; SIMAR, Léopold, 2015. *Applied multivariate statistical analysis*. 4. ed. Heidelberg Berlin: Springer. ISBN 978-3-662-45170-0.

KLEINBAUM, David G.; KLEIN, Mitchel, 2010. *Logistic regression: a self-learning text*. Third Edition. Ve spol. s RIHL PRYOR, Erica. New York Dordrecht Heidelberg London: Springer. Statistics for Biology and Health. ISBN 978-1-4939-3697-7.

Seznam elektronických zdrojů

- CSKO.CS, 2022. *Kotelna - Contents* [online] [cit. 2022-04-24]. Dostupné z: <https://stats.csko.cz/statsx/hlstats.php>.
- GOUGH, Christina, 2022. *Global eSports market revenue 2024* [Statista] [online] [cit. 2022-04-24]. Dostupné z: <https://www.statista.com/statistics/490522/global-esports-market-revenue/>.
- HENNINGSON, Joakim, 2020. *The history of Counter-Strike* [Red Bull] [online] [cit. 2022-04-24]. Dostupné z: <https://www.redbull.com/se-en/history-of-counterstrike>.
- LARCH, Florian, 2022. *History of eSports: How it all began* [online] [cit. 2022-04-24]. Dostupné z: <https://www.ispo.com/en/markets/history-origin-esports>.
- LIQUIPEDIA.NET, 2021. *PGL Major Stockholm 2021* [Liquipedia Counter-Strike Wiki] [online] [cit. 2022-04-24]. Dostupné z: <https://liquipedia.net/counterstrike/PGL/2021/Stockholm>.
- PROFESSEUR, 2015. *HLTV.org - The home of competitive Counter-Strike* [HLTV.org] [online] [cit. 2022-04-24]. Dostupné z: <https://www.hltv.org/matches/2295340/xenex-vs-excel-esl-uk-premiership-season-1>.
- PROFESSEUR, 2022. *ESEA increase prize pool and number of seasons for 2021; simplify path to Pro League* [HLTV.org] [online] [cit. 2022-04-24]. Dostupné z: <https://www.hltv.org/news/30926/esea-increase-prize-pool-and-number-of-seasons-for-2021-simplify-path-to-pro-league>.
- VALVE, 2013. *Counterstrike: Global Offensive - Arms Deal* [online] [cit. 2022-04-24]. Dostupné z: <http://counter-strike.net/armsdeal>.

Seznam obrázků

3.1	Bodový graf hmotnosti a míly za galon	9
3.2	Sloupcový graf počtu válců a průměrné hrubé koňské síly	10
3.3	Porovnání histogramů s různým počtem skupin	11
3.4	Histogram s počtem skupin dle Sturgesova pravidla	12
3.5	Krabičkový graf hmotnosti auta pro různý počet válců	14
3.6	Korelační matice	15
4.1	Korelační matice	26
4.2	Histogram prediktorů	27
4.3	Procento vyhraných zápasů na dané mapě za stranu Counter-Terroristů	28

Seznam tabulek

3.1	Five-number summary tabulka hmotnosti vozidla (lb/1000)	12
3.2	Matice záměn	19
4.1	Model pro jednotlivé hráče na mapě Mirage	29
4.2	Optimální logistický model pro hráče pro mapu Mirage	29
4.3	Optimální matice záměn pro mapu Mirage	30
4.4	Optimální statistiky pro mapu Mirage z matice záměn	30
4.5	Model pro jednotlivé hráče na mapě Vertigo	30
4.6	Optimální logistický model pro hráče pro mapu Vertigo	31
4.7	Optimální matice záměn pro mapu Vertigo	31
4.8	Optimální statistiky pro mapu Vertigo z matice záměn	31
4.9	Model pro všechny týmy	33
4.10	Matice záměn pro všechny týmy	34
4.11	Statistiky pro všechny týmy	35
4.12	Model pro tým Astralis	35
4.13	Optimální Model pro tým Astralis	36
4.14	Optimální matice záměn pro tým Astralis	36
4.15	Optimální statistiky pro tým Astralis	36
4.16	Model pro tým Sprout	37
4.17	Optimální Model pro tým Sprout	37
4.18	Optimální matice záměn pro tým Sprout	38
4.19	Optimální statistiky pro tým Sprout	38
A.1	Záznam z transformovaného datového souboru players.csv	47
A.2	Příklad záznamu z transformovaného datového souboru results.csv	47
A.3	Datový soubor pro logistické modely	47
A.4	Agregovaná tabulka pro predikcy výhry týmu	48

Seznam použitých zkratek

CSGO Counter-Strike: Global Offensive

BR Battle Royale

MOBA Multiplayer Online Battle Arena

FPS First-Person Shooter

TGNS Twin Galaxies National Scoreboard

Část I

Přílohy

A. Datové soubory

A.1 Transformovaný datový soubor players.csv

match_id	player_id	team	map	kills	assists	deaths	hs	fkdiff	rating
2306180	11447	BOT	Train	20	2	24	0,50	0	0,99
2322005	884	FaZe	Mirage	11	6	22	0,73	1	0,76
2304266	150	Space Soldiers	Mirage	14	1	4	0,79	3	1,52
2300735	8983	FMESPORTS	Inferno	19	1	17	0,37	1	1,06
2332930	12877	Athletico	Overpass	16	4	18	0,50	6	1,24
2318811	8522	NRG	Inferno	19	0	12	0,37	1	1,22

Tabulka A.1: Záznam z transformovaného datového souboru players.csv

A.2 Transformovaný datový soubor results.csv

date	match_id	team	map	map_winner	starting_ct	team_rank
2017-03-29	2309175	New4	Inferno	0	0	123
2017-09-09	2314493	FaZe	Inferno	1	1	8
2019-04-22	2332676	Epsilon	Mirage	1	0	22
2019-07-29	2335195	North	Nuke	1	1	12
2019-10-30	2337316	Windigo	Vertigo	0	1	40
2019-10-24	2337128	Evil Geniuses	Dust2	1	1	3

Tabulka A.2: Příklad záznamu z transformovaného datového souboru results.csv

A.3 Datový soubor pro logistické modely

match_id	player_id	team	map	kills	assists	deaths	hs	fkdiff	rating	date	map_winner	starting_ct	team_rank
2320717	10784	Singularity	Cobblestone	12	4	17	0,83	-1	0,77	2018-03-12	0	1	49
2335879	18348	PC419	Dust2	17	7	9	0,41	3	1,46	2019-09-11	1	1	213
2331530	9301	Infamous	Overpass	13	2	17	0,38	0	0,91	2019-03-07	1	0	85
2307709	7821	iGame.com	Nuke	17	3	19	0,24	0	0,95	2017-02-06	0	1	29
2335906	13464	FATE	Train	27	7	26	0,59	-1	1,19	2019-09-10	1	1	96
2309385	5388	Kinguin	Cache	10	3	17	0,60	0	0,80	2017-04-04	0	0	17

Tabulka A.3: Datový soubor pro logistické modely

A.4 Agregované charakteristiky pro predikci výhry týmu

match_id	map	team	mean_kills	mean_assists	mean_deaths	mean_hs	mean_fkdif	map_winner	starting_ct	team_rank
2308352	Mirage	Premier Rejects	18,20	3,40	13,40	0,55	1,20	1,00	1,00	73,00
2337042	Nuke	Paradox	19,60	3,60	11,80	0,37	0,60	1,00	1,00	155,00
2314901	Cobblestone	EMP	18,00	4,80	21,20	0,65	-0,20	0,00	0,00	148,00
2327177	Nuke	Complexity	18,00	5,60	21,20	0,44	-0,60	0,00	1,00	12,00
2339287	Train	Mythic	13,20	1,20	18,00	0,45	-1,00	0,00	1,00	93,00
2322227	Overpass	Berzerk	16,40	3,40	19,20	0,40	1,20	0,00	1,00	98,00

Tabulka A.4: Agregovaná tabulka pro predikcy výhry týmu

B. Modely, matice záměn a statistiky pro individuální hráče

B.1 Mapa Cache

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2,550	0,084	30,457	0,000
kills	0,183	0,003	62,446	0,000
assists	0,308	0,006	47,488	0,000
deaths	-0,380	0,005	-83,779	0,000
hs	-0,305	0,091	-3,358	0,001
fkdiff	0,029	0,007	4,412	0,000
starting_ct	-0,034	0,028	-1,199	0,231

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	3673	1040
Negativní predikce	851	3364

statistika	hodnota
Přesnost	0,788
Senzitivita	0,764
Specifická	0,812

B.2 Mapa Cobblestone

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2,732	0,098	27,787	0,000
kills	0,190	0,003	55,971	0,000
assists	0,291	0,007	39,765	0,000
deaths	-0,392	0,005	-73,408	0,000
hs	-0,507	0,106	-4,767	0,000
fkdiff	0,013	0,008	1,657	0,097
starting_ct	-0,030	0,032	-0,920	0,358

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	2805	729
Negativní predikce	570	2688

statistika	hodnota
Přesnost	0,809
Senzitivita	0,787
Specificita	0,831

B.3 Mapa Dust2

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2,126	0,088	24,032	0,000
kills	0,178	0,003	57,925	0,000
assists	0,260	0,006	41,452	0,000
deaths	-0,361	0,005	-76,707	0,000
hs	0,277	0,092	3,009	0,003
fkdiff	-0,006	0,007	-0,886	0,376
starting_ct	-0,146	0,029	-4,984	0,000

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	3171	861
Negativní predikce	748	2990

statistika	hodnota
Přesnost	0,793
Senzitivita	0,776
Specificita	0,809

B.4 Mapa Inferno

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2,417	0,066	36,417	0,000
kills	0,185	0,002	78,486	0,000
assists	0,280	0,005	59,836	0,000
deaths	-0,378	0,004	-105,833	0,000
hs	-0,227	0,070	-3,216	0,001
fkdiff	0,022	0,005	4,199	0,000
starting_ct	-0,217	0,022	-9,802	0,000

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	5821	1603
Negativní predikce	1293	5605

statistika	hodnota
Přesnost	0,798
Senzitivita	0,778
Specificita	0,818

B.5 Mapa Nuke

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2,608	0,090	28,884	0,000
kills	0,191	0,003	60,821	0,000
assists	0,331	0,008	44,133	0,000
deaths	-0,385	0,005	-79,482	0,000
hs	-0,278	0,098	-2,842	0,004
fkdiff	0,025	0,007	3,646	0,000
starting_ct	-0,234	0,030	-7,853	0,000

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	3296	837
Negativní predikce	742	3097

statistika	hodnota
Přesnost	0,802
Senzitivita	0,787
Specificita	0,816

B.6 Mapa Overpass

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2,537	0,076	33,390	0,000
kills	0,187	0,003	70,018	0,000
assists	0,287	0,006	51,753	0,000
deaths	-0,381	0,004	-92,366	0,000
hs	-0,151	0,083	-1,827	0,068
fkdiff	0,022	0,006	3,677	0,000
starting_ct	-0,309	0,025	-12,148	0,000

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	4343	1228
Negativní predikce	1029	4212

statistika	hodnota
Přesnost	0,791
Senzitivita	0,774
Specificita	0,808

B.7 Mapa Train

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2,517	0,070	35,902	0,000
kills	0,187	0,002	75,566	0,000
assists	0,314	0,006	55,359	0,000
deaths	-0,381	0,004	-99,541	0,000
hs	-0,129	0,074	-1,737	0,082
fkdiff	0,013	0,006	2,374	0,018
starting_ct	-0,273	0,024	-11,554	0,000

	Původní pozitivní	Původní negativní
Pozitivní predikce	5236	1313
Negativní predikce	1140	4943

statistika	hodnota
Přesnost	0,806
Senzitivita	0,790
Specificita	0,821