VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

http://fit.vut.cz

Projekt - ZZN 2019/2020

Tenisové zápasy

Jakub Svoboda – xsvobo0z@stud.fit.vut.cz
Vadym Hladyuk – xhlady01@stud.fit.vut.cz

1. Popis datasetu

Následující sekce popisuje všechna data vyskytující se v datasetu a možné hodnoty kterých mohou nabývat. Samotný dataset se skládá z osmi csv souborů, z celkem čtyřech turnajů. Jeden řádek datasetu popisuje jeden zápas. V případě, že údaj je obsažen dvakrát s jiným číslem, tak to znamená, že je to údaj pro hráče číslo 1 nebo pro hráče číslo 2. Vysvětlení tenisových pojmů naleznete zde[1] a význam zkratek čerpán zde[2].

- PLAYER 1 – jméno a příjmení hráče číslo 1 (`str`)
- PLAYER 2 – jméno a příjmení hráče číslo 2 (`str`)
- ROUND – kolo turnaje, v jakém se zápas odehrál (`int`)
- RESULT – referuje výhru nebo prohru hráče číslo 1, v případě výhry 1, v případě prohry 0 (`bool`)
- FNL.1/FNL.2 – finální počet vyhraných gamů (`int`)
- FSP.1/FSP.2 – procentuální podíl prvních podání (`int`)
- FSW.1/FSP.2 – počet vyhraných prvních podání (`int`)
- SSP.1/SSP.2 – procentuální podíl druhých podání (`int`)
- SSW.1/SSW.2 – počet vyhraných druhých podání (`int`)
- ACE.1/ACE.2 – počet podaných es (`int`)
- DBF.1/DBF.2 – počet zahraných dvojchyb (`int`)
- WNR.1/WNR.2 – počet vítězných úderů (`int`)
- UFE.1/UFE.2 – počet nevynucených chyb (`int`)
- BPC.1/BPC.2 – počet vytvořených break-pointů (`int`)
- BPW.1/BPW.2 – počet vyhraných break-pointů (`int`)
- NPA.1/NPA.2 – počet pokusů získat net-pointů (`int`)
- NPW.1/NPW.2 – počet vyhraných net-pointů (`int`)
- TPW.1/TPW.2 – celkový počet vyhraných bodů (`int`)
- ST1.1/ST1.2 – počet vyhraných gamů v setu číslo 1 (`int` nebo `NA` v případě, že set neodehrál)
- ST2.1/ST1.2 – počet vyhraných gamů v setu číslo 2 (`int` nebo `NA` v případě, že set neodehrál)
- ST3.1/ST1.2 – počet vyhraných gamů v setu číslo 3 (`int` nebo `NA` v případě, že set neodehrál)
- ST4.1/ST1.2 – počet vyhraných gamů v setu číslo 4 (`int` nebo `NA` v případě, že set neodehrál)
- ST5.1/ST1.2 – počet vyhraných gamů v setu číslo 5 (`int` nebo `NA` v případě, že set neodehrál)

2. Formulace úlohy

Samotný projekt se bude skládat ze dvou podpříkladů. V první úloze bude naším cílem vytvořit prediktivní model, schopný predikovat výsledek pátého setu (u zápasů žen třetího setu) dle dat z předchozích setů daného zápasu.

Druhá úloha se bude zabývat shlukováním. Cílem bude aplikovat shlukovací algoritmy na data popisující podání jednotlivých hráčů. Očekávaný výsledek by měl hráče rozřadit do shluků dle agresivity prvního podání, chybovosti, počtu zahraných es a podobně.

V obou úlohách plánujeme použít více algoritmů a nalézt nejpřesnější model pro naši úlohu.

[1] https://en.wikipedia.org/wiki/Glossary_of_tennis_terms

[2] https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Tennis+Major+Tournament+Match+Statistics

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

http://fit.vut.cz

Projekt - ZZN 2020/2021

Řešení – Tenisové zápasy

Vadym Hladyuk – xhlady01@stud.fit.vut.cz
Jakub Svoboda – xsvobo0z@stud.fit.vut.cz

1. Úloha 1 – predikce výsledku pátého setu

1.1 Předzpracování

Námi zvolená data se nacházejí v celkem osmi souborech ve formátu `.csv`. Těchto osm souborů obsahuje data zaznamenána na čtyřech turnajích (French Open, Australian Open, US Open a Wimbledon), jeden soubor je vždy pro mužskou část turnaje, jeden pro ženskou.

Jelikož je účelem této úlohy predikce výsledku pátého setu zápasu z dat z předchozích setů, byla použita pro predikci pouze mužská část turnaje. Ženské zápasy jsou hrány na tři sety a jejich predikce by tak vyžadovala jiný model.

Po naimportování datové sady byly převedeny jednotlivé sloupce do správných datových typů. Především u hodnot ST2.1 až ST5.1 byl nesprávně určen datový typ (chybějící položky byly v datasetu zapsány jako "NA", což RapidMiner považoval za textový typ) z *polynomial* na *integer*. RapidMiner pak již korektně rozpoznával chybějící hodnoty.

Po naimportování datové sady bylo potřeba ještě přejmenovat sloupce značící počet vyhraných setů. Ten byl v souborech označen nekonzistentně, buď jako "FNL1" nebo "FNL.1". Po přejmenování již bylo možné soubory spojit do jedné datové sady. Pro trénování pak byly údaje sloupce *Result* označeny za *label*.

Odtud byly následně vyfiltrovány položky datasetu z her, které skončili třetím nebo čtvrtým setem. Po této úpravě zbylo v datasetu celkem 86 položek. Celý proces je znázorněn na obrázku 1.

Ne všechny položky byly obsaženy v každém turnaji, některé chybějící bylo potřeba doplnit. Před samotným vstupem do modelu byly tyto chybějící hodnoty doplněny jako průměrná hodnota daného atributu. Dále byla pro zlepšení predikcí do datasetu přidána informace o rychlosti povrchu kurtu[1]. Před samotným vstup do modelu jsou data normalizována.

1.2 Modelování

Samotným modelům nebyly předány všechny atributy datasetu, konkrétně sloupce obsahující počet vyhraných setů, jména hráčů, kolo v turnaji a počty vyhraných games v pátém setu (FNL1/2, Player1/2, Result, Round, ST5.1/2). Tyto položky byly vyřazeny, protože buď nemají návaznost na výsledek pátého setu nebo se jedná pouze o jiné vyjádření řešení úlohy.

Data byla následně rozdělena v poměru 3:7 pro validaci a trénování. Pro predikci byly vyzkoušeny dva modely: neuronová síť a SVM. Neuronová síť byla trénována s parametrem kroku učení 0,1 v průběhu 200 trénovacích cyklů. Na validačním setu pak dosáhla přesnosti 65,38 %. Algoritmus SVM po trénování s původními parametry schopen predikovat přesností 69,23 % a byl tedy přesnější, než neuronová síť. Toto může být způsobeno několika faktory, především velmi omezenou velikostí datasetu. Podrobné výsledky jednotlivých modelů jsou znázorněny v tabulkách 1 a 2.

1.3 Závěr

V této úloze bylo úkolem predikovat výsledky pátého setu tenisových zápasů podle dat z předchozích setů. Data byla nejprve očištěna a převedena do spávného datového typu. Pro zpřesnění predikcí byl dataset doplněn o informace o povrchu kurtu. Pro samotné predikce byly vyzkoušeny dva modely, kde přesnější z nich – SVM dosahoval přesnosti 69,23 %.

Pro lepší přesnost je zřejmě nejvíce limitující velikost datasetu, která je hlavně pro neuronové sítě ne-

[1] Data převzata z roku 2017 z http://www.tennisabstract.com/blog/2019/11/27/the-speed-of-every-surface-2019-edition/

SVM	True false	True true	Class Prediction
Pred. false	8	5	61,54 %
Pred. true	3	10	76,92 %
Class recall	72,73 %	66,67 %	
Accuracy: 69,23 %			

Tabulka 1. Znázornění výsledků predikce pro SVM.

Neural net	True false	True true	Class Prediction
Pred. false	6	4	60,00 %
Pred. true	5	11	68,75 %
Class recall	54,55 %	73.33 %	
Accuracy: 65,38 %			

Tabulka 2. Znázornění výsledků predikce pro neuronovou síť.

dostatečná. Kromě většího datasetu by pro přesnější modelování bylo vhodné obstarat všechna data odděleně pro každý set zápasu. V současném datasetu jsou totiž některé statistiky (například procentuální podíl prvních podání) počítány pro celý zápas a mohou tak ovlivnit predikce, jelikož model má nepřímo přístup k datům, která byla z části vytvořena během pátého setu.

2. 2. Úloha 2 - shlukování typů podání

2.1 Předzpracování

Použitá datová sada je stejná jako v první úloze viz Předzpracování. Dále jsme vybrali hodnoty, které se týkají podání – FSP, FSW, SSP, SSW, ACE a DBF, tedy procentuální úspěšnosti prvního a druhé podání a podíl vyhraných podání a také počet es a dvojchyb. Jelikož se jedná o různorodá data (například procentuální úspěšnost prvních podání a počet es) bylo nutné tato data normalizovat, aby nedocházelo ke zkreslení. Všechny tyto hodnoty máme ke každému zápasu k obou hráčům. Rozhodli jsme se hodnotit každý zápas a podání v něm odděleně abychom měli co nejvíce vzorků podání. Chybějící data byla nahrazeny průměrem.

2.2 Shlukování

Pro shlukování jsme vybrali metodu k-means. Metoda k-means je popsána v článku [2]. Jelikož u metody k-means zadáváme počet shluků my, vybrali jsme 2 a 4 shluky. Dále jsem z experimentálních důvodů ještě vybral metodu k-means fast, která je rychlejší než klasická metoda k-means. Níže na grafech zhodnotíme výsledky shluků.

Na snímcích Přehled 2 shluků metodou k-mean fast. a Znázornění grafu 2 shluků metodou k-mean fast. vidíme, při rozdělení na 2 shluky je početnější první shluk, který má vysoké procento prvních podání, nízké procento vyhraných prvních podání, vysoké procento druhých podání a nižší počet es a dvojchyb. Naopak druhý shluk má naopak nízké procento prvních podání ovšem vysoké procento vyhraných prvních podání. Tudíž když se těmto hráčům povede první podání, je značně razantní, že už to jim zajistí výhru bodu. Z důvodu riskantních prvních podání mají vysoké procento druhých podání, které ovšem také vyhrají. Z důvodu, že jsou podání v druhém shluku riskantnější je zde více es ale i dvojchyb.

Dále zde máme přehled shlukování metodou k-means na 4 shluky na snímcích Přehled 4 shluků metodou k-mean fast. a Znázornění grafu 4 shluků metodou k-mean fast.. Při rozdělení nám vzniknou shluky, které bych charakterizoval následovně. První shluk jsou nejhorší podání. Mají nízkou úspěšnost prvních podání a také výhernost prvního podání je nízká. Dále mají vysoké procento druhých podání, které ovšem také nevyhrávají. Nízký počet es a vyšší počet dvojchyb. Dále zde máme shluk 2, které bych charakterizoval jako riskantní typy podání. Mají nízkou úspěšnost prvních podání, ovšem když se jim povede většinou ho vyhrají. Dále jsou i při druhém podání agresivnější, protože riskují a vyhrávají druhé podání nejčastěji ovšem na to se váže nejvyšší počet dvojchyb.

Třetí cluster jsou opatrná podání. Mají největší úspěšnost prvních podání ovšem výhernost prvních podání je nižší. Jelikož jsou úspěšní během prvního podání, nedostanou se ke druhému, takže logicky mají nižší počet druhých podání. Eso ani dvojchyby většinou nedělají, mají jich nejméně.

Shluk číslo 4 bych charakterizoval jako nejlepší podání. Mají vysoký podíl prvních podání a nejvyšší počet úspěšných prvních podání. Dále mají mají vysokou výhernost i druhých podání. Počet es mají nejvyšší, což také svědčí o kvalitě podání z tohoto shluku a naopak mají nízký počet dvojchyb, co kvalitu těchto podání potvrzuje.

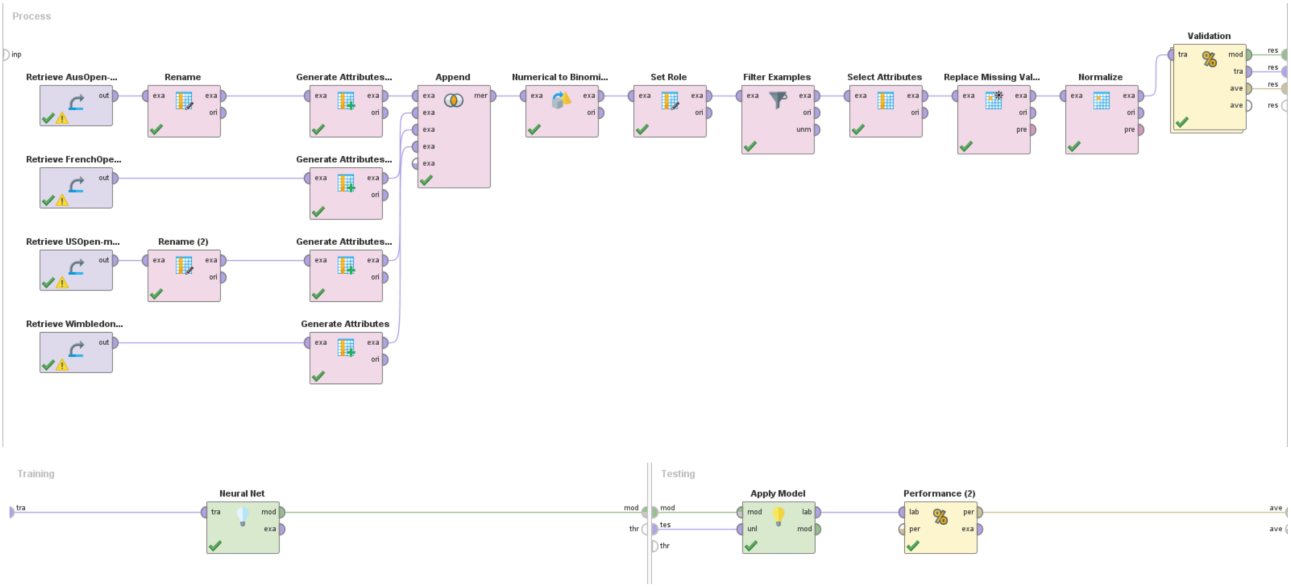
Dále jsme provedl experimentální shlukování zrychlenou metodou k-means fast. Toto byl pouze experiment a jeho výsledky jsou zobrazeny níže. Při dvou shlucích jsou výsledky ještě použitelné, ovšem při čtyřech shlucích z výsledků nejde vyčíst tak jasné archetypy podání, tudíž bych tuto metodu na tyto data nedoporučoval. Metoda k-means se osvědčila více.

2.3 Závěr

Výsledky, které jsme získali byly pomocné pro určení archetypů tenisových podání. Zřetelně jsem mohli poznat například typy výkonů, kteří sází na svoje podání nebo typy výkonů, které přistupují k podání opatrněji nebo také typy výkonů, kteří měli svoje podání téměř perfektní, většinu podání vyhrají a nedělají chyby.

[2] https://projecteuclid.org/euclid.bsmsp/1200512992

Výsledky měření se dají použít pro přípravu na oponenty, kdy hráči budou vědět jaký typ podání mohou v zápase očekávat. Spíše se toto dá použít na nižší příčky žebříčku ATP, protože na grand-slamových turnajích, je tak úzký výběr hráčů, že se znají navzájem a zkoumat jejich podání pro ně, je zbytečné.



Obrázek 1. Znázornění prediktivního modelu.

Number of Clusters: 2
Distance Measure: Squared Euclidean Distance
Average Cluster Distance: 4.315
Davies-Bouldin Index: 1.437

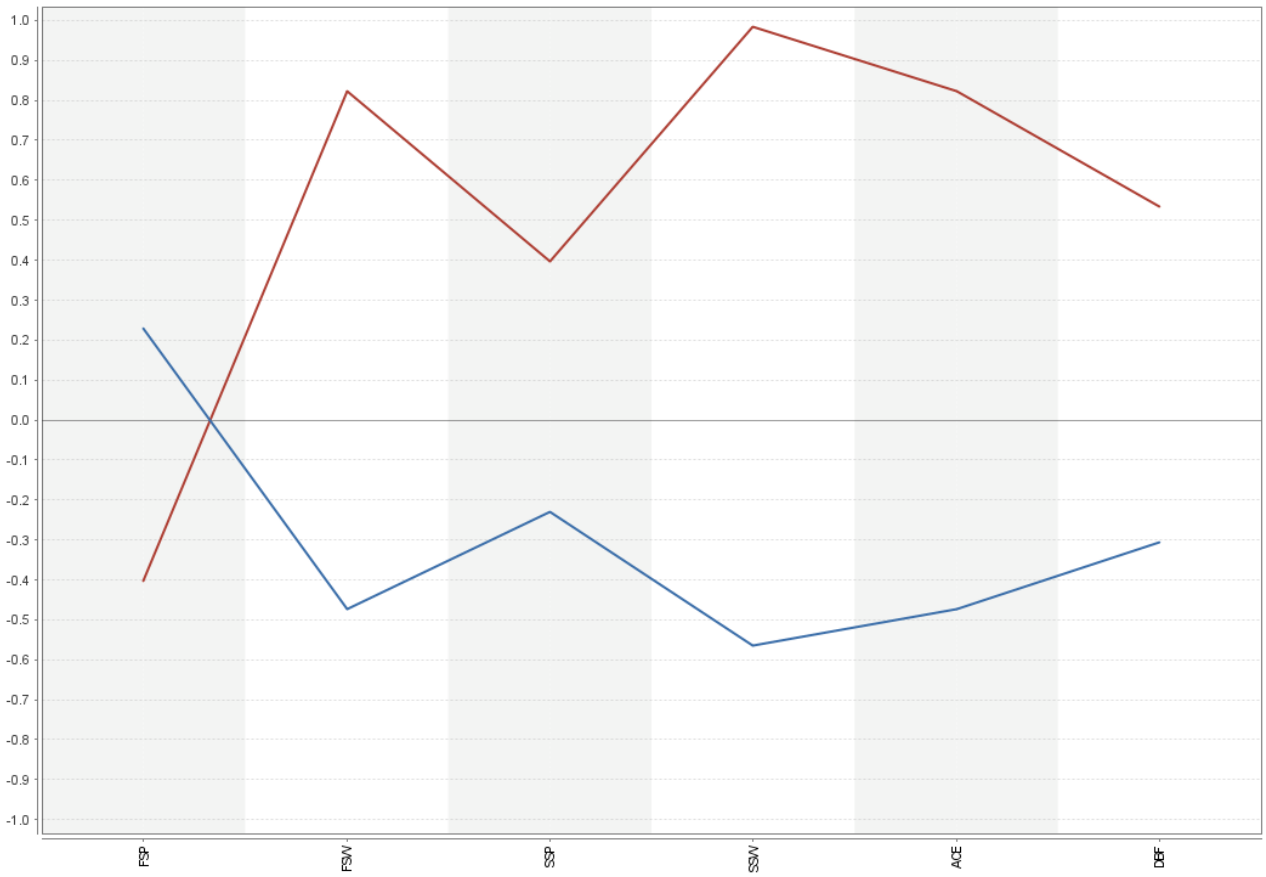
Cluster 0 1,198 Average Distance: 3.673

ACE is on average **47.69%** smaller, **SSW** is on average **30.99%** smaller, **DBF** is on average **22.39%** smaller

Cluster 1 688 Average Distance: 5.434

ACE is on average **83.04%** larger, **SSW** is on average **53.96%** larger, **DBF** is on average **38.99%** larger

Obrázek 2. Přehled 2 shluků metodou k-mean.



Obrázek 3. Znázornění grafu 2 shluků metodou k-mean.

Number of Clusters: 4
Distance Measure: Squared Euclidean Distance
Average Cluster Distance: 2.859
Davies-Bouldin Index: 1.311

Cluster 0 679 Average Distance: 2.487

ACE is on average **41.32%** smaller, **FSW** is on average **28.93%** smaller, **SSP** is on average **19.92%** larger

Cluster 1 239 Average Distance: 4.509

DBF is on average **108.17%** larger, **ACE** is on average **88.61%** larger, **SSW** is on average **83.63%** larger

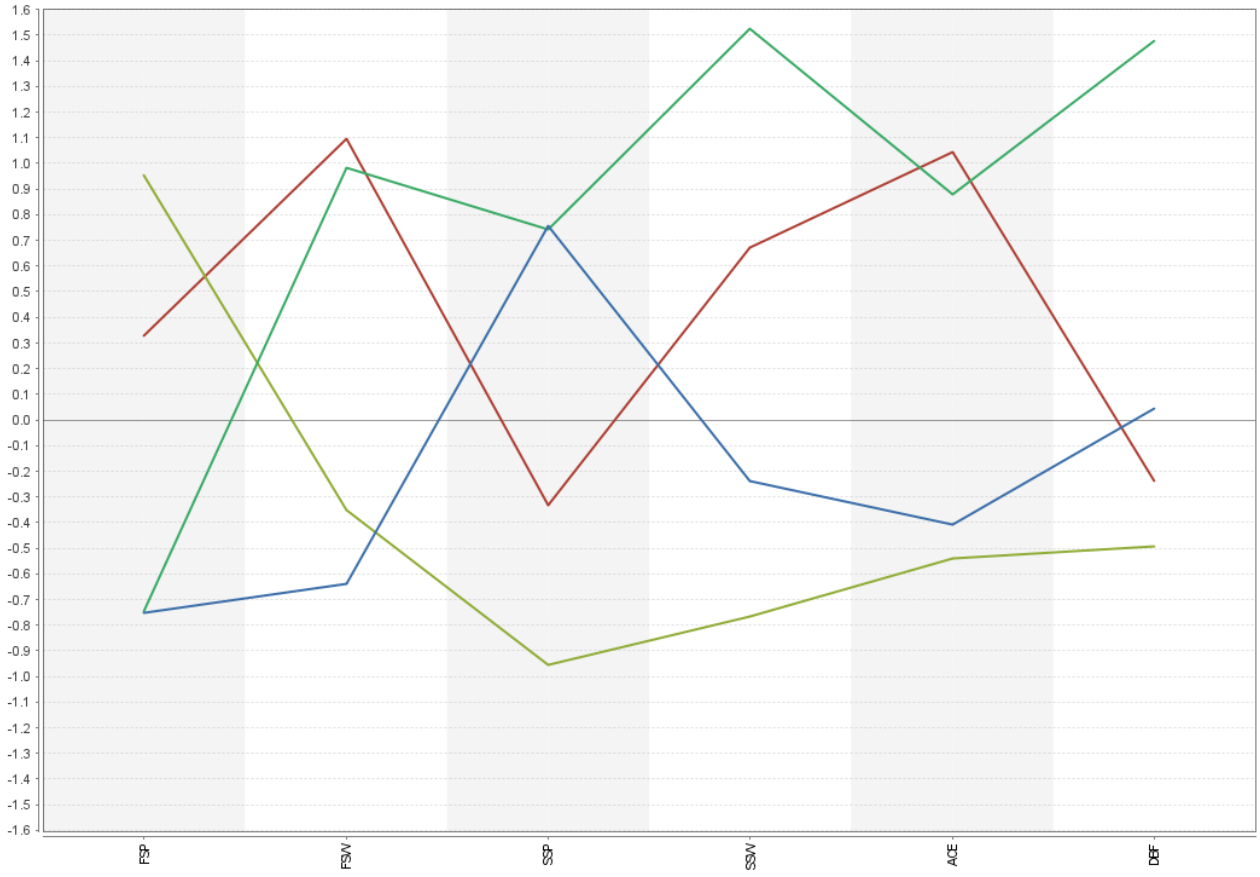
Cluster 2 594 Average Distance: 2.292

ACE is on average **54.64%** smaller, **SSW** is on average **41.98%** smaller, **DBF** is on average **36.23%** smaller

Cluster 3 374 Average Distance: 3.378

ACE is on average **105.17%** larger, **FSW** is on average **49.58%** larger, **SSW** is on average **36.84%** larger

Obrázek 4. Přehled 4 shluků metodou k-mean.



Obrázek 5. Znázornění grafu 4 shluků metodou k-mean.

Number of Clusters: 2
Distance Measure: Euclidean Distance
Average Cluster Distance: 4.314
Davies-Bouldin Index: 1.447

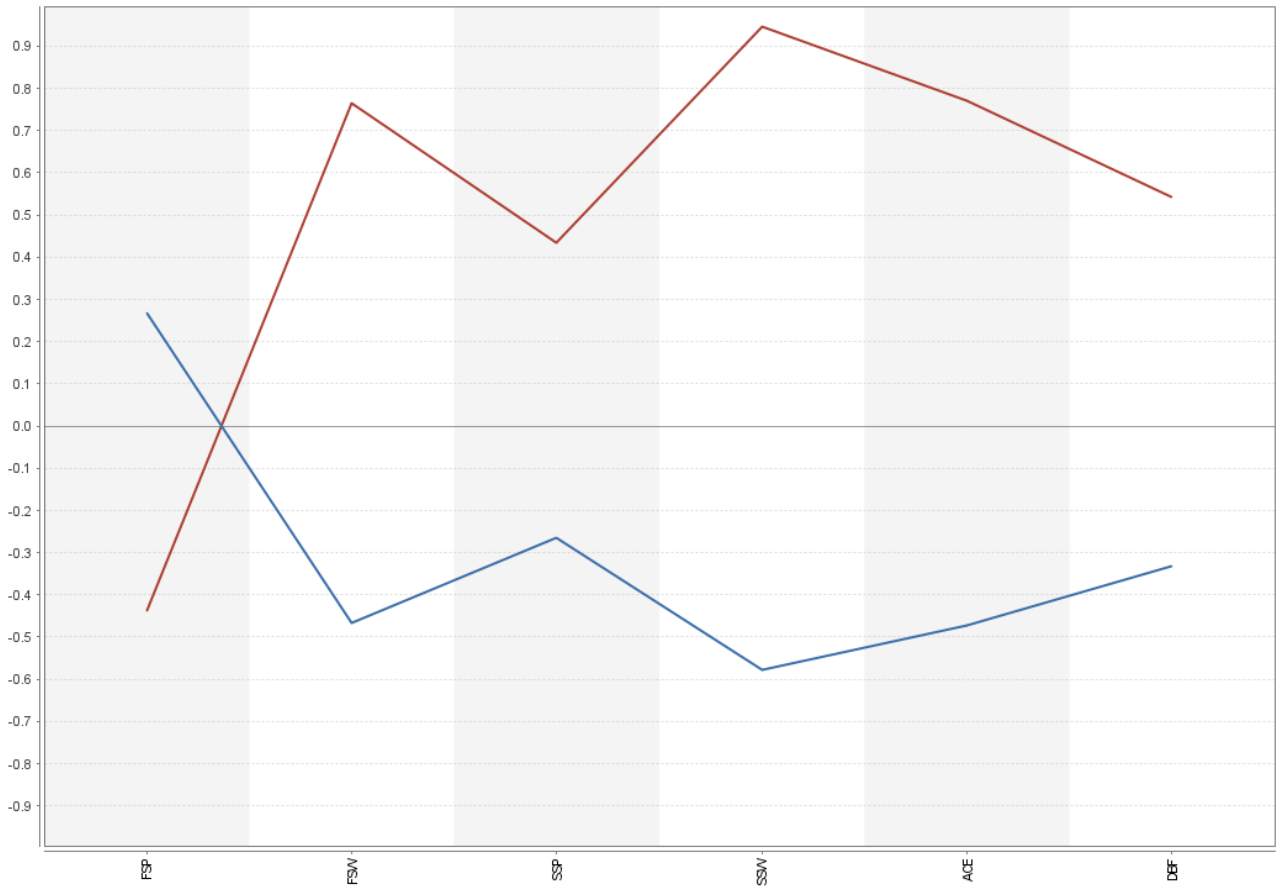
Cluster 0 1,171 Average Distance: 3.572

ACE is on average **47.56%** smaller, **SSW** is on average **31.68%** smaller, **DBF** is on average **24.29%** smaller

Cluster 1 715 Average Distance: 5.531

ACE is on average **77.90%** larger, **SSW** is on average **51.89%** larger, **DBF** is on average **39.78%** larger

Obrázek 6. Přehled 2 shluků metodou k-mean fast.



Obrázek 7. Znázornění grafu 2 shluků metodou k-mean fast.

Number of Clusters: 4
Distance Measure: Euclidean Distance
Average Cluster Distance: 3.169
Davies-Bouldin Index: 0.951

Cluster 0 725 Average Distance: 2.657

ACE is on average **37.68%** smaller, **FSW** is on average **26.49%** smaller, **SSP** is on average **20.29%** larger

Cluster 1 1 Average Distance: 0

SSP is on average **200.78%** larger, **FSP** is on average **100.00%** smaller, **FSW** is on average **100.00%** smaller

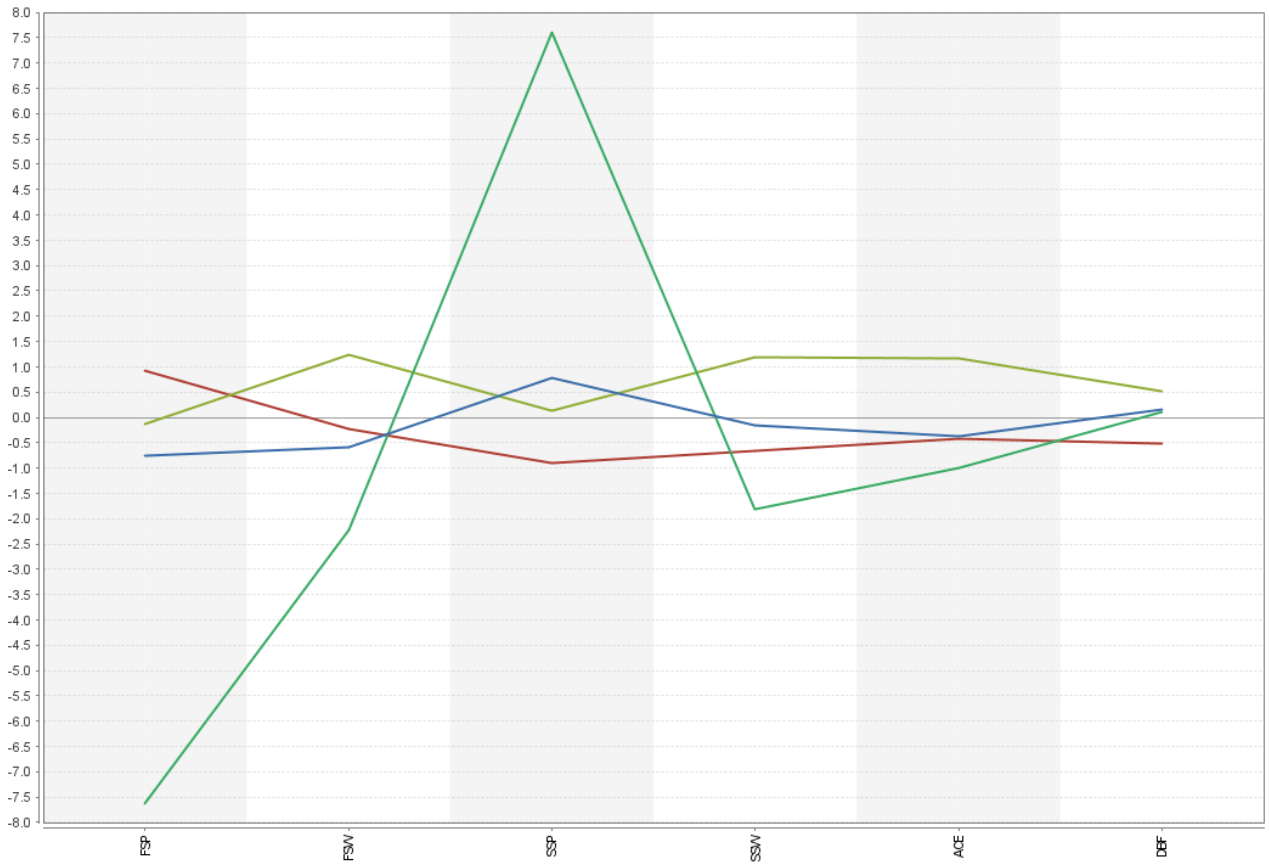
Cluster 2 473 Average Distance: 4.835

ACE is on average **118.77%** larger, **SSW** is on average **65.46%** larger, **FSW** is on average **55.47%** larger

Cluster 3 687 Average Distance: 2.567

ACE is on average **41.86%** smaller, **DBF** is on average **37.72%** smaller, **SSW** is on average **36.02%** smaller

Obrázek 8. Přehled 4 shluků metodou k-mean fast.



Obrázek 9. Znázornění grafu 4 shluků metodou k-mean fast.