

Slovenská technická univerzita v Bratislave
Fakulta informatiky a informačných technológií

Bc. Matúš Cimerman

Analýza prúdu prichádzajúcich udalostí použitím rôznych metód pre analýzu údajov

Diplomová práca

Vedúci práce: Ing. Jakub Ševcech, PhD.

december, 2016

Slovenská technická univerzita v Bratislave
Fakulta informatiky a informačných technológií

Bc. Matúš Cimerman

Analýza prúdu prichádzajúcich udalostí použitím rôznych metód pre analýzu údajov

Diplomová práca

Študijný program: Informačné systémy

Študijný odbor: 9.2.6 Informačné systémy

Miesto vypracovania: Ústav informatiky, informačných systémov a softvérového inžinierstva,
FIIT STU v Bratislave

Vedúci práce: Ing. Jakub Ševcech, PhD.

december, 2016

Návrh zadania diplomovej práce

Finálna verzia do diplomovej práce¹

Študent:

Meno, priezvisko, tituly: Matúš Cimerman, Bc.
Študijný program: Informačné systémy
Kontakt: matus.cimerman@gmail.com

Výskumník:

Meno, priezvisko, tituly: Jakub Ševcech, Ing.

Projekt:

Názov: Analýza prúdu prichádzajúcich udalostí použitím rôznych metód pre analýzu údajov
Názov v angličtine: Stream analysis of incoming events using different data analysis methods
Miesto vypracovania: Ústav informatiky a softvérového inžinierstva, FIIT STU, Bratislava
Oblast problematiky: analýza dát, prúd udalostí

Text návrhu zadania²

Analýza údajov v sebe spája rôzne techniky z rôznych oblastí štatistiky, strojového učenia a dolovania v údajoch v spojení so znalosťou domény. Každá z týchto domén vyžaduje netriviálne znalosti potrebné pre preloženie otázky do analytickej úlohy, výberu analytickej metódy, vykonanie analýzy a interpretovanie výsledkov. Častokrát je veľmi náročné nájsť experta, ktorý by vedel prepojiť všetky tieto oblasti a s ďalším rozvojom analytickej metód bude tento problém ďalej rásť.

Priestor na zmiernenie tohto problému je napríklad v návrhu nástrojov, ktoré pomáhajú v tomto procese a umožňujú používanie a interpretovanie pokročilých modelov doménovým expertom bez potreby detailných znalostí o fungovaní modelu. Podobné prístupy sme mohli vidieť v podobe rôznych populárnych nástrojov na spracovanie statických kolekcií údajov pomocou metód ako sú lieviková analýza (angl. funnel analysis) alebo vnáranie sa (angl. drill down). V súčasnosti sa však do pozornosti dostáva analýza údajov v čase ich vzniku, kde hovoríme o analýze prúdu prichádzajúcich udalostí.

Analyzujte možnosti použitia známych metód na analýzu statických kolekcií údajov a existujúcich metód na analýzu prúdov údajov. Vyberte a aplikujte metódu na analýzu údajov v doméne spracovania prúdov údajov. Sústredte sa pritom na použiteľnosť metódy, jej jednoduchosť a interpretateľnosť poskytnutých výsledkov používateľom, ktorí nemajú detailné znalosti o fungovaní modelu. Navrhnuté riešenie overte pomocou softvérovej súčiastky implementovaním vybranej metódy vhodnej pre analýzu prúdu udalostí vo zvolenej doméne.

¹ Vytlačiť obojstranne na jeden list papiera

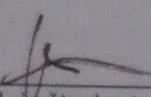
² 150-200 slov (1200-1700 znakov), ktoré opisujú výskumný problém v kontexte súčasného stavu vrátane motivácie a smerov riešenia

Literatúra³

- KREMPL, Georg, et al. Open challenges for data stream mining research. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2014, 16.1: 1-10.
- GABER, Mohamed Medhat; ZASLAVSKY, Arkady; KRISHNASWAMY, Shonali. Mining data streams: a review. ACM Sigmod Record, 2005, 34.2: 18-26.

Vyššie je uvedený návrh diplomového projektu, ktorý vypracoval(a) Bc. Matúš Cimerman, konzultoval(a) a osvojil(a) si ho Ing. Jakub Ševcech a súhlasí, že bude takýto projekt viesť v prípade, že bude pridelený tomuto študentovi.

V Bratislave dňa 12.1.2016



Podpis študenta

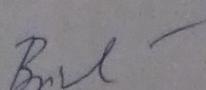


Podpis výskumníka

Vyjadrenie garanta predmetov Diplomový projekt I, II, III

Návrh zadania schválený: áno / nie⁴

Dňa: 15.2.2016



Podpis garanta predmetov

³ 2 vedecké zdroje, každý v samostatnej rubrike a s údajmi zodpovedajúcimi bibliografickým odkazom podľa normy STN ISO 690, ktoré sa viažu k téme zadania a preukazujú výskumnú povahu problému a jeho aktuálnosť (uvedte všetky potrebné údaje na identifikáciu zdroja, pričom uprednostnite vedecké príspevky v časopisoch a medzinárodných konferenciách)

⁴ Nehodiace sa prečiarknite

Zadanie diplomovej práce

Meno študenta: Bc. Matúš Cimerman

Študijný program: Informačné systémy

Študijný odbor: Informačné systémy

Názov práce: **Analýza prúdu prichádzajúcich udalostí použitím rôznych metód pre analýzu údajov**

Samostatnou výskumnou a vývojovou činnosťou v rámci predmetov Diplomový projekt I, II, III vypracujte diplomovú prácu na tému, vyjadrenú vyššie uvedeným názvom tak, aby ste dosiahli tieto ciele:

Všeobecný cieľ:

Vypracovaním diplomovej práce preukážte, ako ste si osvojili metódy a postupy riešenia relativne rozsiahlych projektov, schopnosť samostatne a tvorivo riešiť zložité úlohy aj výskumného charakteru v súlade so súčasnými metódami a postupmi študovaného odboru využívanými v príslušnej oblasti a schopnosť samostatne, tvorivo a kriticky pristupovať k analýze možných riešení a k tvorbe modelov.

Specifický cieľ:

Vytvorte riešenie zodpovedajúce návrhu textu zadania, ktorý je prílohou tohto zadania. Návrh bližšie opisuje tému vyjadrenú názvom. Tento opis je záväzný, má však rámcový charakter, aby vznikol dostatočný priestor pre Vašu tvorivosť.

Riadťe sa pokynmi Vášho vedúceho.

Pokiaľ v priebehu riešenia, opierajúc sa o hlbšie poznanie súčasného stavu v príslušnej oblasti, alebo o priebežné výsledky Vášho riešenia, alebo o iné závažné skutočnosti, dospejete spoločne s Vaším vedúcim k presvedčeniu, že niečo v texte zadania a/alebo v názve by sa malo zmeniť, navrhnite zmenu. Zmena je spravidla možná len pri dosiahnutí kontrolného bodu.

Miesto vypracovania: Ústav informatiky a softvérového inžinierstva, FIIT STU Bratislava

Vedúci práce: Ing. Jakub Ševcech

Termíny odovzdania:

Podľa harmonogramu štúdia platného pre semester, v ktorom máte príslušný predmet (Diplomový projekt I, II, III) absolvovať podľa Vášho študijného plánu

Predmety odovzdania:

V každom predmete dokument podľa pokynov na www.fiit.stuba.sk v časti:
home > Informácie o > štúdiu > organizácia štúdia > diplomový projekt.

V Bratislave dňa 15. 2. 2016



prof. Ing. Pavol Návrat, PhD.
riaditeľ Ústavu informatiky a softvérového
inžinierstva

Anotácia

**Fakulta Informatiky a Informačných Technológií
Slovenská Technická Univerzita**

Meno:

Bc. Matúš Cimerman

Vedúci diplomovej práce:

Ing. Jakub Ševcech, PhD.

Diplomová práca:

Analýza prúdu prichádzajúcich
udalostí použitím rôznych metód
pre analýzu údajov

Študijný program:

Informačné systémy

Máj 2016

V súčasnosti pozorujeme narastajúcu záujem a potrebu analyzovať dátu v čase ich vzniku. Spracovanie a analýza prúdov dát predstavuje komplexnú úlohu, pričom je dôležité poskytnúť riešenie s nízkou odozvou. Použitie a interpretácia analytických metód v doméne spracovania údajov uvádzajú známy problém. Jedným z problémov je použitie tradičných dávkových metód pre prúdy dát a je teda potrebné hľadať iné alternatívy. Ďalšou výzvou je interpretovanie výsledného modelu a výsledkov. V oblasti prúdov dát je avšak tomuto fenoménu venovaná len nepatrňá pozornosť. Sústreďujeme sa najmä na problém interpretácie výsledkov doménovému expertovi, pričom predpokladáme, že doménový expert nepotrebuje mať detailné znalosti o fungovaní modelu.

Navrhujeme použitie rozhodovacieho stromu v kontexte klasifikácie prúdu dát, ktorý používa Hoeffdingovu mieru pre výber najlepšieho rozhodovacieho atribútu so stanovenou istotou. Pre sa vysporiadanie so zmenami aplikujeme algoritmus ADWIN, ktorý adaptívne detektuje zmeny v prúde dát. Zameriavame sa pritom na jednoduchosť vybranej metódy a interpretateľnosť výsledkov. Pre doménových expertov je nevyhnutné aby boli tieto požiadavky splnené, pretože nebudú potrebovať detailné znalosti z domén ako strojové učenie alebo štatistiká. Avšak, znalosti dát, ich kontextu a významu jednotlivých atribútov sú nevyhnutné. Naše riešenie overujeme implementovaním vizualizácie a overeňím kvalitatívnym experimentom.

Annotation

**Faculty of Informatics and Information Technologies
Slovak University of Technology**

Name: Bc. Matúš Cimerman
Supervisor: Ing. Jakub Ševcech, PhD.
Diploma thesis: Stream analysis of incoming events
using different data analysis methods
Course: Information systems
2016, May
TODO: prelozit aktualny abstrakt

Pod'akovanie

Na prvom mieste vyslovujem pod'akovanie vedúcemu mojej diplomovej práce, Ing. Jakubovi Ševcechovi, za všetky jeho odborné rady, odovzdané skúsenosti a usmernenie pri tvorení práce.

Toto cestou taktiež vyslovujem pod'akovanie všetkým výskumníkom zo skupiny PeWe, za prínosné diskusie a ich spätnú väzbu týkajúcu sa mojej práce.

V neposlednom rade ďakujem celej mojej rodine a priateľom.

Matúš Cimerman

Obsah

1 Úvod	1
2 Analytické úlohy nad prúdom dát	5
2.1 Dopyty nad prúdom dát	10
2.2 Detekcia zmien	12
2.3 Detekcia anomálií	15
2.4 Zhlukovanie	18
2.5 Klasifikácia	21
2.6 Zhodnotenie	26
3 Interpretácia a vysvetlenie modelu	27
4 Existujúce vizualizačné a analytické nástroje	31
4.1 Massive online analysis	31
4.2 WEKA	33
4.3 RapidMiner a Streams-Plugin	35
4.4 StreamBase	37
4.5 Spark	38
5 Klasifikácia prúdu dát použitím rozhodovacích stromov	41
5.1 Spracovanie prúdu dát	44
5.2 Metóda klasifikácie prúdu dát	45
5.3 Prezentácia výsledkov používateľovi	48
5.4 Vyhodnotenie a experimenty	49
6 Zhodnotenie a budúca práca	53
Literatúra	55
Prílohy	61

A	Plán na zimný semester 2016/2017	61
B	Vyjadrenie k plneniu plánu zimného semestra	61
C	Plán na letný semester 2016/2017	62
D	Technická dokumentácia	63

1. Úvod

V súčasnosti pozorujeme zvýšený záujem o oblasť analýzy a dolovania dát. Vhodné použitie a výber metód pre spracovanie dát prináša hodnotné výstupy a náhľady pre používateľa. Tieto výstupy a náhľady na dátu môžu byť použité pre strategické rozhodnutia v podnikoch. Najčastejší postup je aplikovaním metód ako napríklad lieviková analýza alebo rozhodovacie stromy nad statickou kolekciami dát. Príkladom lievikovej analýzy môže byť snaha zisťiť, v ktorej časti nákupného procesu internetového obchodu odchádza najväčšie percento zákazníkov. V prípade rozhodovacích stromov, môže nás zaujimať klasifikácia používateľa, či opustí internetový obchod. Na základe týchto výsledkov je možné dodatočne ponúknuť zákazníkovi jedinečnú ponuku a zvýšiť tak zisk spoločnosti. Tento prístup má niekoľko problémov a to najmä: všetky trénovacie dátá musia byť uložené v pamäti alebo na disku, spracovanie a výpočtová náročnosť a vysporiadanie sa s trendami a zmenami v dátach. Nutnosť dátajúcej skôr zozbierať a uložiť, čo je dnes, kedy vznikajú milióny záznamov za deň, či hodinu, predstavuje rovnako veľký problém ako ich samotné následné spracovanie.

Pod pojmom spracovanie v reálnom čase myslíme spracovanie v takmer reálnom čase, tzv. jemné (angl. soft) spracovanie v reálnom čase. Jemné spracovanie v reálnom čase v porovnaní s mohutným (angl. hard) spracovaním nezaručuje spracovanie vzorky v stanovenom čase, pričom niektoré vzorky sa môžu omeškať alebo úplne vynechať (Stankovic and Zhao, 1988). Presné limity, do kedy sa spracovanie považuje za reálny čas závisí od problému. Niekde to môže predstavovať rádovo stotiny sekundy, v inej úlohe rádovo sekundu. V tejto práci budeme pracovať s pojmom spracovanie v reálnom čase chápajúcim ako jemné spracovanie v reálnom čase.

Pri dolovaní v prúde dát čelíme niekoľkým výzvam: objem, rýchlosť (frekvencia) a rozmanitosť. Veľký objem dát, ktoré vznikajú veľmi rýchlo je potrebné spracovať v ohraničenom časovom intervale, často v reálnom čase. Pričom sa objem dát neustále zväčšuje, potenciálne narastá až do nekonečna. Identifikovali sme niekoľko najviac zasiahnutých oblastí, ktoré sú zdrojmi týchto dát: počítačové siete, sociálne siete, Webové stránky (sledovanie správania použí-

vateľa na stránke) a Internet Vecí (angl. Internet of Things). Na informácie generované z takýchto zdrojov sa často pozerať ako na neohraničené a potenciálne nekonečné prúdy údajov.

Spracovanie, analýza a dolovanie v týchto prúdoch je komplexná úloha. Pre aplikácie je kritické spracovať údaje s nízkou odozvou, pričom riešenie musí byť presné, škálovateľné a odolné voči chybám. Nakoľko sú prúdy neohraničené vo veľkosti a potenciálne nekonečné, môžeme spracovať len ohraničený interval prúdu. Potom hovoríme, že dátá musia byť spracované tak ako vznikajú. Tradičné metódy a princípy pre spracovanie statickej kolekcie údajov nie sú postačujúce na takéto úlohy (Krempl et al., 2014; Han et al., 2011). Za tradičné metódy považujeme také, ktoré potrebujú najprv všetky dátá zozbierať a potom nad vytvorenou dátovou kolekciou aplikujú metódy dolovania dát. Programovacie paradigmy ako MapReduce, na ktorých sú založené programovacie rámce ako napríklad Apache Spark¹, umožnili distribuované spracovanie veľkých objemov dát v akceptovateľnom čase. Problémom stále ostáva neustály nárast objemu dát, ktorý nie je ohraničený, a spracovanie v reálnom čase. Adaptácia na zmeny tiež často nie je zohľadená v týchto metódach. Zmeny môžu byť rôzneho charakteru, napríklad náhle alebo postupné, či opakované.

Cieľom našej práce je analýza súčasných metód pre spracovanie a analýzu prúdu údajov a následné aplikovanie vybranej metódy vo zvolenej doméne. Kladieme pritom dôraz na implementáciu vizualizácie modelu s cieľom uľahčiť pochopenie a interpretáciu výsledkov. Keďže neexistujú práce, ktoré sa priamo venujú a vyhodnocujú vizualizácie modelov nad prúdmi dát, rozhodli sme sa aplikovať vizualizáciu pre algoritmus rozhodovacích stromov, ktoré sa učia v reálnom čase. Súčasťou práce je tiež návrh architektúry a prototyp implementácie potrebnej pre aplikovanie spomenutej metódy spolu s vizualizáciou.

V prvej časti práci sa venujeme detailnej analýze rôznych analytických úloh nad prúdmi dát. Spolu s každou úlohou analyzujeme tiež metódy a algoritmy, ktoré sú vhodné pre riešenie danej úlohy. Jednou z týchto úloh je napríklad klasifikácia, ktorej venujeme najväčšiu pozornosť. Druhá kapitola hovorí o probléme interpretácie a vysvetlenia výsledkov používateľovi. V tretej kapitole analyzujeme existujúce nástroje pre analýzu a spracovanie prúdov dát. Niektoré z týchto nástrojov do malej miery poskytujú možnosti vizualizácie modelu, lenže často len výsledného modelu. V štvrtej kapitole navrhujeme a popisu-

¹<http://spark.apache.org/>

jeme implementáciu metódy rozhodovacích stromov, potrebnej architektúry a vizualizácie. V poslednej kapitole vyhodnocujeme kvantitatívne a kvalitatívne nami navrhnutú metódu.

2. Analytické úlohy nad prúdom dát

Spracovanie, analýza a dolovanie dát predstavuje vo všeobecnosti výzvu. Zvláštnu pozornosť si tieto úlohy vyžadujú pri spracovaní, analýze a dolovaní z prúdu udalostí. Prúd udalostí je často nazývaný *prúd dát alebo údajov*, či len skrátene *prúd*. V tomto texte budeme pre jednoduchosť používať najmä termín *prúd* a *prúd dát*. Avšak v literatúre sa môžu vyskytnúť aj terminy ako *prúd udalostí, sekvencia udalostí, či elementov*, pričom všetky termíny majú v tomto teste rovnaký význam.

Definícia 2.0.1 *Prúd je potenciálne nekonečná sekvencia elementov (Tran et al., 2014).*

$$S = \{(X_1, T_1), \dots, (X_j, T_j), \dots\}$$

Kde každý element je pári (X_j, T_j) kde X_j je d -dimenzionálny vektor $X_j = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ prichádzajúci v čase T_j . T_j je často nazývaný aj časová pečiatka, existujú dva typy časovej pečiatky: explicitná je generovaná keď dát dorazia, implicitná je priradená vektoru v čase ich vzniku.

Takmer každé odvetvie, napríklad telekomunikačné siete alebo predajné reťazce, je dnes zdroj, masívnych objemov dát. Vzhľadom na ich veľký objem analytici a doménoví experti často strácajú možnosť dolovať v celej sade dát. Zvykom preto býva použiť distribuované paradigmy a umožniť tak dolovanie v celej kolekcii dát, čo je ale náročné na vývoj a čas spracovania. Stáva sa preto častým zvykom, že sa vyberie reprezentatívna vzorka, ktorej spracovanie predstavuje menšiu časovú a pamäťovú výzvu. Pri pamäťovej a výpočtovej náročnosti hovoríme o hardvérových limitoch počítača, pričom ak hovoríme o časovej náročnosti hovoríme o limitovanom čase doménového experta (čakanie na výsledok analýzy) (Hulten et al., 2001). Predpokladajme, že bude pre doménového experta vysokým prínosom možnosť vykonávať analýzy nad prúdom v reálnom čase. Výstupy z takejto analýzy sú na rôznej granularite a

úrovni, pričom môžu byť neskôr použité na ďalšie spracovanie alebo na priame prezentovanie výsledkov.

Analýza a spracovanie prúdov dát pridáva viaceré otvorené výzvy a možnosti pre výskum (Krempl et al., 2014):

- *Ochrana súkromia a dôvernosti* pri analýze a dolovaní v prúde dát. Hlavným cieľom je vyvinúť metódy a techniky odhaľujúce informácie a vzory, ktoré by znížili dôveryhodnosť a povinnosti ochrania súkromia. Dve hlavné výzvy pri analýze a dolovaní v prúdoch dát sú: *vysporiadanie sa s neúplnými dátami* a *uchovanie zmien* (angl. *concept drift*) v prúde dát. Neúplné dáta môžu začať prichádzať zámerne, napríklad po útoku na počítačovú siet. Zmeny v distribúcií dát môžu opäť podobne nastať po útoku na siet. Pre vysporiadanie sa s podobnými javmi je často do prúdu dát zámerne pridávaný šum, čo je do istej miery v rozpore s problémom predspracovania dát.
- *Predspracovanie* dát je dôležitou súčasťou každej reálnej aplikácie, najmä tých pre analýzu dát. Zatiaľ čo pri tradičnej analýze dát je predspracovanie vykonané jednorázovo, zvyčajne doménovým expertom, ktorý rozumie dátam. Pri prúde dát toto nie je prijateľné, pretože dáta nepretržite prichádzajú. Okrem niekoľkých štúdií (Zliobaite and Gabrys, 2014; Anagnostopoulos et al., 2008) tejto problematike nebola venovaná toľká pozornosť ako pri tradičnom spracovaní a analýze dát. Hlavné výzvy, ktorým treba čeliť pri predspracovaní prúdu dát sú: *šum v dátach*, *hodnoty mimo väčšinu* (angl. *outliers*) a *adaptívny vzorky*.
- *Načasovanie a dostupnosť informácie*, väčšina algoritmov robí jednoduchý predpoklad, že prijatá informácia je kompletná, ihneď dostupná, prijatá pasívne a zadarmo. Viaceré výzvy spojené s načasovaním a dostupnosťou informácie sú formulované a nepreskúmané: *spracovanie nekompletívnych dát*, *vysporiadanie sa so skreslenou* (angl. *skewed*) *distribúciou* dát a *spracovanie oneskorených dát*.
- *Dolovanie entít a udalostí* kde entity sú vytvorené z viacerých inštancií prúdu dát a vytvárajú tak štruktúrované informácie (napr. agregácie). Tieto entity môžu byť niekedy spojené s výskytom udalostí resp. v prúde dát. Príkladom takejto udalosti môže byť zhľuk správ o zemestrasení na sociálnej sieti Twitter.

- *Evaluácia algoritmov pre prúdy dát* predstavuje úplne novú výzvu v porovnaní s tradičnými metódami. Pri evaluácií v prúde dát sa musíme vyšporiadať s problémami ako: *zmeny (angl. concept drift, limitovaný čas pre spracovanie vzorky, vyvíjajúce sa skreslenie tried dát, či oneskorenie overenia)*. Tejto problematike sa v poslednej dobe venuje vyššia pozornosť, ako napríklad pre evaluáciu klasifikátorov nad prúdmi dát (Bifet et al., 2015).
- *Špecializované, reaktívne a jednoduché modely* na pochopenie pre doménového experta. Tieto tri výzvy v sebe ukrývajú potrebu pre minimálizáciu závislosti na nastavení parametrov metódy, kombinácia online a offline modelov a riešenie správného problému (zmeny v prúdoch).

Model prúdu dát môže byť jeden z nasledujúcich: *model časových radov, pokladničný model* a model *turniketu*. Podľa modelu prúdu dát existujú príslušné algoritmy, ktoré boli vytvorené pre daný model (Tran et al., 2014). Majme prúd dát a_1, a_2, \dots , ktorý prichádza sekvenčne za sebou a popisuje sledovaný signál A . V modeli časových radov každá vzorka a_i sa rovná $A[i]$ pričom vzorky prichádzajú v vzostupnom poradí. Tento model je vhodný pre prúdy dát, ktoré nesú v sebe časovú postupnosť alebo je ich poradie určované časovou pečiatkou (Muthukrishnan, 2005). Pri pokladničnom modeli môžeme považovať množinu $U = 1, 2, \dots, n$, kde n je počet vzoriek z prúdu, za element z prúdu dát. Ak uvažujeme sekvenčiu 2, 1, 2, 5 ako príklad, potom hovoríme o pokladničnom modeli. Tento model je často používaný v praxi, napríklad v prípadoch kde sled IP adres pristupuje na Web server (Ikonomovska and Zelke, 2013; Muthukrishnan, 2005). Model turniketu je veľmi podobný pokladničnému modelu. Rozdiel je v tom, že vzorka môže predstavovať aj zápornú hodnotu - analógia z reálneho sveta kedy niektorí ľudia prichádzajú a vychádzajú turniketom, počet ľudi sa mení (napr. na zjazdovke) (Ikonomovska and Zelke, 2013; Muthukrishnan, 2005). Špeciálny striktný prípad turniketu je v prípade, ak celková hodnota modelu je $A \geq 0$.

Predspracovanie prúdu je neodmysliteľným krokom v aplikáciach reálneho sveta a často časovo najnáročnejšou úlohou pre každého analytika. Nakoľko dáta prichádzajú z nehomogénneho sveta, môžu byť zašumené, nekompletné, duplicitné alebo často obsahovať hodnoty, ktoré sa značne líšia od ostatných. Predspracovanie prúdu údajov je potrebné čo najviac automatizovať.

Existuje niekoľko známych metód a techník, ktoré sú používané pri predspracovaní a tiež pri redukcii dimenziality prúdov dát (Krempl et al., 2014; Nguyen et al., 2015):

- *Vzorkovanie*, napríklad použitím symbolickej reprezentácie časových radov v prúde dát. Takáto reprezentácia nám umožňuje redukciu veľkosti prenášaných dát. Táto technika pozostáva z dvoch hlavných krokov, approximácia po častiach a následná transformácia výsledku do diskrétnych veličín (Sevcech and Bielikova, 2015).
- *Zahadzovania potenciálne nepotrebných vzoriek*, ak je spracujúci proces príliš zaťažený. Tu môže nastať problém, že práve zahodená vzorka bola dôležitá (zmena v dátach).
- *Agregácia* údajov môže značne znížiť objem dát, ale môže spôsobiť problém pri potrebe pohľadu do minulosti a pôvodné dát, z ktorých vznikla. Jednou z metód, ktorá sa používa na výpočet dopytovaných aggregácií nad prúdom dát, je vytváranie malých sumárov z n vzoriek prúdu. Tieto náhodne veľké sumári sú použité pre výpočet agregácie Dobra et al. (2002).
- *Aproximačné algoritmy* a ich použitie má za následok podstatné zrýchlenie spracovania a analýzy prúdov za predpokladu istej chybovosti. Chybovosť je zvačsa ohraničená.
- *Posuvné okno*, tento prístup vznikol s potrebou analýzy definovaného časového okna z prúdiacich údajov. Výstup je teda závislý na zvolenej veľkosti okna. Problém pri tomto prístupe je práve správne nastavenie veľkosti okna tak aby sme vedeli zohľadniť zmeny v prúde dát.

Ohraničenia ktoré je potrebné aby spĺňali algoritmy pre dolovanie z prúdov dát (angl. data stream mining) (Babcock et al., 2002; Nguyen et al., 2015; Wadewale and Desai, 2015):

- *Jeden priechod cez dátu* (angl. single-pass). Narozenie od tradičných metód kde je možné dátu prečítať viac krát, pretože sú dátu dostupné na disku. Pri dolovaní v prúde dát nové vzorky prichádzajú kontinálne a musíme preto každú vzorku spracovať práve raz v momente keď príde.

- *Odpoveď v reálnom čase* v zmysle, že vytvorený model je pripravený kekyoľvek (angl. anytime real-time respesne) napríklad predikovať triedy nových vzoriek.
- K dispozícii máme len *ohraničenú pamäť*. Toto obmedzenie súvisí s povahou prúdou dát a to, že prúdy predstavujú potenciálne nekonečné zdroje dát.
- *Detekcia zmien* (angl. concept-drift detection) je nevyhnutná v situácii keď sa v dátach objavia nové vzory, ktoré sa menia v čase.

Spracovanie, dolovanie a analýza dát zo statických kolekcií dát bola študovaná niekoľko dekád. Zvýšenú pozornosť začala odborná verejnosť venovať pri aplikovaní týchto úloh na prúdy dát. Niektorým z týchto úloh sa venujeme podrobne v nasledujúcich podkapitolách:

- *Zhlukovanie*, existuje niekoľko výskumov, ktoré sa venovali špeciálne klastrovaniu implementovaním napríklad k-mediánu a inkrementálnych algoritmov. Zhlukovanie je úloha učenia bez učiteľa.
- *Klasifikácia* predstavuje úlohu učenia s učiteľom, znamená to, že na vstupe očakávame označkovany prúd dát. Táto úloha je dlho skúmaná s použitím mnohých metód, napríklad neurónových sieti, či rozhodovacích stromov.
- *Hľadanie frekventovaných vzorov*, použitím posuvných okien a inkrementálnych algoritmov na detekciu vzorov v prúde. Príkladom tejto úlohy môže byť napríklad hľadanie trendov v prúde dát alebo analýza nákupného košíka v doméne internetového obchodu.

Evaluácia a vyhodnotenie modelov vytvorených nad prúdmi dát je základná a dôležitá úloha pre meranie kvality modelu. Toto so sebou prináša výzvy, pretože prúdy dát sú potenciálne nekončné, evaluáciu modelov je potrebné vykonávať online zatiaľ čo dátá často vytvárajú problémy, napríklad nerovnomerné rozdelenie tried v prúde dát. Potom, tradičné techniky evaluácie známe z dávkových algoritmov pre analýzu dát, nie sú použiteľné pre evaluáciu prúdov dát. Bifet et al. (2015) hovoria o troch hlavných mylných prístupoch k evaluácii prúdu dát:

- *McNemarov test* a jeho použitie na štatistické rozlíšenie kvality dvoch klasifikátorov. Aj napriek štatisticky signifantnému rozdielu medzi klasifikátormi tento test nie je vhodný pre prúdy dát, pretože aj keď je model vytvorený rovnakým algoritmom, väčšina algoritmov je inicializovaná alebo používa nejakú náhodnú zložku. To môže viesť k zavádzajúcim výsledkom pri použití tohto testu.
- *Rozdeľovanie množiny dát* do trénovacej a testovacej množiny vedie k nemôžnosti rozoznať rýchlosť učenia rôznych klasifikátorov. Je to z dôvodu, že v dátach sa môžu objavovať napríklad zmeny, ktoré budu skreslené rozdeľovaním alebo vzorkovaním dát.
- *Väčšina tried v posuvnom okne* môže spôsobiť pozitívne k štatistiky a tiež pozitívne výsledky harmonického priemeru pre niektoré periody prúdu dát.

Bifet et al. (2015) odporúčajú použitie nasledujúcich metód pre evaluáciu v kontexte prúdov dát: *Najprv testuj-potom-trénuj* (angl. Test-Then-Train alebo tiež Prequential) spočíva v myšlienke, že každá vzorka z prúdu dát je použitá najprv na testovanie a potom na trénovanie modelu. Keďže modely vytvorené nad prúdmi dát by mali byť schopné poskytnúť predikcie okamžite a v reálnom čase, tento prístup by nemal výrazne ovplyvniť výkon metódy. Obmenou tohto prístupu môže byť evaluácia na nejakom posuvnom okne, ktoré môže byť vyberané napríklad algoritmom *ADWIN*.

2.1 Dopyty nad prúdom dát

Vyhodnocovaniu dopytov nad statickou kolekciou dát bola v minulosti venovaná značná pozornosť, ak však hovoríme o prúdoch dát dopyty musia byť vyhodnocované kontinuálne (Babu and Widom, 2001; Babcock et al., 2002). Vzniká teda nová paradigma pre interakciu s dynamicky sa meniacimi dátami, ktorú nazývame kontinuálne dopyty (angl. continuous queries) (Babu and Widom, 2001). Výsledky kontinuálnych dopytov sú produkované dynamicky v čase vzniku nových dát. Príkladom použitia takýchto dopytov je napríklad sledovanie vývoja akcií burzy. Problém môže nastať pri jednorázových dopytoch, ktoré obsahujú agregačné funkcie. Pri tradičnom spracovaní dát kde sú všetky dáta uložené ako statická kolekcia, je dopyt vykonaný nad celou kolek-

ciou. V prípade kontinuálneho dopytu je problém získať predchádzajúce dátu za predpokladu, že dátu niesú ukladané. Môžu potom nastať dva scenáre:

1. agregačná funkcia je prepočítaná nad kolekciou dát, za predpokladu, že boli historické dátu ukladané.
2. agregačná funkcia je počítaná od momentu zadanie dopytu.

Kontinuálne dopytovanie do prúdu dát nesie so sebou nieľko výziev (Babcock et al., 2002):

- *Limitované pamäťové prostriedky* na algoritmy spracujúce dopyty, pretože prúd dát predstavuje potenciálne nekonečný prúd udalostí.
- *Približné odpovede na dopyty* sú niekedy postačujúce za predpokladu, že odpoveď je dostatočne rýchla a používateľ rozumie v akej presnosti mu bola odpoveď poskytnutá. Techniky pre redukciu dimenzionality a objemu dát zahŕňajú napríklad: histogramy, náhodné vzorkovanie, symbolické vzorkovanie apod.
- *Dopytovací jazyk* by mal byť podobný štandardu jazyka SQL. Jazyk SQL je známy deklaratívny jazyk, je široko používaný so zavedením štandardom, ktorý poskytuje flexibilitu a optimálnu evaluáciu dopytu a vykonanie nad prúdom, či datasetom.

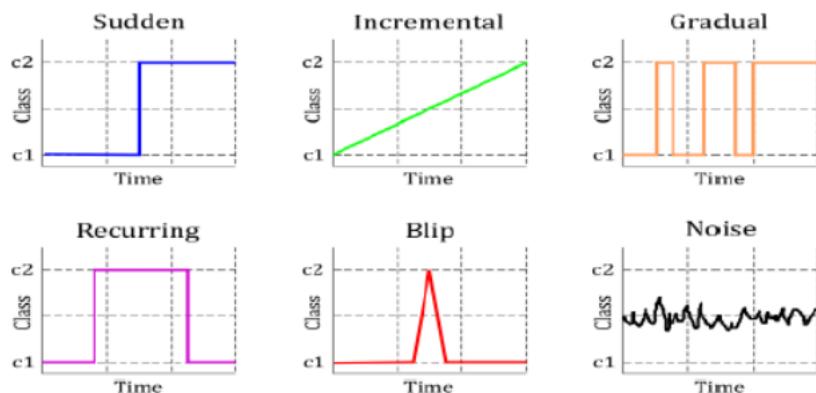
Výskumné práce sa tiež venovali adaptívnym kontinuálnym dopytom nad prúdmi dát. Bolo ukázané, že takýto prístup môže mať značný prínos v oblasti výkonnosti systému vďaka jeho schopnosti adaptácie na zmeny v prúde dát. Tieto vlastnosti sú dosiahnuté aplikovaním zoskupovania indexov filtrov na priebežný výber predikátov (Madden et al., 2002).

Ďalší priestor na zlepšenie výkonnosti kontinuálnych dopytov nad prúdmi dát predstavujú adaptívne filtre. Pri dopytovaní sa takmer vždy vykonáva filtrovanie dát v nejakej podobe. Tento krok filtrovania je obvykle implementovaný v systéme na spracovanie dopytov. Pre zvýšenie výkonnosti dopytov je preto možné tieto filtre presunúť priamo do zdrojov dát. Ukázalo sa, že takýto prístup môže mať pozitívny dopad na výkonnosť (Olston et al., 2003). Tento prístup prinesie najmä redukciu prenášaných dát výmenou za ich nepresnosť. Problémom tejto techniky je, že je aplikovateľná len v prostredí, ktoré máme plne pod kontrolou a vieme zasahovať do všetkých jeho súčastí. Príkladom

môže byť organizácia CERN¹ kde jeden z hlavných experimentov ATLAS produkuje Petabajty dát počas jedného experimentu. Takého množstvo dát by nebolo možné ukladať a následne analyzovať, preto sú aplikované filtre v každom zdroji dát (napr. rôzne fyzikálne senzory).

2.2 Detekcia zmien

Detekcia zmien (angl. concept drift) zohráva, v dnešnom rýchlo sa meniacom svete, dôležitú úlohu. Zmeny nastávajú veľmi rýchlo a nečakane. Preto stúpa potreba detektie zmeny a následná správna reakcia, ktorá vyplynie z detektovanej zmeny. Na to aby sme boli schopní na tieto zmeny adekvátnie reagovať je potrebné dátá spracovať tak ako vznikajú a pozerať sa na ne ako na prúd udalostí. Tradičné metódy pre paralelné spracovanie uvažujú len statickú kolekciu dát (Tran et al., 2014). Existuje niekoľko typov zmien, ktoré môžu nastáť v prúde dát (Wadewale and Desai, 2015): *náhla* (angl. sudden), *inkrementálna*, *graduálna*, *opakujúca*, *impulzívna* a *šum*. Spomenuté zmeny sú zobrazené na obrázku 2.2. Detekcia zmeny predstavuje proces identifikácie zmeny aktuál-



Obrázok 2.1: Typy zmien (angl. concept drift) (Wadewale and Desai, 2015).

neho stavu modelu voči predchádzajúcemu. Na tento model sa pozéráme v rôznom čase. Dôležitý rozdiel medzi zmenou a rozdielom je, že zmena hovorí o prechode modelu do iného stavu, zatiaľ čo rozdiel znamená nepodobnosť v atribútoch dvoch modelov. V kontexte prúdu, detekovanie zmeny je proces segmentácie prúdu udalostí do rôznych segmentov a identifikovanie miest kde

¹Európska organizácia pre jadrový výskum

sa zmení dynamika prúdu (Ross et al., 2009). Metóda pre detekciu zmien musí riešiť nasledujúce úlohy (Tran et al., 2014):

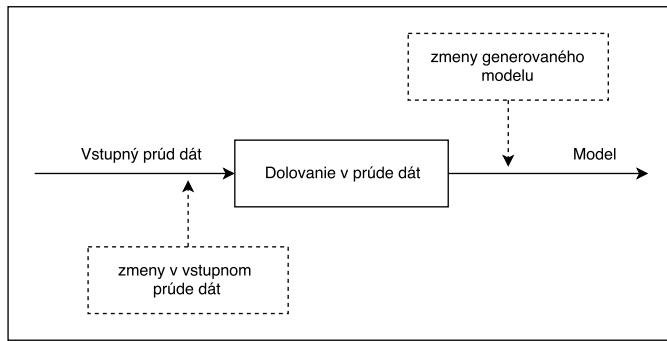
- *detekcia zmeny* znamená správnu identifikáciu zmeny,
- *lokálizácia zmeny* hovorí o identifikovaní momentu kedy zmena nastala.

Týmto úlohám je potrebné venovať dostatočnú pozornosť, pretože zmeny môžu byť falošné alebo dočasné čo so sebou prináša problém lokalizácie danej zmeny. Ďalší rozdiel, ktorý je potrebné zadefinovať, je medzi rozdielom detekovanou zmenou (angl. concept drift). Detekcia concept drift-u sa sústredí na označkované dátá, zatiaľ čo detekcia zmeny pracuje s označkovanými rovnako ako s neoznačkovanými dátami. Označkované dátá pre detekciu concept drift-u sú dôležité, pretože nás zaujíma skutočný význam a hodnota pozorovaní. Naopak pri detekcii zmien, niekedy môže byť postačujúce sledovať zmenu v distribúcií dát alebo početnosti. V praxi sa ale ukázalo, že aj detektory, ktoré sú do istej miery založené na sledovaní zmeny distribúcie dát dokážu úspešne detektovať concept-drift.

Metódy pre detekovanie zmien môžme klasifikovať do nasledujúcich prístupov (Liu et al., 2010): *metódy založené na stave*, *metódy sledujúce trend* a *prahové metódy*. Algoritmus pre detekciu zmien by mal splňať aspoň nasledovné požiadavky: *presnosť*, *rýchlosť* a *odpoved v reálnom čase*. Algoritmus by tiež mal detektovať čo najmenej chybných zmien a čo najviac správnych presných miest zmeny. Algoritmy by mali byť prispôsobené reálnemu prostrediu a spracovaniu prúdov vysokých objemov a rýchlosťí. Na obrázku 2.2 je zobrazený všeobecný diagram pre detekciu zmeny v prúde udalostí.

Pre detekciu zmeny v prúdoch dát bolo vyvinutých niekoľko techník a metód. Niektoré z nich nižšie podrobnejšie popisujeme.

Charakteristika dát metódy pre detekciu zmien môžu byť klasifikované na základe charakteru dát, s ktorými pracujú. Najčastejšie môžme prúdy klasifikovať do kategorických (n-tice, množiny) alebo numerických prúdov. Ak hovoríme o kategorických prúdoch, dátá obsiahnuté v prúde majú kategorický charakter, napríklad rôzny výrobcovia áut: $x \in \{Volvo, Toyota\}$. Pri numerických prúdoch dátá predstavujú numerické hodnoty $x \in \mathbb{R}$. Pre každý takýto prúd boli vyvinuté príslušné algoritmy. Problém nastáva pri aplikáciach s dátami reálneho sveta kde prúdy obsahujú numerické aj kategorické dátá. V takýchto



Obrázok 2.2: Všeobecný diagram zobrazujúci detekciu zmeny v prúde udalostí (Tran et al., 2014). Komponent, ktorý slúži na dolovanie v prúde dát, implementuje detektory zmien. Podľa výstupov týchto detektorov sa výsledný model adaptuje a zohľadňuje zmeny na vstupe.

situáciach má zmysel dáta rozdeliť rovnomenných skupín obsahujúce dáta rovnakého typu. Na tieto skupiny sú následne použité príslušné algoritmy. Prúdy dát sa ďalej môžu klasifikovať do označkovaných a neoznačkovaných prúdov. Neoznačkované prúdy obsahujú dáta, ktoré niesú zaradené do žiadnej triedy. Naopak označkované prúdy nesú v sebe informáciu o tom, do ktorej triedy patrí vybraný element. Ako príklad takéhoto prúdu môžme uvažovať nákupy internetového obchodu. Rôzny charakter prúdu predstavuje rôzne zmeny a prístup na ich riešenie pri detekcii zmien v prúde (Tran et al., 2014).

Metóda pre detekciu zmeny V skratke DDM z anglického Drift Detection Method. Táto metóda sa zaoberá detekciou zmeny modelu. Majme prúd dát (x_i, y_i) kde x_i predstavuje atribúty a y_i triedu vzorky. Model sa potom snaží predikovať skutočnú triedu $y_i + 1$ novej vzorky. Gama a spol. založili DDM na fakte, že každá iterácia klasifikátora predikuje triedu vzorky. Klasifikátor je binárny, takže trieda môže byť len *pravda* alebo *nepravda*. Potom, pre množinu vzoriek, chyba predstavuje náhodnú premennú z Bernoulliho pokusov (angl. Bernoulli trials). Vďaka tomu môžeme chybu modelovať s bínomickým rozdelením. Nech p je pravdepodobnosť zlej predikcie a s_i je štandardná odchýlka vypočítaná nasledovne:

$$s_i = \sqrt{\frac{p_i(1-p_i)}{i}}$$

Pre každú vzorku z prúdu sú udržiavané dve premenné, p_{min} a s_{min} . Ich hodnoty sú použité na výpočet varovnej hodnoty, ktorá slúži na definovanie optimálnej velkosti kontextového okna. Kontextové okno si udržiava staré vzorky,

ktoré obsahujú nový kontext resp. zmenu, či posun pojmu, a minimálny počet elementov zo starého konextu. Ak sa následne zníži množstvo chybne predikovaných vzoriek, okno je zahodené ako zle identifikovaná zmena (false alarm). Naopak, ak je dosiahnutá dostatočná varovná úroveň, predtým naučený model je zahodený a vytvorený nový, ale iba zo vzoriek ktoré boli uložené do kontextového okna (Gama et al., 2004; Brzeziński, 2010).

Existuje tiež rozšírenie EDDM, ktoré je modifikáciou DDM. Tento algoritmus používa rovnakú techniku varovných alarmov, ale namiesto klasifikácie chyby používa metriku množstva rozdielnych chýb. EDDM metóda dosahuje lepšie výsledky pri postupných zmenách, ale je citlivejšia na hluk v dátach (Wadewale and Desai, 2015).

ADWIN je skratka pre algoritmus s názvom adaptívne posuvné okno (angl. adapting sliding window). Tento algoritmus je vhodný je prúdy s náhlymi zmenami. Algoritmus si udržiava okno W s najnovšími vzorkami. Okno W je automaticky zväčšované, ak nie je detekovaná žiadna výrazná zmena v prúde a naopak zmenšované, ak bola zmena detekovaná. Obmedzenie nárastu okna do nekonečna (žiadna zmena v prúde) je možné parametrom algoritmu, ktorý bude limitovať dĺžku okna W . ADWIN taktiež poskytuje ohraničenie výkonu na základe množstva falošne pozitívne a falošne negatívnych vzoriek (Wadewale and Desai, 2015). Základná verzia algoritmu ADWIN je vhodná pre 1-dimenzionálne dáta. Ak je potrebné detektovať zmeny pre viac-dimenzionálne dáta, potom sa vytvára paralelne niekoľko okien pre každú dimenziu dát (Brzeziński, 2010).

Existuje mnoho ďalších prístupov ako sa vysporiadať so zmenami v prúde, napríklad: exponenciálne váhovaný posuvný priemer, štatistické testovanie rovnomenného podielu, súborové (angl. ensemble) metódy. Popis všetkých metód je nad rámec tejto práce.

2.3 Detekcia anomálií

Detekcia anomálií (angl. anomaly detection) predstavuje proces identifikácie dát, ktoré sa význačne odchyľujú (angl. deviate) od historických vzorov (Hodge and Austin, 2004). Anomálie môžu spôsobovať chyby v meraní senzorov, nezvyčajné správanie systému alebo chyba pri prenose dát, či zámerné vytváranie anomálií v používateľmi generovanom obsahu. Takže detekcia anomálií má

veľa praktického použitia napríklad v aplikáciach, ktoré dohliadajú na kvalitu a kontrolu dát (Hill et al., 2007) alebo adaptívne monitorovanie sietí (Hill and Minsker, 2010). Tieto aplikácie často kladú požiadavku aby boli anomálie detekované v čase ich vzniku, teda v reálnom čase. Potom metódy pre detekciu anomálií musia byť rýchle vo vykonávaní a mať inkrementálny charakter.

V minulosti sa obvykle anomálie detekovali manuálne s pomocou vizualizačných nástrojov, ktoré doménovým expertom pomáhali v tejto úlohe. Manuálne metódy avšak zlyhávajú pri detekcii anomálií v reálnom čase. Výskumníci navrhli niekoľko metód, ktoré majú myšlienku v prístupoch strojového učenia sa a automatizovaného štatistického vyhodnocovania (Hill and Minsker, 2010): *minimálny objem elipsoidu, konvexný zvon, najbližší sused, zhľukovanie, klasifikácia neurónovou sieťou, klasifikácia metódou podporných vektorov a rozhodovacie stromy*. Tieto metódy sú pochopiteľne rýchlejšie než manuálna detekcia, avšak jeden význačný nedostatok, bez úpravy niesú vhodné pre prúdové spracovanie v reálnom čase. Existujú napríklad rozhodovacie stromy, ktoré si dokážu budovať model inkrementálne, avšak sa líšia od dobre známych algoritmov. Táto metóda je podrobne popísana ďalej v texte.

Dátovo riadená metóda (angl. data-driven), ktorú navrhli (Hill and Minsker, 2010), využíva dátovo riadený jednorozmerný autoregresívny model prúdu dát a predikčný interval (ďalej len PI) vypočítaný z posledných historických dát na identifikáciu anomálií v prúde. Dátovo riadený model časového radu je použitý, pretože je jednoduchší na implementáciu a použitie v porovnaní s ostatnými modelmi prúdov dát. Tento model tiež poskytuje rýchle a presné prognózy. Dáta sú potom klasifikované ako anomálie na základe toho, či sú spadnú do zvoleného intervalu PI. Metóda teda poskytuje principiálny rámec pre výber hraničného prahu kedy majú byť anomálie klasifikované. Výhoda metódy je, že nevyžaduje žiadne vzorky dát, ktoré sú vopred označkované alebo klasifikované. Je veľmi dobre škálovateľná na veľké objemy dát a vykonáva inkrementálne počítanie tak ako dáta vznikajú. Metóda pozostáva z nasledujúcich krokov so začiatkom v čase t :

1. použi model na predikciu o krok vpred (angl. one-step-ahead), ktorý má ako vstup $D^t = \{x_{t-q+1}, \dots, x_t\}$ q je rôzne meranie x v čase t a D^t je model predikcie. Tento model je použitý na predikovanie hodnoty \bar{x}_{t+1} ako očakávaná hodnota v čase $t+1$.
2. výpočet hornej a spodnej hranice kam by malo spadnúť pozorované me-

ranie s pravdepodobnosťou p .

3. porovnaj pozorovanie v čase $t+1$, či spadá do určeného intervalu. Ak spadne mimo interval, objekt je klasifikovaný ako anomália.
4. (a) pri stratégii metódy detekcie anomálií a zmiernenia (angl. anomaly detection and mitigation) ADAM, ak je pozorovaný objekt klasifikovaný ako anomália, modifikuj D^t odstránením x_{t-q+1} z konca pozorovaného okna a pridaním \bar{x}_{t+1} na začiatok okna, čím vytvoríme D^{t+1} .
(b) pri jednoduchej stratégii detekcie anomálií (angl. anomaly detection) AD, modifikuj D^t odstránením x_{t-q+1} z konca okna a pridaj x_{t+1} na začiatok okna čím vznikne D^{t+1} .
5. opakuj kroky 1-4

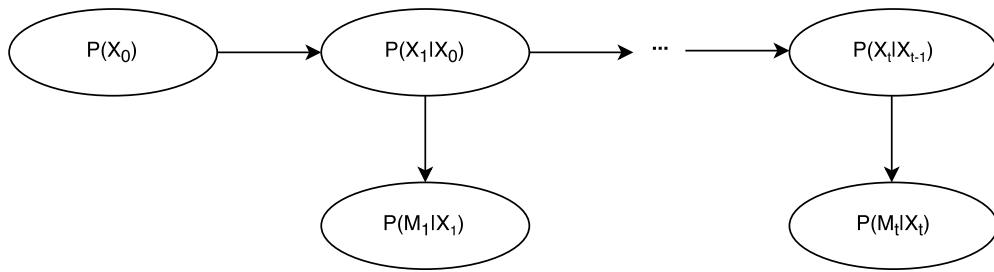
Metóda dynamických bayesových sietí (angl. Dynamic Bayesian Networks) (Hill et al., 2007) bola vytvorená pre detekciu anomálií v prúdoch zo senzorov, ktoré sú umiestnené v životnom prostredí. Bayesové siete predstavujú acyklický orientovaný graf, zobrazené na obrázku 2.3, v ktorom každý uzol obsahuje pravdepodobnosť informáciu v súvislosti k všetkým možným stavom, v ktorých sa môže premenná nachádzať. Táto informácia spolu s topológiou bayesovej siete, špecifikuje úplné spojenie distribúcie stavu premennej, pričom sada známych premených môže byť použitá na odvodenie hodnoty neznámych premených. Dynamické bayesové siete s topológiou, ktorá sa vyvýja v čase, pridáva nové stavové premenné pre lepšiu reprezentáciu stavu systému v aktuálnom čase t . Stavové premmné môžeme kategorizovať ako *neznáme*, ktoré predstavujú skutočný stav systému a *merané*, ktoré sú nedokonalé merania. Tieto premenné môžu byť naviac diskrétny alebo spojité. Nakoľko sa veľkosť siete zväčšuje s časom, vytváranie záverov použitím celej siete by bolo neefektívne a časovo náročné. Preto boli vyvinuté aproximačné algoritmy ako *Kalmanové filtrovanie* alebo *Rao-Blackwellized časticové filtrovanie*.

Hill et al. navrhli v (Hill et al., 2007) dve stratégie pre detekovanie anomálií v prúde dát:

- *Bayesov dôveryhodný interval* (angl. Bayesian credible interval - BCI), ktorý sleduje viacrozmernú gausovskú distribúciu lineárneho stavu pre-

mennej, ktorý korešponduje s neznámym stavom systému a jej meraným náprotivkom.

- *Maximálne posteriori meraný status* (angl. Maximum a posteriori measurement status - MAP-ms) používa komplexnejšiu dynamickú bayseovú sieť. Princíp je rovnaký ako pri BCI, pričom MAP-ms metóda je naviac rozšírená o status (napr. anomália áno/nie), ktorý je reprezentovaný distribúciou diskrétnej premennej každého merania senzoru.



Obrázok 2.3: Štruktúra dYNAMICKEJ bayseovej siete. Vektor X reprezentuje spojité zložky, neznáme alebo tiež nazývané skryté premenné systému a vektory M predstavujú spojité pozorované premenné v čase t (Hill et al., 2007).

2.4 Zhlukovanie

Zhlukovanie (angl. clustering) je proces zoskupovania objektov z dátovej množiny do zhlukov (angl. cluster) na základe črt objektov. Cieľom je vytvoriť zhluky, kde vrámci zhluku budú objekty čo najviac podobné a objekty medzi zhlukmi čo najviac odlišné. Podobne ako pri tradičných metódach pre zhlukovanie, aj metódy pre prúdy dát môžu byť rozdelené do piatich kategórií (Nguyen et al., 2015; Aggarwal, 2014): rozdeľovacie (angl. partitioning) metódy, hierarchické (angl. hierarchical) metódy, metódy založené na hustote (angl. density-based), metódy založené na mriežke (angl. grid-based) a metódy založené na modely (angl. model-based). Algoritmus potrebuje naviac kvantifikovať mieru podobnosti, či vzdialenosť zhlukov. Existujú štyri najpoužívanejšie spôsoby pre meranie vzdialenosť: minimálna vzdialenosť (angl. single-linkage), maximálna vzdialenosť (angl. complete-linkage), priemerná a stredná vzdialenosť. Spomenuté miery vzdialenosť sa v niektornej literatúre uvádzajú ako typy zhlukovania, pričom metrika vzdialenosť môže byť napríklad kosínusová podobnosť alebo euklidová vzdialenosť. V inej literatúre je naopak abstrahované

od týchto metrík a miery ako minimálna vzdialenosť sú považované za miery podobnosti zhlukov. Zhlukovanie je príklad *učenia bez učiteľa* (angl. unsupervised learning) narozeného od klasifikácie. Metódy zhlukovania sú často používané počas predspracovania dát napríklad s cieľom redukcie dimenzionality.

Rozdeľovacie metódy (angl. partitioning methods) rozdeľujú dátovú množinu o n objektoch do k partícii kde každá partícia predstavuje zhluk, pričom platí $k \leq n$. Parameter k je obvykle definovaný používateľom vopred. Najznámejšie tradičné metódy sú $k - means$ a $k - medians$. Existujú implementácie, ktoré upravujú $k - means$ tak aby bola použiteľná na prúdy dát. Všetky tieto implementácie spracujú prúd v malých dávkach, takže nie celkom spôsobom ako je vhodné spracovať prúdy dát (Gaber et al., 2005).

Jeden z prvých algoritmov, ktoré boli navrhnuté pre prúdy dát je *STREAM*, algoritmus je rozšírením algoritmu $k - medians$. Algoritmus používa techniku rozdeľuj a panuj (angl. divide-and-conquer) s cieľom vytvárania zhlukov inkrementálne. Účelová funkcia algoritmu *STREAM* je nasledovná:

$$SSQ(M, C) = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \leftarrow c_i} dist(x_j, c_i)$$

kde x je dátová vzorka a c reprezentuje zhluk (medián). Funkcia $dist$ je funkcia na meranie vzdialenosť medzi zhlukmi. Algoritmus avšak tiež spracováva dátu v malých dávkach. Na rozhodnutie o veľkosti dávky používa algoritmus *LOCALSEARCH*. *Metódy založené na hustote* vytvárajú profil hustoty dátovej množiny. Tento profil je následne použitý na zhlukovanie. Znamená to teda, že za zhluky považujeme miesta v priestore s vysokou hustotou objektov. Výhodou tejto metódy je, že dokáže objaviť v dátach aj neobvyklé tvary zhlukov. Najznámejšie implementácie sú *DBSCAN* a *OPTICS*. Toto je všeobecná výhoda metód založených na hustote v porovnaní s rozdeľovacími metódami (Han et al., 2011).

Algoritmus *DenStream* je rozšírením algoritmu *DBSCAN*, ktorý je vhodný pre zhlukovanie prúdov dát. Tento algoritmus podobne ako *CluStream* algoritmus navrhnutý Aggarwalom (Aggarwal et al., 2003) vytvára mikro zhluky na zachytenie informácie o prúde dát. Mikro zhluky sú kontinálne aktualizované a udržiavané v kolekcii mikro zhlukov. Algoritmus používa oslabujúci model na zníženie váh elementov v čase. Vytvárané sú tri typy mikro zhlukov: základný, potenciálny a vyčnievajúci (angl. outlier). Algoritmus potom aplikuje

známy *DBSCAN* algoritmus na vytvorené mikro zhluky, pričom zhluk vzniká z viacerých mikro zhlukov, ktoré sú pokope (Nguyen et al., 2015).

Algoritmus *OPTICS – stream* je opäť rozšírenie algoritmu *OPTICS* (Ankerst et al., 1999). Podobne ako *DenStream* vytvára mikro zhluky a aplikuje oslabujúci model. Na vytvorenie finálnych zhlukov rovnako používa pôvodný algoritmus *OPTICS* z vytvorených mikro zhlukov.

Metódy založené na modeloch sa snažia optimalizovať podobnosť medzi dátami a statickými modelmi. Známe tradičné metódy sú napríklad *Expectation – Maximization(EM)* a *Self – OrganizingMap(SOM)*. EM je jemná (angl. soft) metóda pre zhlukovanie, SOM je metóda neurónových sietí.

SWEM je algoritmus rozšírený z EM algoritmu. Tento algoritmus používa posuvné okno. Každý mikro komponent je reprezentovaný n-ticou (váha, priemer, kovariančná matica). Najprv je aplikovaný algoritmus EM na získanie konvergujúcich parametrov, následne používa získané parametre ako inicializačné hodnoty pre vytvorenie modelu. SWEM tiež aplikuje oslabujúci model na expiráciu sumarizačných štatistik mikro komponentov (Nguyen et al., 2015).

Ďalším algoritmom, ktorý vytvára statický model je *GCPSOM*, ktorý je hybridným algoritmom vytvorený z *GSOM* a *CPSOM*. Algoritmus GSOM je vyvíjajúci sa SOM kde nie je potrebné vopred definovať veľkosť mapy. Mapa GSOM dynamicky rastie podľa hodnoty akumulovaných chýb. CPSOM je bunkový pravdepodobnostný SOM, ktorý používa oslabujúce okno s cieľom redukcie váh neurónov. Teda, GCPSOM má schopnosť dynamického rastu mapy črt pre zhlukovanie prúdov dát a udržiavať zhluky tak ako sa prúd vyvíja v čase (Nguyen et al., 2015).

Hierarchické metódy Hierarchické metódy zoskupujú dátové objekty do zhlukov hierarchických stromov. Tieto metódy ďalej rozdeľujeme na agglomeratívne a rozdeľovacie kde dekompozícia hierarchií je formovaná zdola nahor spájaním alebo zhora nadol rozdeľovaním. Tradičné metódy sú napríklad BIRCH, CURE alebo ROCK. Metóda CluStream je použiteľná pre prúdu dát pričom rozširuje tradičnú metódu BIRCH. CluStream používa mikro zhluky pre získanie súmárnych informácií o prúde dát. Mikro zhluky sú definované ako rozšírenie funkčných vektorov metódy BIRCH s pridanou časovou zložkou. CluStream si udržuje množinu mikro zhlukov, ak je vytvorený nový mikro zhluk, iný ktorý je outlier je odstránený alebo sú dva podobné mikro zhluky spojené do jedného. Tento algoritmus tiež analyzuje vývoj mikro zhlukov s cieľom odhaliť zmeny

v prúde dát (Nguyen et al., 2015). Algoritmus HPStream je rozšírením algoritmu CluStream, ktorý adresuje problém zhlukovania vysoko dimenzionálnych dát. Tento algoritmus sa vysporiadáva s takýmito dátami projekčnou technikou pre výber najlepšieho atribútu pre zhluky. SWClustering je algoritmus, ktorý rieši problém postupnej degradácie algoritmu CluStream, ak beží dlhú dobu. SWClustering vytvára dočasný zhluk črt pre posuvné okno. Následne je použitý exponenciálny histogram črt zhlukov pre identifikáciu zmien v prúde dát. Tento algoritmus tiež dosahuje lepšiu časovú a pamäťovú efektivitu ako CluStream (Han et al., 2011).

Metódy založené na mriežke rozdeľujú priestor na multi-dimenzionálnu mriežku. Mriežka môže obsahovať veľa buniek, pričom každá môže obsahovať svoj podpriestor a naviac si udržuje sumárne informácie o dátach v podpriestore bunky. Zhluky sú potom identifikované hustými oblastami v okolí buniek. Známy algoritmus pre zhlukovanie prúdov dát podľa mriežky je CellTree (Han et al., 2011). Algoritmus je inicializovaný rozdelením priestoru do množiny rovnako veľkých buniek. CellTree bol rozšírený na lepšiu verziu Cell*Tree, ktorý používa algoritmus BTree na ukladanie informácií o zhlukoch. Cell*Tree tiež aplikuje starnúci model na zvýraznenie poslednej zmeny v prúde dát.

Pre každú z kategórii metód používaných pri úlohe zhlukovania existuje niekoľko algoritmov, ktoré sú použiteľné pre prúdy dát. Väčšina spomenutých metód vznikla z obdobných metód pre dávkové spracovanie.

2.5 Klasifikácia

Klasifikácia je proces hľadania všeobecného modelu, ktorý je vytvorený na základe predchádzajúcich pozorovaní. Tieto pozorovania resp. prúd dát musí obsahovať označkovane dátá, klasifikácia predstavuje teda úlohu učenia s učiteľom. Vytvorený model je potom použitý na klasifikovanie nových dát. Proces klasifikácie pozostáva tradične z dvoch krokov: *učenie* a *trénovanie*. V kontexte klasifikácie prúdu dát je avšak učenie kontinuálne. Testovanie môže byť tiež kontinuálne, avšak to závisí od zvolenej metódy pre evaluáciu klasifikátora. Počas učenia sa snažíme podľa algoritmu vytvoriť klasifikačný model z trénovacích dát (trénovacia množina). Počas testovania je vytvorený model použitý na klasifikovanie neoznačkovaných dát z testovej množiny. Existujú viac dobre známych metód pre klasifikáciu: rozhodovacie stromy, nainvý Bayes,

neurónové siete alebo k-najbližších susedov (Nguyen et al., 2015). Niektoré z týchto metód sú v upravenej podobe vhodné na klasifikáciu prúdov dát, vybrané z nich sú detailnejšie popísané v tejto podkapitole. Základné podmienky použiteľnosti algoritmov pre klasifikáciu prúdu dát sú limitované: *ohraničený čas spracovania dát, ohraničená veľkosť použitej pamäte a okamžité použitie modelu.*

Problém klasifikácie je zvyčajne formálne definovaný nasledovne: nech A je trénovacia množina o N prvkoch vo forme (x, y) kde y predstavuje skutočnú triedu vzorky a x je vektor s d atribútmi. Každý atribút môže nadobúdať numerické alebo kategorické hodnoty. Cieľom je vytvoriť na základe trénovacej množiny model resp. funkciu $y = f(x)$, ktorá bude predikovať triedu y pre nové vzorky x (Domingos and Hulten, 2000). Jednou z metrík, ktoré sa snažíme optimalizovať pri vybraný klasifikátor môže byť napríklad presnosť alebo druhá odmocnina priemernej chyby.

Väčšina inkrementálnych metód používa vzorkovanie s cieľom zvýšiť presnosť klasifikátora (Aggarwal, 2014; Nguyen et al., 2015). Často je použitá technika zásobníkového vzorkovania (angl. Reservoir sampling), ktorá umožňuje zvýšiť efektivitu klasifikátora. Myšlienka je v udržiavaní malej kontinuálnej trénovacej vzorke dát. Klasifikačný algoritmus je potom kedykoľvek aplikovaný na vzorku s cieľom vytvorenia modelu (Aggarwal, 2014). Klasifikácia je problém *učenia s učiteľom* (angl. supervised learning) čo znamená, že pri trénovaní sú známe skutočné triedy dátových vzoriek.

Multinomiálny naivný Bayes je klasifikátor najčastejšie používaný na klasifikáciu dokumentov, ktorý obvykle poskytuje dobré výsledky aj čo sa týka presnosti výsledku aj rýchlosťi. Túto metódu je jednoduché aplikovať v kontexte prúdu dát, pretože je inkrementálna (Bifet and Frank, 2010). Multinomiálny naivný Bayes sa pozera na každé pozorovanie ako na zhluk slov. Pre každú triedu c , $P(w|c)$, pravdepodobnosť, že slovo w patrí do tejto triedy je odhadovaná z trénovacích dát jednoducho vypočítaním relatívnej početnosti každého slova v trénovacej sade pre danú triedu. Klasifikátor potrebuje naviac nepodmienenú pravdepodobnosť $P(c)$. Za predpokladu, že n_{wd} je počet výskytov slova w v dokumente d , pravdepodobnosť triedy c z testovacieho dokumentu je nasledovaná:

$$P(c|d) = \frac{P(c) \prod_{w \in d} P(w|c)^{n_{wd}}}{P(d)}$$

Kde $P(d)$ je normalizačný faktor. Aby sme sa vyhli problému kedy sa trieda nevyskytuje v datasete ani jeden krát, je bežné použiť Laplacovej korekcie a nahradenie nulových početností jednotkou, resp. inicializovať početnosť každej triedy na 1 namiesto 0. Gaussova aproximácia môže byť tiež použitá v klasifikátore naivný Bayes za predpokladu, že distribúcia dát je podobná normálnemu (tiež Gaussovo z angl. Gaussian) rozdeleniu. Dva parametre sú potrebné uloženie normálneho rozdelenia, priemer a štandardná odchýlka. V prúde dát je potrebný jeden parameter naviac, počet pozorovaných vzoriek. Táto metóda je pamäťovo nenáročná no nevýhodou je predpoklad normálneho rozdelenia vstupných dát (Salperwyck et al., 2015).

Stochastický gradientný zostup a metóda podporných strojov (angl. Stochastic Gradient Descent, SGD). Bifet a Frank v ich práci použili implementáciu tzv. vanilla stochastický gradientný zostup s pevnou rýchlosťou učenia, optimalizujúc stratu s L_2 penalizáciou. L_2 penalizácia je často používaná pri podporných vektorových strojoch (angl. Support Vector Machines, ďalej len SVM). Lineárny stroj, ktorý je často aplikovaný na problémy klasifikácie dokumentov, optimalizujeme funkciu straty nasledovne:

$$\frac{\lambda}{2} \|w\|^2 + \sum [1 - (yw + b)]_+$$

kde w je váhovaný vektor, b je sklon, λ regulačný parameter a označenie triedy y je z intervalu $\{+1, -1\}$.

SVM ukazujú dobré výsledky v mnohých úlohách a problémoch strojového učenia, ak je táto metóda použitá na statické datasety. Avšak, ich použitie v neupravenej forme je problematické na prúdy dát kvôli ich časovej zložitosti $O(N^3)$ a pamäťovej zložitosti $O(N^2)$, kde N je počet dátových vzoriek (Nguyen et al., 2015). Tsang a spol. navrhli metódu jadrových vektorových strojov (angl. Core Vector Machine, CVM), ktorá používa uzavretie minimálnou guľou (angl. Minimum Enclosing Ball - MEB, v 2D priestore tiež známe ako problém pokrycia minimálnou kružnicou) na redukciu časovej a pamäťovej zložitosti. Metóda StreamsSVM je rozšírením CVM a bola navrhnutá s ohľadom na spracovanie prúdov dát (Rai et al., 2009). StreamsSVM používa flexibilný

rádius MEB, ktorý sa mení podľa nových vzoriek z prúdu dát. Výsledky sa blížia k výsledkom z optimálneho algoritmu, avšak problém tejto metódy je neschopnosť vysporiadať sa so zmenami (angl. concept-drift) v prúde dát.

Rozhodovacie stromy (angl. Decision trees) sú častou metódou používanou na klasikáciu. Modely rozhodovacích stromov dosahujú v praxi vysokú presnosť zatiaľ čo model je jednoduchý na vysvetlenie (Jin and Agrawal, 2003; Hulten et al., 2001; Domingos and Hulten, 2000; Aggarwal, 2014). Existuje niekoľko škálovateľných metód pre rozhodovacie stromy, napríklad SLIQ, RainForest alebo BOAT (Aggarwal, 2014). Napriek tomu, že sú tieto metódy škálovateľné, nie sú navrhnuté a ani vhodné na použitie pre prúdy dát. Neskôr boli navrhnuté rodiny algoritmov ako ID3, ktoré boli síce navrhnuté aj s ohľadom na prúdy dát, ale problém je že neboli tak aby zohľadnili zmeny v modely. Rozhodovacie stromy predikujú resp. klasifikujú novú vzorku do triedy y podľa výsledkov testov v rozhodovacích uzloch a triedy v liste stromu do ktorého spadne vzorka.

Jedna z prvých metód, ktorá bola navrhnutá špecificky pre prúdy dát je *Hoeffdingov strom* (angl. Hoeffding tree, ďalej len HT). Je to najznámejšia implementácia rozhodovacích stromov v použití prúdového spracovania (Domingos and Hulten, 2000; Aggarwal, 2014; Nguyen et al., 2015). HT vyžaduje prečítanie každej novej vzorky z prúdu najviac jeden krát. Táto vlastnosť umožňuje použitie HT nad prúdmi dát s akceptovateľnou časovou a pamäťovou zložitosťou. Prečítané vzorky nie je potrebné ukladať na disk. HT využíva fakt, že malá vzorka dát je často postačujúca na výber optimálneho rozdelovacieho atribútu. Toto tvrdenie je matematicky podporené Hoeffdingovou mierou alebo súčtovou Chernoffovou mierou (Domingos and Hulten, 2000; Han et al., 2011). Rutkowski a spol. tvrdia, že stromy, ktoré používajú Hoeffdingovu mieru v skutočnosti používajú McDiarmidovu mieru a mali by sa tieto stromy nazývať McDiarmdove (Rutkowski et al., 2013). HT dosahujú sa vo všeobecnosti asymptoticky približujú kvalitou k tým, ktoré sú vytvorené metódou pre dávkové spracovanie (Hall et al., 2009).

Predpokladajme N nezávislých pozorovaní náhodnej premennej $r \in R$ kde r je metrika výberu atribútu. V prípade HT to môže byť napríklad informačný zisk (angl. information gain). Ak vypočítame priemer vzorky \bar{r} potom Hoeffdingova miera hovorí, že skutočný priemer r je aspoň $\bar{r} - \epsilon$ s pravdepodobnosťou $1 - \delta$.

Pričom δ je parameter definovaný používateľom a

$$\epsilon = \sqrt{\frac{R^2 \ln(1/\delta)}{2n}}$$

HT algoritmus používa Hoeffdingovu mieru na výber najmenšieho čísla N - počet vzoriek potrebných v uzle na výber rozdeľovacieho atribútu. Presnejšie, v každom uzle stromu maximalizujeme $G(A_j)$ kde funkcia G predstavuje metriku kvality atribútu A_j vzorky, napríklad informačný zisk. Cieľom je nájsť najmeší počet vzoriek N tak aby bola splnená Hoeffdingova miera. Nech $G(A_a)$ predstavuje atribút s najvyššou hodnotou G a nech $G(A_b)$ je druhý najlepší atribút. Potom ak $G(A_a) - G(A_b) > \epsilon$ môžme s istotou tvrdiť, že rozdiel je väčší ako nula. Následne vyberieme A_a ako najlepší rozdeľovací atribút v danom uzle s istotou $1 - \delta$. Jediné dátá, ktoré si potrebuje HT algoritmus ukladať sú postačujúce štatistiky potrebné pre rozhodovanie a výpočet Hoeffdingovej miery, sú to počítadlá n_{ijk} pre hodnotu v_j atribútu A_i z triedy y_k . Slabá stránka tohto algoritmu je v tom, že očakáva na vstupe prúd, ktorý neobsahuje zmeny (angl. concept-drift (Domingos and Hulten, 2000)).

Existuje niekoľko modifikácií HT algoritmu. Tá najzákladnejšia je jeho rýchla verzia (angl. Very Fast Decision Trees, VFDT) (Domingos and Hulten, 2000). Modifikácia HT algoritmu, ktorá sa vie vysporiadať so zmenami v prúde sa nazýva *Rýchly algoritmus pre rozhodovacie stromy adaptujúci sa na zmeny* (angl. Concept-adapting Very Fast Decision Tree, CVFDT (Hulten et al., 2001)). CVFDT používa posuvné okno, pričom nevytvára pri detekovanej zmene nový model. Namiesto toho aktualizuje postačujúce štatistiky v uzloch inkrementovaním počítadiel nových vzoriek a dekrementovaním počítadiel vzoriek, ktoré vypadli z posuvného okna. Teda, ak je v prúde dát zmena, niektoré uzly stromu nemusia viac splňať Hoeffdingovu mieru. Keď nastane takáto situácia, alternatívny podstrom začne narastať v uzle, ktorý nesplnil Hoeffdingovu mieru. s novými vzorkami bude alternujúci podstrom rást, zatiaľ bez toho aby bol použitý v modeli na klasifikáciu. V momente keď sa stane alternujúci podstrom presnejší ako aktuálny, starý podstrom je nahradený alternujúcim podstromom. V algoritme je možné nastaviť hraničnú hodnotu minimálneho počtu vzoriek, ktoré musí alternujúci podstrom spracovať predtým než sa pokusí nahradiť pôvodný (Hulten et al., 2001).

Ďalšou modifikáciou HT je *Adaptívny sa Hoeffdingov strom* (angl. Hoeffding Adaptive Tree) (Bifet and Gavaldà, 2009). Princíp je veľmi podobný ako

CVFDT, ale myšlienka je minimalizovať počet parametrov, ktoré musí používateľ nastaviť (napr. veľkosť okna W je požadovaný parameter CVFDT). Adaptívny HT používa rôzne kritéria pre odhad potrebnej veľkosti okna automaticky, napríklad algoritmus *ADWIN*. S použitím tohto kritéria používateľ nemusí zadať parameter veľkosti okna čo je obrovský prínos, pretože potrebná veľkosť sa môže meniť spolu so zmenami v prúde dát. Adaptívny HT s kritériom ADWIN dosahuje v niektorých prípadoch lepšie výsledky ako CVFDT (Bifet and Gavaldà, 2009).

Existujú aj ďalšie odlišné metódy rozhodovacích stromov, ktoré aplikujú súborové (angl. ensemble) metódy, rôzne klasifikátory v listoch ako napríklad naivný Bayes, či stromy založené na fuzzy logike (Aggarwal, 2014). Náhodné lesy sú tiež použiteľné na klasifikáciu prúdov dát (Abdulsalam et al., 2007, 2011).

2.6 Zhodnotenie

Existuje mnoho problémov analýzy prúdu dát. Väčšina týchto problémov je odvodených od tých z tradičného dávkového spracovania dát. Vďaka tomu tiež väčšina algoritmov na riešenie týchto úloh a problémov rozširuje tradičné algoritmy, ako napríklad algoritmus rozhodovacích stromov pre klasifikáciu, ktorý používa Hoeffdingovu mieru pre určenie istoty výberu najlepšie atribútu pre vytvorenie rozhodovacieho uzla. Niektoré metódy do istej miery riešia problém zmien v prúde dát, avšak často len pomocou statických nastavených parametrov používateľom. Tento prístup zlyháva, ak sa menia aj samotné zmeny, čo je častý prípad prúdov reálneho sveta.

Pre lepšie pochopenie a interpretáciu modelu analytik, alebo doménový expert, často siahne po vizualizácií. Pri týchto metódach, ktorým sme sa venovali v tejto kapitole, autori takmer vôbec nevenujú pozornosť vizualizácií vzniknutého modelu. Preto považujeme tento krok v procese analýzy a spracovania dát za významný. V ďalšej kapitole analyzujeme výskum v oblasti interpretácie a vysvetlenia analytických úloh a modelov.

3. Interpretácia a vysvetlenie modelu

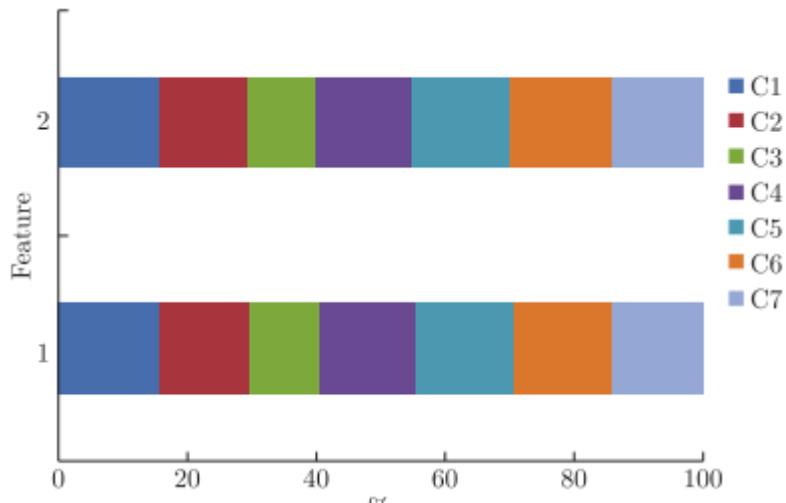
Vysvetlenie a prezentacia analytických modelov je kritickým komponentom pri procese analýzy dát. Je dôležité aby používateľ nevidel výsledný model len ako čiernu skrinku, ale aby bol schopný pochopiť čo viedlo k vzniku modelu. Lepšie povedané, cieľom je čo možno najjednoduchšie vysvetlenie fungovania modelu bez nutnosti znalosti všetkých detailov o fungovaní algoritmu, ktorý tvorí model. Dobrým príkladom môže byť model rozhodovacích stromov. Tento model je jednoduchý a intuitívne interpretovateľný, zatiaľ čo nie je potrebná detailná znalosť rôznych algoritmov rozhodovacích stromov.

Ďalšia neoddeliteľná súčasť prezentácie modelu je jeho vizuálna reprezentácia relevantná pre pochopenie používateľom. Cieľom podobných vizualizácií je nájsť rovnováhu medzi vnímaním a poznávaním a vyžiť tak všetky možnosti ľudského mozgu. Správne vysvetlenie modelu tiež zvyšuje používateľovú dôveryhodnosť vo vytvorený model (Demšar and Bosni, 2014; Barlow and Neville, 2001). Vizualizácia zmeny modelu je dôležitá pre lepšie pochopenie vývoja, resp. vzniku, daného modelu. Ale tiež na prípadné spätné ladenie modelu a teda pochopenie toho, čo viedlo k zmene.

Prúd dát môže byť chápaný ako sekvencia pozorovaní v čase. Výskumy zamerané na techniky vzorkovania zobrazujú dátu ako prechodný alebo dočasný komponent (angl. temporal component). V tomto kontexte vizualizácia predstavuje *sumarizáciu* (Demšar and Bosni, 2014). Zobrazovanie zmien (angl. concept drift) je ďalší parameter, ktorý robí vizualizáciu a teda aj prezentáciu a vysvetlenie celého modelu náročnou úlohou. Aj v prípade, ak dokážeme efektívne summarizovať dátu a zobraziť v objavené vzory, na konci stále máme problém vizualizovať zmeny. Možnosťou je použiť viac paralelných vizualizácií pre každú zmenu. Problém tohto prístupu je, že s narastajúcim počtom zmien začne byť vizualizácia neprehľadná a vedieť k fenoménu známeho pod pojmom *neviditeľnosť zmeny* (angl. change blindness) (Demšar and Bosni, 2014).

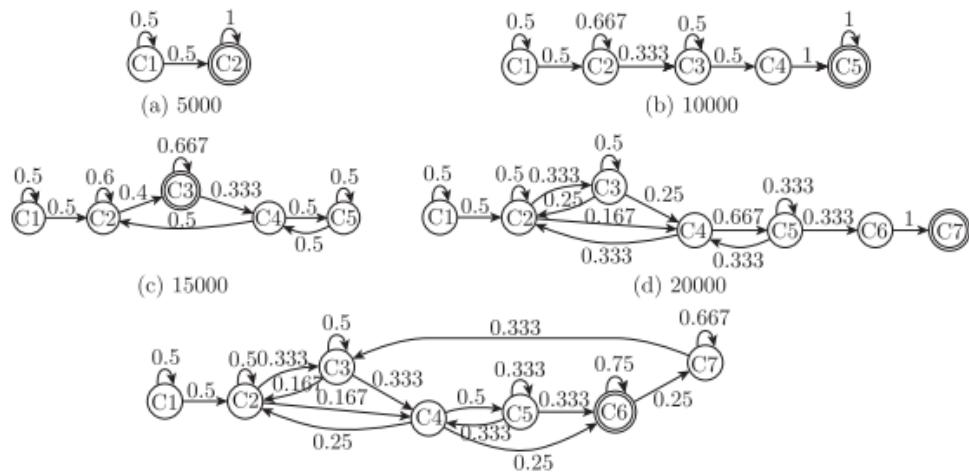
Adaptácia algoritmov analýzy dát na zmeny v dátach je aktívnou doménou

výskumu (Yao, 2013; Pratt and Tschapek, 2003). Napriek tomu, väčšina výskumu sa venuje extrakcii alebo detekcii zmien na úrovni dát a algoritmov. Výskum v oblasti vizualizácie modelov, ktoré sa učia a menia v reálnom čase, nad prúdmi dát stále chýba celosvetovo (Yao, 2013). Podľa našich vedomostí existujú len tri práce, ktoré sa priamo venujú vizualizácií zmien. V jednej práci sa venujú vizualizácií zavislostí medzi zmenami pomocou stavového diagramu resp. transformačnej mapy (Yao, 2013). V práci tvrdia, že väčšina algoritmov pre dolovanie a analýzu prúdov dát používa fixnú veľkosť okna alebo bloku, do ktorých je prúd rozdeľovaný. Podľa rozdielov metrík medzi jednotlivými blokmi je detektovaná zmena. Problém tohto prístupu fixná veľkosť bloku. Pre účely vizualizácie zmien to avšak môže byť postačujúce. Distribúcia zmen je zobrazená na obrázku 3 a transformačná mapa je zobrazená na obrázku 3. Ďalším prístupom je vizualizovať zmeny v čase ich vzniku. Na obrázku 3 autori vizualizujú zmenu distribúcie vybraných atribútov. Vizualizácia pomocou paralelných koordinátov bola použitá s cieľom vizualizovať zmeny kde tiež sústreďujú na vizualizáciu zmeny v distribúcií dát (Pratt and Tschapek, 2003).

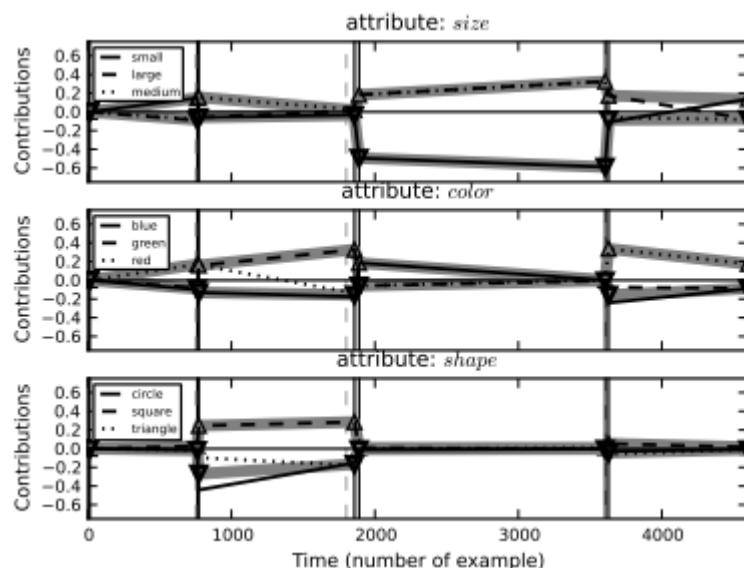


Obrázok 3.1: Distribúcia zmien v prúde dát (Yao, 2013).

Tieto výskumné práce sa venujú vizualizácií zmien v prúde dát a čiastočne aj ich modelov. Nedostatok týchto vizualizácií je možnosť pohľadu na vzniknutý model a to ako sa zmenil. Ďalším nedostatkom týchto vizualizácií je, že sú statické. Čo je úplne v rozpore s povahou prúdu dát a ich modelov. Problémom tiež je, že nevenujú takmer žiadnu pozornosť kvantitatívnému, či expertnému vyhodnoteniu vizualizácií. Vo väčšine prác konštruujujú autori vlastné závery



Obrázok 3.2: Mapa transformácií zmien vizualizovaná ako stavový automat (Yao, 2013).



Obrázok 3.3: Vizualizácia detekovaných zmien v čase ich vzniku (Demšar and Bosni, 2014).

bez používateľskej štúdie, či expertného posúdenia celej aplikácie ako celku. V tomto identifikujeme nedostatok a preto sa aj v našej práci zameriavame na vizualizáciu modelu, pričom kladieme dôraz na zobrazenie zmien modelu. Rovnako budeme venujeme značnému pozornosť na vyhodnotenie našich výsledkov aby sme mohli rozumne posúdiť použiteľnosť navrhovanej metódy. Výzvou preto ostáva jednoduchá interpretácia modelu a vizualizácia jeho zmeny v čase tak aby táto celková prezentácia ostala jednoduchá na pochopenia pre použí-

vateľa (Demšar and Bosni, 2014; Yao, 2013).

4. Existujúce vizualizačné a analytické nástroje

Existuje niekoľko nástrojov, ktoré boli vytvorené s cieľom uľahčiť analýzu a spracovanie prúdov dát. Niektoré z nich sú integrované do existujúcich riešení ako napríklad RapidMiner. Ďalšie nástroje naopak vznikli na zelenej lúke, príkladom takýchto nástrojov môže byť MOA, či WEKA. Špeciálnu pozornosť si zaslúži nástroj MOA, pretože poskytuje širokú bázu algoritmov a API rozhranie pre programovanie a rozširovanie týchto algoritmov. Algoritmy v tomto nástroji sú zamerané na vytvorenie modelov prúdu dát pre napríklad klasifikáciu, nástroj tiež obsahuje príslušné metódy pre evaluáciu kvality vzniknutých modelov. Niektoré z týchto nástrojov tiež poskytujú možnosti vizualizácie dát a modelov. Ďalšími nástrojmi sú Spark, či Storm, ktoré sú orientované viac na samotné spracovanie prúdov dát a poskytujú priestor pre spoľahlivé a škálovateľné riešenia, ktoré môžu byť napríklad klasifikačné algoritmy.

4.1 Massive online analysis

Masívny online analyzátor (z angl. Massive Online Analysis - MOA, ďalej len MOA) je softvérové prostredie pre implementáciu algoritmov a vykonávanie experimentov pre online učenie sa z vyvýjajúcich sa prúdov dát (Bifet et al., 2010). MOA pozostáva z kolekcie offline a online metód a tiež nástrojov pre evaluáciu týchto metód. MOA implementuje metódy a algoritmy pre klasifikáciu, zhľukovanie prúdu, detekciu inštancií, ktoré sa vymykajú prahovým hodnotám a tiež odporúčacie systémy. Presnejšie MOA implementuje napríklad nasledujúce: stupňovanie (angl. boosting), vrecovanie (angl. bagging) a Hoeffdingove stromy, všetky metódy s a bez Naive Bayes klasifikátorom na listoch. MOA podporuje obojsmernú interakciu s nástrojom WEKA, ktorý je detailne opísaný v nasledujúcej kapitole. Na 4.1 je možné vidieť grafické používateľské rozhranie nástroja (GUI) MOA. Okrem GUI je možné použiť konzolové a API rozhranie prostredníctvom, ktorého sa dá programovať nad

rámcom/nástrojom MOA.

MOA je implementovaná v programovacom jazyku Java. Za hlavnú výhodu implementácie v Java považujú autori jej platformovú nezávislosť. MOA obsahuje tiež syntetický generátor prúdu dát, ktorým je možné modelovať tiež concept drift. V aplikácii je možné definovať pravdepodobnosť, že inštancia prúdu patrí do nového concept drift-u. Možnosti, ktoré MOA poskytuje sú: generovanie prúdov dát, klasifikátory (napr. HoeffdingTree), metódy pre zhľukovanie spolu s ich vizualizáciu a rozhranie do nástroja WEKA. Sú dostupné nasledovné generátory prúdu (Bifet et al., 2010): *Random Tree Generator, SEA Concepts Generator, STAGGER Concepts Generator, Rotating Hyperplane, Random RBF Generator, LED Generator, Waveform Generator, and Function Generator*.

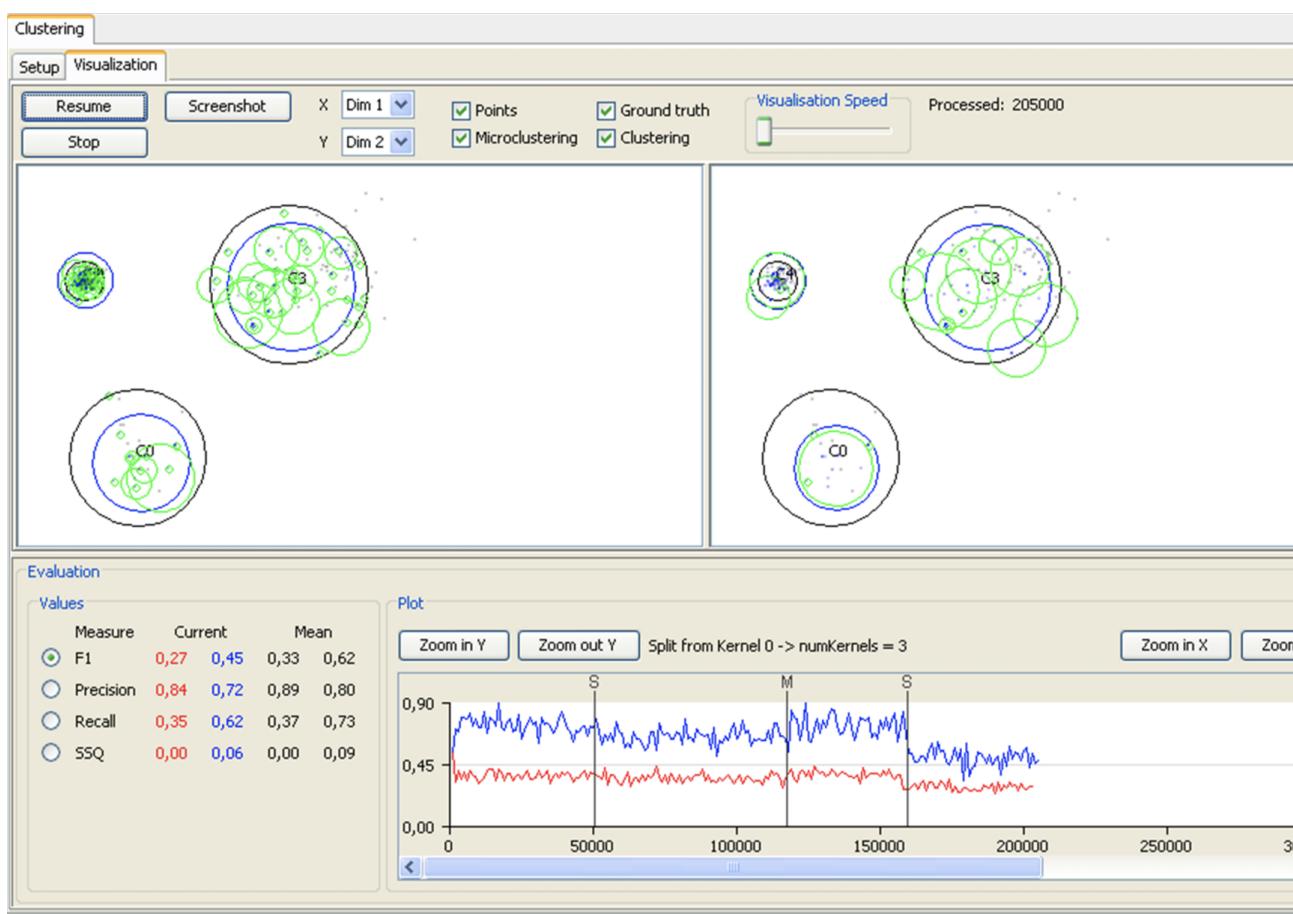
Tento nástroj poskytuje tiež základné možnosti vizualizácie. Dostupná je napríklad vizualizácia zhľukovania, ktorá poskytuje animované zobrazenie zmien zhľukov. V nástroji je tiež možné vizualizovať rôzne metriky napríklad klasifikátorov, vývoj týchto metrík apod. Evaluácia modelu je dôležitou súčasťou dolovania a analýzy dát. MOA implementuje niekoľko state-of-the-art metód pre evaluáciu modelov vytvorených príslušným algoritmom. Je možné argumentovať, že nasledujúce metódy nie sú najvhodnejšie pre evaluáciu. Toto tvrdenie je akceptovateľné, pretože evaluácia algoritmov pre dolovanie a analýzu prúdov dát je samostatná výskumna oblasť, ktorá sa ešte len vyvíja. Implementované metódy v MOA pre evaluáciu sú:

- *Holdout* je vhodné použiť, pretože krížová validácia môže byť často príliš časovo náročná kvôli objemu dát. Namiesto toho je použitá jediná holdout množina na vyhodnotenie kvality modelu.
- *Prerušované testovanie-potom-trénovanie* (angl. Interleaved Test-Then-Train alebo tiež Prequential) funguje tak, že každá nová vzorka sa najprv použije na testovanie a následne na trénovanie. Vďaka tomu môže byť presnosť modelu inkrementálne aktualizovaná. Výhoda je, že nie je potrebné udržiavať holdout množinu v pamäti.

Pre spustenie grafického používateľského rozhrania nástroja MOA je potrebné stiahnuť nástroj¹ a v príkazovom riadku spustiť nasledujúci príkaz:

```
java -Xmx4G -cp moa.jar -javaagent:sizeofag.jar moa.gui.GUI
```

¹<http://moa.cms.waikato.ac.nz/downloads/>



Obrázok 4.1: Vizualizácia zhlukovania pomocou nástroja MOA.

Používanie MOA z príkazového riadku:

```
java -cp moa.jar -javaagent:sizeofag.jar moa.DoTask \
"EvaluatePeriodicHeldOutTest -l \
(OzaBag -l trees.HoeffdingTree -s 10) \
-s generators.WaveformGenerator \
-n 100000 -i 100000000 -f 1000000" > htresult.csv
```

4.2 WEKA

The Wakaito Enviroment for Knowledge Analysis (ďalej len Weka) vznikol s jednoduchým cieľom poskytunúť výskumníkom unifikovanú platformu pre prístup k state-of-the-art technikám strojového učenia sa (Hall et al., 2009). Weka vznikla na University of Waikato na Novom Zélande v roku 1992, pričom

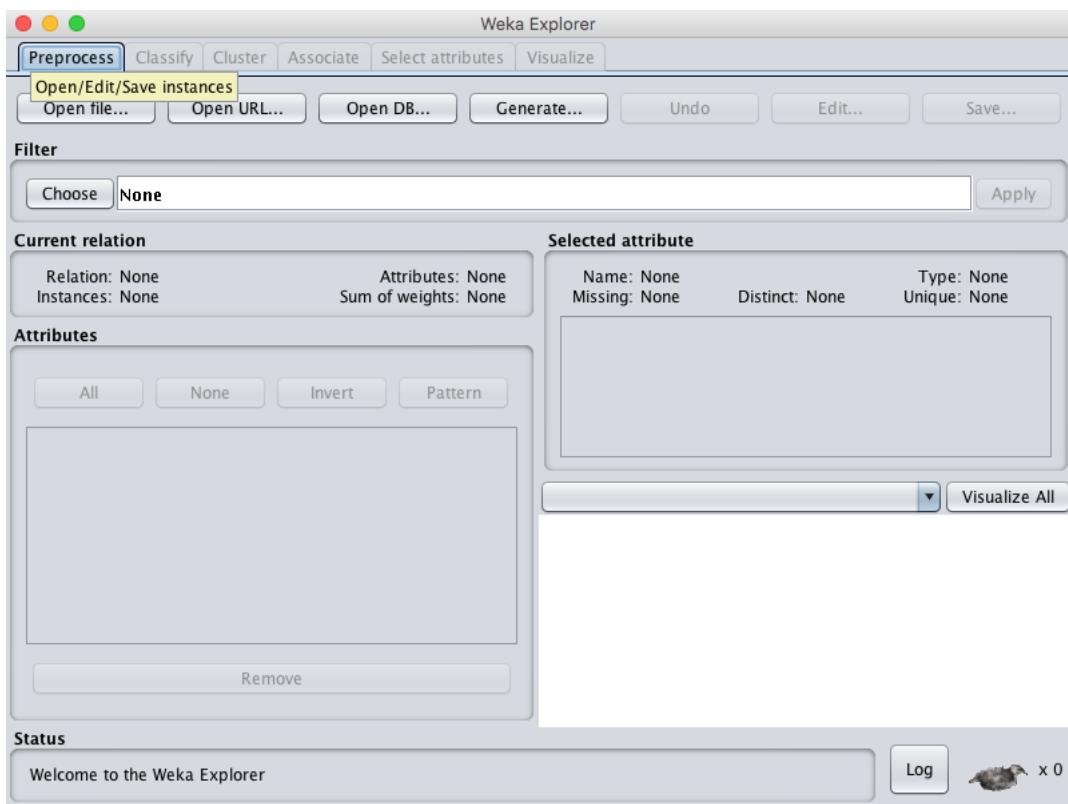
je aktívne využívaná posledných 16 rokov. Weka poskytuje kolekciu algoritmov strojového učenia sa pre úlohy dobovania v dátach. Algoritmy môžu byť priamo aplikované na datasety prostredníctvom aplikácie alebo použité vo vlastných aplikáciach volaním Java kódu. Weka obsahuje tiež nástroje na predspracovanie dát, klasifikáciu, regresiu, zhlukovanie, asociačné pravidlá a vizualizáciu. Nástroj je tiež vhodný pre navrhovanie a vývoj nových schém pre strojové učenia sa v kontexte dobovania dát. Nástroj WEKA obsahuje časť WEKA explorer, ktorá je totožná s nástrojom MOA a potom obsahuje ďalšie moduly. Napríklad modul knowledge flow kde je možné interaktívne prepájať a kombinovať rôzne algoritmy pre výber vhodných atribútov, klasifikácie, či zhlukovania.

Cieľom nástroja je poskytnúť pracovný nástroj pre výskumníkov. Poskytuje napríklad (nástroj ich obsahuje omnoho viac, vymenované sú len vybrané) tieto algoritmy určené pre klasifikáciu dát:

- *Bayesová logistická regresia* (angl. Bayesian logistic regression), pre kategorizáciu textu s Gausovským a Laplacovým apriori.
- *Najlepší prvý rozhodovací strom* (angl. Best-first decision tree), konštrukcia rozhodovacieho stromu so stratégou najlepší prvý.
- *Hybridná rozhodovacia tabuľka a naivný Bayes* (angl. Decision table naïve Bayes hybrid) hybridný klasifikátor, ktorý kombinuje rozhodovacie tabuľky a metódu Naivný Bayes.
- *Funkčné stromy* sú rozhodovacie stromy s lomeným rozdelením a lineárnymi funkiami v listoch.

Weka poskytuje tiež nástroje pre predspracovanie dát, zoznam niektorých filtrov (vymenované sú len vybrané základné filtre):

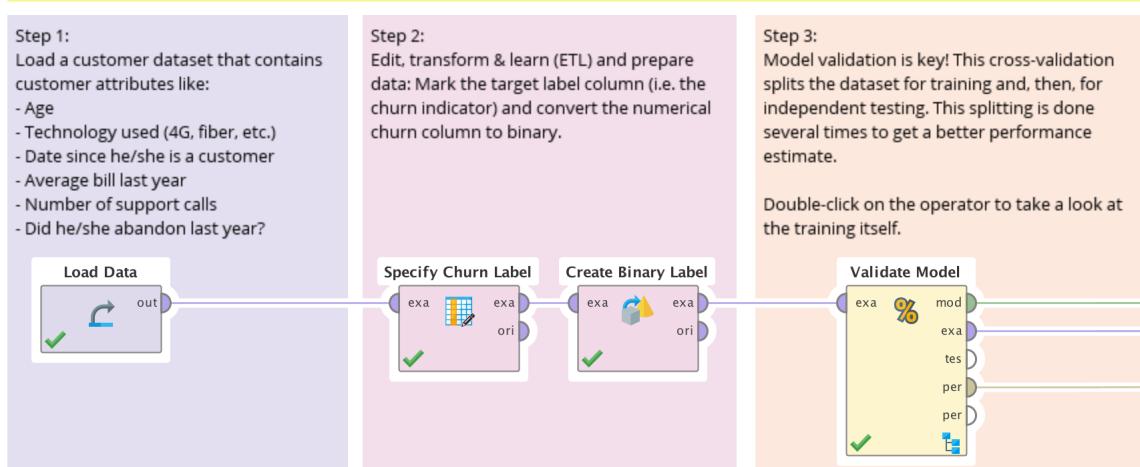
- *Pridanie klasifikátora*, pridá predikcie klasifikátora do datasetu.
- *Pridanie ID* ako nového atribútu pre každý záznam datasetu.
- *Pridanie hodnoty* chýbajúcim hodnotám z poskytnutého zoznamu.
- *Preskupenie atribútov* preusporiadanie poradia atribútov.
- *Numerické hodnoty na nominálne*, konverzia numerických hodnôt na nominálne.



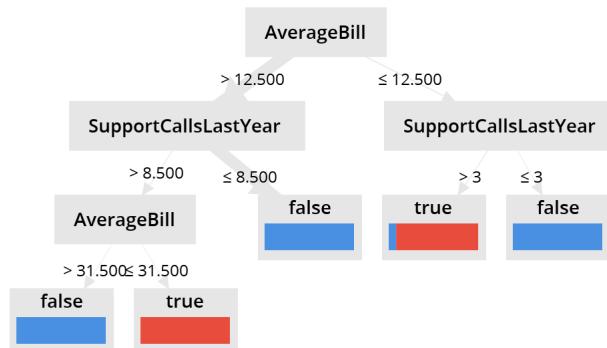
Obrázok 4.2: Hlavná obrazovka GUI nástroja WEKA.

4.3 RapidMiner a Streams-Plugin

RapidMiner je proprietárny nástroj, ktorý pozostáva z viacerých produktov. Jedným z nich je produkt RapidMiner Studio. RapidMiner studio je výkonné vizuálne prostredie na budovanie kompletných prediktívnych analytických riešení. Tento nástroj pokrýva celý proces analýzy dát od predspracovania, cez čistenie a modelovanie až po výslednú validáciu a vizualizáciu modelu. Nedostatok týchto vizualizácií je nemožnosť vizualizovať zmeny, ktoré nastali v modeli a ovplynili ho. Tiež online vizualizácia učiacich modelov nieje dostupná. Hlavná sila prínos tohto nástroja je v počte rôznych hotových modulov, ktoré obsahuje. Sú to napríklad moduly rozhodovacích stromov, neurónových sietí alebo aj module pre LifeStyle Marketing slúžiaci na predpoved finančných výsledkov na základe predchádzajúcich transakcií. Nástroj je schopný spracovať dátá z rôznych zdrojov a v rôznych formátoch. Jednoducho je tiež možné pripojiť vlastné skripty napísané napríklad v jazyku Python. Na nasledujúcich obrázkoch možno vidieť zábery z tohto nástroja.

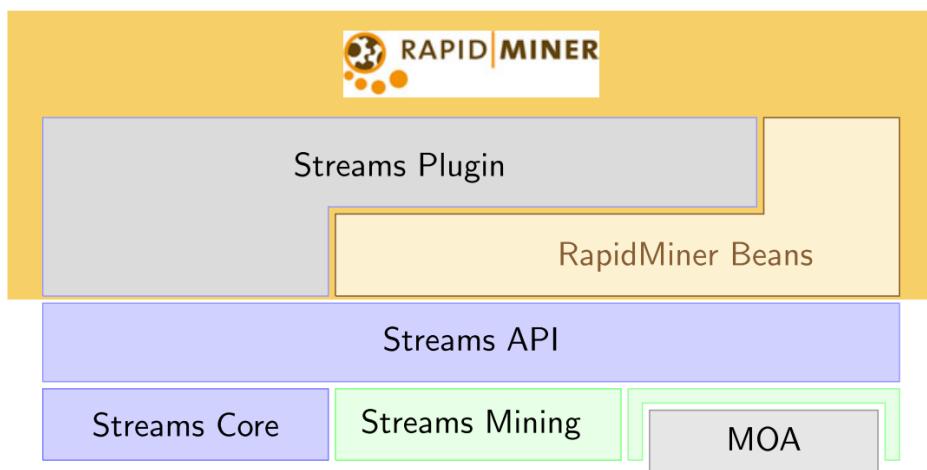


Obrázok 4.3: Dizajnová fáza analytickej práce v nástroji RapidMiner Studio. Jednotlivé uzly predstavujú napríklad zdroj dát, predspracovanie alebo klasifikátor, sú medzi sebou jednoducho prepojené.



Obrázok 4.4: Vizualizácia vzniknutého modelu rozhodovacieho stromu v nástroji RapidMiner Studio.

Streams plugin poskytuje operátory RapidMiner-u pre základné budovanie blokov Streams API použitím obalovača (angl. wrapper) pre priame použitie implementácie, ktorú poskytuje Streams balík. Operátory Streams Plugin-u sú automaticky vytvorené pomocou procesora a použitím knižnice RapidMiner Beans (Bockermann and Blom, 2012). Architektúra Streams Plugin-u je postavená na Streams API, ktoré bolo navrhnuté v práci Bockermannu a Bloma. Na obrázku 4.3 je možné vidieť, že RapidMiner Streams-Plugin je tiež možné integrovať s nástrojom MOA, ktorý je detailne popísaný vyššie. Spracovanie prúdu v tomto nástroji pozostáva z dvoch elementov: *prúdy* a *procesory*.



Obrázok 4.5: Architektúra RapidMiner Stream Plugin-u a ďalších potrebných častí.

Tieto elementy sú reprezentovaná operátormi RapidMiner-u. StreamsPlugin tiež poskytuje webové rozhranie pre získanie okamžitých on-line výsledkov cez JSON-RPC protokol.

Podobný nástroj ako RapidMiner Studio je analytická platforma KNIME². Práca s KNIME je identická a poskytuje veľmi podobné možnosti ako RapidMiner Studio. Vizuálne je nástroj tiež podobný, preto neprikladáme náhľad. Rovnako ako RapidMiner nepokrýva nedostatok online vizualizácie modelov analytických úloh spolu so zmenami.

4.4 StreamBase

StreamBase³ je platforma pre spracovanie udalostí, ktorá poskytuje vysokovýkonný softvér pre budovanie a nasadanie systémov, ktoré analyzujú a reagujú (napr. akciami) na prúdiace dátá v reálnom čase. StreamBase poskytuje prostredie pre svižný vývoj, server pre spracovanie udalostí s nízkou odozvou a vysokou priepustnosťou a zároveň integráciu do podnikových nástrojov, napríklad pre spracovanie historických údajov. Server analyzuje prúdiace dátá a poskytuje výsledky a odpovede v reálnom čase s extrémne nízkou odozvou. Toto je dosiahnuté maximalizáciou využitia hlavnej pamäte a ostatných

²<https://www.knime.org/knime-analytics-platform>

³<http://www.streambase.com/>

prostriedkov servera, zatiaľ čo sa eliminujú závislosti na ostatné aplikácie. Integrované vývojové prostredie - StreamBase Studio umožňuje programátorom jednoducho a rýchlo vytvoriť, testovať a debugovať StreamSQL aplikácie použitím grafického modelu toku vykonávania. StreamBase aplikácie sú potom skompilované a nasadené za behu servera.

StreamSQL je dopytovací jazyk, ktorý rozširuje štandard SQL. StreamSQL umožňuje spracovanie prúdov v reálnom čase a dopytovanie sa do nich. Základná myšlienka jazyka SQL je možnosť dopytovať sa do uložených statických kolekcií dát, StreamSQL umožňuje to isté, ale do prúdov dát. Teda, StreamSQL musí zvládnuť spracovať kontinuálny prúd udalostí a časovo orientované záznamy. StreamSQL zachováva schopnosti jazyka SQL zatiaľ čo pridáva nové možnosti ako napríklad: bohatý systém posuvných okien, možnosť miešania prúdiacich dát a statických dát a tiež možnosť pridať vlastnú logiku vo forme analytických funkcií.

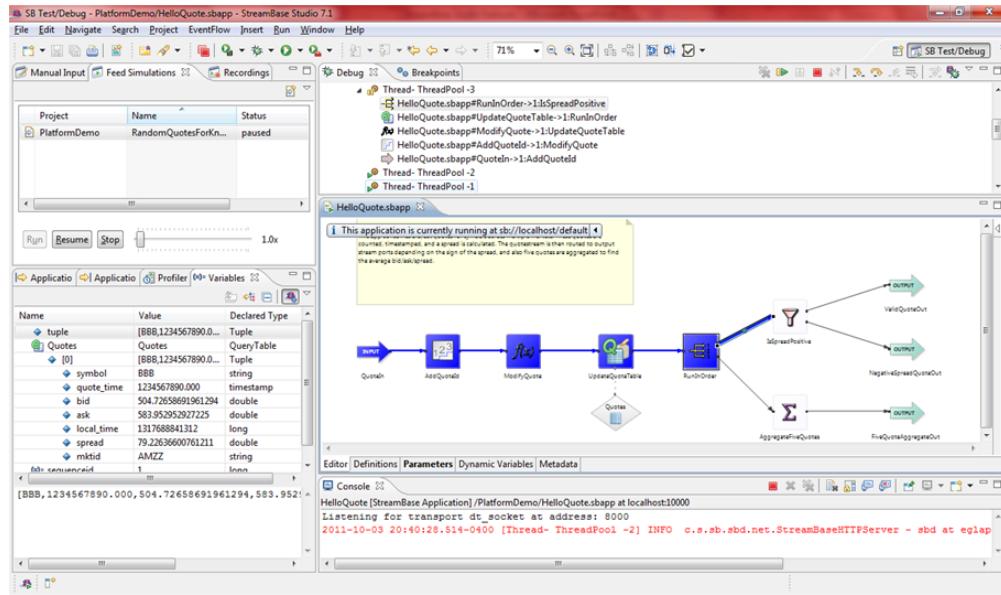
StreamBase EventFlow je jazyk pre prúdove spracovanie vo forme tokov a operátorov ako grafických elementov. Používateľ má možnosť spájať tieto grafické elementy a vytvárať tak jednoducho topológiu pre prúdové spracovanie bez nutnosti programovania. EventFlow integruje všetky možnosti StreamSQL.

Použitie StreamBase sa výborne hodí pre štrukturované aplikácie "reálneho času", ktoré majú za cieľ rýchle spracovanie spolu s rýchlym prototypovaním a nasadením nových funkcia.

4.5 Spark

Spark⁴ je klastrový výpočtový systém. Kombinuje spracovanie uložených dát v dávkovom móde so spracovaním prúdu údajov v reálnom čase (Cimerman and Ševcech, 2015). Cieľom Spark-u je poskytnúť rýchlu výpočtovú platformu pre analýzu dát. Spark poskytuje všeobecný model výkonávania ľubovoľných dopytov, ktoré sú výkonávané v hlavnej pamäti (pokiaľ ide o prúdové spracovanie). Tento model je nazvaný *Pružný distribuovaný dataset*, skr. RDD (angl. Resilient Distributed Dataset), čo je dátova abstrakcia distribuovanej pamäti. Keďže výpočet beží v hlavnej pamäti (pri prúdovom spracovaní), nie je potrebné vykonávať zápisu na disk, vďaka čomu môže byť dosiahnuté spracovanie v reálnom čase. Výpočet prebieha vo veľkom klastri uzlov s dosiahnutím odol-

⁴<http://spark.apache.org/>



Obrázok 4.6: Vývojové prostredie nástroja StreamBase.

nosti voči chybám za použitia RDD. RDD sídli v hlavnej pamäti, ale môže byť periodicky ukladaný na disk. Vďaka distribuovanej povahе RDD môže byť stratená časť RDD obnovená z pamäti iného uzla. Samotné prúdové spracovanie nie je vykonávané správa po správe (angl. message by message), ale v mikro dávkach, ktoré môžu byť automaticky paralelne distribuované v strapci.

Spark Streaming⁵ alebo tiež, prúdové spracovanie, si v poslednej dobe vyžiadalo špeciálnu pozornosť od tvorcom programovacieho rámca. Reagujú tým na vysoký dopyt odbornej verejnosti po prúdovom spracovaní dát, ktoré chýbalo v Spark-u. Spark Streaming poskytuje integrované rozhranie API pre rôzne programovacie jazyky, pričom v budúcnosti je snaha toto rozhranie úplne integrovať s dávakovým spracovaním, aby mohli vývojári používať rovnaké dátové typy pre rôzne typy úloh. Poskytuje tiež aspoň raz (angl. at least once) schému doručenia správ a zaručuje tak odolnosť voči chybám a prípadnej strate správy. Prúdové spracovanie v Spark-u je jednoduché integrovať spolu s dávkovým spracovaním, ktoré poskytuje, či použiť spolu s knižnicou pre strojové učenie sa.

⁵<http://spark.apache.org/streaming/>

5. Klasifikácia prúdu dát použitím rozhodovacích stromov

Klasifikácia dát je dobre známa úloha a problém dolovania, analýzy a spracovania dát. Tento problém bol veľmi dobre a podrobne študovaný pri spracovaní statickej kolekcie údajov. Pri tomto prístupe sú všetky dáta v pamäti počítača. Vybraný algoritmus potom môže pomerne "lacno" prečítať celú množinu niekoľko krát s cieľom zvýšenia presnosti a kvality výsledného modelu. Tento prístup nie je aplikovateľný pre klasifikáciu prúdov dát z nasledujúcich dôvodov:

- *Prúd dát je potenciálne nekonečná sekvencia udalostí*, ktoré môžu byť správne alebo chybne usporiadane v závislosti od spoľahlivosti zdroja dát. Hlavný problém tu predstavuje to, že prúd je nekonečná sekvencia udalostí. Závažnosť problému usporiadania daných udalostí, či voziek závisí od konkrétnej úlohy analýzy prúdu dát.
- *Obmedzená pamäť*, nie je možné všetky dáta zbierať a ukladať do pamäti. Toto obmedzenie vyplýva z prvej vlastnosti prúdov dát.
- *Model pre klasifikáciu prúdov musí byť ihneď pripravený k použitiu*. Znamená to, že hneď po tom ako sú spracované prvé dáta z prúdu, model je pripravený na použitie, napríklad klasifikovať iný prúd dát.
- *Prúdy dát takmer vždy v sebe nesú zmeny* (angl. concept drift), na ktoré sa musí vedieť klasifikátor adaptovať. Vlastnosť klasifikačných modelov vysporiadať sa so zmenami považujeme za rozhodujúcu pri hodnotení ich kvality a použiteľnosti v praxi. Preto sa aj nami navrhovaná metóda sústreďuje na vytvorenie metódy, ktorá je schopná adaptácie na zmeny a ich adekvátnie interpretovanie používateľovi. Zmeny v dátach môžu byť náhle, postupné ale môžu predstavovať aj očakávané sezónne vplyvy (napr. obdobie Vianoc z pohľadu počtu nákupov internetového obchodu).

Problém klasifikácie a jej definícia je podrobne opísaný v kapitole 2.5. V skratke, cieľom je nájsť funkciu $y = f(x)$, kde y je skutočná trieda objektu/vzorky z prúdu dát a x sú atribúty danej vzorky. Potom vieme pomocou funkcie $f(x)$ klasifikovať nové vzorky do triedy y' s istou pravdepodobnosťou.

Klasifikácia prúdov dát má zmysel často pre doménových expertov, ktorí potrebujú vytvárať detailné analýzy, či predikčné a klasifikačné modely. Pod pojmom doménový expert rozumieme človeka, ktorý rozumie analyzovaným dátam a pracuje s bežnými analytickými nástrojmi ako napríklad Google Analytics¹ alebo IBM SPSS². Použitie klasifikácie prúdov dát má zmysel v mnohých oblastiach a prípadoch použitia:

- *Detekcia podvodov pri finačných prevodoch.* Je dôležité detektovať falošnú, či podvodnú platbu platobnou kartou takmer v reálnom čase pre minimálizáciu nákladov vzniknutých s jej neskorím riešením. Vytvorenie klasifikátora nad prúdmi dát ma zmysel práve preto, že transakcie predstavujú prúd dát, ktorý v sebe často nesie sezónne vzory a zmeny, na ktoré sa nevedia dobre adaptovať tradičné metódy.
- *Klasifikácia zákaznika na webe.* Toto má zmysel napríklad pre obchody ako Amazon.com. Pre takéto stránky je prínosné vedieť klasifikovať, či je navštěvník webu potenciálny zakazník alebo má tendenciu odísť. Na základe týchto zistení môže majiteľ stránky vytvoriť ponuku pre zákazníka s cieľom udržať ho na stránke.
- *Klasifikácia sieťovej prevádzky* s cieľom klasifikovať potenciálne pokusy o útoky na sieť. Cieľom takejto úlohy je eliminácia útoku a stým spojená minimalizácia prestoja (angl. downtime) siete a nákladov spôsobených škodami z úspešného útoku.

Pre všetky vyššie opísané prípady použitia má zmysel zohľadniť zmeny v prúde dát v modeli. Pretože, ak sa napríklad mení správanie používateľa na webe v závislosti od zmien na stránke, napríklad v podobe zmeny dizajnu, chceme tieto zmeny odzrkadliť aj vo výslednom modeli. Rovnako ma zmysel tieto zmeny aj interpretovať prostredníctvom vizualizácie používateľovi.

Existuje niekoľko dobre známych a používaných metód, niektoré z nich sú podrobne opísané v 2.5, pre klasifikáciu prúdov dát:

¹<https://www.google.com/analytics/>

²<https://www-01.ibm.com/software/sk/analytics/spss/>

- *Hoeffdingove stromy* a ich rozšírenia, ktoré schopné adaptovať sa na zmeny (angl. concept drift) v dátach (Hulten et al., 2001; Bifet and Gavaldà, 2009).
- *Bayesová klasifikácia* a jej rozšírenia v podobe Bayesových stromov ukázali použitie najmä pri detekcii anomálií v dátach (Hill et al., 2007).
- *Neurónové siete a evolučné metódy.* Evolučné programovanie našlo uplatnenie v stochastických optimalizačných problémoch, vlastnosti evolučných algoritmov môžu byť tiež aplikované na spracovanie prúdu dát s cieľom vysporiadať sa so zmenami v dátach. Experimentálne použitie neurónových sietí ukázalo porovnatelné výsledky s rozhodovacími stromami.
- *Súborové metódy* (angl. ensemble), ktoré aplikujú vrecovanie (angl. bagging) a zvyšovanie (angl. boosting) s cieľom zvýšenia presnosti modelu pomocou nájdenia optimálneho nastavenia a kombinácie viacerých klasifikátorov. Náhodné lesy sú typickým príkladom súborových metód, dokážú sa vysporiadať so zmeny v dátach, pričom časová náročnosť spracovania vzorky je $O(1)$ (Abdulsalam et al., 2011).
- Ďalšie metódy sú napríklad: *k-najbližších susedov* a *metóda podporných strojov*.

V tejto práci preto navrhujeme metódu pre klasifikáciu prúdu dát. Navrhnutá metóda môže byť použitá na akúkoľvek úlohu klasifikácie. Navrhovaná metóda používa techniku rozhodovacích stromov, je aplikovateľná na prúdy dát a model je takmer okamžite pripravený na použitie (záasadný rozdiel oproti tradičným metódam). Kladieme dôraz na spracovanie v reálnom čase, ktoré je najzákladnejšie pri spracovaní prúdov dát. Veľkú pozornosť pritom mierime na schopnosť adaptácie metódy na zmeny v dátach. Výsledný model aj s príslušnými zmenami, ktoré v dátach a modely nastali, prezentujeme používateľovi vo výslednej webovej aplikácii prostredníctvom vizualizácie. Okrem toho je našim cieľom navrhnúť metódu tak aby používateľ, ktorý je najčastejšie doménový expert, nemusel mať detailné znalosti o vnútornom fungovaní metódy.

5.1 Spracovanie prúdu dát

Spracovaniu prúdu dát venujeme samostatnú kapitolu, pretože si zaslúži špeciálnu pozornosť a rozdielny prístup v porovnaní so spracovaním statickej kolekcie dát. Navrhovaná metóda je všeobecne použiteľná na problémy klasifikácie pre prúdy dát. Znamená to, že spracuje dáta v takmer reálnom čase, poskytne odpoveď a teda aj vytvorený model okamžite a je schopná adaptávacie na zmeny. Pre splnenie týchto požiadaviek je potrebné venovať samostatnú pozornosť spracovaniu prúdu dát, teda požadujeme aby navrhovaná metóda spĺňala nasledujúce kritéria (Cimerman and Ševcech, 2015):

- *Odolnosť voči chybám* z pohľadu architektúry spracujúcej dát. Chybné alebo chýbajúce dáta môžu mať kritický dopad na správne fungovanie a kvalitu klasifikačného modelu.
- *Spracovanie v reálnom čase* je opäť dôležité pre správne fungovanie výsledného modelu, pretože model je aktualizovaný a prispôsobovaný zmennám v dátach kontinuálne. Oneskorenie niektorých správ, napríklad o 24 hodín čo je bežná prax pri ETL³ procesoch, by mohlo mať nežiadúce následky vo forme skresleného modelu.
- *Horizontálna škálovateľnosť* komponentu, ktorý spracuje prúd dát. Táto vlastnosť podporuje splnenie predchádzajúcich požiadaviek. Pod horizontálnou škálovateľnosťou chápeme to, že je možné zvýšiť výkonnosť celého systému pridaním fyzického uzla bez akýchkoľvek výpadkov. Táto požiadavka implikuje podmienku distribuovanej povahy riešenia.

S cieľom splniť tieto požiadavky sme sa rozhodli použiť nasledujúce programovacie rámce a systémy:

- *Storm*⁴ je programovací rámec vytvorený pre spracovanie dát v reálnom čase. Storm poskytuje možnosti škálovateľnej architektúry, ktorá je naviac odolná voči chybám na úrovni kvality dát. Programovanie nad týmto rámcem je možné v každom programacom jazyku, ktorý je možné

³ETL je proces, či architektonický vzor prenosu dát medzi viacerými časťami databázových systémov a aplikáciami, tento vzor je často používaný pre dátové sklady, skratka znamená Extrahuj, Transformuj a Načítaj (angl. Extract, Transform, Load)

⁴<http://storm.apache.org/>

skompilovať do Java bajtkódu a vykonávať v JVM⁵. Storm poskytuje aplikovať akýkoľvek programovací vzor, model ktorý poskytuje je vyjadrený, resp. vytvára acyklický orientovaný graf zostrojený z tzv. prameňov a skrutiek.

- *Kafka*⁶ je distribuovaná platforma pre spracovanie prúdov dát. Kafka je vhodná na budovanie aplikácií, ktoré potrebujú spracovať zdroje dát v reálnom čase a vymieňať tieto dát medzi aplikáciami. Poskytuje možnosť publikovať (angl. publish) a predplatiť (angl. subscribe) prúdy dát. Kafka je postavená na modely fronty správ, pričom si tieto správy udržiava v pamäti a na disk ich replikuje pre prípad zlyhania.

Nasledujúci obrázok schematicky popisuje architektúru spracovania prúdu dát potrebnú pre správne fungovanie metódy pre klasifikáciu prúdu dát s použitím rozhodovacích stromov.

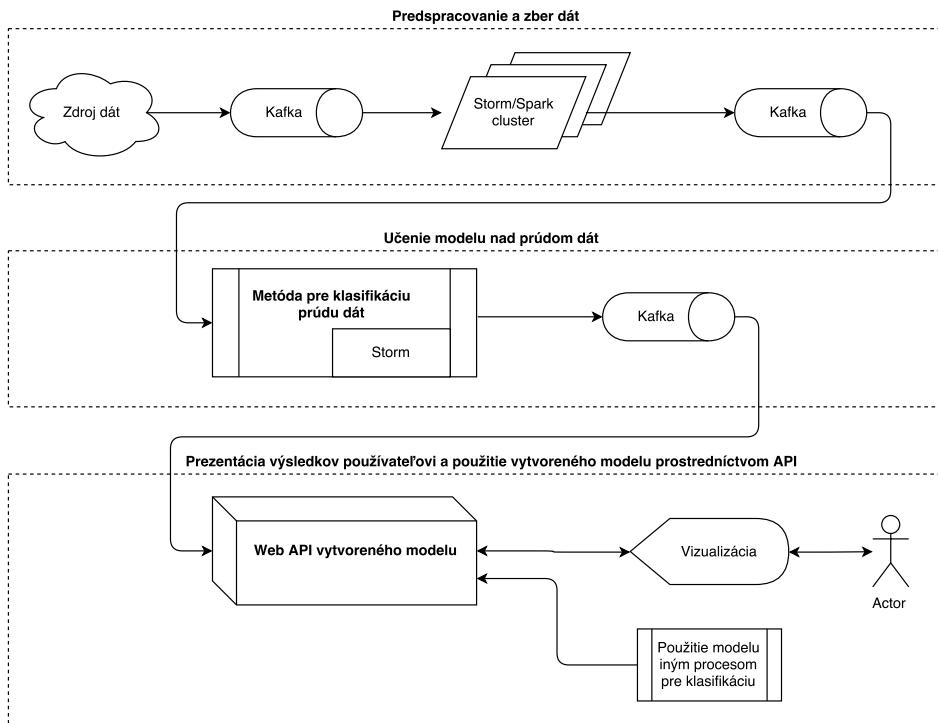
5.2 Metóda klasifikácie prúdu dát

Cieľom je klasifikácia prúdu dát, pričom vytvorený model je pripravený na použitie takmer okamžite po prečítaní prvých vzoriek dát. Model sa tiež prispôsobuje zmenám a do istej miery sezónnym efektom v dátach. Základ metódy pre klasifikáciu sme zvolili state-of-the-art algoritmus rozhodovacích stromov, ktorý používa Hoeffdingovu mieru (Domingos and Hulten, 2000; Gaber et al., 2005; Krempel et al., 2014). Hoeffdingova miera je použitá na rozhodnutie, či bol prečítaný dostatočný počet vzoriek na to aby sa mohol uzol v strome zmeniť na rozhodovací uzol. Táto miera zabezpečuje to, že sa výsledný model asymptoticky blíži svojou kvalitou k tomu, ktorý by vznikol podobnou metódou pre statické dáta. Zároveň má táto miera vlastnosť, že dôvera v presnosť modelu exponenciálne rastie s lineárny nárastom počtu prečítaných vzoriek. Hoeffdingova miera je definovaná používateľom parametrom spoľahlivosti δ , kde spoľahlivosť je $(1 - \delta) \in <0, 1>$. Metrika kvality vzorky G môže byť použitá ľubovoľná, napríklad informačný zisk (angl. information gain).

Metóda potrebuje na trénovanie označované numerické alebo kategorické dátu do viacerých tried. Dáta musia byť vo forme n-tíc $(x_1, x_2, \dots, x_n | y)$ kde x sú

⁵Virtuálny stroj Java (angl. Java virtual machine)

⁶<https://kafka.apache.org/>



Obrázok 5.1: Architektúra potrebná pre klasifikáciu prúdu dát v takmer reálnom čase. Architektúra pozostáva z troch úrovní. V časti predspracovania dát sú dáta zbierané zo zdroja prúdu dát a transformované do potrebnej podoby vhodnej pre ďalší krok. V kroku učenia modelu pre klasifikáciu prúdu dát je semi-automaticky vybraný vhodný algoritmus a atribúty a vytvorený klasifikačný model. Posledný krok obsahuje webovú službu, ktorá poskytuje Web API pre dotazovanie modelu. V tomto kroku tiež prezentujeme výsledky modelu v podobe vizualizácie používateľovi. Kafka je použitá na prenos správ medzi jednotlivými časťami aplikácie, správy sú rozdelené do rôznych tém podľa typu správy.

atribúty vzorky a y skutočná trieda vzorky. Nami vybraný potrebuje len minimum parametrov, ktoré je potrebné nastaviť pre správne fungovanie. Jedným z nich metódy je minimálny počet spracovaných vzoriek pred vytvorením prvého modelu. Týmto je možné minimalizovať prvotnú nepresnosť počiatočného modelu. Výsledný model je jednoduchý na reprezentáciu vďaka možnosti jeho intuitívnej interpretácie rozhodovacím stromom. Rozhodovací strom pozostáva z rozdeľovacích uzlov (angl. split node), tiež niekedy nazývané testovacie uzly, a listov (angl. leaf). V rozhodovacích uzloch sa vykonáva testovanie vzorky a jej posunutie do jednej z nasledujúcich vetiev alebo listu stromu. Ak vzorka narazí na list znamená to, že bola klasifikovaná do istej triedy, ktorú opisuje daný list. Takto vytvorený model je použiteľný na klasifikáciu v rôznych aplikáciach.

Problémom rozhodovacích stromov je najmä ich šírka. Klasifikátory, ktoré používajú modely a algoritmy rozhodovacích stromov môžu podľa dát byť veľmi široké. Tento problém môže mať za následok preučenie (angl. overfitting) modelu, ktorý bude vedieť klasifikovať veľmi dobre trénovacie dáta, resp. dáta zo začiatku prúdu, ale na nových dátach bude veľmi nepresný. Tento problém nastáva najmä pri spojitéch číselných atribútoch a ich nerovnomernej distribúcii. Existuje niekoľko známych spôsobov ako sa stýmto nežiadúcim javom vysporiadať, jedným z nich je pre-prerezávanie (angl. pre-pruning) stromu. Tento spôsob aplikujeme aj v našej metóde priadním nulového atribútu X_0 do každého uzla, ktorý spočíva v nerozdeľovaní daného uzla. Takže uzol sa stane rozhodovacím iba, ak je metrika G , so spoľahlivosťou $1 - \delta$, lepšia ako keby sa uzol nezmenil na rozhodovací.

V našich experimentoch sa, ale ukázalo, že pre-prerezávanie nieje dostatočný spôsob pre redukciu šírky stromu. Navrhujeme preto použiť metódy pre výber významných atribútov. Znamená to teda, že nebudú použité všetky atribúty pre učenie modelu a jeho následné použitie. Na takúto významovú analýzu je možné použiť napríklad náhodné lesy. Náhodné lesy vytvárajú veľa jednoduchých stromov, kde každý strom obsahuje práve jeden rozhodovací uzol. Následne sa zvolenou metrikou vyberú najvýznamnejšie atribúty a tie budú použité pre trénovanie a použitie klasifikátora. Okrem použitia náhodných lesov navrhujeme použiť histogrammi pre spojité numerické atribúty s cieľom redukovať šírku stromu.

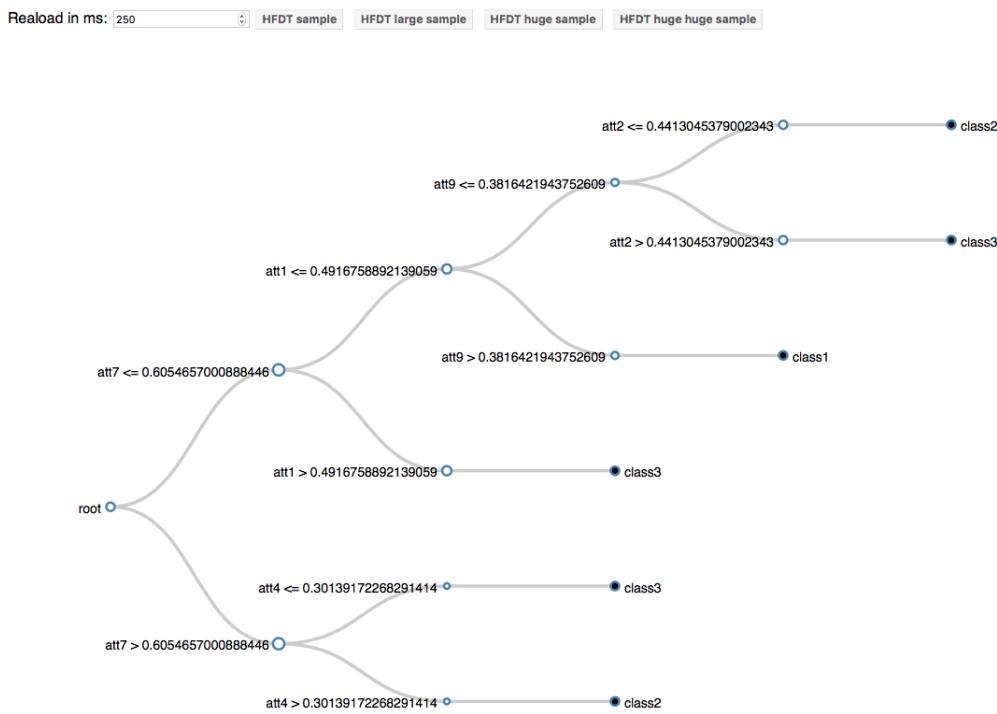
Nami navrhovaná metóda sa musí vysporiadať so zmenami v dátach, pretože tie nesú v sebe takmer všetky prúdy dát. Zmeny môžu mať rôzny charakter, napríklad náhly kedy zmena nastane nečakane alebo postupný kedy sa zmena deje dlhú dobu a pomaly. Výsledný model musí pre udržanie svojej presnosti zohľadniť tieto zmeny. Metóda používa algoritmus *ADWIN* z anglického Adaptive Windowing (Hutchison and Mitchell, 2009). Tento algoritmus nepožaduje žiadne nastavenia parametrov používateľom ako napríklad veľkosť posuvného okna. Jediným parametrom je hodnota istoty δ s akou bude algoritmus detektovať zmeny v prúde dát. Myšlienka *ADWIN* spočíva v tom, že nenastala žiadna zmena v priemernej hodnote vybranej metriky v okne. Ak je detekovaná zmena, v uzle začne narastať alternujúci podstrom. Tento podstrom musí spracovať definovaný minimálny počet vzoriek. Potom, ak je kvalita podstromu vyššia ako kvalita podstromu, z ktorého začal narastať, starý podstrom je nahradený alternujúcim podstromom. Naraz môže existovať niekoľko

alternujúcich podstromov, pričom môže nastať situácia kedy ani jeden z nich nebude mať vyššiu kvalitu a nesplní Hoeffdingovu mieru preto aby nahradil starý podstrom. Výsledok tohto algoritmu chceme detailne prezentovať používateľovi vo forme vizualizácie, ktorá je detailnejšie popísaná v nasledujúcej podkapitole.

5.3 Prezentácia výsledkov používateľovi

V situácii keď potrebuje doménovy expert vytvoriť klasifikačný model s použitím dát reálneho sveta, je často potrebná najprv detailná znalosť dát, ktorú doménový expert, predpokladáme má. Následne preto, aby vedel vytvoriť správny model potrebuje mať detailné znalosti o fungovaní klasifikačných metód a algoritmov. Cieľom našej metódy je odbremeníť experta od nutnosti mať detailné znalosti o fungovaní modelu a algoritmov. Zameriavame sa teda na prezentáciu dôležitých informácií, ktoré potrebuje pre správne pochopenie modelu a následné rozhodnutia. Výber atribútov a algoritmov, ktoré budú použité na trénovanie modelu je bez nutnosti interakcie používateľa v zmysle nastavovania parametrov a výberu metódy.

Pretože používateľ nemusí mať detailné znalosti o fungovaní algoritmov a klasifikačných metód, je dôležité vysvetlenie výsledného modelu. Znamená to, že je dôležité aby pre používateľa nebol vzniknutý model len čierna skrinka (angl. black-box), ktorá s nejakou úspešnosťou dokáže klasifikovať prúdy dát. Navrhujeme preto vizualizáciu výsledného modelu. Vizualizácia je vo forme rozhodovacieho stromu, ktorý je jednoduchý na pochopenie aj bez predchádzajúcich znalostí o rozhodovacích stromov (Nguyen et al., 2015). Sústredíme sa tiež na zobrazenie zmien (angl. concept drift) v dátach resp. zmenách, ktoré sa odzrkadlia aj v modely. Zmeny samotného modelu vizualizujeme ako animáciu, ktorú je možné spustiť a pozorovať vývoj stromu. Ďalej poskytujeme náhľad vo forme čiarového grafu na kvalitu alternujúcich podstromov, ktoré boli vytvorené pri detekovaní zmeny. Na nasledujúcom obrázku je zobrazený prvý prototyp vizualizácie modelu rozhodovacieho stromu, zmeny sú vizualizované pomocou animácie. Pomocou týchto vizualizácií chceme prezentovať výsledky našej klasifikačnej metódy používateľovi. Prezentované výsledky by mali byť jednoduché na pochopenie aj bez detailných znalostí o fungovaní metódy a algoritmov. Overenie použiteľnosti a miery pochopenia prezentovaných vý-



Obrázok 5.2: Prototyp vizualizácie modelu rozhodovacieho stromu s použitím Hoeffdingovej miery. Veľkosť rozhodovacích uzlov znázorňuje počet potrebných vzoriek na výber najlepšieho atribútu, čím väčší je kruh, tým viac vzoriek bolo potrebných pre splnenie Hoeffdingovej miery. S vizualizáciou je možné interagovať myšou.

sledkov overujeme detailnými používateľskými štúdiami a vyhodnotením tromi doménovými expertami (majú znalosti o fungovaní metódy a algoritmov).

5.4 Vyhodnotenie a experimenty

Pre kvantifikovanie správneho fungovania nami navrhovanej metódy navrhujeme viaceré experimenty. Prvým z experimentov je vyhodnotenie integrácie časti spracovania prúdu dát s našou metódou. Pri tomto vyhodnocovaní sa budeme pozerať na výkonnostné metriky, ktoré hovoria o priepustnosti a výkone tejto časti aplikácie. Zaujíma nás hlavne odolnosť voči chýbam, spracovanie v reálnom čase a zaťaženie procesoru a pamäte v závislosti na objeme dát.

Vyhodnotenie samotnej metódy pre klasifikáciu prúdu dát nás zaujíma jú bežné metriky používané pri vyhodnocovaní modelov strojové učenie, ako napríklad presnosť (angl. precision) a pokrytie (angl. recall). Keďže ide o klasifikovanie

prúdu dát, zameriavame sa tiež na nasledujúce metriky:

- *Kappa štatistiky*, ktoré dobre vyjadrujú presnosť klasifikátora nestabilné prúdy dát.
- *Najprv test-potom-trénovanie* (angl. Test-Then-Train alebo Prequential) je metrika používaná pre meranie výkonnosti klasifikátorov, ktoré sa vyvíjajú v čase.

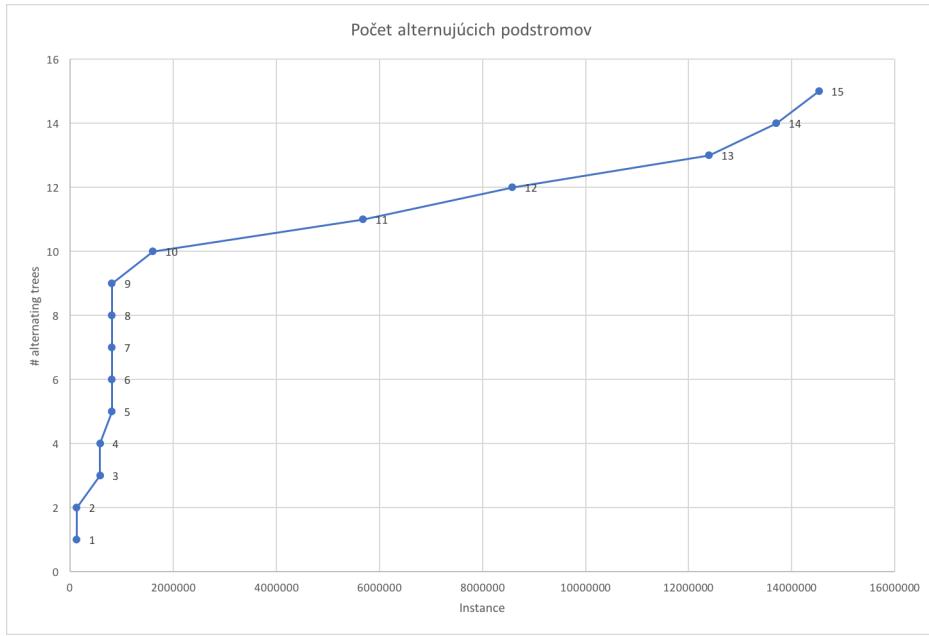
Pri vyhodnocovaní klasifikačnej metódy sa tiež pozéráme na vhodnosť výberu rôznych algoritmov pre výber atribútov, detekcie zmien (angl. concept drift) a samotného klasifikačného algoritmu.

Vysokú pozornosť venujeme vyhodnoteniu prezentovaných výsledkov používateľovi. Najprv robíme vyhodnotenie fungovania celej aplikácie ako celku s tromi expertami, ktorí majú detailné znalosti o fungovaní metód a algoritmov strojového učenia. Ďalej navrhujeme experiment vo forme používateľskej štúdie. Používateľská štúdia môže prebiehať v kontrolovanom, ale aj v "domácom" prostredí. Počas tejto štúdie budú účastníci vykonávať definované úlohy s cieľom zmerať a kvantifikovať ich výkonnosť a vôbec schopnosť splniť stanovené úlohy. Tieto úlohy môžu byť od jednoduchých ako odčítanie hodnotu z grafu, až po komplexné ako zistiť počet signifikantných zmien modelu a ich čas kedy nastali, či krátke slovná reprezentácia fungovania modelu. Prvé výsledky nami navrhovanej metódy sú na nasledujúcich dvoch grafoch. Zaiaľ sme nerealizovali experiment používateľskej štúdie.

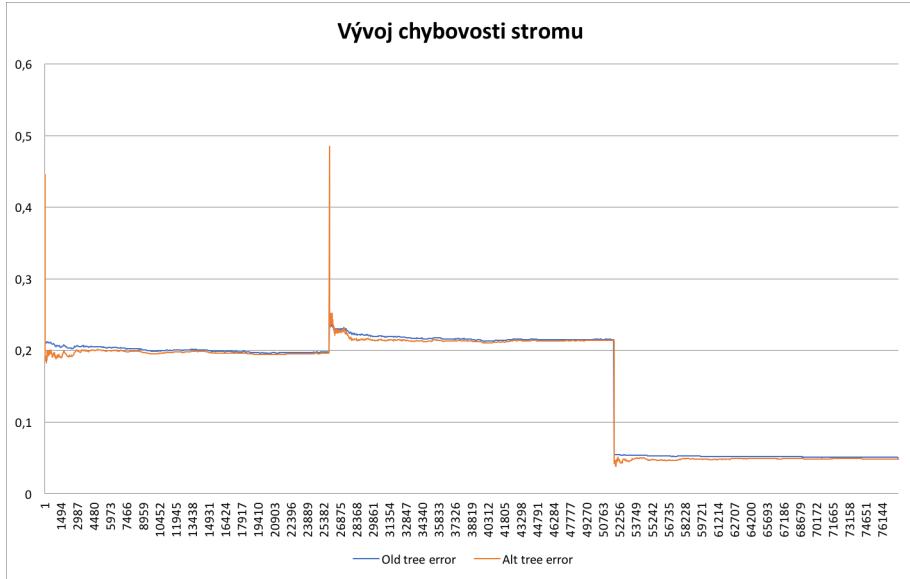
V tejto kapitole navrhujeme metódu pre klasifikáciu prúdu dát. Metóda poskytuje iba jeden voliteľný parameter, ktorý musí nastaviť používateľ, hodnotu istoty δ . Parameter reprezentuje istotu $1 - \delta$, že bude výsledný model identický stým, ktorý by vznikol použitím tradičnej metódy. Cieľom metódy je, že používateľ nemusí mať znalosti o fungovaní klasifikačných algoritmov, ale je schopný použiť v praxi nami navrhovanú metódu. Naviac, výsledná model reprezentujeme vo forme vizualizácie, ktorá má pomôcť vysvetliť fungovanie modelu.

Kladieme si teda nasledujúce hypotézy:

Hypotéza 5.4.1 *Naša metóda je schopná so stanovenou istotou klasifikovať prúdy dát a zároveň poskytuje výsledky v reálnom čase.*



Obrázok 5.3: Na grafe je znázornený vývoj zmien v synteticky generovanom prúde dát. Každá zmena reprezentuje vznik alternujúceho podstromu.



Obrázok 5.4: Graf zobrazuje vývoj chyby modelu a alternujúceho podstromu. Je možné pozorovať, že síce nastane moment, kedy je alternujúci podstrom kvalitnejší ako pôvodný, nikdy nesplní Hoeffdingovu mieru a teda nenahradí starý podstrom. Tento jav je spôsobený generovaním syntetického prúdu dát. Preto bude nutné v ďalších experimentoch použiť dátá reálneho sveta.

Hypotéza 5.4.2 Metóda je ľahká na použitie a interpretované výsledky sú jednoduché na pochopenie pre doménového experta bez detailnej znalosti o fungovaní modelu.

Hypotéza 5.4.3 Dokážeme zmysluplné a pochopiteľne, pre doménového experta, interpretovať blížiacu sa zmenu v uzle stromu a tiež zobraziť históriu zmien modelu.

6. Zhodnotenie a budúca práca

V tejto práci sa venujeme analýze prúdu údajov s použitím rôznych metód pre analýzu údajov. Detailne analyzujeme najčastejšie úlohy analýzu dát, ktoré vykonávajú doménový experti. Tieto úlohy sú napríklad zhlukovanie, či klasifikácia. Zameriavame sa pritom na úlohu klasifikácie spolu s interpretáciou vzniknutého modelu.

Navrhovaná metóda pre klasifikáciu prúdu dát je rozšírením známej metódy rozhodovačích stromov. Algoritmus používa Hoeffdingovu mieru pre výber vhodného atribútu s obmedzeným počtom prečítaných vzoriek. Táto vlastnosť je žiaduca pri konštruovaní modelu nad prúdom dát. Naviac, istota výberu najlepšieho atribútu pre rozhodnutie rastie exponenciálne s lineárny nárastom počtu prečítaných vzoriek. Pozornosť venujeme tiež adaptácii na zmeny (angl. concept drift) v prúde dát. Aplikujeme algoritmus ADWIN s cieľom adaptívneho posuvného okna, ktoré zabezpečí adaptáciu modelu na rôzne typy zmien. Správne fungovanie tohto prístupu je potrebné ešte detailne overiť v sérií experimentov.

Ďalšia časť navrhovanej metódy sa venuje interpretácií výsledkov používateľovi. Cieľom je prezentovať a vizualizovať výsledky v jednoduchej forme, zatiaľ čo bude používateľ chápať model na postačujúcej urovni. V práci prezentujeme prvý jednoduchý prototyp, ktorý v ďalšej práci plánujeme značne rozšíriť o ďalšie metriky a real-time grafy.

Ďalšou pracou bude teda vyhodnotenie adaptácie navrhovanej metódy a použitých algoritmov na zmeny v prúde dát. Experiment v podobe používateľskej štúdie s cieľom zísniť mieru použiteľnosť aplikácie ako celku, ale najmä nami zvolenej interpretácie výsledkov.

Literatúra

- Abdulsalam, H., Skillicorn, D. B., and Martin, P. (2007). Streaming random forests. In *Database Engineering and Applications Symposium, 2007. IDEAS 2007. 11th International*, pages 225–232. IEEE.
- Abdulsalam, H., Skillicorn, D. B., and Martin, P. (2011). Classification using streaming random forests. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 23(1):22–36.
- Aggarwal, C. C. (2014). A survey of stream classification algorithms.
- Aggarwal, C. C., Han, J., Wang, J., and Yu, P. S. (2003). A framework for clustering evolving data streams. In *Proceedings of the 29th international conference on Very large data bases- Volume 29*, pages 81–92. VLDB Endowment.
- Anagnostopoulos, C., Adams, N. M., and Hand, D. J. (2008). Deciding what to observe next: adaptive variable selection for regression in multivariate data streams. In *Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing*, pages 961–965. ACM.
- Ankerst, M., Breunig, M. M., Kriegel, H.-P., and Sander, J. (1999). Optics: ordering points to identify the clustering structure. In *ACM Sigmod record*, volume 28, pages 49–60. ACM.
- Babcock, B., Babu, S., Datar, M., Motwani, R., and Widom, J. (2002). Models and issues in data stream systems. In *Proceedings of the twenty-first ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART symposium on Principles of database systems*, pages 1–16. ACM.
- Babu, S. and Widom, J. (2001). Continuous queries over data streams. *ACM Sigmod Record*, 30(3):109–120.
- Barlow, T. and Neville, P. (2001). Case study: visualization for decision tree analysis in data mining. *IEEE Symposium on Information Visualization, 2001. INFOVIS 2001.*, 2001:149–152.

- Bifet, A., de Francisci Morales, G., Read, J., Holmes, G., and Pfahringer, B. (2015). Efficient online evaluation of big data stream classifiers. In *Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 59–68. ACM.
- Bifet, A. and Frank, E. (2010). Sentiment knowledge discovery in twitter streaming data. In *Discovery Science*, pages 1–15. Springer.
- Bifet, A. and Gavaldà, R. (2009). Adaptive learning from evolving data streams. In *International Symposium on Intelligent Data Analysis*, pages 249–260. Springer.
- Bifet, A., Holmes, G., Kirkby, R., and Pfahringer, B. (2010). MOA: massive online analysis. *Journal of Machine Learning Research*, 11:1601–1604.
- Bockermann, C. and Blom, H. (2012). Processing data streams with the rapidminer streams-plugin. In *Proceedings of the 3rd RapidMiner Community Meeting and Conference*.
- Brzeziński, D. (2010). *Mining data streams with concept drift*. PhD thesis, Master’s thesis, Poznan University of Technology.
- Cimerman, M. and Ševcech, J. (2015). *Analýza prúdu údajov*.
- Demšar, J. and Bosni, Z. (2014). Visualization and Concept Drift Detection Using Explanations of Incremental Models Related work. 38:321–327.
- Dobra, A., Garofalakis, M., Gehrke, J., and Rastogi, R. (2002). Processing complex aggregate queries over data streams. In *Proceedings of the 2002 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, pages 61–72. ACM.
- Domingos, P. and Hulten, G. (2000). Mining high-speed data streams. In *Proceedings of the sixth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 71–80. ACM.
- Gaber, M. M., Zaslavsky, A., and Krishnaswamy, S. (2005). Mining data streams: a review. *ACM Sigmod Record*, 34(2):18–26.
- Gama, J., Medas, P., Castillo, G., and Rodrigues, P. (2004). Learning with drift detection. In *Brazilian Symposium on Artificial Intelligence*, pages 286–295. Springer.

- Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P., and Witten, I. H. (2009). The weka data mining software: an update. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, 11(1):10–18.
- Han, J., Pei, J., and Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- Hill, D. J. and Minsker, B. S. (2010). Anomaly detection in streaming environmental sensor data: A data-driven modeling approach. *Environmental Modelling & Software*, 25(9):1014–1022.
- Hill, D. J., Minsker, B. S., and Amir, E. (2007). Real-time bayesian anomaly detection for environmental sensor data. In *Proceedings of the Congress-International Association for Hydraulic Research*, volume 32, page 503. Citeseer.
- Hodge, V. J. and Austin, J. (2004). A survey of outlier detection methodologies. *Artificial Intelligence Review*, 22(2):85–126.
- Hulten, G., Spencer, L., and Domingos, P. (2001). Mining time-changing data streams. In *Proceedings of the seventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 97–106. ACM.
- Hutchison, D. and Mitchell, J. C. (2009). *Advances in Intelligent Data Analysis VIII*.
- Ikonomovska, E. and Zelke, M. (2013). Algorithmic techniques for processing data streams. *Dagstuhl Follow-Ups*, 5.
- Jin, R. and Agrawal, G. (2003). Efficient decision tree construction on streaming data. In *Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 571–576. ACM.
- Krempl, G., Žliobaite, I., Brzeziński, D., Hüllermeier, E., Last, M., Lemaire, V., Noack, T., Shaker, A., Sievi, S., Spiliopoulou, M., et al. (2014). Open challenges for data stream mining research. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 16(1):1–10.
- Liu, X., Wu, X., Wang, H., Zhang, R., Bailey, J., and Ramamohanarao, K. (2010). Mining distribution change in stock order streams.

- Madden, S., Shah, M., Hellerstein, J. M., and Raman, V. (2002). Continuously adaptive continuous queries over streams. In *Proceedings of the 2002 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, pages 49–60. ACM.
- Muthukrishnan, S. (2005). *Data streams: Algorithms and applications*. Now Publishers Inc.
- Nguyen, H.-L., Woon, Y.-K., and Ng, W.-K. (2015). A survey on data stream clustering and classification. *Knowledge and information systems*, 45(3):535–569.
- Olston, C., Jiang, J., and Widom, J. (2003). Adaptive filters for continuous queries over distributed data streams. In *Proceedings of the 2003 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, pages 563–574. ACM.
- Pratt, K. B. and Tschapek, G. (2003). Visualizing concept drift. In *Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 735–740. ACM.
- Rai, P., Daumé III, H., and Venkatasubramanian, S. (2009). Streamed learning: one-pass svms. *arXiv preprint arXiv:0908.0572*.
- Ross, G. J., Tasoulis, D. K., and Adams, N. M. (2009). Online annotation and prediction for regime switching data streams. In *Proceedings of the 2009 ACM symposium on applied computing*, pages 1501–1505. ACM.
- Rutkowski, L., Pietruczuk, L., Duda, P., and Jaworski, M. (2013). Decision trees for mining data streams based on the mcdiarmid’s bound. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 25(6):1272–1279.
- Salperwyck, C., Lemaire, V., and Hue, C. (2015). Incremental weighted native bays classifiers for data stream. In *Data Science, Learning by Latent Structures, and Knowledge Discovery*, pages 179–190. Springer.
- Sevcech, J. and Bielikova, M. (2015). Symbolic time series representation for stream data processing. In *Trustcom/BigDataSE/ISPA, 2015 IEEE*, volume 2, pages 217–222. IEEE.
- Stankovic, J. A. and Zhao, W. (1988). On real-time transactions. *ACM Sigmod Record*, 17(1):4–18.

- Tran, D.-H., Gaber, M. M., and Sattler, K.-U. (2014). Change detection in streaming data in the era of big data: models and issues. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 16(1):30–38.
- Wadewale, K. and Desai, S. (2015). Survey on method of drift detection and classification for time varying data set.
- Yao, Y. (2013). Concept Drift Visualization. *Journal of Information and Computational Science*, 10(10):3021–3029.
- Zliobaite, I. and Gabrys, B. (2014). Adaptive preprocessing for streaming data. *IEEE transactions on knowledge and data Engineering*, 26(2):309–321.

Prílohy

A Plán na zimný semester 2016/2017

- Rozšírenie analýzy o ďalšie metódy a celkovo zpresnenie, zprehľadnenie a orezanie analýzy.
- Dokončenie návhu vlastnej metódy.
- Implementácia metódy.
- Evaluácia metódy - toto je priamo súčasťou navrhovanej metódy.
- Príprava článku na nejakú konferenciu, napr. IIT.SRC.
- Prvý experiment s použitím Eye Tracker-a na evaluáciu vizualizácie výsledkov.

B Vyjadrenie k plneniu plánu zimného semestra

Jedným z cieľov zimného semestra bolo rozšírenie analýzy. Môžme objektívne tvrdiť, že sa nám úspešne podarilo splniť tento cieľ. Časť analýzy projektu bola značne prehĺbená a rozšírená.

Ďalším cieľom bolo dokončenie návrhu vlastnej metódy. Postupne a iteratívne sme celý semester pracovali na splnení tohto cieľa. Dnes, na konci zimného semestra máme presnú predstavu o tom ako má nami navrhovaná metóda vyzerať. Toto tvrdenie podporuje aj stav kapitoly 5.

Navrhovaná metóda bola implementovaná ako prvý prototyp. Tento prototyp ešte z ďaleka nepredstavuje finálnu verziu implementácie. Avšak, pomohol nám realizovať prvé jednoduché experimenty a teda aj výsledky, ktoré sú opäť prezentované v práci. Podarilo sa nám tiež implementovať prototyp, ktorý má jednoducho interpretovať a vizualizovať výsledky metódy požívateľovi.

Síce sme implementovali prvé prototypy, evaluácia metódy bola len veľmi jednoduchá a základná. Napríklad nepodarilo sa nám splniť jeden zo stanovených cieľov - prvý experiment s použitím EyeTracker-a alebo používateľská štúdia.

C Plán na letný semester 2016/2017

Tento plán popisuje náš plán ďalšieho vývoja diplomovej práce v nasledujúcim letnom semestri na týždennej granularite. Pričom predpokladáme, že semester má 12 týždňov.

- *1-2 týžden*: Príprava článku na študentskú vedeckú konferenciu IIT.SRC.
V prvých dvoch týždňoch semestra sa chceme sústrediť na dokončenie vyhodnotenie experimentov. Tieto výsledky chceme prezentovať na IIT.SRC, preto bude tomuto potrebné venovať viac času.
- *3 týždeň*: Vyhodnotenie prezentovaných výsledkov na IIT.SRC, určenie ďalšieho smeru a priestoru na zlepšenie aktuálneho stavu implementovanej metódy.
- *4. týždeň*: Implementácia návrhov na zlepšenie metódy pre klasifikáciu a ich vyhodnotenie.
- *5. týždeň*: Implementácia návrhov na zlepšenie metódy pre vizualizáciu a ich vyhodnotenie.
- *6. týždeň*: Vyhodnotenie kvality a výkonnosti implementovanej metódy
- kvantitatívne vyhodnotenie stanovených metrík kvality.
- *7. týždeň*: Návrh ďalších experimentov vo forme používateľskej a expertnej štúdie v použiteľnosti navrhovanej metódy.
- *8. týždeň*: Používateľská štúdia a spisanie výsledkov kvantitatívnych metrík kvality metódy z 5-6. týždňa.
- *9. týždeň*: Vyhodnotenie používateľskej štúdie.
- *10. týždeň*: Analýza priestoru na zlepšenie navrhovanej a implementovanej metódy podľa výsledkov používateľskej štúdie.
- *11. týždeň*: Spisanie výsledkov používateľskej štúdie a finalizácia diplomovej práce, príprava na odovzdanie.

- 12. týždeň: Odovzdanie diplomovej práce.

D Technická dokumentácia

Obsah elektronického média

- *Thesis.pdf* obsahuje elektronickú verziu tejto práce.
- Adresár *moa-hfdt-extension* obsahuje rozšírenie nástroja MOA a experimenty, ktoré boli doteraz vykonané.
- Adresár *vis* obsahuje prototyp vizualizácie so vzorovými súbormi.
- Adresár *prototype* obsahuje prototyp webového rozhrania pre vizualizáciu.

Návod na inštaláciu

- Pre spustenie vizualizácie je potrebné povoliť v prehliadači cross-origin zdroje. Následné stačí dvojklikom spustiť súbor *tree.html*.
- Pre spustenie experimentov je potrebné nainštalovať IDE IntelliJ¹ a importovať adresár *moa-hfdt-extension* ako nový projekt. Importovaný projekt bude obsahovať všetky potrebné nastavenia pre spustenie.

¹<https://jetbrains.com/>

