

Slovenská technická univerzita v Bratislave  
Fakulta informatiky a informačných technológií

Evidenčné číslo: FIIT-XXXX-73688

Bc. Matúš Cuper

Identifikácia neštandardného správania odberateľov v  
energetickej sieti

Diplomová práca

Vedúci práce: Ing. Marek Lóderer

máj 2019

Slovenská technická univerzita v Bratislave  
Fakulta informatiky a informačných technológií

Evidenčné číslo: FIIT-XXXX-73688

Bc. Matúš Cuper

# Identifikácia neštandardného správania odberateľov v energetickej sieti

Diplomová práca

Študijný program: Inteligentné softvérové systémy

Študijný odbor: 9.2.5 Softvérové inžinierstvo

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

Vedúci práce: Ing. Marek Lóderer

máj 2019

## **Anotácia**

Slovenská technická univerzita v Bratislave

FAKULTA INFORMATIKY A INFORMAČNÝCH TECHNOLOGIÍ

Študijný program: Inteligentné softvérové systémy

Autor: Bc. Matúš Cuper

Bakalárska práca: Identifikácia neštandardného správania odberateľov v energetickej sieti

Vedúci práce: Ing. Marek Lóderer

máj 2019

V práci sme sa zamerali na identifikáciu anomálií v energetických časových radoch. Anomálie môžu vznikať na základe neštandardného správania odberateľov alebo poruchy inteligentného merača spotreby elektrickej energie. Cieľom diplomovej práce je identifikovať oba takéto prípady a znížiť tak straty distribučnej spoločnosti. Zároveň je nutné identifikovať iba také prípady, kedy sa jedná o dočasnú zmenu v správaní, či už je to dôsledkom zmeny počtu obyvateľov, počasia alebo výnimočnou udalosťou. So vznikajúcimi technológiami sa postupne mení aj profil spotreby odberateľov, a preto je nutné správne identifikovať aj nové trendy v dátach.

Analýzovali sme časové rady, anomálie a používané metódy na ich identifikáciu. Opísali sme problémy, ktoré vznikajú pri identifikácii anomálií v doméne energetiky, a ktorým musí čeliť aj naša metóda. Bližšie sme sa zamerali na zhľukovanie časových radov, ktoré prináša nové prístupy do zhľukovania vysokodimenzionálnych dát, medzi ktoré patrí aj vyhladzovanie, redukcia dimenzií alebo selekcia atribútov. Navrhovaná metóda zlúči diskretizované vyhladené časové rady a následne sú identifikované anomálie na základe vytvorených zhľukov a rozloženia profilu používateľa v zhľukoch.

## Annotation

Slovak University of Technology Bratislava  
FACULTY OF INFORMATICS AND INFORMATION TECHNOLOGIES  
Degree Course: Intelligent software systems  
Author: Bc. Matúš Cuper  
Bachelor thesis: Identification of abnormal behavior of customers in the power grid  
Supervisor: Ing. Marek Lóderer  
May 2019

In the thesis we focused on anomaly identification in energy time series. Anomalies can be caused by abnormal behavior of customers or failure of intelligent meter of electricity load. The aim of this master thesis is to identify these mentioned cases and reduce electricity loss of distribution company. Also it is necessary to identify only cases, when the behavioral change is temporal, whether it is result of different number of residents, weather or an exceptional occasion. Nowadays, electricity load profile of customers is changing as the new technologies are involved and therefore it is necessary to correctly identify new trends in data.

We also analyzed time series, anomalies and methods used for their identification. We described problems linked to identifications of anomalies in domain of electricity, while our method is facing these problems as well. We focused on time series clustering, which brings new approaches to clustering of multidimensional data, which includes also smoothing, dimension reduction and attribute selection. Proposed method clusters discretized smoothed time series and then, based on created clusters and layout of customers profile in cluster, identifies anomalies.

## **ČESTNÉ PREHLÁSENIE**

Čestne prehlasujem, že diplomovú prácu som vypracoval samostatne pod vedením vedúceho diplomovej práce a s použitím odbornej literatúry, ktorá je uvedená v zozname použitej literatúry.

.....  
Matúš Cuper

## **POĎAKOVANIE**

Ďakujem vedúcemu diplomovej práce Ing. Marekovi Lódererovi za odborné vedenie, cenné rady a pripomienky pri spracovaní diplomovej práce.

# Obsah

<b>1</b>	<b>Úvod</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Analýza problému</b>	<b>2</b>
2.1	Časové rady . . . . .	2
2.1.1	Delenie časových radov . . . . .	2
2.2	Detekcia anomálií . . . . .	2
2.2.1	Typy anomálií . . . . .	3
2.2.2	Prístupy k identifikácii anomálií . . . . .	4
2.2.3	Techniky detekcie anomálií . . . . .	4
2.3	Zhlukovanie časových radov . . . . .	5
2.3.1	Hierarchické zhľukovanie . . . . .	6
2.3.2	Samoorganizované mapy . . . . .	6
2.3.3	Metriky vzdialenosti . . . . .	6
2.4	Redukcia dimenzií a výber atribútov . . . . .	8
2.4.1	Výber atribútov . . . . .	8
2.4.2	Agregácia dát . . . . .	8
2.5	Identifikácia abnormálneho správania . . . . .	9
2.6	Vyhodnocovacie metriky . . . . .	9
2.7	Súvisiace práce v doméne energetiky . . . . .	10
<b>3</b>	<b>Špecifikácia požiadaviek</b>	<b>12</b>
	<b>Dodatok A Plán do zimného semestra</b>	<b>I</b>
	<b>Dodatok B Plán do letného semestra</b>	<b>II</b>

# 1 Úvod

Jedným z problémov, ktorým v súčasnosti čelia distribučné spoločnosti, je detekcia neštandardného správania odberateľov. Jej úlohou je identifikovať profily zákazníkov, ktorí svojím správaním porušujú stanovené podmienky a manipulujú s hodnotami nameranými meračmi za cieľom obohatenia sa. Samozrejme tiež dochádza k prípadom, kedy je presnosť meracieho zariadenia nižšia aj bez zapríčinenia zákazníka. Oba prípady sú pre distribučnú spoločnosť nežiadúce a je v záujme zníženia strát ich, čo najskôr identifikovať. Obvykle sú za týmto účelom vykonávané náhodné kontroly, ktoré pokrývajú iba nízky počet zákazníkov s anomálnym správaním. Na základe množstva dát získavaných z inteligentných meračov je možné modelovať správanie zákazníkov. Distribučné spoločnosti tak môžu znižovať svoje straty a preverovať iba odberateľov, ktorí svojím profilom nezapadajú medzi odberateľov so štandardným správaním.



## 2 Analýza problému

Tak ako je spomenuté v článku [8], straty v distribučných sieťach v niektorých krajinách tvoria až 30% z celkového objemu distribuovanej energie. Väčšinu strát vytvára svojimi vlastnosťami samotná sieť, no nezanedbateľnú časť tvoria aj nelegálne odbery. Pravidelná kontrola všetkých odberateľov by bola časovo aj finančne náročná, preto je potrebné správne identifikovať zákazníkov s neštandardnou spotrebou energie, čím sa minimalizujú náklady spojené s kontrolami. Zatiaľ čo v minulosti bola možná identifikácia nelegálnych odberov len fyzickou kontrolou, dnes vieme obmedziť okruh podozrivých aj na diaľku, keďže inteligentné merače nám poskytujú dáta v pravidelných intervaloch s minimálnou odchýlkou.

Vďaka tomu vznikajú nové možnosti identifikácie neštandardného správania využitím dátovej analytiky a strojového učenia. Zatiaľ čo väčšina algoritmov na identifikáciu anomálií pracuje s nízkorozmernými dátami, časové rady predstavujú presný opak a použité metódy sa líšia od tých klasických. Výzvou pri skupinových a kontextových anomáliách je aj vhodný výber premenných, na základe ktorých budú anomálie identifikované. Zvýšenie presnosti pri hľadaní anomálií môžeme docieľiť kombinovaním rôznych zdrojov dát, či už by sa jednalo o počasie alebo údaje z inteligentných meračov iných druhov energie. Cieľom tejto kapitoly je preto analyzovať a porovnať používané metódy pri detekcii anomálií v časových radoch a zamerať sa najmä na vhodnú reprezentáciu jednotlivých odberateľov pomocou získaných dát.

### 2.1 Časové rady

#### 2.1.1 Delenie časových radov

Výraznými vlastnosťami časových radov sú aj periodicita a synchronnosť. Vznikajú tak 4 nasledujúce kategórie [14]:

- **Periodické a synchronné časové rady** predstavujú najjednoduchšiu kombináciu, keďže každý časový rad má konštantnú časovú periódu a zároveň sú všetky časové rady časovo zarovnané na konkrétny časový bod.
- **Neperiodické a synchronné časové rady** nemajú žiadnu periodicitu, ale opäť sú časovo zarovnané.
- **Periodické a asynchronné časové rady** nie sú časovo zarovnané, ale obsahujú periodicitu, čiže začiatok periódy v každom časovo rade je iný.
- **Neperiodické a asynchronné časové rady** predstavujú skupinu, do ktorej spadajú ostatné časové rady, ktoré neobsahujú periodicitu a ani synchronnosť.

### 2.2 Detekcia anomálií

Anomálne správanie alebo anomália je definovaná ako vzor v správaní, ktorý nezodpovedá štandardnému správaniu. Pri dátach z inteligentných meračov, anomália zodpovedá meraniu, ktoré sa nenachádza v oblasti normálnych dát.

Pri identifikácii anomálií je najskôr potrebné zamyslieť sa nad nasledovnými problémami [1]:

- **Definovanie oblasti normálnych dát** je veľmi náročné, nakoľko hranica medzi normálnymi dátami a anomáliami je nepresná a môže tak dojsť k nesprávnemu označeniu meraní.
- **Anomálie vytvorené škodlivou činnosťou** sa javia ako normálne dáta, čo sťažuje definíciu normálneho správania.
- **Evolúcia dát** spôsobuje, že definícia normálneho správania sa môže časom zmeniť.
- **Presná predstava o anomálii** je často rôzna naprieč viacerými odbormi, a preto neexistuje univerzálny spôsob na určovanie anomálií.
- **Dostupnosť označených dát** zlepšuje presnosť identifikácie anomálií, avšak často takéto dáta neexistujú alebo ich je potrebné označiť.
- **Biely šum** vyskytujúci sa v dátach má tendenciu skresľovať normálne dáta, ktorých identifikácia je následne zložitá.

Na detekciu anomálií sú používané aj algoritmy určené na klasifikáciu, ako je napríklad naivný Bayesovský klasifikátor (angl. *Naive Bayes*), k-najbližší susedia (angl. *k-nearest neighbors*), rozhodovacie stromy (angl. *decision tree*), náhodné lesy (angl. *random forests*), neurónové siete so spätnou propagáciou (angl. *neural networks with backpropagation*) alebo metóda podporných vektorov (angl. *support vector machine*) [3].

### 2.2.1 Typy anomálií

Dôležitým aspektom pri uplatnení detekcie anomálií je charakter anomálie. Z toho dôvodu môžeme anomálie rozdeliť do nasledujúcich troch skupín.

**Bodové anomálie** predstavujú inštancie, ktoré sa nenachádzajú v oblasti normálnych dát a je možné ich detegovať jednotlivo. Jedná sa o najjednoduchší typ anomálie a sústreďuje sa na väčšinu výskumov. Príkladom zo skutočného života môže byť detekcia podvodov s kreditnými kartami, kedy transakcia výrazne väčšieho objemu peňazí predstavuje podvod, zatiaľ čo ostatné transakcie, nachádzajúce sa v normálnom rozsahu predstavujú normálne dáta, ktoré nie sú anomáliou [1].

**Kontextové anomálie** predstavujú o inštancie, ktoré sa nachádzajú v oblasti normálnych dát, ale v špecifickom kontexte sú považované za anomáliu. Kontext je daný kontextovými atribútmi v dátach, na základe ktorých sa určujú susedné inštancie. Nekontextové atribúty, nazývané aj behaviorálne, reprezentujú meranú veličinu. Napríklad pri meteorologických meraniach, budú informácie o polohe alebo nadmorskej výške predstavovať kontextové atribúty, zatiaľ čo množstvo zrážok alebo slnečných hodín budú behaviorálne atribúty [1].

Anomálne správanie inšancií je dané behaviorálnymi atribútmi v určitom kontexte. Čiže ak inštancia s danými behaviorálnymi atribútmi je považovaná za normálnu, iná inštancia s rovnakými behaviorálnymi, ale s rôznymi kontextovými atribútmi môže byť považovaná za anomáliu. Kontextové anomálie boli najčastejšie identifikované v časových radoch. Príkladom môžu byť opäť transakcie väčšieho objemu peňazí, ktoré sú bežné v období pred Vianocami, ale neštandardné v inom ročnom období [1].

Zatiaľ čo v niektorých prípadoch je definovanie kontextu priamočiare, existujú domény, kde to jednoduché nie je. Dôležité je aby kontextové atribúty boli zmysluplne určené v cieľovej doméne ich aplikácie [1].

**Skupinové anomálie** sa nachádzajú v oblasti normálnych dát, ale skupina týchto inštancií tvorí spolu anomáliu. Vzniknutá anomália obsahuje sekvenciu inštancií, ktorá by pri inom zoradení nepredstavovala anomáliu. Taktiež sa jednotlivé inštancie môžu nachádzať v rozsahu normálnych dát. Príkladom môžu byť systémové volania operačného systému, ktoré sú v prípade dodržania určitej postupnosti označené ako činnosť škodlivého softvéru [1].

Zatiaľ čo bodové anomálie sa môžu vyskytovať v každom datasete, skupinové sa vyskytujú iba v datasetoch, kde existuje medzi inštanciami vzťah. Pri kontextových anomáliách je potrebné určiť kontextové atribúty, ktoré sa v niektorých datasetoch ani nemusia nachádzať. Problém detekcie bodových a skupinových anomálií je možné transformovať na problém detekcie kontextových anomálií, v prípade, že sa prihliada na kontext jednotlivých inštancií. Techniky používané pri detekcii skupinových anomálií sa značne líšia od techník používaných pri bodových a kontextových anomáliách [1].

## 2.2.2 Prístupy k identifikácii anomálií

V praxi sa stretávame s datasetmi, ktoré sa líšia v množstve označených dát, počte typov anomálií, ktoré budeme detegovať alebo aj pomerom medzi normálnymi inštanciami a tými neštandardnými. Často je označovanie inštancií vykonávané manuálne ľudskými expertmi drahé a neefektívne. Taktiež proces spätnej väzby môže byť zdĺhavý a nepraktický. Z toho dôvodu je dôležité zvoliť správny prístup pri identifikácii anomálií. V súčasnosti existujú 3 prístupy, a to detekcia anomálií s učiteľom (angl. *supervised learning*), bez učiteľa (angl. *unsupervised learning*) a ich kombinácia (angl. *semi-supervised learning*) [1].

**Detekcia bez učiteľa** nepotrebuje označené trénovacie dáta, vďaka čomu je široko aplikovateľná a často používaná. Vychádza z predpokladu, že normálne inštancie majú majoritné zastúpenie v množine. Ak táto podmienka nie je splnená, dochádza tak často k falošnému alarmu [1].

**Detekcia s učiteľom** potrebuje trénovacie dáta s označenými inštanciami ako normálnymi, tak aj anomálnymi. Cieľom je vytvoriť prediktívny model, ktorého úlohou je určiť triedu inštancie. Problémom je, že anomálnych inštancií v porovnaní s normálnymi je omnoho menej a označenie dát ľudským expertom môže byť pri anomálnej inštancii náročné [1].

**Kombinované učenie** je kombináciou predchádzajúcich dvoch prístupov a počíta s označenou iba jednou triedou inštancií. Typicky sú označené normálne inštancie, keďže ich identifikácia je menej náročná. V takom prípade je vytvorený model pre normálnu triedu a identifikácia anomálií prebieha v testovacej vzorke dát [1].

## 2.2.3 Techniky detekcie anomálií

Detegovať anomálie rôznych typov môžeme niekoľkými spôsobmi, čo závisí aj od samotných dát. Ich úplnosť, množstvo a oblasť, v ktorej boli zozbierané sú kritické pre správny výber techniky, pomocou ktorej budú identifikované anomálie. Nás budú zaujímať najmä detekcie anomálií v časových radoch. Popísané metódy sú najmä z oblasti strojového učenia a dátovej analýzy, ale pre úplnosť sú spomenuté aj iné používané metódy.

**Klasifikácia** Pomocou naučeného modelu, nazývaného aj klasifikátor, sú rozoznávané triedy jednotlivých inštancií. Pri detekcii anomálneho správania, klasifikátor rozlišuje iba medzi dvoma triedami, triedou normálnych dát a anomálií. Vzhľadom na to, že na natrénovanie klasifikátora sú potrebné označené dáta, ide o učenie s učiteľom. Na implementovanie klasifikátora môžeme použiť techniky založené na rôznych typoch neurónových sietí, Bayesových sieťach, pravidlových systémoch či metóde podporných vektorov [1, 13].

**Analýza najbližšieho suseda** Metóda určí na základe vzdialenosti alebo podobnosti medzi dátovými inštanciami, či sa jedná o normálnu inštanciu alebo anomáliu. To je vypočítané pomocou vzdialeností medzi testovanou inštanciou a všetkými bodmi, alebo iba  $k$  najbližšími bodmi. Pri viacrozmerných dátach je vzdialenosť určovaná pre každú dimenziu zvlášť. Metóda je založená na predpoklade, že zatiaľ čo normálne inštalácie sa nachádzajú pri sebe a sú husto usporiadané, anomálie sú vzdialenejšie, prípadne na okraji vzniknutých oblastí. Aplikácia je možná pomocou techník založených na relatívnej hustote alebo vzdialenosti najbližších  $k$  susedných inštancií [1, 13].

**Zhlukovanie** Jedná sa o učenie bez učiteľa, keďže zhľuky inštancií sú vytvorené na základe ich vzdialenosti či podobnosti. Techniky ďalej delíme do kategórií na základe predpokladu o dátových inštanciách [1, 13].

Prvá kategória predpokladá, že normálne inštalácie patria do zhľuku, zatiaľ čo anomálne nepatria do žiadneho. Používané sú zhľukovacie algoritmy ako DBSCAN alebo ROCK, pri ktorých nie nutne každá inštancia musí patriť do zhľuku. Nevýhodou algoritmov môže byť neoptimálne použitie pri detekcii anomálií, keďže sú primárne určené na riešenie zhľukovacích problémov [1].

Druhá kategória predpokladá, že normálne inštalácie ležia v blízkosti najbližšieho centroidu a anomálne inštalácie sú od neho vzdialené. Algoritmy väčšinou pozostávajú z dvoch krokov, v prvom sú inštalácie pridelené do zhľuku a v druhom je vypočítané ich anomálne skóre na základe vzdialenosti od centroidu daného zhľuku. Používanými algoritmami sú neurónové siete (konkrétne SOM) alebo algoritmus  $k$ -means, ktoré sa môžu učiť aj pomocou kombinovaného učenia [1].

Posledná kategória pracuje s predpokladom, že normálne inštalácie sú súčasťou veľkých a hustých zhľukov, na druhej strane anomálie patria do malých a riedkych zhľukov. Používanými algoritmami sú napr. CBLOF (angl. *Cluster-Based Local Outlier Factor*) alebo  $k$ -d stromy. V princípe algoritmy najskôr vytvárajú zhľuky a až potom určujú, na základe ich hustoty, či sa jedná o normálne zhľuky alebo anomálie. Zhľuk je vytvorený iba v prípade, že inštancia sa nachádza mimo preddefinovaného rádiusu od centra daného zhľuku [11].

## 2.3 Zhľukovanie časových radov

Cieľom zhľukovania je rozdeliť dátové inštalácie do  $k$  zhľukov na základe spoločných čŕt. V prípade, že inštalácie sú reprezentované nízkodimenzionálnym vektorom v Euklidovskom priestore, môžu byť na zhľukovanie použité klasické techniky spomenuté v 2.2.3. Ak inštalácie reprezentujú časový rad, nasadenie takýchto štandardných prístupov je zriedkavé [6].

Metódy používané na meranie vzdialenosti medzi časovými radmi môžeme rozdeliť do 3 skupín, založených na atribútoch, na modeloch a na tvare krivky. Pri atribútových metódach je pre každý časový rad vypočítaný atribútový vektor, na základe, ktorého je vypočítaná Euklidovská vzdialenosť medzi jednotlivými inštanciami. Modelové techniky používajú parametrický model, do ktorého vstupujú časové rady. Vzdialenosťou je potom definovaná ako

vzdialenosť medzi jednotlivými modelmi. Metódy porovnávajúce tvary kriviek sa snažia prispôbiť výsledný tvar časového radu nelineárnym rozťahovaním a kontrakciou časových osí [6].

### 2.3.1 Hierarchické zhľukovanie

Táto metóda produkuje vnorenú hierarchiu skupín podobných časových radov na základe vzdialenostných matíc jednotlivých inštancií. Výhodou je, že nie je nutné zadávať počet zhľukov, ktoré ideme identifikovať. Nevýhodou je obmedzenie výpočtu iba na menšie datasety, keďže táto výpočtová zložitosť tejto metódy je kvadratická [5].

Metóda hierarchického zhľukovania zoskupuje časové rady do stromu zhľukov. Vo všeobecnosti existujú dva typy týchto metód, aglomeratívne a deliace. Aglomeratívne metódy zo začiatku umiestňujú časové rady do samostatného zhľuku, až potom ich postupne spájajú do väčších zhľukov až pokiaľ neexistuje jediný zhľuk alebo nie je ukončovacou podmienkou práve  $k$  zhľukov. Deliace metódy sú pravým opakom, kedy sú jednotlivé zhľuky postupne delené na menšie a umiestňované do hierarchického stromu. Na zlepšenie kvality zhľukovania pri hierarchickom zhľukovaní sú používané bežné zhľukovacie techniky [16].

**Agglomeratívne zhľukovanie** Vzdialenosť medzi dvoma zhľukmi je meraná pomocou dvojice najbližších časových radov umiestnených v rôznych zhľukoch, ktoré sú potencionálnymi kandidátmi na zlúčenie. Podobnosť môže určovať aj *Wardov algoritmus minimálnej variance*, ktorý zlúči zhľuky s najmenším nárastom variance. V každom kroku sú tak vyskúšané všetky kombinácie dvojíc zhľukov, až potom je vybrané minimum. Porovnávané časové rady nemusia mať vždy rovnakú dĺžku. Nevýhodou metódy je najmä vysoký počet operácií, ale aj neschopnosť spätne zmeniť rozhodnutie zlúčiť zhľuky [16].

**Deliace zhľukovanie** Algoritmus nie je obmedzený iba na časové rady rovnakej dĺžky. Zároveň tiež nie je možné zmeniť delenie zhľuku, ktoré už bolo vykonané. Na meranie vzdialenosti môžu byť použité metriky opísané v 2.3.3 [16].

### 2.3.2 Samoorganizované mapy

Trieda neurónových sietí, kde neuróny sú usporiadané v nízko-dimenzionálnej štruktúre a trénované iteratívne a bez učiteľa. Trénovací proces začína pridelením náhodných hodnôt váhovým vektorom  $w$ . Každá iterácia tréningu pozostáva z 3 krokov a to náhodného výberu vstupného vektora z trénovacej množiny, evaluácie siete a aktualizovaní váhových vektorov. Po natréningu je vypočítaná Euklidovská vzdialenosť medzi vstupným vzorom a váhovým vektorom. Následne je neurón s najmenšou vzdialenosťou označený ako  $t$  a ostatné váhy ostatných neurónov sú aktualizované v závislosti od vzdialenosti od neuróna  $t$ . Nevýhodou je opäť náročné spracovanie časových radov rôznych dĺžok, keďže dĺžka časového radu definuje aj dĺžku váhového vektora  $w$  [7, 16].

### 2.3.3 Metriky vzdialenosti

Kľúčovou záležitosťou pri zhľukovaní časových radov na základe ich podobnosti, je meranie vzdialenosti medzi nimi. Rovnako ako pri zhľukovaní bodových inštancií je potrebné definovať si metódy merania vzdialenosti. Najčastejšími metrikami sú Euklidovská a Manhattanovská

vzdialenosť. Vhodnosť aplikovania týchto klasických metód nízka, keďže nameraná vzdialenosť zachytáva aj použitú škálu v dátach. Pri porovnávaní časových radov nás spravidla zaujíma zmena krivky časového radu a rovnaká dĺžka porovnávaných časových radov [5, 16].

**Korelácia** Korelačný koeficient  $r(X, Y)$  meria stupeň lineárnej závislosti medzi dvoma časovými radmi  $X$  a  $Y$ . Vyjadríme ho vzorcom 1. Korelácia blízka  $-1$  znamená, že nárast kriviek časových radov je zrkadlový, pri korelácii rovnej 0 hovoríme o rozdielnych časových radoch a pri hodnote 1 o podobných. Na základe hodnoty korelácie, potom môžeme vyjadriť vzdialenosť vzorcom 2. Nevýhodou je, ak máme k dispozícii iba malú, prípadne krátku časť datasetu, podobnosť touto metrikou sa určuje len ťažko. Keďže korelácia zachytáva iba lineárnu podobnosť časových radov, pri aplikovaní metriky na dva nelineárne podobné časové rady, sú vyhodnotené ako vzdialené [5].

$$r(X, Y) = \frac{E[(X - E[X]) \cdot (Y - E[Y])]}{E[(X - E[X])^2] \cdot E[(Y - E[Y])^2]} \quad (1)$$

$$D_r(X, Y) = \sqrt{0.5 \cdot (1 - r(X, Y))} \quad (2)$$

**Dynamické deformovanie času** Ide o metódu (angl. *Dynamic Time Warping*), ktorá dokáže zachytiť nelineárne skreslenie medzi časovými radmi vďaka prideleniu viacerých hodnôt časového radu  $X$  druhému časovému radu  $Y$ . Takto metóda viac zodpovedá ľudskej intuícii.  $D_{DTW}$  je vypočítané pomocou dynamického programovania a vyjadrené pomocou vzorca 3 [5].

$$D_{DTW}(i, j) = \begin{cases} d(x_i, y_j) + \min \begin{cases} D_{DTW}(i-1, j) \\ D_{DTW}(i, j-1) \text{ ak } i \neq 0 \text{ a } j \neq 0 \\ D_{DTW}(i-1, j-1) \end{cases} \\ 0 \text{ ak } i = 0 \text{ a } j = 0 \\ \infty \text{ inak} \end{cases} \quad (3)$$

**Kvalitatívna vzdialenosť** Metóda je založená na kvalitatívnom porovnávaní tvaru dvoch časových radov. Pre časové rady  $X$  a  $Y$  vyberieme dvojicu bodov  $i$  a  $j$ , ktoré označujú zmenu premennej v danom časovom rade. Tak vznikajú 3 možnosti, hodnoty v časovom rade rastú ( $X_i < X_j$ ), nemenia sa ( $X_i \approx X_j$ ) alebo klesajú ( $X_i > X_j$ ). Vzdialenosť potom vyjadríme vzorcom 4, pomocou ktorého spočítame počet zhôd v raste časových radov. Práve funkcia  $Diff(q_1, q_2)$  vyjadruje rozdiel v zmene rastu. Metóda nemá nevýhody, ktoré vznikali pri korelácii, na druhú stranu je aplikovateľná iba na krátke časové rady bez toho, aby sa dramaticky znížila kvalita odhadu vzdialenosti. Podobnosť tvarov kriviek je detegovaná aj v prípade, kedy neexistuje medzi časovými radmi lineárna alebo nelineárna závislosť [5].

$$D_q(X, Y) = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \frac{2 \cdot Diff(q(X_i, X_j), q(Y_i, Y_j))}{N \cdot (N-1)} \quad (4)$$

**Euklidovská vzdialenosť** Je používaná najmä pri klasických zhlukovacích problémoch. Ak zvolený časový rad má dĺžku  $n$ , vzdialenosť vypočítame vzorcom 5 [16].

$$D_E(X, Y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (X_{ik} - Y_{jk})^2} \quad (5)$$

**Manhattanovská vzdialenosť** Je rovnako ako Euklidovská vzdialenosť používaná najmä pri klasických zhlukovacích problémoch. Výpočet je tiež veľmi podobný, môžeme ho vyjadriť vzorcom 6

$$D_M(X, Y) = \sum_{k=1}^n |X_{ik} - Y_{jk}| \quad (6)$$

**Pearsonov korelačný koeficient** Vo vzorci 7 reprezentuje  $\tilde{X}$  aritmetický priemer časového radu  $X$ . Koeficient je používaný pri výpočte vzdialenosti, ktorá je založená na vzájomnej korelácii. Vzdialenosť vyjadríme vzorcom 7 [16].

$$r(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \tilde{X}) \cdot (Y_i - \tilde{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \tilde{X})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \tilde{Y})^2}} \quad (7)$$

$$D_P(X, Y) = 2 \cdot (1 - r(X, Y)) \quad (8)$$

**Vzdialenosť medzi krátkymi časovými radmi** Metóda (angl. *Short time series*) meria vzdialenosť ako sumu štvorcových rozdielov medzi krivkami jednotlivých časových radov. Na odstránenie nežiadúcich efektov škály sa používa z štandardizácia. Matematicky vzdialenosť vyjadríme vzorcom 9. Zložka  $t_k$  predstavuje čas [16].

$$D_{STS}(X, Y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n \left( \frac{Y_{j(k+1)} - Y_{jk}}{t_{(k+1)} - t_k} - \frac{X_{i(k+1)} - X_{ik}}{t_{(k+1)} - t_k} \right)^2} \quad (9)$$

## 2.4 Redukcia dimenzií a výber atribútov

### 2.4.1 Výber atribútov

Väčšina dát pochádzajúcich z inteligentných meračov obsahuje iba stĺpce s časovou známkou a momentálnou spotrebou daného uzlu v sieti. Z týchto informácií ešte vieme vyčítať, mesiac, týždeň, deň prípadne deň v týždni alebo sviatok. Niektoré z extrahovaných atribútov úzko súvisia s funkciou spotreby elektrickej energie. Pri vytváraní presného modelu je preto nevyhnutné správne identifikovať takéto atribúty. Otestovanie všetkých kombinácií by bolo časovo a výpočtovo náročné. Najjednoduchším spôsobom je vytvorenie korelačnej matice jednotlivých vysvetľujúcich premenných a sledovanej veličiny [2].

### 2.4.2 Agregácia dát

Dáta z meračov sú dostupné v pravidelných intervaloch. Pre jednoduchšiu manipuláciu s časovými radmi a redukcii dimenzií môžu byť dáta agregované do väčších intervalov. Pri použití viacerých datasetov s rôznou frekvenciou zberu, je agregácia hustejšieho časového radu nutná, keďže by tak vzniklo množstvo chýbajúcich hodnôt. Agregácia dát tiež vyhladzuje malé odchýlky v časových radoch, čo môže sťažiť identifikáciu náhle zmeny správania odberateľov. To môže viesť k nesprávnemu označeniu správania odberateľa za neštandardné [2].

## 2.5 Identifikácia abnormálneho správania

V distribučných sieťach vznikajú straty, ktoré vo všeobecnosti môžeme rozdeliť na technické a netechnické straty. Technické straty sú spôsobené vlastnosťami obvodu ako napr. odporom materiálu či únikmi cez poškodenú izoláciu a môžu sa meniť pri rôznych teplotách či počasí. Medzi netechnické straty patria najmä nelegálne odbery. V práci sa budeme zaoberať ich identifikáciou na základe anomálneho správania spotrebiteľa. Keďže je časovo a finančne náročné pravidelne kontrolovať odberateľov tak, aby sa predišlo nelegálnemu odberu, je potrebné znížiť počet podozrivých odberateľov na minimum a zároveň maximalizovať pravdepodobnosť, s ktorou budú kontrolovaní iba odberatelia s neštandardnými odbermi [3, 10].

Najčastejšími metódami používanými pri nelegálnom odbere je obídenie meračov spotreby energie či samotná manipulácia s nimi. Merače tak poskytujú nesprávne informácie o spotrebovanej energii odberateľmi, čo je možné detegovať až po identifikácii celkových netechnických strát v sieti. Ďalšou populárnou metódou používanou na detekciu nelegálnych odberov je analýza spotrebiteľského profilu zákazníka, kedy je našou snahou identifikovať nepravidelné vzory v nameraných spotrebiteľských dátach [10]. Tak ako je spomenuté v práci [4], nelegálne odbery môžu prebiehať iba v určitom čase prípadne iba pri zvýšenej spotrebe. Identifikácia takýchto nelegálnych odberov je náročná a prípadná kontrola nemusí odhaliť manipuláciu s meracím zariadením.

Vďaka inteligentným meračom je možné detegovať nelegálne odbery omnoho rýchlejšie, najmä kvôli vysokej frekvencii zberania údajov. Takto sú identifikované aj také odbery, ktoré by sa pri klasických meraniach stratili v týždenných alebo mesačných agregáciách. Úspešnosť detekcie nelegálnych odberov je výrazne vyššia najmä pri neštandardných spotrebách alebo ak sa jedná o neopakujúcu sa udalosť. Problém vzniká ak odberateľ systematicky mení nelegálnu spotrebu a kopíruje vzory, ktoré vznikajú v dátach pri legálnom odbere. Vtedy je potrebné mať k dispozícii väčšie množstvo dát a zároveň použiť zložitejšie algoritmy detekcie anomálií, ktoré sú popísané v súvisiacej práci [9].

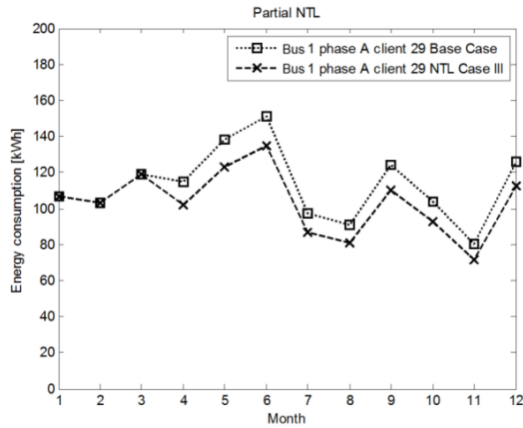
V súvisiacich prácach sa autori zaoberali určením netechnických strát v elektrických distribučných sieťach s použitím rôznych štatistických metód alebo strojového učenia. Dostupné dáta od distribútorov pochádzali najmä z jedného zdroja, lokality a zameriavali sa na jeden zdroj energie. Dáta, ktoré budeme mať k dispozícii disponujú podobnými vlastnosťami. V súvisiacej práci [3] boli použité viaceré zdroje dát a energie, následkom čoho bola zvýšená presnosť identifikácie anomálneho správania odberateľa. Ďalším zdrojom dát môžu byť agregované hodnoty meraní z klasických meračov, prípadne spätná väzba zo samotných kontrol odberateľov.

Typickou črtou netechnických strát je negatívny skok v spotrebe elektrickej energie. Nasleduje po poškodení inteligentného meracieho zariadenia alebo pri začatí nelegálneho odberu. Následkom je nižšia nameraná spotreba energie v dlhšom horizonte. Zníženie spotreby môže byť čiastočné alebo úplne, ako môžeme vidieť na obrázkoch 1 a 2 [15].

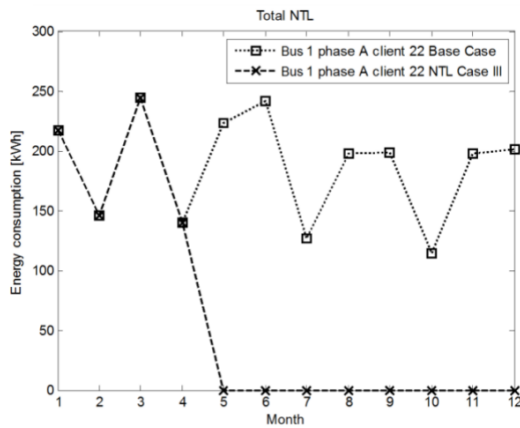
## 2.6 Vyhodnocovacie metriky

Za predpokladu, že získané dáta budú obsahovať aj označené inštancie, prípadne budú označené dodatočne na základe výpočtov, môžeme na vyhodnotenie úspešnosti použiť aj maticu zámen. V takom prípade budeme musieť predpovedať triedu jednotlivých inštancií, a teda či sa jedná o normálneho alebo anomálneho odberateľa. Jednoduchý klasifikátor označí prvých  $n$  odberateľov, ktorých miera pravdepodobnosti výskytu čierneho odberu je najvyššia, za anomálnych. Pri vyjadrení matice zámen pomocou tabuľky 1 potom riadky predstavujú predpovedanú triedu a stĺpce skutočnú. Vznikajú tak 4 kategórie, ktoré sú označované ako





Obr. 1: Čiastočné zníženie spotreby elektrickej energie [15].



Obr. 2: Úplné zníženie spotreby elektrickej energie [15].

Tabuľka 1: Matica zámen

		skutočnosť	
		anomálna kategória	normálna kategória
predikcia	anomálna kategória	TP (true positive)	FP (false positive)
	normálna kategória	FN (false negative)	TN (true negative)

*TRUE POSITIVE* (správne označení podozriví odberatelia), *FALSE POSITIVE* (nesprávne označení podozriví odberatelia), *TRUE NEGATIVE* (nesprávne označený normálny odberatelia) a *FALSE NEGATIVE* (správne označený normálny odberatelia). Kvalitu klasifikácie potom môžeme zmerať pomocou presnosti a pokrytia. Presnosť vypočítame vzorcom 10, kedy ide o pomer správne označených anomálií a celkový počet označených anomálií. Tým vypočítame percento odberateľov, ktorých sme správne klasifikovali ako podozrivých.

$$\text{Presnosť} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

Pokrytie označuje pomer správne označených anomálií a celkový počet skutočných anomálií. Vyjadříme ju pomocou vzorca 11.

$$\text{Pokrytie} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

Aby sa predišlo situácií, kedy sa v dátach nachádza iba malý počet anomálnych odberateľov a pre model by tak bolo výhodnejšie označovať iba tých, s ktorými si je takmer istý, je dôležité brať do úvahy aj túto metriku. Obe metriky sú vyjadrené v percentách [15].

Ďalšou používanou metriku je aj tzv. F-skóre, ktoré obsahuje informácie oboch predchádzajúcich metrík. Keďže ide o súčet metrík, tiež je vyjadrené v percentách. Cieľom práce je maximalizovať túto metriku. F-skóre vyjadříme pomocou vzorca 12, kde  $P$  predstavuje presnosť a  $C$  predstavuje pokrytie [15].

$$F = 2 \cdot (P^{-1} + C^{-1})^{-1} \quad (12)$$

## 2.7 Súvisiace práce v doméne energetiky

V [6] bola pri zhľukovaní použitá aj kombinácia viacerých metód, konkrétne k-means, metóda náhodnej výmeny a aglomeratívne zhľukovanie. Ako už bolo spomenuté v 2.2.3, úlohou

algoritmu k-means namapovať existujúce inštancie do  $k$  zhlukov. Aj keď metóda náhodnej výmeny je obmedzená na zhlučovanie problémy v Euklidovskom priestore, bola použitá aj pri zhlučovaní časových radov a zabráňuje zaseknutiu zhuku v lokálnom minime. V princípe je náhodne vybraný zhuk, ktorý bude vymazaný a za centroid bude vybraný jeden časový rad z neho. Ak takéto riešenie je lepšie ako bez rozpustenia zhuku je nahradené pôvodným. Ako bolo spomenuté v 2.3.1 cieľom aglomeratívneho zhlučovania je všetky časové rady označiť ako zhuky a následne ich iteratívne zhlučovať. V momente, keď je vytvorených  $k$  zhlukov, je vypočítaný centroid zhuku a určená hierarchia zhlukov.

V práci [2] boli pri určovaní podozrivých aktivít odberateľov úspešne aplikované rozhodovacie stromy. Po vytvorení trénovacej a testovacej množiny boli vygenerované rozhodovacie pravidlá reprezentujúce model normálnej spotreby elektrickej energie. Po predikcii boli porovnané predikované a testovacie dáta pomocou štatistickej metódy RMSE. Výsledkom experimentov je dostatočne presná predikcia spotreby energie vypočítaná iba na základe atribútov extrahovaných z časovej známky. Prekročením stanovanej hranice boli inštancie považované za anomálne. Počas experimentov boli použité M5P rozhodovacie učiace stromy.

Predmetom článku [12] bolo navrhnuť novú vlnovú techniku na reprezentovanie viacerých vlastností meraných dát. Tiež vytvorili nový model, ktorý v sebe zahŕňa viacero modelov, čím je pridávanie ďalších komponentov do detekčného systému jednoduché. Navrhovaná metóda je citlivá na lokálne zmeny vo vzore dát. Taktiež dosiahli s relatívne malým množstvom meraní presnosť až 78% na trénovacej množine a 70% na testovacej množine. Metóda je citlivá na zmeny amplitúd a frekvencií v dátach z meračov. Nevýhodou je, že model nie je citlivý na nevýrazne zmeny a trendy v dátach.

### 3 Špecifikácia požiadaviek

Pomocou metód strojového učenia a dátovej analytiky sa zameriame na identifikáciu anomálií v časových radoch v oblasti distribučných spoločností. Na základe neagregovaných dát, ktoré budeme mať k dispozícii môžu nastať dva rôzne scenáre. Ak dataset bude obsahovať iba časovú známku a spotrebu elektrickej energie daného zákazníka, zhľukovanie bude možné iba na základe časového radu spotreby a výsledky budú evaluované pomocou vzdialeností medzi jednotlivými časovými radmi vo vnútri zhľukov. Naopak, ak dataset bude obsahovať viaceré vysvetľujúce premenné, potom je možné vytvoriť ďalší model, ktorý tiež bude zhľukovať odberateľov. Tak bude zabezpečená evaluácia pôvodného zhľukovacieho modelu.

Vo vytvorených zhľukoch sa budeme zameriavať na identifikáciu anomálií, resp. intervalov s neštandardným správaním odberateľa. Tiež budeme považovať diskretizované časové rady za anomálie v prípade ak sa nenachádzajú v rámci zhľukov, do ktorých spadajú ostatné diskretizované časové rady daného odberateľa.

## Literatúra

- [1] Chandola, V.; Banerjee, A.; Kumar, V.: Anomaly Detection: A Survey. *ACM Comput. Surv.*, ročník 41, č. 3, jul 2009: s. 15:1–15:58, ISSN 0360-0300, doi:10.1145/1541880.1541882.
- [2] Cody, C.; Ford, V.; Siraj, A.: Decision Tree Learning for Fraud Detection in Consumer Energy Consumption. *the 14th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*, 2015, doi:10.1109/ICMLA.2015.80.
- [3] Coma-Puig, B.; Carmona, J.; Gavalda, R.; aj.: Fraud detection in energy consumption: A supervised approach. *Proceedings - 3rd IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics, DSAA 2016*, 2016: s. 120–129, doi:10.1109/DSAA.2016.19.
- [4] Depuru, S. S. S. R.: *Modeling, detection, and prevention of electricty theft for enhanced performance and security of power grid*. Dizertačná práca, The University of Toledo, 2012.
- [5] Dzeroski, S.; Gjorgjioski, V.; Slavkov, I.; aj.: Analysis of time series data with predictive clustering trees. *Knowledge Discovery in Inductive Databases*, 2007: s. 47–58, ISSN 03029743, doi:10.1007/978-3-540-75549-4\_5.
- [6] Hautamaki, V.; Nykanen, P.; Franti, P.: Time-series clustering by approximate prototypes. *2008 19th International Conference on Pattern Recognition*, 2008: s. 1–4, ISSN 1051-4651, doi:10.1109/ICPR.2008.4761105.  
URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/4761105/>
- [7] Kohonen, T.; Schroeder, M. R.; Huang, T. S. (editori): *Self-Organizing Maps*. Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc., tretie vydanie, 2001, ISBN 3540679219.
- [8] Meffe, A.; de Oliveira, C. C. B.: Technical loss calculation by distribution system segment with corrections from measurements. In *CIREN 2009 - 20th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution - Part 1*, June 2009, ISSN 0537-9989, s. 1–4, doi:10.1049/cp.2009.0962.
- [9] Nikovski, D. N.; Wang, Z.; Esenther, A.; aj.: Smart Meter Data Analysis for Power Theft Detection. *Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition*, 2013: s. 379–389, ISSN 03029743, doi:10.1007/978-3-642-39712-7\_29.
- [10] Sahoo, S.; Nikovski, D.; Muso, T.; aj.: Electricity theft detection using smart meter data. *2015 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, 2015: s. 1–5, doi:10.1109/ISGT.2015.7131776.
- [11] Salvador, S.; Chan, P.: Learning states and rules for detecting anomalies in time series. *Applied Intelligence*, ročník 23, č. 3, 2005: s. 241–255, ISSN 0924669X, doi:10.1007/s10489-005-4610-3.
- [12] Tagaris, H.; Lachsz, A.; Jeffrey, M.: Wavelet based feature extraction and multiple classifiers for electricity fraud detection. *IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition*, ročník 3, č. November 2002, 2002: s. 2251–2256, doi:10.1109/TDC.2002.1177814.  
URL [http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs/\\_all.jsp?arnumber=1177814&escapeXml=false](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs/_all.jsp?arnumber=1177814&escapeXml=false)

- [13] Tan, P.-N.; Steinbach, M.; Kumar, V.: *Introduction to Data Mining*. Addison Wesley, used vydanie, May 2005, ISBN 0321321367.
- [14] Teng, M.: Anomaly detection on time series. *2010 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing*, ročník 1, 2010: s. 603–608, doi:10.1109/PIC.2010.5687485, 1708.02975.  
URL [http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs/\\_all.jsp?arnumber=5687485](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs/_all.jsp?arnumber=5687485)
- [15] Trevizan, R. D.; Bretas, A. S.; Rossoni, A.: Nontechnical Losses detection: A Discrete Cosine Transform and Optimum-Path Forest based approach. *2015 North American Power Symposium, NAPS 2015*, October 2015, doi:10.1109/NAPS.2015.7335160.
- [16] Warren Liao, T.: Clustering of time series data - A survey. *Pattern Recognition*, ročník 38, č. 11, 2005: s. 1857–1874, ISSN 00313203, doi:10.1016/j.patcog.2005.01.025.

## A Plán do zimného semestra

Poradie týždňa v zimnom semestri	Popis plánovanej činnosti
1. týždeň	dokončenie analýzy literatúry, špecifikácie, výber vhodných metód na experimenty
2. týždeň	nájdenie viacerých vhodných zdrojov dát, analýza datasetov
3. týždeň	analýza datasetov, doplnenie datasetov dátami z iných zdrojov
4. týždeň	výber atribútov, spojenie dát, príprava prostredia pre dáta a manipuláciu s nimi
5. týždeň	hlbšia analýza zvolených datasetov, agregácia časových radov, výber technológií
6. týždeň	vyhladenie a diskretizácia časových radov
7. týždeň	tvorba prototypu modelu zhlukujúceho časové rady
8. týždeň	prvé zhlukovacie experimenty, skúmanie vytvorených zhlukov
9. týždeň	tvorba identifikátora pre anomálne časové rady nachádzajúce sa mimo početných zhlukov
10. týždeň	tvorba prototypu modelu identifikujúceho anomálie v rámci zhlukov
11. týždeň	prvé experimenty, skúmanie identifikovaných anomálií
12. týždeň	tvorba prezentácie a príprava na obhajoby

Počas zimného semestra budú analyzované dostupné datasety. Následne budú spracované a upravené do formátu potrebného pre model. Po vytvorení prototypu modelu budú čo najskôr evaluované výsledky. Na základe nich budú ďalej spracovávané dáta a menené datasety. Taktiež sa bližšie pozrieme na identifikované anomálie dáta a určíme ich pôvod na základe dostupných vysvetľujúcich premenných. V závere semestra budú prebiehať prípravy na obhajoby tvorbou prezentácie a súvisiacich materiálov.

## B Plán do letného semestra

Poradie týždňa v letnom semestri	Popis plánovanej činnosti
1. týždeň	vytvorenie validačného modelu pre zhukovanie na základe vysvetľujúcich premenných
2. týždeň	použitie rôznych metrík pri určovaní podobnosti jednotlivých časových radov
3. týždeň	výber a použitie iných atribútov pre trénovacie dáta pre zhukovací model
4. týždeň	použitie rôznych diskretizačných okien pre trénovací model
5. týždeň	optimalizácia modelu a výpočtov, vyhodnotenie experimentov
6. týždeň	porovnanie výsledkov z experimentov s naštudovanou literatúrou, overenie výsledkov
7. týždeň	vytvorenie článku na študentskú konferenciu, dokončovanie experimentov
8. týždeň	príprava na študentskú vedeckú konferenciu, vizualizácia dosiahnutých výsledkov
9. týždeň	zpracovanie pripomienok z konferencie, návrh ďalších experimentov
10. týždeň	písanie technickej dokumentácie k softvérovému dielu, posledné experimentovanie
11. týždeň	vyhodnotenie experimentov, evaluácia riešenia, zhodnotenie výsledkov
12. týždeň	tvorba prezentácie a príprava na obhajobu projektu

V úvode semestra bude vytvorený ďalší zhukovací model, ktorý bude vytvárať zhuky iba na základe vysvetľujúcich premenných. Cieľom bude overiť vytvorené zhuky, ktoré vznikli na základe profilov spotreby elektrickej energie. Ďalšie navrhované vylepšenia budú zapracované na základe vlastností dát a dosiahnutých výsledkov. V prípade veľkej časovej náročnosti budú optimalizované jednotlivé procesy pri manipulácii dát. Na konci semestra sa koná študentská konferencia, do ktorej by sme chceli prispieť článkom a získať tak dôležitú spätnú väzbu. Na záver by sme chceli zapracovať jednotlivé pripomienky a znova vyhodnotiť výsledky, ktoré budú použité pri obhajobe projektu