

České vysoké učení technické v Praze
Fakulta jaderná a fyzikálně inženýrská

Katedra softwarového inženýrství

Obor: Aplikace informatiky v přírodních vědách



Analýza příčin vzniku shrinku produků společnosti na základě logistických dat

Root Cause Analysis of Shrinkage Based on Logistics Data

DIPLOMOVÁ PRÁCE

Vypracoval: Bc. Anna Radová

Vedoucí práce: Ing. Martin Plajner, Ph.D.

Rok: 2023

České vysoké učení technické v Praze
Fakulta jaderná a fyzikálně inženýrská

Katedra softwarového inženýrství

Akademický rok 2022/2023

ZADÁNÍ DIPLOMOVÉ PRÁCE

Student: Bc. Anna Gruberová
Studijní program: Aplikace informatiky v přírodních vědách
Název práce: Analýza příčin vzniku shrinku produktů společnosti na základě logistických dat
Název práce anglicky: Root Cause Analysis of Shrinkage Based on Logistics Data
Jazyk práce: Český

Pokyny pro vypracování:

1. Seznamte se s procesy v dodavatelském řetězci. Pozornost věnujte štíhlé logistice a plýtvání v logistických procesech.
2. Proveďte přípravu dat – definujte shrink, rozpoznejte a označte jej v obdržených datech.
3. Na základě předchozího kroku najděte a analyzujte příčiny, které vedou ke vzniku shrinku produktů dané společnosti. Zjištěné výsledky vhodně vizualizujte.
4. Navrhněte automatizaci tohoto postupu, kterou by bylo možné aplikovat i na logistická data dalších společností.

Doporučená literatura:

- [1] JIRSÁK, P., MERVART M., VINŠ M. *Logistika pro ekonomy - vstupní logistika*. 1. vydání. Praha: Wolters Kluwer ČR, 2012. ISBN 978-80-7357-958-6.
- [2] SUTHERLAND J., BENNET B. *The Seven Deadly Wastes of Logistics: Applying Toyota Production System Principles to Create Logistics Value*. Bethlehem, PA: Lehigh University, 2007.
- [3] HASTIE, T., TIBSHIRANI R., FRIEDMAN J. H. *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. 2nd ed. New York: Springer, c2009. Springer series in statistics. ISBN 978-0-387-84857-0.

Jméno a pracoviště vedoucího práce:

Ing. Martin Plajner, Ph.D.

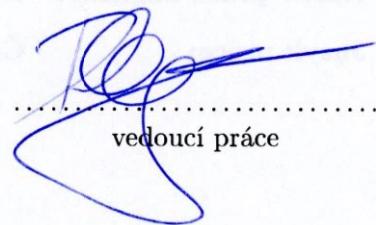
Oddělení matematické teorie rozhodování, Ústav teorie informace a automatizace AV ČR, v.v.i.
Pod Vodárenskou věží 4, 182 00 Praha 8

Jméno a pracoviště konzultanta:

Ing. Filip Vondruška

Logio s.r.o.

Evropská 2588/33a, Dejvice, 160 00 Praha 6

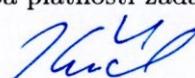


.....
vedoucí práce

Datum zadání diplomové práce: 12. 10. 2022

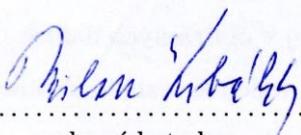
Termín odevzdání diplomové práce: 3. 5. 2023

Doba platnosti zadání je dva roky od data zadání.



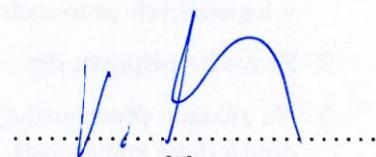
.....

garant oboru



.....

vedoucí katedry



.....

děkan

V Praze dne 12. 10. 2022

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem svou bakalářskou práci vypracovala samostatně a použila jsem pouze podklady (literaturu, projekty, SW atd.) uvedené v přiloženém seznamu.

V Praze dne

.....

Bc. Anna Radová

Poděkování

Chtěla bych poděkovat Ing. Martinu Plajnerovi, Ph.D. za vedení mé diplomové práce, za cenné rady, připomínky a trpělivost během tvorby této práce a za čas strávený touto pomocí. Dále děkuji své rodině a manželovi za obrovskou podporu při psaní práce a během celého studia.

Bc. Anna Radová

Název práce:

Analýza příčin vzniku shrinku produktů společnosti na základě logistických dat

Autor: Bc. Anna Radová

Studijní program: Aplikace přírodních věd

Obor: Aplikace informatiky v přírodních vědách

Druh práce: Diplomová práce

Vedoucí práce: Ing. Martin Plajner, Ph.D.

Oddělení matematické teorie rozhodování, Ústav teorie informace a automatizace AV ČR, v.v.i.

Konzultant: –

Abstrakt: Tato diplomová práce analyzuje příčiny vzniku shrinků a navrhuje univerzální postup pro ohodnocení produktů z hlediska náchylnosti produktů ke shrinku. Na základě provedené analýzy je navržen obecný postup ke snížení shrinků, aplikovatelný i na data jiných společností. Práce se věnuje teoretickému základu logistiky, druhům plýtvání a definici a dělení shrinku. Praktická část obsahuje výběr a přípravu vzorku a tvorbu interaktivního reportu. Provedené analýzy umožňují formulovat a ověřit hypotézy pomocí metody 4ftMiner. Pomocí korelační analýzy jsou produkty rozdělené do kategorií vzhledem k povaze shrinku. Tato kategorizace je implementována v jazyce Python. Prostřednictvím tohoto postupu mohou společnosti ohodnotit své produktové portfolia a snížit tak objem svých odepisovaných produktů a minimalizovat z toho plynoucí ztracené náklady.

Klíčová slova: Datová analýza, Logistika, Shrink, Korelace, Power BI

Title:

Root Cause Analysis of Shrinkage Based on Logistics Data

Author: Bc. Anna Radová

Abstract:

Key words: Data Analysis, Logistics, Shrink, Correlation, Power BI

Obsah

Úvod	9
1 Logistika	11
1.1 Definice logistiky	11
1.2 Štíhlá logistika	12
1.2.1 Toyota Production System	12
1.2.2 Plýtvání v logistických procesech	16
1.3 Shrink	20
1.3.1 Definice shrinku	20
1.3.2 Typy shrinků	20
2 Použité metody	24
2.1 Redukce dimenzionality	24
2.1.1 Analýza hlavních komponent	24
2.1.2 Korespondenční analýza	26
2.2 Korelační analýza	28
2.2.1 Korelační koeficient	28
2.2.2 Další způsoby měření závislosti	29
2.3 Metoda GUHA	31
2.3.1 Základní princip metody	31
2.3.2 Důležité pojmy	32
2.3.3 Procedury	34
2.4 Nástroje	36
2.4.1 Python – Jupyter Notebook	36
2.4.2 Power BI	37
3 Zpracování dat	42
3.1 Popis obdržených dat	42
3.2 Příprava vzorku dat pro další analýzy	46
3.2.1 Výběr dat	47
4 Vizualizace dat	57
4.1 Popis řešení	57
4.1.1 Metriky	58
4.1.2 Reporting	59
4.2 Výsledky	65
5 Korelační analýza	73

5.1	Postup	73
5.2	Implementace	76
5.2.1	Vstupy a výstupy	76
5.2.2	Spuštění analýzy	77
5.2.3	Popis funkcí a struktura kódu	77
5.3	Výsledky	85
6	Analýza pomocí metody 4ftMiner	90
6.1	Hypotézy	90
6.2	Produkty nepopsané korelační analýzou	97
Závěr		100
Literatura		106
Přílohy		110
A	Popis přiložených souborů	110

Úvod

Tato diplomová práce se zabývá analýzou dat vybrané společnosti. Cílem práce je vytvořit metodický návodní postup, jak může společnost přistupovat k tzv. shrinkům. Jedná se o záznamy o produktech, které z různých důvodů nemohly být prodány a kvůli tomu společnost přišla o zisk a vynaložila zbytečné náklady související s nákupem a logistikou dotčených produktů. Pro redukci shrinků je zapotřebí zjistit, jaké jsou možné příčiny jejich vzniku. Jako způsob ověření možných důvodů pro vznik shrinku jsou k dispozici data vybrané společnosti. Na datech budou tyto hypotézy ověřeny.

První kapitola se věnuje definici odborných pojmu z logistiky, a to především z odvětví, které se zabývá plýtváním. Popsány jsou tři hlavní typy plýtvání, dále jsou představeny možné zdroje plýtvání v logistických procesech. Dále je v kapitole definován pojem shrink a jeho klasifikace v literatuře a v obdržených datech vybrané společnosti.

V následující kapitole se nachází teoretický popis metod, které jsem použila pro datovou analýzu. Jedná se o metody pro selekci příznaků a metodu GUHA. Dále jsou v kapitole popsány důležité pojmy týkající se korelační analýzy. Závěr kapitoly je věnován popisu použitých nástrojů.

Další, třetí kapitola popisuje způsob získání dat vybrané společnosti. Následuje popis jednotlivých databázových tabulek a jejich sloupců. Zbylá část kapitoly se zabývá přípravou vzorku pro další analýzy. Tedy kterou částí dat se zabývat na základě četnosti a metod pro selekci proměnných. Prozkoumány jsou vztahy mezi jednotlivými příznaky.

Ve čtvrté kapitole je popsán business intelligence report vytvořený v aplikaci Power BI, který vizualizuje obdržená data. První část obsahuje popis jednotlivých stránek interaktivního reportu a popis použitých vizuálů. Druhá část je věnována závěrům, které z reportu vyplývají.

Pátá kapitola obsahuje návrh řešení pro kategorizaci shrinkovaných produktů pomocí korelační analýzy. Na základě vztahu mezi výší shrinku a hodnotou tržeb jsou produkty rozděleny do několika kategorií. Každá kategorie nabízí způsob, jak má společnost s produkty nakládat, aby snížila shrink. V kapitole je uveden postup analýzy a popis implementace v jazyce Python. Konec kapitoly je věnován ukázce výsledků této metody.

Poslední kapitola analyzuje data pomocí procedury GUHA a metody 4ftMiner. V této kapitole bylo vysloveno několik hypotéz a následně byla ověřována jejich

platnost. V závěru kapitoly je předvedeno použití metody na konkrétních produktech, u kterých se nepodařilo vysvětlit shrink pomocí korelační analýzy.

V závěru práce jsou stručně popsány jednotlivé kroky analýzy a zjištěné výsledky. Jsou diskutovány možnosti pro navázání na tuto práci s ohledem na budoucí směrování v oblasti analýzy dat ve vybrané společnosti.

Kapitola 1

Logistika

Tato kapitola se nejprve věnuje základním pojmem z logistiky, poté jsou definovány pojmy týkající se plýtvání v tomto oboru. Poslední část kapitoly obsahuje definici pojmu shrink a jeho dělení na různé typy. Představeno je teoretické rozdělení podle literatury, které je následně ilustrováno na datech vybrané společnosti.

1.1 Definice logistiky

Logistika zahrnuje všechny operace, které se týkají doručení zboží nebo služeb od výrobce k zákazníkovi, s výjimkou samotné výroby zboží nebo provádění služby. Výrobou je naopak rozuměno vše, co mění podobu materiálu. Během výroby se však logistika uplatňuje, například jako přesun materiálu nebo polotovarů mezi jednotlivými výrobními zařízeními. Operace lze rozdělit do tří hlavních toků: materiálový, informační a finanční tok. Materiálový obsahuje všechny pohyby týkající se fyzického materiálu, tedy jeho získávání, přesuny nebo skladování, a to jak mezi zákazníky, dodavateli či výrobními areály a sklady, tak i vnitřní pohyby mezi produkčními linkami nebo skladovými pozicemi. Informační tok popisuje procesy vznikající během materiálového toku, dále se do něj řadí analýzy již proběhlých toků a plánování budoucích toků. Poslední kategorie, finanční tok, mapuje náklady způsobené předešlými dvěma zmíněnými toky.[1]

Pojem logistika je úzce propojen s pojmem Supply Chain Management (SCM)¹. Zatímco logistika se zabývá toky zboží, služeb či lidí, Supply Chain Management zahrnuje operace logistiky, navíc ale sleduje vztahy mezi procesory, které koordinuje a optimalizuje za účelem naplnění určitých cílů. Tímto cílem bývá často snížení nákladů v rámci částí procesu nebo zvýšení konkurenceschopnosti podniku [4]. Supply Chain Management se tedy prolíná s pojmem logistika a často bývají tyto pojmy zaměňovány. Důvodem může být i to, že SCM je nový pojem, který byl poprvé použitý v roce 1982.[2]

¹Do češtiny lze Supply Chain Management přeložit jako řízení či správa dodavatelského řetězce. V českém prostředí se používá jak anglická tak česká podoba.

1.2 Štíhlá logistika

Štíhlost neboli *lean* je koncept neustálého vylepšování procesu vytváření produktu nebo služby pomocí odstranění jakéhokoli plýtvání. Plýtváním rozumíme jakoukoli činnost, která v očích zákazníka nezvyšuje hodnotu produktu a tedy není ochotný za tuto činnost zaplatit ve formě vyšší prodejní ceny. Z této definice plýtvání je patrné, že pohled zákazníka hraje důležitou roli při vytváření hodnoty produktu ve štíhlých systémech.[21, 22]

Svůj původ nachází štíhlá logistika na začátku 20. století, kdy Henry Ford zavedl pohyblivou montážní linku při výrobě automobilu Ford model T. Tato linka měla za následek několikanásobné snížení výrobního času a odstartovala sériovou výrobu aut. Díky čemuž se snížila prodejní cena, a tak automobily přestaly být dostupné jen pro nejbohatší vrstvě společnosti, ale i pro střední třídu. Po druhé světové válce navázala automobilová společnost Toyota Motor Company na Fordovu efektivní montážní linku a vytvořila systém nazvaný Toyota Production System (TPS), který je přímým předchůdcem štíhlé logistiky.[20]

1.2.1 Toyota Production System

Toyota Production System je založen na pěti základních principech. Nejdůležitějším krokem je odstranit plýtvání. Je třeba se soustředit na jednotlivé procesy a na vazby mezi nimi. Pomocí metody *genchi genbutsu*² se sesbírají data a informace o procesech přímo na místě, kde procesy probíhají, aby případné problémy a zdroje plýtvání mohly být přesně určeny. Po této analýze se aplikuje přístup řešení problémů zvaný *kaizen*³, jehož cílem je kontinuální zlepšování procesů. Posledním z principů je dodržování vzájemného respektu mezi všemi odděleními společnosti. Tím jsou myšleni jak vedoucí pracovníci, tak zaměstnanci u výrobních linek.[20]

V TPS je plýtvání rozděleno do tří kategorií – Muda (plýtvání), Mura (nevyyáženosť) a Muri (přetěžování) [23]. V následující části jsou podrobněji popsány jednotlivé typy.

Muda

Japonské označení Muda v překladu znamená plýtvání, neužitečnost či marnost. Muda zahrnuje všechny činnosti, které nepřispívají ke zvyšování hodnoty produktu. Mudu lze rozdělit na dva podtypy – 1. typ zahrnuje aktivity, které jsou nezbytné pro koncového zákazníka, např. testování, zda je produkt nebo služba bezpečná. Druhý typ obsahuje ty procesy, které již zákazník nepotřebuje, či dokonce nechce, neboť mohou mít vliv na rychlosť výroby produktu (výkonu služby) nebo přímo na jeho kvalitu.

²Genchi v překladu znamená skutečná lokace a genbutsu skutečná věc.

³Kaizen je japonský překlad slova zlepšení.

Taiichi Ohno, manažer ve společnosti Toyota, identifikoval sedm typů plýtvání, někdy nazývané *seven deadly wastes*. Klasifikace a popis včetně příkladů je uveden níže [20]:

1. **Nadprodukce** – Pokud je vyrobeno více produktů, než je možné expedovat k zákazníkovi, nebo více materiálu, než kolik je požadováno k další výrobě či okamžité spotřebě.
2. **Zpoždění/čekání** – Jakákoli prodleva mezi dvěma na sebe navazujícími procesy, např. čekání jedné montážní linky na meziprodukty z jiné linky vlivem rozdílných výrobních časů nebo vlivem nedostatečné výrobní kapacity jednoho ze strojů, dále sem patří také čekání zaměstnanců z důvodu kontroly odvedené práce, pomalého načítání počítačového programu nebo čekání na konkrétní instrukce k výkonu práce [21].
3. **Transport** – Zbytečný přesun produktů, materiálů nebo informací. Tento transport navíc může vést k poškození produktu. Příkladem tohoto typu plýtvání může být situace, kdy materiál, který je nejvíce potřebný pro výrobu produktů je umístěn v největší vzdálenosti, nebo pokud přístup k jedné položce ve skladu je blokovaný jinými položkami.
4. **Pohyb** – Zbytečný pohyb lidí, vzniklý špatným rozmístěním objektů v prostoru, např. nepřiměřeně dlouhotrvající chůze, natahování se pro předměty, vyhýbání se lidem či předmětům.
5. **Skladování** – Pokud je naskladněno více surovin, rozpracovaných výrobků a hotových produktů, než kolik je požadováno, např. předčasná dovážka položek do skladu, chyba v dodávce, naskladnění položek do zásoby tzv. pro jistotu nebo z důvodu množstevní slevy.
6. **Nadbytečné zpracování** – Při výrobě dochází k použití více energie nebo prostředků než nutné, nebo je vytvořen koncový produkt, který má vyšší hodnotu, než jaký je dohodnutý a požadovaný standard.
7. **Defekty** – Produkty či meziprodukty, které je nutné přepracovat nebo odstranit z výroby z důvodu vad.

Tyto podoby plýtvání aplikované v TPS byly inspirací pro identifikaci sedmi typů plýtvání v logistice [20, 5]:

1. **Nadprodukce** – V případě logistiky je nadprodukce chápána jako doručení produktů dříve nebo ve větším množství než bylo požadováno.
2. **Zpoždění/čekání** – Jakákoli prodleva mezi dvěma na sebe navazujícími procesy, např. čekání na převoz meziproduktů mezi dvěma výrobními linkami, příjezd kamionu mimo časové okno, doba mezi příjezdem kamionu a jeho naložením nebo čas mezi přijetím objednávky a zahájením její realizace.

3. **Transport** – Zbytečný přesun produktů, materiálů nebo informací, např. materiál, který je nejvíce potřebný pro výrobu produktů je umístěn v největší vzdálenosti, nebo pokud přístup k jedné položce ve skladu je blokovaný jinými položkami.
4. **Pohyb** – Zbytečný pohyb lidí, např. vzniklý špatnou organizací předmětů ve skladu, kdy položky, ke kterým se nejčastěji přistupuje, jsou v méně přístupných pozicích skladu, nebo dokonce sklad není strukturovaný vůbec, nebo nutnost změnit trasu při převozu položek ve skladu kvůli nedostatečně širokým uličkám.
5. **Skladování** – Pokud je naskladněno více surovin, rozpracovaných výrobků a hotových produktů, než kolik je požadováno, např. předčasná dovážka položek do skladu, chyba v dodávce, naskladnění položek do zásoby tzv. pro jistotu.
6. **Prostor** – Neoptimální využití dostupného místa, např. nedostatečná výška regálů ve skladech, nevyužitá kapacita regálů, neoptimální naložení kamionu, přetížení dostupných kapacit.
7. **Defekty** – Činnosti, které způsobí nutnost opakovat určitý proces, znehodnocení produktu nebo zvýší náklady, např. špatné zavezení produktu, špatné nebo chybějící označení produktu, chyby v evidenci.

V devadesátých letech, kdy se metody TPS začaly aplikovat ve společnostech, byl mezi sedm typů plýtvání Muda začleněn osmý typ - Dovednosti. V tomto případě dochází k neefektivitě kvůli nevyužití lidského potenciálu a talentů jednotlivých zaměstnanců. K tomu může docházet například striktním rozdělením na manažery a zaměstnance, kde role zaměstnanců je poslouchat nařízení shora a vykonávat práci tak, jak byla navržena vedoucími pracovníky. Avšak právě zaměstnanci pracující přímo v terénu lépe identifikují případné problémy a snadněji naleznou řešení díky svým zkušenostem.[21]

Mura

Mura lze přeložit jako nestejnometernost, nevyrovnanost a nepravidelnost. Jedná se o plýtvání vznikající špatnou provázaností jednotlivých procesů a to jak interních, tak externích. Následkem nevyváženosti je pak vznik plýtvání Muda. [23, 5]

Plýtvání v podobě Mura se rozlišuje jak v procesech informačního, tak hmotného toku. V případě informačního toku je nejvýznamnějším zdrojem plýtvání situace, kdy je chybně predikována poptávka mezi jednotlivými články logistického řetězce. Ignorování vztahů mezi procesy může vést k chybovosti i v řádu desítek procent. Informace, jejichž opomíjení způsobuje chybovost předpovídání poptávky, mohou být např. v jaké fázi životního cyklu se výrobek nachází, plánování promoakcí nebo výrobní a logistická omezení dodavatelů. Další zdroj Mura v informačním toku je nedostatečná znalost stavu zásob mezi dodavatelem a odběratelem. Následkem čehož dochází k méně častým zavázkám avšak s větším objemem, což vede k vyšším pojistným zásobám ve skladech. Většinu zmíněných situací lze eliminovat aplikováním

konceetu „Just-in-Time“ do jednotlivých procesů. Plýtvání také vzniká při administrativě, pokud nejsou vhodně standardizované dokumenty používané v logistickém řetězci. Příkladem může být špatná evidence pohybů ve skladu či tvorba objednávek. Nesjednocenost v administrativních procesech vede ke zpomalení navazujících činností nebo dokonce k chybám, které způsobí nemožnost dokončení celého procesu. Pak je nutné vybrané procesy provést znovu a napravit chyby.[5]

Plýtvání v hmotném toku je přímým důsledkem chyb vznikajících v informačním toku. Lze identifikovat i takové zdroje plýtvání, které nesouvisejí přímo s informačním tokem, a to například dodržování různých standardů přepravních prostředků na straně dodavatele a odběratele. To má pak za následek nadbytečné překládání materiálu do podoby, kterou druhá strana používá a se kterou je schopna následně efektivněji manipulovat.[5]

Muri

Pojem Muri označuje přetěžování. Muri často vzniká při snaze zvýšit produktivitu a odstranit tak předešlé typy plýtvání, v konečném důsledku může ale vést k výrazně větší chybovosti i celkovému selhání. Přetížení mohou být zaměstnanci, ale i stroje. V obou případech vytížení na více než 100 % se může projevit na snížení kvality výstupu. Lidé mohou být méně pozorní a může docházet k nehodám, které mohou v menší či větší míře negativně ovlivnit i větší část logistického řetězce. Stroje mohou produkovat zmetkové výrobky, nebo může dojít k jejich poškození až zničení.[5, 23]

Příklad plýtvání Muda, Mura a Mudi

Všechny tři zmíněné typy plýtvání Muda, Mura a Muri jsou navzájem propojené. Tuto skutečnost je třeba brát v potaz při řešení zefektivňování procesů a eliminaci plýtvání. Pro představu je uvedena následující situace. Společnost potřebuje zákazníkovi přivézt šest tun materiálu, uloženého ve stejných jednotunových kontejnerech. Možné způsoby řešení této úlohy jsou znázorněny na obr. 1.1.[23]

Nejjednodušší možností je naložit na jeden kamion veškerý požadovaný materiál. V takovém případě společnost ušetří na počtu vozidel a eliminuje tak plýtvání přepravními prostředky, ušetří čas při nakládce a vykládce, protože není nutné obsluhovat více vozidel, zároveň. Na druhou stranu ale hrozí přetížení kamionu. Následkem přetížení se může zvýšit riziko nehody vozidla, firma může být pokutována nebo vozidlu nemusí být umožněn vjezd na určitá místa.

Opačným extrémem je použít tři kamiony, každý se dvěma tunami materiálu. Potom ale není efektivně využita dostupná kapacita a je patrné, že dochází k mnoha druhům plýtvání typu Muda.

Třetí možností je využití dvou kamionů, kdy první je naložen čtyřmi a druhý dvěma tunami. Toto rozložení nepodléhá žádným pravidlům a patrně proces nakládky není dostatečně spjatý s ostatními procesy nebo neprobíhá správný přenos informací o požadavcích mezi jednotlivými procesy. Nakládka a vykládka prvního velmi naloženého kamionu vyžaduje více času než druhého kamionu. Z toho plyne, že bud'



Muri = overburdened



Mura = unevenness, fluctuation, variation



Muda = waste



No Muri, Mura, or Muda

Obrázek 1.1: Příklady plýtvání Muda, Mura a Muri při transportu šesti tun materiálu.[23]

není možné v dostupném čase stihnout obsloužit první kamion a dochází k přetížení, anebo v případě druhého kamionu je zbude velké množství času a zaměstnanci zbytečně čekají. Z této volby plyne, že plýtvání typu Mura může způsobit Mudu i Muru.[23]

Optimální řešení je naložit dva kamiony po třech tunách, což je jejich ideální kapacita. V takovém případě společnost minimalizuje za daných podmínek všechny tři typy plýtvání. V reálném světě jsou situace mnohonásobně komplexnější a ne vždy existuje jednoznačné optimální řešení, které je navíc snadno dosažitelné. Důležité ale je soustředit se na všechny tři typy současně, protože optimalizace pouze jednoho kritéria může způsobit jiný druh plýtvání nebo kolaps části systému.

V roce 2011 bylo realizováno dotazníkové šetření Vysokou školou ekonomickou v Praze, které mapovalo, kolik procent logistických expertů se zabývá odstraněním zmiňovaných tří typů plýtvání. Plýtvání Muda se snaží odstranit z logistických procesů 72 % respondentů, Murou se zabývá 39 % a plýtvání Muri řeší 30 % dotazovaných.[5]

1.2.2 Plýtvání v logistických procesech

Tato sekce se zabývá třinácti vybranými logistickými procesy z hlediska plýtvání, jak jsou uvedeny v knize dr. Petra Jirsáka *Logistika pro ekonomy – Vstupní logistika*

[5]. Analýza vychází z již zmíněného dotazníkového šetření z roku 2011. Procesy jsou seřazeny na základě hodnocení respondentů v pořadí od těch procesů, které jsou považovány nejvíce za plýtvání, k těm, které měli podle respondentů nejnižší význam.

Reklamace

Téměř 60 % dotazovaných považuje proces reklamování zboží za plýtvání. K reklamaci zboží zpravidla dochází pokud je zboží vadné z důvodu chyby, která vznikla během procesu výroby nebo při přepravě. Kromě ztracených vynaložených nákladů na výrobu zboží a jeho následnou přepravu, vznikají navíc další náklady spojené s administrativou reklamace. Reklamace by totiž měly přezkoumány, aby mohly být schváleny. Aby se snížily náklady na dodatečnou přepravu k dodavateli, resp. výrobcí zboží, v některých případech se čeká na větší množství reklamovaných produktů.

Poněkud odlišným druhem plýtvání v případě reklamace je čas zákazníků, kteří výrobek zakoupili, ale byli donuceni ho vrátit. To může vést k nespokojenosti zákazníka a jeho přechodu ke konkurenční společnosti.

Manipulace

Manipulace byla respondenty označena za nejméně hodnototovrný proces, a to pouhými 4 % dotazovaných. Podle logistických exportů se jedná o nezbytný proces. Zlepšením procesu manipulace může dojít ke zlepšení kvality a zkrácení průběžné doby.

Skladování, příjem a výdej do a ze skladové plochy

Proces skladování jedna třetina logistických expertů považuje za plýtvání, zatímco zbylé dvě třetiny jej hodnotí jako nezbytný. Tento proces lze označit jako plýtvání typu Muda, tedy že se jedná o zbytečné plýtvání. Ne ale každé skladování je zbytečné, např. některé výrobky potřebují určitý čas zrát nebo také není ve všech případech možné sladit konec výroby produktu s poptávkou. Celý proces by se pak mohl stát nestabilní při náhlém zvýšení poptávky.

Také je důležité brát v potaz vzdálenost všech subjektů. Při velkých vzdálenostech je třeba mít zásoby, kdyby došlo k výpadku nějakého druhu dopravy, aby koncoví zákazníci nepocítili ihned problém s doručením zboží.

Nakládka, překládka, vykládka

Opět se jedná podle většiny expertů za nezbytný proces. Tyto procesy mohou pomoci odstranit plýtvání Muda tím, že díky vyššímu počtu překládek budou dopravní prostředky správně vytížené a nebudou zavážet s nevyužitou kapacitou. Prostory pro zlepšení v těchto procesech se nabízí ve zkrácení doby čekání vozidla na nakládku,

resp. vykládku. Dále lze plýtvání odstranit v případě použití vhodné manipulační techniky. Špatná nebo příliš různorodá technika může vést i k plýtvání Mura.

Cross-dockové operace

Cross-docková centra umožňují plynule přesouvat zboží z centrálního skladu dál, kam je třeba. Zboží se tak zbytečně neskladuje, zároveň dochází k významné úspoře přepravních nákladů, jelikož jsou co nejlépe využity kapacity dopravních prostředků. Proces také umožňuje sloučit objednané zboží od více dodavatelů do jedné objednávky, tím se snižuje čekací doba na dodání zboží. Centra se zřizují na místech s dobrou dostupností pro sklady i odběratele.

Administrativní úkony

Administrativa je v logistických procesech nezbytná. Zavedením vhodného informačního systému a odstranění papírové dokumentace, lze plýtvání v administrativě snížit a zrychlit celý proces.

Kontrola kvality a kvantity

Pokud by existovala 100% spolehlivost kvality výrobku a jeho bezpečné přepravy a také správná kompletace objednávek, mohl by tento proces být zrušen. Tuto spolehlivost lze zvýšit odstraněním problémů v předešlých procesech. Samotný proces lze urychlit a zkvalitnit například použitím moderních technologií – automatické rozpoznávání obrazu, laserová kontrola aj.

Konsolidace

Konsolidací se rozumí sloučení více dodávek do jedné. Pokud by k tomuto procesu nedocházelo, a byly prováděny pouze přímé, v mnoha případech špatně vytížené závozy, náklady na dopravu by byly mnohonásobně vyšší a dodací čas také. Jedná se tedy o vhodný způsob pro redukci plýtvání Muda.

Doprava

Pouze 12 % respondentů označilo dopravu za plýtvání, jelikož zákazník dopravou nezíská žádnou užitnou vlastnost produktu. Vhodnou volbou dopravy a přepravních operací, např. cross-dock, lze výrazně snížit přepravní náklady. Je důležité ale nezvyšovat dopravní náklady špatnou volbou přepravního prostředku a jeho špatnou vytížeností.

Řízení pojistných zásob

Držení pojistných zásob je typická ukázka plýtvání. Každý podnik by měl dávat přednost situaci, kdy spouští své procesy pouze ve chvíli, kdy je známa skutečná poptávka. Své procesy by měl mít podnik nastaven tak, že veškeré přípravy materiálů, výrobu a závoz stihne pro předpokládanou dodávku včas s minimem chyb.

Skutečnost ale ukazuje, že poptávka se nechová stále stejně a mohou být případy, kdy její predikce selže. V jiných případech dojde z externích důvodů k výpadku výroby, a proto je třeba mít pojistnou zásobu na skladě. Nicméně, tato pojistná zásoba by měla být správně vypočtena, aby nedocházelo k postupnému navýšování zásob. Je důležité zvážit, že některé produkty s časem podléhají zkáze a držení velké zásoby takových produktů může vést k jejich následnému vyhození bez užitku.

Balení

Obaly mají především manipulační, ochrannou a informační funkci. Proces balení je nezbytný v logistice. Aby zboží dorazilo od dodavateli k odběrateli v nezměněné kvalitě, je nutné jo zabezpečit proti poškození, to vyžaduje jisté množství obalového materiálu. Pokud je zboží několikrát překládáno, je třeba, aby obal, ve kterém zboží je, překládku usnadňoval a nedocházelo tak ke zbytečným časovým ztrátám. V neposlední řadě je zboží třeba označit, aby nemohlo být zaměněno s jiným.

Plánování

Správné plánování umožňuje snížení nákladů a redukci prostojů. Zároveň ale může znamenat plýtvání v podobě velkého množství dat k analyzování, tvorbě složitých podkladů. Největší úskalí v plánování ale je, pokud nebyl proces navržen dostatečně pružný a není možný reagovat na náhlé výkyvy poptávky. To může způsobit pak nadzásobu, nebo naopak nedostatek.

V odpověď respondentů se ale pouze 2 % z nich přiklonila, že se jedná o plýtvání.

Sdílení informací

Proces sdílení informací s dodavateli a odběrateli jako jediný nebyl považován, podle respondentů, za plýtvání. Spolupráce mezi oběma subjekty totiž může vést k redukci Mudy, protože sdílení informací umožňuje lépe reagovat na aktuální poptávku. Odběratelé tak mohou získat kvalitnější produkty a produkty, které lépe odpovídají jejich potřebám.

Do jisté míry také přenos informací mezi dodavateli a odběrateli může vést ke snížení nákladů. Například díky lepší synchronizaci výroby a expedice k odběrateli s jeho závozy. Což vede také ke snížení dodacích lhůt a tedy zvýšení dostupnosti zboží, což vede ke spokojenosti zákazníků.

1.3 Shrink

V následující části je vysvětlen pojem shrink a popsány jednotlivé kategorie shrinků, které vybraná společnost rozeznává ve svých datech.

1.3.1 Definice shrinku

Definice pojmu shrink v oblasti retailu není jednotná. Problematikou, jak přesně označit ztrátu produktů, se zabývá např. Beck ve svém článku [43]. V této práci je slovem shrink označována ztráta zisku z neuskutečněného prodeje hotového produktu. Tento produkt je vyroben, či naskladněn, ale z nějakého důvodu nemohl být prodán zákazníkovi. Tímto důvodem může být například poničení produktu, jeho ztráta nebo prošlá doba spotřeby. Za shrink produktu lze označovat i stav, kdy cena produktu je neplánovaně snížena v důsledku zmíněných důvodů. Shrinkem je potom rozdíl plánované prodejní ceny a ceny, za kterou byl produkt skutečně prodán [24]. Tuto definici jsem zvolila vzhledem k povaze dat analyzované společnosti.

Často se v literatuře lze setkat s pojmem shrink, resp. anglickým *shrinkage* v retailových společnostech především v souvislosti se ztrátou zboží z důvodu krádeže – interní neboli zaměstnanec, externí neboli zákaznická, dále z důvodu administrativního pochybení, nebo podvodem na straně dodavatele. Vzhledem k této časté definici shrinku se řada prací o shrincích věnuje možnostem zpřísnění bezpečnosti prodejen nebo lepšímu zabezpečení často kradeného zboží, aby bylo omezeno množství krádeží.[42, 43]

1.3.2 Typy shrinků

Shrinky je možné kategorizovat podle Becka do čtyř kategorií podle čtyř oblasti, kde se shrink odehrává. Kategorie se dále dělí na ztráty, které jsou známé a neznámé. Neznámé ztráty z povahy věci nejde evidovat, takže se dále již nedělí. Známou ztrátu lze dále rozdělit na úmyslně a neúmyslně zaviněnou. Rozdělení je podrobně znázorněno na obrázku 1.2.

Vybraná společnost rozlišuje ve svých datech tři kategorie shrinku – shrinky způsobené inventurou, škodami a cenové snížení. Dále se text věnuje popisu jednotlivých typů v rámci těchto kategorií v analyzované společnosti. Každý typ má přiřazeno jednoznačné identifikační číslo, podle kterého je zaznamenáván v databázi. Z důvodů anonymizace dat v práci nejsou uvedené přesné hodnoty těchto ID, namísto toho jsou uvedeny pouze názvy, které definují shrinky.

Shrinky způsobené inventurou Tato kategorie sdružuje všechny shrinky týkající se změn ve stavech zásob. Tyto změny se projeví při inventuře. V tabulce 1.1 se nachází přehled všech evidovaných typů. Některé typy mají obdobný význam a jsou duplicitní. K tomu mohlo dojít patrně tím, že některé subjekty používají dřívější



Obrázek 1.2: Topologie shrinků. Zdroj: [43]

značení pro inventuru, než jiné subjekty, které mohli přejít na nový, podrobnější způsob záznamu.

Shrinky způsobené škodami

Do kategorie shrinků způsobených škodami jsou řazeny zbylé důvody k odstranění produktu z prodeje z důvodu degradace produktu. V následující tabulce 1.2 jsou vypsané všechny typy, které mohou být evidovány.

Snížení ceny

Tento typ shrinku vzniká v důsledku snížení ceny na prodejně. Tento shrink není přímo evidovaný v datech, ale lze jej vypočítat ze záznamů prodejů. Jedná se o situaci, kdy přímo na prodejně je nějaký produkt zlevněný v důsledku blížící se expirace nebo z důvodu poničení obalu. Nejedná se tak o klasickou promoakci, ale o zlevnění, které není evidováno systémem, protože se netýká všech produktů daného typu, ale pouze jednoho či několika konkrétních produktů na vybrané prodejně.

Postup pro zjištění velikosti shrinku pro jeden konkrétní produkt je následovný. Pro každou účtenku je třeba porovnat cenu každého prodaného produktu s ceníkovou cenou, případně promoční slevou. Pokud si tyto ceny nejsou rovné, pak rozdíl těchto cen je shrink daného produktu.

Tento shrink postihuje jen velmi malou část celkového prodaného objemu, proto nebyl shledán prioritním a dále jsem tento typ ve svých analýzách již nezkoumal.

Určení příčin vzniku takového shrinku se může lišit v závislosti na konkrétních prodejnách, a to jak na zaměstnancích, které vytváří snížení cen, tak na spotřebitelích, kteří na konkrétních prodejnách nakupují.

Tabulka 1.1: Přehled jednotlivých typů shrinků způsobených inventurou.

Název	Popis
Inventura - příjem	Kladné připsání zboží během inventury.
Inventura - odpis	Záporné odepsání zboží během inventury.
Inventura - velká	Velká inventura skladu.
Inventury - oprava	Dodatečné opravy, které bylo třeba provést po dokončení velké inventury.
Inventura - částečná	Odpis, nebo naskladnění zboží při inventuře položek.
Neuznané reklamace centrálním skladem	Odpis zboží, které bylo fyzicky dodané z centrálního skladu na prodejnu, ale prodejna jej vrátila, ale vratka nebyla uznána.
Inventura	Starší verze ID používaného pro inventuru.
Neexistující zboží	Odpis prokazatelně ukradeného zboží nebo i ztraceného zboží.

Tabulka 1.2: Přehled jednotlivých typů shrinků způsobených škodami.

Název	Popis
Poškození	Odpis zboží, které bylo poškozené. Např. nedopečené, spálené, špatně vyrobené nebo poškozené zaměstnancem nebo zákazníkem (kdy nelze uplatnit reklamací na zákazníka.)
Prošlé a zkažené zboží	Odpis zboží, kterému prošla doba spotřeby (v případě výrobků, kde je datum uvedené), zkažené či shnilé zboží (ovoce, zelenina) nebo ztvrdlé pečivo.
Zákaznické reklamace	Odpis zboží, které zákazník reklamoval a reklamace byla uznána, ale zároveň nelze toto zboží reklamovat u dodavatele.
Reklamace centrálního skladu	Odpis zboží, které fyzicky nedorazilo z distribučního centra a nebylo možné ho reklamovat z důvodu nesplnění limitu pro vytvoření reklamace na distribučním centru. Také obsahuje odpisy neprodaných položek po ukončení výprodeje.
Kompostéry	Odpis zboží, které je prošlé nebo poškozené a které prodejna zlikviduje v kompostéru.
Potravinová banka	Odpis potravinářského zboží, které bylo darováno potravinovým bankám. Jedná se o produkty, které nebylo možné zařadit znova do oběhu.
Zvířecí útulky	Odpis potravinářského zboží, které bylo darováno útulkům zvířat. Jedná se o produkty, které nebylo možné zařadit znova do oběhu.
Poškození vnějšími vlivy	Odpis zboží, které bylo poškozeno nebo zničeno vlivem třetí strany (výbuch, vytopení, poškození majetku) nebo přírodními živly. Zboží se tedy na prodejně nenachází a nemůže proto být zlikvidováno.
Zničení	Jinak zničené zboží

Kapitola 2

Použité metody

2.1 Redukce dimenzionality

2.1.1 Analýza hlavních komponent

Analýza hlavních komponent (anglicky *Principal component analysis*, dále jako PCA) je statistická metoda využívaná pro extrakci proměnných, redukci vícedimenziálních dat nebo vizualizaci dat. Lze ji aplikovat pouze na kvantitativní data s numerickými, spojitémi hodnotami, neboť metoda využívá lineární algebraické techniky, jako je například kovarianční matice, pro jejíž výpočet se předpokládají spojité hodnoty.

Jednotlivá pozorování obsažená v datech bývají popsána několika různými příznaky. Tyto příznaky jsou často vzájemně korelované a obsahují šum. Metoda PCA dovede extrahat pouze důležité informace z proměnných a snížit šum. K tomu je třeba vypočítat nové ortogonální proměnné, nazývané hlavní komponenty, které se získají jako lineární kombinace původních proměnných [7]. Hlavní komponenty reprezentují směry největšího rozptylu původních dat a jsou řazeny podle své významnosti. Jinými slovy, první hlavní komponenta zachycuje co nejvíce variability v datech, druhá hlavní komponenta zachycuje co nejvíce variability, která nebyla zachycena první hlavní komponentou, pro zbylé komponenty analogicky. [9]

Princip

Předpokládáme množinu dat $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$, kde N je počet pozorování a každý vektor \mathbf{x}_i přísluší jednomu pozorování popsanému M proměnnými. \mathbf{X} je potom matice rozměru $N \times M$ vstupních dat. Dále je definovaný výběrový průměr $\bar{\mathbf{x}}$ jako

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i, \quad (2.1)$$

a výběrová kovarianční matice \mathbf{C}

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}). \quad (2.2)$$

První hlavní komponentu, která popisuje největší rozptyl dat označíme y_{1i} a vypočteme následovně jako lineární kombinaci původních proměnných

$$y_{1i} = \mathbf{a}_1^\top (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}), \quad \text{pro } i = 1, \dots, N, \quad (2.3)$$

kde $\mathbf{a}_1 = (a_{11}, \dots, a_{M1})^\top$ je vektor vah.

Optimální vektor \mathbf{a}_1 je takový vektor, který maximalizuje výběrový rozptyl nové proměnné y_{1i} za podmínky $\mathbf{a}_1^\top \mathbf{a}_1 = 1$. Pakliže je výběrový rozptyl y_{1i} definován jako

$$D(y_{11}, \dots, y_{1N}) = \mathbf{a}_1^\top \mathbf{C} \mathbf{a}_1 \quad (2.4)$$

můžeme maximalizační úlohu vyřešit pomocí metody Lagrangeových multiplikátorů. Lagrangeova funkce s parametrem λ_1 má následující tvar

$$\mathcal{L}(\mathbf{a}_1, \lambda_1) = \mathbf{a}_1^\top \mathbf{C} \mathbf{a}_1 - \lambda_1 (\mathbf{a}_1^\top \mathbf{a}_1 - 1). \quad (2.5)$$

Derivaci funkce položíme rovnou nule

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{a}_1} &= 2\mathbf{C}\mathbf{a}_1 - 2\lambda_1 \mathbf{a}_1 \stackrel{!}{=} 0 \\ (\mathbf{C} - \lambda_1 \mathbf{I})\mathbf{a}_1 &\stackrel{!}{=} 0, \end{aligned}$$

kde \mathbf{I} je jednotková matice.

Řešíme soustavu lineárních rovnic pro neznámý parametr \mathbf{a}_1 , která má řešení právě tehdy, když je matice $\mathbf{C} - \lambda_1 \mathbf{I}$ singulární, tedy platí, že její determinant je roven nule. λ_1 je pak největší vlastní číslo matice \mathbf{C} a \mathbf{a}_1 vlastní vektor příslušný tomuto vlastnímu číslu. Toto tvrzení se matematicky zapíše následovně

$$\mathbf{C}\mathbf{a}_1 = \lambda_1 \mathbf{a}_1. \quad (2.6)$$

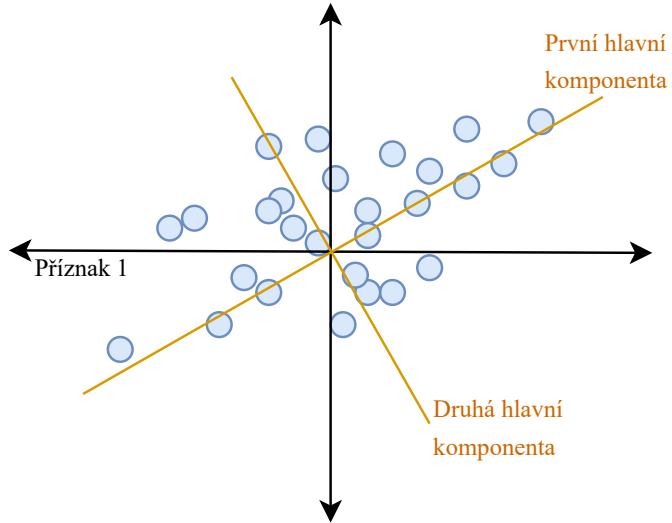
Po vynásobení vektorem \mathbf{a}_1 zleva získáme řešení pro maximální rozptyl proměnné y_{1i}

$$D(y_{11}, \dots, y_{1N}) = \mathbf{a}_1^\top \mathbf{C} \mathbf{a}_1 = \lambda_1. \quad (2.7)$$

Druhá hlavní komponenta

$$y_{2i} = \mathbf{a}_2^\top (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}), \quad \text{pro } i = 1, \dots, N, \quad (2.8)$$

se vypočte obdobným způsobem s přidanou podmínkou ortogonality vzhledem k první hlavní komponentě – druhá hlavní komponenta nesmí být korelovaná s předchozí, první hlavní komponentou. Potom popisuje druhý největší možný rozptyl v datech. Znázornění dvou hlavních komponent ve dvoudimenzionálním prostoru je vyobrazeno na obrázku 2.1. Vektor \mathbf{a}_2 se opět získá jako jednotkový vlastní vektor kovarianční matice \mathbf{C} příslušící druhému největšímu vlastnímu číslu λ_2 .[7, 9]



Obrázek 2.1: Znázornění dvou hlavních komponent na pro dvě proměnné. Zdroj: vlastní.

Získání předpisů pro další hlavní komponenty je analogické. Obecně lze zapsat metodu PCA a převod původních proměnných následujícím maticovým zápisem

$$\mathbf{Y} = \mathbf{XA}, \quad (2.9)$$

kde \mathbf{Y} obsahuje komponenty y_1, y_2, \dots , \mathbf{X} je matice vstupních dat, \mathbf{A} je matice vlastních vektorů kovarianční matice \mathbf{C} . Pro matici \mathbf{A} zároveň platí $\mathbf{C} = \mathbf{A}\Lambda\mathbf{A}^\top$, kde Λ je diagonální matice vlastních čísel \mathbf{C} .[8]

2.1.2 Korespondenční analýza

Vícenásobná korespondenční analýza (anglicky *Multiple correspondence analysis*, dále jako MCA) je metoda, která umožňuje popsat vztahy mezi daty, které jsou popsány kategorickými proměnnými, vytvořením kontingenční tabulky. V případě, že se popisuje vzájemná relace pouze dvou proměnných, se použije základní korespondenční analýza¹. MCA je alternativou k PCA, pokud jsou analyzovanými daty kategorická data. [12]

Značení

Nechť \mathbf{N} je matice dat s rozměry $I \times J$, kde I odpovídá počtu pozorování a J je počet kategorií. Matice \mathbf{N} je převedena na korespondenční matici \mathbf{P} vydelením matice \mathbf{N} jejím celkovým součtem $n = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J n_{ij} = \mathbf{1}_I^\top \mathbf{N} \mathbf{1}_J$. To zaručuje, že součet prvků matice \mathbf{P} je roven jedné. Tyto kroky lze shrnout následujícím matematickým zápisem

$$\mathbf{P} = \frac{1}{n} \mathbf{N}, \quad \mathbf{P} = \{p_{ij}\}, \quad \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J p_{ij} = 1. \quad (2.10)$$

¹anglicky *correspondence analysis* (CA)

Součet i ého řádku, resp. součet j ého sloupce je značen následovně

$$r_i = \sum_{j=1}^J \quad \text{pro } i = 1, \dots, I,$$

$$c_j = \sum_{i=1}^I \quad \text{pro } j = 1, \dots, J.$$

Vektor $\mathbf{r} = \mathbf{P}\mathbf{1}_J$ obsahuje všechny řádkové součty matice \mathbf{P} , analogicky vektor $\mathbf{c} = \mathbf{P}^\top\mathbf{1}_I$ obsahuje všechny sloupcové součty též matice.

Pro další výpočty zavedeme značení pro diagonální matice, které mají na diagonále řádkový, resp. sloupcový součet

$$\mathbf{D}_r = \text{diag}(\mathbf{r}), \quad \text{resp.} \quad \mathbf{D}_c = \text{diag}(\mathbf{c}). \quad (2.11)$$

Výpočetní algoritmus základní korespondeční analýzy [17, 13]

Označme $\mathbf{S} = \{s_{ij}\}$ následující matici

$$\mathbf{S} := \mathbf{D}_r^{-\frac{1}{2}} (\mathbf{P} - \mathbf{r}\mathbf{c}^\top) \mathbf{D}_c^{-\frac{1}{2}}. \quad (2.12)$$

Po té proved' me singulární rozklad této matice

$$\mathbf{S} = \mathbf{U}\Delta\mathbf{V}^\top, \quad (2.13)$$

kde $\Delta = \Delta^2$ je matice vlastních čísel λ_k pro $k = 1, \dots, K$, kde $K = \min\{I-1, J-1\}$. Potom rozměry matice \mathbf{U} , resp. \mathbf{V} jsou $I \times k$, resp. $J \times k$. Dále platí $\mathbf{U}^\top\mathbf{U} = \mathbf{V}^\top\mathbf{V} = \mathbf{I}$.

Korespondenční analýza měří míru váženého rozptylu, tzv. inercii pomocí vlastních čísel λ_k matice \mathbf{S} , λ_k se pak nazývají hlavní inercie. Celková inercie je rovna

$$I = \sum_{k=1}^K \lambda_k = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J s_{ij}^2. \quad (2.14)$$

Hlavní komponenta řádků \mathbf{F} je rovna

$$\mathbf{F} = \mathbf{D}_r^{-\frac{1}{2}} \mathbf{U} \Delta. \quad (2.15)$$

Hlavní komponenta sloupců \mathbf{G} je rovna

$$\mathbf{G} = \mathbf{D}_c^{-\frac{1}{2}} \mathbf{V} \Delta \quad (2.16)$$

Výpočetní algoritmus MCA

Předpokládejme, že původní matice kategorických dat má tvar $N \times Q$, tj. N pozorování a Q proměnných. Matice dat převedeme na indikátorovou matici. Indikátorová

matice \mathbf{Z} je vytvořena tak, že kategorická data jsou rozepsána do pomocných proměnných. Pokud qta proměnná má J_q typů kategorií, tak příslušná indikátorová matice bude mít $J = \sum_{q=1}^Q J_q$ sloupců a N . Tzn. počet proměnných byl tímto rozepsáním rozšířen z počtu původních Q proměnných na J proměnných. První způsob MCA aplikuje základní algoritmus korespondenční analýzy na matici \mathbf{Z} , takto se získají souřadnice pro N pozorování a J kategorií.

2.2 Korelační analýza

2.2.1 Korelační koeficient

Pojem korelace obecně znamená vzájemný vztah mezi dvěma veličinami. Pokud se jedna veličina mění, pak se mění dle míry korelace i druhá veličina. Samotná korelace ale neurčuje míru vztahu, ani směr vztahu. Tedy která veličina je příčinou a která důsledkem. Tuto vlastnost popisuje kauzalita. Míra korelace mezi dvěma veličinami je určena pomocí korelačního koeficientu. Existuje více způsobů měření míry korelace, v následující části jsou popsány vybrané z nich.[31]

Nejčastěji používaným koeficientem pro měření korelace je *Pearsonův korelační koeficient*. Nechť X a Y jsou náhodné veličiny s realizacemi x_1, x_2, \dots a y_1, y_2, \dots , potom hodnota Pearsonova koeficientu se vypočítá jako:

$$r_p = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{(n-1) s_x s_y} \quad (2.17)$$

kde \bar{x}, \bar{y} jsou výběrové průměry, s_x, s_y výběrové směrodatné odchylky.[31]

Tento koeficient měří lineární vztah mezi dvěma proměnnými. Hodnoty se pohybují v intervalu $\langle -1, 1 \rangle$. Krajní hodnoty znamenají dokonalou lineární závislost. Pokud je koeficient roven 1, pak pokud roste jedna veličina, roste i hodnota druhé veličiny. Pokud je koeficient roven -1, potom s rostoucí hodnotou jedné veličiny, klesá hodnota druhé. Zatímco je-li hodnota koeficientu rovna nule, veličiny jsou lineárně zcela ne-korelované. Pro výpočet tohoto koeficientu je předpokládána normalita zkoumaných dat.[31]

Další koeficient, který měří korelací mezi dvěma veličinami, je *Spearmanův korelační koeficient*. Tento neparametrický koeficient měří nelineární závislost dvou veličin, určuje, jak moc jejich vztah odpovídá monotónní funkci. Spearmanův koeficient je robustní vůči odlehlym hodnotám a nevyžaduje normalitu dat, protože pracuje se seřazenými hodnotami obou veličin. Hodnoty opět leží mezi -1 a 1 a platí pro mě analogická tvrzení jako Pearsonův korelační koeficient.[31, 46]

Nechť X a Y jsou náhodné veličiny s realizacemi x_1, x_2, \dots a y_1, y_2, \dots a číslo x_{ri} je pořadí čísla x_i v rámci všech hodnot veličiny X , číslo y_{ri} je pořadí čísla y_i v rámci všech hodnot veličiny Y . \bar{x}_r, \bar{y}_r jsou průměrná pořadí a s_{x_r}, s_{y_r} příslušné směrodatné odchylky. Vztah pro výpočet Spearmanova koeficientu je:

$$r_s = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - n \bar{x}_r \bar{y}_r}{(n-1) s_{x_r} s_{y_r}}. \quad (2.18)$$

Pokud předpokládáme, že pořadí hodnot je unikátní, tj. neexistují v rámci jedné veličiny hodnoty realizace se stejnou hodnotou, pak lze vzorec pro výpočet Spearmanova korelačního koeficientu zjednodušit na:

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)}, \quad (2.19)$$

kde $d_i = (x_{ri} - y_{ri})$ je difference pořadí hodnot veličin X a Y .[31, 46]

Jak je patrné ze vzorců pro oba korelační koeficienty tato míra lze aplikovat pouze na numerické veličiny. V případě kategorických veličin by bylo potřeba je převést na číselné hodnoty. K tomu slouží řada metod. Mezi dva nejznámější způsoby překódování kategorických proměnných patří one-hot kódování a label kódování. V případě one-hot kódování se ale může počet proměnných výrazně zvýšit, pokud v datech existují příznaky s větším počtem unikátních kategorií. Pro druhý zmíněný způsob kódování je nevýhodou fakt, že přiřazením čísel od 0 do n , kde n je počet kategorií v příznaků, se kategorickým hodnotám přiřadí pořadí, které ale v datech vůbec nemusí být a tudíž je tato nová informace v datech na obtíž. Další možností je předělat kategorické hodnoty na spojité hodnoty pomocí cílového sloupec (tj. vysvětlované proměnné), tímto způsobem ale může dojít k zanesení informace o předpovídáném sloupci přímo do vysvětlujících proměnných. [26]. Proto jsou v další části této sekce uvedeny vybrané způsoby měření závislosti dvou kategorických proměnných.

2.2.2 Další způsoby měření závislosti

Pro měření míry závislosti dvou kategorických proměnných lze použít Cramerovo V , dále značeno jako V . Hodnota koeficientu se pohybuje mezi 0 a 1. 1 znamená dokonalou závislost mezi proměnnými, 0 neznamená žádnou závislost. Tento koeficient nemůže nabýt negativní hodnoty, tj. neexistuje negativní závislost. Stejně jako předchozí koeficienty pro korelací je V symetrické a nezáleží na pořadí veličin.[30, 31]

Pro dvě zkoumané veličin X, Y s hodnotami x_1, x_2, \dots, x_r a y_1, y_2, \dots, y_s existuje kontingenční tabulka \mathbf{K} těchto veličin, jejíž prvky jsou četnosti hodnot proměnných n_{ij} , tj. kdy byly pozorovány hodnoty pro dvojici (x_i, y_j) . r , resp. s je počet řádků, resp. sloupců kontingenční tabulky \mathbf{K} . Vzorec pro Cramerovo V má tvar:

$$V = \sqrt{\frac{\chi^2/n}{\min(r-1, s-1)}}, \quad (2.20)$$

kde statistika χ^2 se výpočítá následovně

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(n_{ij} - n_i n_j / n)^2}{n_i n_j / n}, \quad (2.21)$$

kde n_i je četnost výskytu hodnoty x_i , n_j je četnost výskytu hodnoty y_j . Tedy platí $n_i = \sum_{j=0}^r n_{ij}$ a $n_j = \sum_{i=0}^s n_{ij}$.[29, 30, 31]

Pro určení kolik informace o jedné proměnné nese druhá proměnná, je popsáno pomocí *vzájemné informace* [14]. Informací lze rozumět obsah jakéhokoli oznámení

nebo údaje, který se přenáší v daném čase a prostoru. Podle Shannona, zakladatele teorie informace, je informace míra množství neurčitosti nebo nejistoty o nějakém náhodném jevu, která se odstraní realizací daného jevu [15]. Informací tak může být stanovení výsledku náhodného jevu, tedy se jedná o hodnotu náhodné veličiny [14]. Pro definování vzájemné informace je třeba definovat ještě *vlastní informace* a pojmem *entropie*.

Dále jsou sepsány předpoklady pro výpočet množství informace. Pokud má náhodný jev X n realizací, pak je množství informace funkcí n . Pakliže je $n = 1$, množství informace se rovná nule, neboť se jedná o jev jistý. Pokud jevy X A Y probíhají nezávisle, ale ve stejný čas, tj. $p_{XY}(x, y) = p_X(x) \cdot p_Y(y)$, potom množství informace obou jevů se tovna součtu jejich množství. Pokud jev X má n realizací a jev Y m realizací, kde $m > n$, potom se očekává, že množství informace jevu Y je větší než množství informace jevu X . [15] Pokud je pravděpodobnost každé realizace stejná, tj. $p_X(x) = 1/n$, pak Hartleyho míra informace je definována jako funkce $I : \mathbf{N} \leftarrow \mathbf{R}$ ve tvaru $I(n) = \log n$. Pro vlastní míru informace obsažené ve výsledku x pak platí: [15, 16]

$$I(x) = -\log p_X(x). \quad (2.22)$$

Množství informace celého jevu je popsáno entropií náhodné veličiny. Entropie $H(X)$ náhodné veličiny X s hodnotami x_1, x_2, \dots s pravděpodobnostní funkcí $p(x)$ je rovna: [15, 3]

$$H(X) = -\sum_x p_X(x) \log p_X(x). \quad (2.23)$$

Nechť je dán vektor (X, Y) , kde X , resp. Y je náhodná veličina nabývající hodnot x_1, x_2, \dots , resp. y_1, y_2, \dots . Náhodný vektor nabývá hodnot $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots$. Sdružená entropie vektoru (X, Y) má tvar: [14, 16]

$$H(X, Y) = -\sum_{(x,y)} p_{XY}(x, y) \log p_{XY}(x, y). \quad (2.24)$$

Podmíněná entropie s předpokladem $p_Y(y) > 0$: [16]

$$H(X|Y = y) = -\sum_{(x,y)} p_{X|Y}(x|y) \log p_{X|Y}(x|y), \quad (2.25)$$

kde podmíněná pravděpodobnost je rovna $p_{X|Y}(x|y) = p_{XY}(x, y)/P_Y(y)$.

Pokles entropie se měří pomocí vzájemné informace, tj. platí věta [16]:

$$I(X; Y) = -H(X, Y) + H(X) + H(Y). \quad (2.26)$$

Vzájemná informace měří ztrátu informace v důsledku závislosti X a Y . Jinými slovy, kolik informace o jedné proměnné X nese druhá proměnná Y . Matematicky je vzájemná informace definována následovně: [14, 16, 3]

$$I(X; Y) = \sum_{(x,y)} + \log \frac{p_{X|Y}(x|y)}{p_X(x)} \quad (2.27)$$

Míra, která dovede změřit asymetrickou závislost kategorických proměnných se nazývá *Thielovo U*, které se někdy označuje jako koeficient nejistoty. Pro jeho výpočet se používá podmíněná entropie, viz vztah 2.25. Thielovo U nabývá hodnot z intervalu $\langle 0, 1 \rangle$, kde 0 neznamená žásnou závislost a 1 dokonalou závislost. Hodnota není symetrická, tj. $U(X, Y) \neq U(Y, X)$, proto se může používat značení, které určuje směr závislosti – $U(X, Y) = U(X|Y)$. Vzorec pro výpočet koeficientu U je: [10, 30]

$$U(X, Y) = U(X|Y) = \frac{H(X) - H(X - Y)}{H(X)}. \quad (2.28)$$

Ostatní použité pojmy

Při analýze dat lze narazit na problém multikolinearity. *Multikolinearita* je vzájemná lineární závislost vysvětlujících proměnných. Jeli \mathbf{A} matice dat (vysvětlujích proměnných bez předpovídaného sloupce), pak multikolinearita v datech existuje, pokud platí rovnice pro alespěj jedno nenulové c_i : $c_1\mathbf{a}_1 + \dots + c_k\mathbf{a}_k$, kde c_i jsou konstanty a \mathbf{a}_i sloupce matice reprezentující jednotlivé příznaky, k počet sloupců matice, tj. počet příznaků. V realních datech stačí, když je daná rovnice přibližně splněna.[31]

Měřítkem multikolinearity je *rozptylový inflační faktor* (zkratka VIF z anglického variance inflation factor). Možné hodnoty pro koeficient jsou 1 až libovolné číslo větší než jedna, 1 znamená nezávislost. Nad určitou hodnotou koeficientu, v literatuře [11] je uvedeno už číslo větší než 5, je značná multikolinearita již přítomna v datech. Koeficient má pro i -tý sloupec matice \mathbf{A} tvar:

$$VIF_i = \frac{1}{1 - R_i^2}, \quad (2.29)$$

kde R_i^2 je koeficient determinace i -tého sloupce. Ten říká, jak velkou část variability závislé proměnné je možné vysvětlit.[11]

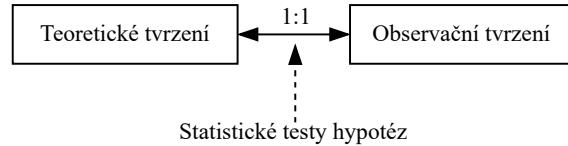
2.3 Metoda GUHA

Metoda GUHA je původní česká metoda používaná pro neexplorační analýzu dat. První článek o této metodě vyšel v roce 1966. V současné době je jedním z nejrozsáhlejších implementací metody systém LISp-Miner. Jedná se o software vyvíjený na Fakultě informatiky a statistiky Vysoké školy ekonomické v Praze, kde se zároveň používá pro výuku a výzkum dobývání znalostí z databází [44]. Zároveň je také implementována knihovna *CleverMiner* v jazyce Python, která disponuje částí funkcií softwaru LISp-Miner.

2.3.1 Základní princip metody

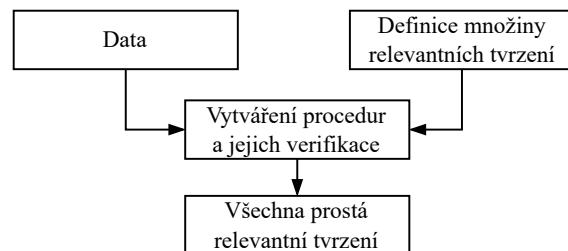
Cílem metody GUHA je získat z pozorovaných dat všechny vztahy, které jsou jsou pravdivé pro množinu objektů, ze které pochází zkoumaná data. Využívají se k tomu

statistické testy hypotéz, které dovolují na základě platnosti určitého tvrzení o vzorku dat přijmout tvrzení o celé množině objektů. Pravdivé tvrzení o celé množině dat se nazývá *teoretické tvrzení*. Tvrzení o vzorku dat se nazývá *observační tvrzení*. Vztah 1 : 1 mezi těmito tvrzeními zprostředkovávají statistické testy, znázorněno na obr. 2.2.[44]



Obrázek 2.2: Vztah mezi tvrzeními vzorku dat a celých dat v metodě GUHA. Zdroj: vlastní.

Základní postup GUHA procedury je na obrázku 2.3. Vstupem pro procedury jsou vstupní data a parametry, které definují množinu relevantních tvrzení. Na základě definice jsou vytvořena všechna relevantní observační tvrzení, která jsou verifikována podle dat. Výstupem jsou pak všechna všechna prosté observační tvrzení vycházející ze vstupů. Prosté relevantní tvrzení je takové tvrzení, které je pravdivé ve vstupních datech a zároveň neplyne již z uvedeného jiného tvrzení ve výstupu.[44]



Obrázek 2.3: Základní postup procedury GUHA. Zdroj: vlastní.

2.3.2 Důležité pojmy

Pro podrobnější popis procedur je nejprve třeba definovat několik pojmu, se kterými se v procedurách pracuje. Metoda pracuje s následujícími pojmy [44]:

- **Matice dat a atributy** – Řádky matice jsou jednotlivá pozorování. Atributem se rozumí sledovaná vlastnost, jedná se o sloupec matice.
- **Základní booleovský atribut** – Jedná se o výraz $\mathbf{A}(\alpha)$, kde \mathbf{A} je atribut a α je vlastní podmnožina \mathbf{A} . α může obsahovat více prvků než jeden.
- **Booleovský atribut** – Každý základní booleovský atribut je booleovský atribut. Booleovské atributy jsou i negace, konjunkce a disjunkce základních booleovských atributů.

Pro každý řádek i matice \mathbf{M} nabývá booleovský atribut \mathbf{A} hodnotu 0, nebo 1.

$$\mathbf{A}[i] = 1 \Rightarrow \text{booleovský atribut } \mathbf{A} \text{ je pravdivý pro řádek } i.$$

$$\mathbf{A}[i] = 0 \Rightarrow \text{booleovský atribut } \mathbf{A} \text{ je nepravdivý pro řádek } i.$$

- **Literál** – Základní boolovský atribut nebo jeho negace.
- **Dílčí cedent** – Konjunkce nebo disjunkce literálů.
- **Cedent** – Jedná se o konjunkci dílčích cedentů. Příkladem cedentu je boolovský atribut, který vznikl konjunkcí a disjunkcí dalších atributů.

Další pojmy se týkají vztahů, se kterými procedury pracují [44]:

- **Asociační pravidlo** – Výraz $X \rightarrow Y$, kde X a Y jsou konjunkce dvojic atribut a jeho hodnota. Dále v textu je používáná pro tento pojem zkratka AP.
- **Konfidence AP** – Podíl počtu řádků, které splňují antecedent a zároveň sukcedent a počtu řádků, které splňují pouze sukcedent.
- **Podpora AP** – Podíl počtu řádků, které splňují antecedent a zároveň sukcedent a počtu řádků vstupní matici dat.

Častou úlohou pro dobývání AP je nalezení všech AP, u kterých je hodnota konfidence a podpory AP větší nebo rovna danému prahu. V rámci GUHA se AP zkoumají jako vztah dvou obecných boolovských atributů, které jsou odvozené ze sloupců vstupní matice. GUHA asociační pravidlo (GUHA AP) je výraz

$$\varphi \approx \psi, \quad (2.30)$$

kde φ, ψ jsou boolovské atributy, které nemají obsažený žádný společný boolovský atribut. φ se nazývá *antecedent* a ψ *sukcedent*². Symbol \approx odpovídá *4ft-kvantifikátoru*, viz dále v této sekci. Existují také podmíněná GUHA AP, která mají tvar $\varphi \approx \psi | \chi$, kde χ je boolovský atribut.[44]

Pravdivost GUHA AP v matici dat \mathbf{M} se určuje pomocí tzv. *4ft-tabulky*. Nechť je dána matice vstupních dat \mathbf{M} , antecedent φ , sukcedent ψ . Pak *4ft-tabulka* $4ft(\varphi, \psi, \mathbf{M})$ je definována jako čtveřice čísel (a, b, c, d) , pro které platí:

- a je počet řádků matice M , které splňují oba boolovské atributy φ, ψ .
- b je počet řádků matice M , které splňují φ , ale nesplňují ψ .
- c je počet řádků matice M , které nesplňují φ , ale splňují ψ .
- d je počet řádků matice M , které nesplňují ani jeden atribut φ, ψ .[44]

Reprezentace této tabulky je zobrazena v tab. 2.1.

4ft-kvantifikátor, symbol \approx , definuje podmínu, která se týká hodnot (a, b, c, d) v *4ft-tabulce*. Kvantifikátor je formálně definovaný pomocí funkce F_{\approx} , která každé čtveřici nezáporných čísel přiřazuje hodnotu 1, resp. 0 pokud je, resp. není podmínka splněna. Zapisujeme $F_{\approx}(a, b, c, d)$ nebo zkráceně $\approx(a, b, c, d)$.[44]

GUHA AP $\varphi \approx \psi$ je pravdivé v matici dat \mathbf{M}

$$\Leftrightarrow \approx(a, b, c, d) = 1, \text{ formálně zapsáno jako } \text{Val}(\varphi \approx \psi) = 1. \quad (2.31)$$

GUHA AP $\varphi \approx \psi$ je nepravdivé v matici dat \mathbf{M}

$$\Leftrightarrow \approx(a, b, c, d) = 0, \text{ formálně zapsáno jako } \text{Val}(\varphi \approx \psi) = 0.$$

²Antecedent, jako cedent, který předchází a sukcedent, jako cedent, který následuje.

Tabulka 2.1: 4ft-tabulka matice \mathbf{M} s asociačním pravidlem $\varphi \approx \psi$.

\mathbf{M}	ψ	$\neg\psi$
φ	a	b
$\neg\varphi$	c	d

Pro podmíněné AP $\varphi \approx \psi|\chi$ platí obdobné vztahy. Předpokládáme však, že boolovský atribut χ nemá ani jeden společný atribut s atributy φ a ψ . Platí tvrzení [44]:

Nechť \mathbf{M} je matice vstupních dat, φ, ψ, χ boolovské atributy, \approx kvantifikátor.

Podmíněné AP $\varphi \approx \psi|\chi$ je pravdivé v $\mathbf{M} \Leftrightarrow \varphi \approx \psi$ je pravdivé v matici $\mathbf{M}|\chi$.
(2.32)

2.3.3 Procedury

V dokumentaci [44] je popsáno sedm procedur – *4ft-Miner*, *SD4ft-Miner*, *CF-Miner*, *SDCF-Miner*, *KL-Miner*, *SDKL-Miner*, *Ac4ft-Miner* [44]. V knihovně v jazyce Python jsou implementované pouze metody *4ft-Miner*, *SD4ft-Miner*, *CF-Miner* [45]. V této práci jsem použila pouze první metodu, proto další je další teoretický popis věnován pouze metodě *4ft-Miner*.

Tato procedura pracuje s AP $\varphi \approx \psi$, nebo s podmíněnými AP $\varphi \approx \psi|\chi$. V knihovně *Cleverminer* lze v hlavní funkci `cleverminer` předat vstupní DataFrame s daty, který reprezentuje vstupní matici dat, další parametr je jedna ze tří implementovaných procedur, dále seznam podmínek pro vyhodnocení tvrzení, vypnutí optimalizace, limit pro výsledná tvrzení a seznam cedentů. Cedenty jsou rozděleny na antecedenty (parametr `ante`, tj. boolovský atribut φ), sukcedenty (parametr `succ`, tj. atribut ψ) a podmínky (parametr `cond`, tj. boolovský atribut χ). Každý z boolovských atributů libovolného typu cedentu může mít tyto atributy:

- `name` – Název příznaku matice, tj. název sloupce v DataFrame.
- `type` – Jakým pravidlem se řídí výběr více kategorií v příznaku. Jedna z hodnot `subset`, `lcut`, `rcut`, `seq`, `one`.
- `minlen` – Minimální počet kategorií v daném příznaku.
- `maxlen` – Maximální počet kategorií v daném příznaku.[45]

Příznaky musí být kategorické a musí být možné je seřadit. Druhá vlastnost je třeba pro vybírání více kategorií v jednom cedentu určitými způsoby selekce. Pro textové řetězce reprezentující kategorie jsou názvy kategorií řazeny podle abecedy.[45]

Pro názornost jsou dále uvedeny příklady pro jednotlivé druhy atributu `type`. Nechť je dán příznak \mathbf{A} s kategoriemi 1, 2, 3, 4, 5 a parametry jsou definovány následovně: `minlen=1`, `minlen=3`. Pokud je typ `one`, bere se jedna z kategorií daného příznaku,

tuto kategorii je třeba specifikovat. Pro typ **subset** jsou vybrány všechny následující možnosti:

- Délka je rovna 1 – **A(1)**, **A(2)**, **A(3)**, **A(4)**, **A(5)**.
- Délka je rovna 2 – **A(1, 2)**, **A(1, 3)**, **A(1, 4)**, **A(1, 5)**, **A(2, 3)**, **A(2, 4)**, **A(2, 5)**, **A(3, 4)**, **A(3, 5)**, **A(4, 5)**.
- Délka je rovna 3 – **A(1, 2, 3)**, **A(1, 2, 4)**, **A(1, 2, 5)**, **A(2, 3, 4)**, **A(2, 3, 5)**, **A(3, 4, 5)**.[44]

Pro typ sekvence, **seq** by se pak vybraly následující možnosti:

- Délka je rovna 1 – **A(1)**, **A(2)**, **A(3)**, **A(4)**, **A(5)**.
- Délka je rovna 2 – **A(1, 2)**, **A(2, 3)**, **A(3, 4)**, **A(4, 5)**.
- Délka je rovna 3 – **A(1, 2, 3)**, **A(2, 3, 4)**, **A(3, 4, 5)**.[44]

Pro typ **lcut** se vybírájí možnosti:

- Délka je rovna 1 – **A(1)**.
- Délka je rovna 2 – **A(1, 2)**.
- Délka je rovna 3 – **A(1, 2, 3)**.[44]

Analogicky pro typ **rcut**.

Literály v rámci cedentů lze také kombinovat obdobnými způsoby. Opět lze přiřadit minimální a maximální délku, typ pro kombinování literálů je výběr konjunkce, nebo disjunkce. Tyto možnosti lze specifikovat pro antecedenty, sukcedenty i podmínky. Zadání podmínek není nezbytné v atrubutech funkce **cleverminer**.

Další parametry, které lze předat této funkci jsou:

- **Base** (základ) – Minimální počet řádků, které splňují antecedenty i sukcedenty (číslo a v tabulce 2.1).
- **RelBase** (relativní základ) – Hodnota základu vydělená celkovým počtem řádků dat (případně počtem řádků v matici s aplikovanou podmínkou).
- **conf** (Konidence) – Pravděpodobnost $\text{Pr}(\psi|\varphi)$. Jinými slovy procentuální zastoupení řádků, které vyhovují ψ (sukcendentům) z těch řádků, které vyhovují i φ (antecedentům).
- **AAD** (nadprůměrná závislost) – Jak moc φ zvyšuje pravděpodobnost ψ . Količkou se zvýší pravděpodobnost splnění sukcedentů, když se vezmou pouze záznamy, které vyhovují antecedentům, oproti všem záznamům minus 1.
- **BAD** (podprůměrná závislost) – Jak moc φ snižuje pravděpodobnost ψ .

Příklad volání funkce **cleverminer** je sepsaný v ukázce kódu č. 2.1.

```

01 cleverminer(df = data,
02             proc = "4ftMiner",
03             quantifiers = {"conf":0.6, "Base":1000},
04             ante = {
05                 "attributes":
06                 [
07                     {
08                         "name": "weekday",
09                         "type": "subset",
10                         "minlen":1, " maxlen":3
11                     },
12                     {
13                         "name": "quarter",
14                         "type": "lcut",
15                         "minlen":1, " maxlen":4
16                     }
17                 ],
18                 "minlen":1, " maxlen":3, "type": "con"
19             },
20             succ = {
21                 "attributes":
22                 [
23                     {
24                         "name": "L3",
25                         "type": "subset",
26                         "minlen":1, " maxlen":3
27                     }
28                 ],
29                 "minlen":1, " maxlen":1, "type": "con"
30             },
31             cond = {
32                 "attributes":
33                 [
34                     {
35                         "name": "promo",
36                         "type": "one",
37                         "value": "promo"
38                     }
39                 ],
40                 "minlen":1, " maxlen":1, "type": "con"
41             }
42         )

```

Kód 2.1: Příklad volání funkce `cleverminer`.

2.4 Nástroje

2.4.1 Python – Jupyter Notebook

Veškeré výpočty probíhaly v jazyce Python. Metoda GUHA ve verzi Pythonu 3.10, ostatní výpočty a příprava dat ve verzi 3.9. Kód byl napsán a spouštěn v nástroji *Jupyter Notebook*. Všechny informace o tomto nástroji jsem čerpala z dokumentace tohoto nástroje [37]. Jedná se o alternativu ke konzoli jazyka Python. Jupyter Notebooks jsou interaktivní a umožňují psát a spuštět blok po *buňkách*. Buňky jsou sdruženy v souboru s příponou *ipynb*, ve skutečnosti se jedná o JSON soubor. V souboru je uložený kód a zároveň i naposledy spuštěné výstupy jednotlivých buněk.

Výhodou Jupyter Notebooku oproti klasické konzoli je, že podporuje odsazování, zvýrazňování syntaxe, zobrazení obrázků, HTML prvků nebo L^AT_EXvýrazů přímo ve výstupu pod kódem. Dále je možné soubor dobře dokumentovat pomocí jazyka Markdown. Tento značkovací jazyk není omezený jen na prostý text, jako jsou klasické komentáře v kódu. Díky němu lze soubor strukturovat do sekcí různých úrovní. Vytvořen je tak přehlednější kód.

Za zmínku také stojí, že dalšími základními programovacími jazyky, které je možné spouštět v Noteboocích jsou R a Julia. Další jazyky lze spouštět pomocí speciálního jádra pro příslušný jazyk.

S Jupyter Notebooky jsem pracovala v editoru Visual Studio Code, který podporuje řadu programovacích jazyků. Knihovnu Cleverminer jsem spouštěla v prostředí Google Colaboratory, které podporuje pouze Jupyter Notebooky.

Databáze

Data společnosti jsou uložena v MySQL databázi, ke které jsem přistupovala pomocí nástroje HeidiSQL, což je open-sourcový nástroj pro práci s databázovými tabulkami. Z tohoto programu je data možné vyexportovat do formátu CSV. S exportovanými soubory jsem dále pracovala v Pythonu.

2.4.2 Power BI

Pro vizualizaci dat jsem použila nástroj Power BI Desktop, dále už jen Power BI. Tato aplikace umožňuje vytvořit business intelligence report pro sledovaná data. Data je možné nahrát z různých datových zdrojů, poté z nich vytvořit datový model. Na základě tohoto modelu pak lze vytvářet reporty s nejrůznějšími vizuály. Aplikace má rozsáhlou online dokumentaci, a to i v českém jazyce. Veškeré informace o Power BI jsou čerpány z této dokumentace [39].

Power BI má tři možná zobrazení – reporty, data, model. V reportovací části je možné vytvářet interaktivní vizualizace vstupních dat a sestavit tak i vícestránkový report. Do reportů lze přidávat vizuály pro konkrétní data a míry, upravovat vzhled a vlastnosti vizuálu. Také lze nastavovat datové filtry, které se týkají bud' konkrétního vizuálu, celé stránky nebo napříč celým reportem. V sekci data jsou zobrazené všechny řádky aktuálně vybrané tabulky. Uživatel může v tabulce vyhledávat pomocí filtrů, může přidávat nové sloupce, měnit datové typy sloupců, ale nemůže změnit hodnotu existujících dat v tabulce. V sekci model se nachází grafické znázornění datového modelu včetně vztahů mezi jednotlivými tabulkami a jejich sloupcemi. Uživatel může měnit – odebírat, přidávat, měnit kardinalitu vazeb mezi nimi.

Power BI pro práci s daty využívá dva jazyky – jazyk M a jazyk DAX (Data Analysis Expressions). První jmenovaný lze použít při nahrávání dat a jejich zpracování, jazyk se generuje na základě kroků v GUI aplikace, nebo je možné psát příkazy ve vestavěném editory. Druhý jmenovaný se používá přímo ve vizualizační části pro

vytváření nových sloupců a metrik, obsahuje přes 200 předdefinovaných funkcí, které jsou podobné funkcím v aplikaci Microsoft Excel.

Nahrání dat

Data lze do reportu nahrát tabulková data z mnoha typů zdrojů. Je možné se např. připojit přímo k databázi, získat data z webu, z cloudového úložiště, z textového souboru, souboru z nástroje Microsoft Excel nebo je také možné spustit Python či R kód, který vytváří data. Nahraná data je možné předzpracovávat v editoru Power Query, který je součástí Power BI Desktop. Dále jsou uvedeny příklady úprav v editoru. Je možné nastavovat záhlaví tabulky, vybírat relevantní řádky a sloupce, přidávat nové sloupce pomocí příkazu v jazyce M. Tabulku s daty je možné rozdělit na více tabulek, nebo naopak více tabulek sloučit do jedné, odstranit řádky s chybějícími hodnotami nebo hodnoty nahradit. V nástroji lze také vytvářet funkce a proměnné např. pro vygenerování tabulky kalendáře.

Editor zaznamenává provedené změny na datech. Jednotlivé kroky tak lze později případně přeskočit, upravit nebo lze mezi úpravy vložit nový krok. Posloupnost kroků je ale důležitá, neboť kroky se provádějí postupně. Vložený krok může tedy v některých případech způsobit chybné vykonání následujících kroků. Na obr. 2.4 se nachází ukázka z editoru Power Query.

Po uložení upravených dat v editoru se transformovaný model zobrazí v aplikaci Power BI, kde lze s daty dále pracovat. Úpravu dat, který model obsahuje lze provádět pouze v nástroji Power Query. Do editoru lze přistupovat opakováně i během vytváření reportu, může ale nastat sitace, kdy úprava vstupních dat změní model takovým způsobem, že vizuálně přestanou správně fungovat.

State	Overall rank	Overall score	Affordability rank (40%)	Wellness
Georgia	1	17.25	3	
Florida	2	17.45	14	
Tennessee	3	18.85	1	
Missouri	4	20	3	
Massachusetts	5	20.7	42	
Wyoming	6	21.95	17	
Arizona	7	22.05	16	
Ohio	8	22.85	19	
Indiana	9	22.95	7	
Kentucky	10	23.25	14	
North Carolina	11	23.4	11	
West Virginia	12	23.45	21	
South Dakota	13	23.5	18	
Wisconsin	14	23.9	30	
Utah	15	24.1	26	
South Carolina	16	24.3	9	
	17			

Obrázek 2.4: Ukázka nástroje Power Query.

1 – Možné interakce s daty. 2 – Seznam nahrávaných tabulek, případně proměných a funkcí. 3 – Ukázka vybraných dat. 4 – Seznam kroků a vlastností. Zdroj: [39].

Míry

Míry, někdy nazývané *metriky* v Power BI umožňují uživateli reportu sledovat ukazatele, které jsou relevantní pro zkoumaná data. Jedná se o výpočty na datech vytvářené pomocí jazyka DAX. Vypočítaná hodnota míry se mění podle toho, které konkrétní řádky tabulek vstupují do výpočtu, tj. jaké je vizuálu zvolená agregace a vstupní pole. K přepočítávání dochází automaticky při interakci s daty v reportu. Vytvořené metriky jsou zobrazeny vedle seznamu tabulek a sloupců, které se nachází v datovém modelu. Pro přehlednost jsou ale označeny ikonou. Z důvodu přehlednosti je ale lepší míry přiřadit do samostatné tabulky, které neobsahuje vstupní data, ale pouze vytvořené míry.

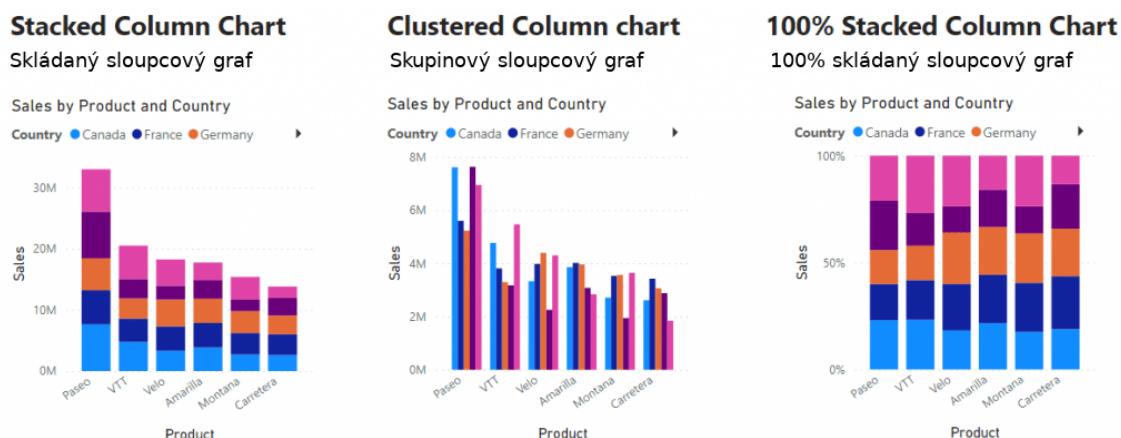
Základní dvě možnosti jak vytvořit metriku jsou – napsat do řádku vzorců výraz v jazyce DAX nebo vytvořit tzv. rychlou míru pomocí dialogového okna. Rychlé míry mají ale tu nevýhodu, že nabízí pouze základní operace s daty jako např. průměr, rozptyl, extrémy, matematické operace nebo převody datumů. Při vkládání dat do vizuálu jsou k dispozici automatické míry, které se neukládají do seznamu měr v reportu, ale vstupují pouze do vybraného vizuálu. Velmi častou používanou je míra pro počet záznamů, nebo unikátní počet záznamů.

Míru lze buď přímo vložit jako vstup do vizuálu nebo ji použít v definici jiné míry.

Typy vizuálů

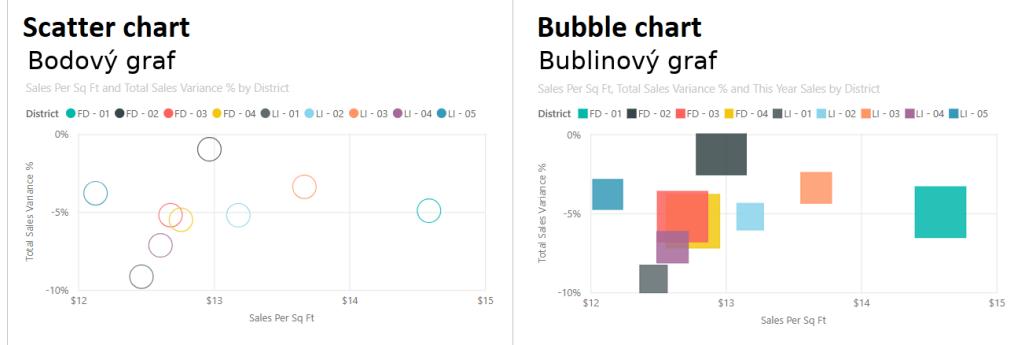
Aplikace nabízí přes dvacet základních vizuálů a stovky vizuálů dostupných ke stažení. V následující části jsou představeny vybrané vizuály, které jsou použité v reportu pro data analyzovaná v této práci.

Základní graf je graf sloupcový, případně pruhový, které lze dále rozložit na skládaný, skupinový a 100% skládaný graf. Rozdíly mezi těmito grafy jsou na obr. 2.5. Se sloupkovým grafem souvisí i graf kombinovaný, který obsahuje jak sloupce s hodnotami, tak spojnice pro zobrazení jiných hodnot. Takový graf má tedy dvě rozdílné osy *y*, které mohou mít různá měřítka, ale pouze jednu společnou osu *x*.



Obrázek 2.5: Základní typy sloupcových grafů. Zdroj: [40], upraveno.

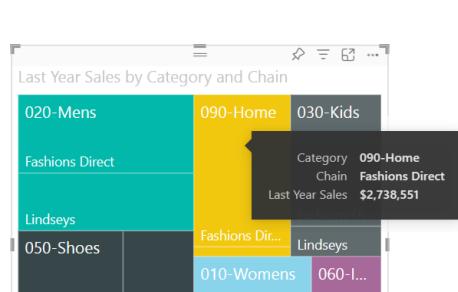
Další klasický graf je graf bodový, který zobrazuje body v průsečíku číselných hodnot x a y . Osy mohou mít opět různá měřítka. Z bodového grafu vychází tzv. bublinový graf, který ale navíc může zobrazit ještě třetí rozměr v datech, a to v podobě velikosti bodů – bublin. Tvar a poměr velikostí zobrazených bodů, resp. bublin je možné upravovat, stejně tak jejich barvu. Ukázka je na obr. 2.6.



Obrázek 2.6: Základní typy bodových grafů. Zdroj: [39], upraveno.

Zajímavým vizuálem je mapa stromové struktury. Díky tomuto vizuálu je možné zachytit hierarchická data a poměrové zastoupení kategorií v datech. Každá kategorie je reprezentována jako obdélník, označuje se pojmem větev. Každý obdélník může obsahovat své podkategorie, označené jako listy. Příklad je na obr. 2.7.

Formou vizuálu jsou i tabulky, matice a tzv. karty - jednočíselné nebo víceřádkové. Karty se používají pro zobrazení sledované celkové hodnoty, např. celkový počet produktů. Dále karta může obsahovat název sledované hodnoty. Příklad je uveden na obr. 2.8. Rozdíl mezi tabulkou a maticí je ten, že tabulce lze předávat pouze sloupce a případné číselné hodnoty se spočítají podle aggregace v předchozích sloupcích. Tabulka může obsahovat záhlaví a rádek s celkovými součty. Matice na rozdíl od obyčejné tabulky umožňuje stupňovité nahlížení na data. Pokud definujeme více vstupních sloupců z dat jako řádky matice, lze pak záhlaví jednotlivých názvů řádků rozbalit pro větší detail. Příklad tabulky je na obr. 2.9. Příkladem vizuálu jsou i filtry, které lze zobrazit přímo vedle jiných vizuálů a které mohou ovlivnit vizuály na dané stránce. Filtr může být v podobě dlaždic, seznamu nebo osy v případě, že se jedná o filtrování časových údajů.



Obrázek 2.7: Mapa stromové struktury s tooltipem. Zdroj: [39].

Hlavní město		Central		East	
Region	Sales Stage	Opportunity Count	Revenue	Opportunity Count	Revenue
Lead		91	\$441,033,315	101	\$419,536,437
Qualify					
Small		10	\$11,550,016	19	\$23,925,214
Medium		12	\$48,820,525	19	\$71,617,016
Large		7	\$51,344,920	12	\$100,149,924
Solution		29	\$100,743,789	30	\$134,347,170
Proposal					
Small		8	\$13,095,186	3	\$4,770,862
Medium		4	\$15,283,161	6	\$25,607,581
Large		2	\$18,344,522	4	\$29,592,481
Finalize		5	\$23,302,246	5	\$30,696,428

Obrázek 2.8:
Ukázka vizuálů
jednořádková
karta (vlevo) a
víceřádková karta
(vpravo). Zdroj:
vlastní.

Obrázek 2.9: Ukázka vizuálu
matice. Zdroj: [39].

Vybrané funkcionality

Ve vizuálech je možnost tooltipu, tedy zobrazení doplňující informace po najetí kurzorem myši na příslušné datové pole, viz obr. 2.7. Hodnoty, které se zobrazují si uživatel definuje sám. Další velmi výhodnou funkcionalitou Power BI je přechod k podrobnostem více polí a jednoho pole. První možnost je znázorněna na obr. 2.10. V tomto případě se při kliknutí na ikonu $\downarrow\downarrow$ na vizuálu zobrazí data pro další úroveň hierarchie. Druhý způsob zobrazí další úroveň hierarchie, která se týká pouze jednoho vybraného pole. Pro zapnutí této volby u vizuálu je třeba zvolit volbu přechodu k podrobnostem pro jedno pole a poté pole vybrat kurzorem myši. Stejného efektu lze docílit kliknutím pravého tlačítka myši na pole a vybrat příslušnou volbu, tím se přechod rovnou provede. Ikona \uparrow v obou případech přechází na vyšší hierarchii.



Obrázek 2.10: Přechod k podrobnostem více polí. Zdroj: [39].

Křížové filtrování je další důležitá funkcionalita Power BI. Při kliknutí kurzorem myši na určité pole v jednom vizuálu se křížově vyfiltrují pole v ostatních vizuálech na stránce. Jinými slovy jsou odebrána všechna datová pole ve vizuálech, která se netýkají hodnoty ve vybraném poli a dojde k přepočítání zobrazených měr a ukazatelů. Vedle křížového filtrování existuje ještě křížové zvýraznění. V takovém případě pole ostatních, nevybraných dat z vizuálů nezmizí, ale potlačena a vybraná data zvýrazněna.

Nástroj Power BI disponuje mnoha dalšími funkcionalitami a vizuály, které umožňují analyzovat data a vytvářet komplexní business intelligence reporty. Přehled všech funkcionalit této aplikace není ale předmětem této práce.

Kapitola 3

Zpracování dat

Tato kapitola se zabývá popisem práce s konkrétní datovou sadou, kterou jsem obdržela. Z důvodu ochrany dat se v textu nevyskytují přesná pojmenování, ani není možné zobrazit přesnou strukturu uložení dat. K dispozici jsem měla data se záznamy za poslední dva roky.

Z důvodu rozsáhlého množství dat jsem pro analýzu shrinků společnosti vybrala pouze data týkající se měsíce března roku 2023. Všechny analýzy se tak týkají průzkumu shrinku v tomto období. Tento měsíc se jeví jako vhodný, protože se v tomto období nekonaly žádné statní svátky v České republice, které by narušily chování společnosti a tržní poptávky. Nelze dělat závěry pro chování shrinků během celého roku, neboť mnoho produktů se chová sezónně. Stejně tak poptávka trhu se během delšího časového období mění. Data týkající se jednoho měsíce obsahují přes milion řádků. Navíc by mohlo vzhledem k proměnlivosti poptávky během jednoho roku u jednotlivých produktů mnohem obtížnější najít hlavní příčinu shrinku.

3.1 Popis obdržených dat

Všechna data poskytnutá společností jsou uložena v databázi, ke které byl zhotoven omezený přístup pro účely získání dat pro analýzy shrinku produktů společnosti. Zároveň s možností přístupu jsem obdržela i tabulku, která stručně komentuje všechny tabulky v databázi a sloupce v jednotlivých tabulkách. Celkem se v databázi nachází přes čtyři sta tabulek, z nichž bylo potřeba vybrat pouze ty, které obsahují relevantní data pro úlohu shrinků.

S databází jsem pracovala pomocí nástroje *HeidiSQL*, pro získání pouze potřebných dat jsem využívala příkazů jazyka SQL. Z důvodu ochrany dat nelze uvádět přesné názvy tabulek, nicméně pro lepší orientaci v textu, každé použité tabulce přiřadím název, který odpovídá obsaženým datům v tabulce.

Číselníky

Základní číselník s údaji o produktech, se nachází v tabulce *produkt* se 27 sloupcí. Pro analýzu vzniku shrinků jsem z této tabulky vybrala jako možné významné údaje následující sloupce:

- **ID produktu**
- **ID prodejní varianty** – Určuje o jaký typ balení daného produktu se jedná
- **ID kategorie** – Kategorie produktu v číselné struktuře (pro lepší interpretaci, o jakou kategorii zboží se jedná, je vhodnější použít strukturu podle úrovní, kterou lze získat napojením na tabulku *produkt_kategorie*.)
- **Aktivní** – Zda je tento produkt stále aktivní v portfoliu, nebo se jedná o produkt, který se již neprodává

Tabulka *produkt_kategorie* obsahuje převod z číselné struktury kategorií do struktury s produktovou hierarchií. V obdržených datech má produktová hierarchie šest úrovní. Hierarchie produktů tvoří tedy strom se šesti úrovněmi. Nejvyšší úroveň, tj. úroveň číslo 1 má sedm podkategorií.

V tabulce 3.1 jsou uvedeny počty podkategorií pro každou z kategorií z nejvyšší, první úrovni. Také je uvedeno procentuální zastoupení kategorií v nejvyšší úrovni v rámci produktového portfolia vybrané společnosti. Zastoupení je odvozeno podle počtu produktů v kategorii.

Tabulka 3.1: Počet podkategorií na jednotlivých úrovních a zastoupení nejvyšší kategorie v rámci produktového portfolia.

Úroveň:	1	Počty kategorií						Zastoupení kategorie
		2	3	4	5	6		
	Nepotravinářské	1	7	27	76	179		76,12%
	Suché	3	13	33	147	494		7,28%
	Kosmetika a drogerie	1	4	21	59	193		7,07%
	Čerstvé	5	11	27	111	469		4,27%
	Velmi čerstvé	6	10	31	92	271		4,04%
	Ostatní	4	4	4	5	5		1,06%
	Tabák	1	1	1	3	8		0,17%

Poslední, šestá úroveň hierarchie je přímo napojená na hodnotu číselné struktury, která je uvedena v číselníku produktů (v tabulce *produkt*). Pro získání všech úrovní kategorizace po úrovních k danému produktu je třeba vyhledat v tabulce *produkt* číselné ID kategorie daného produktu a napojit jej na poslední úroveň v tabulce produktové hierarchie (*produkt_kategorie*). V této tabulce je pak uvedena rodičovská

kategorie z úrovně 5. Poté je potřeba opět vyhledat v tabulce *produkt_kategorie* tuto hodnotu a zjistit její nadřazenou kategorii. Takto se postupuje dokud není dosaženo nejvyšší úrovně. Tyto operace jsem provedla SQL příkazem přímo nad databází. Použila jsem vnitřní spojení na každou úroveň hierarchii na sloupce kategorie a rodičovská kategorie.

Další tabulka, se kterou jsem pracovala obsahuje informace o velikosti a hmotnosti produktů. Tato tabulka je důležitá z toho důvodu, že některé položky jsou vážené. Pokud se udává jejich množství, udává se v gramech, zatímco nevážené položky jsou uvedeny v kusech. Aby bylo možné porovnávat oba číselné údaje, ke každému váženému produktu existuje přepočet na počet kusů (ozn. SKU). K tomu jsou využity údaje o počtu kusů na jednu vychystávací jednotku (dále označeno jako SKU_{VJ}) a hmotnost jedné vychystávací jednotky daného produktu (ozn. m_{VJ}). Vychystávací jednotka je jednotka množství používaná pro vychystávání produktů – jeho balení a transport. Postup pro přepočet hmotnosti produktu na počet kusů (SKU_v) je následovný:

$$SKU_v = \frac{m}{m_{VJ}} \cdot SKU_{VJ},$$

kde m je hmotnost produktu. Ze vzorce vyplývá, že může vyjít neceločíselný počet kusů. Vzhledem k tomu, že tento přepočet se použije k porovnávání velikosti objemů, nikoli k objednávání zboží, tak tato skutečnost není problém.

Číselník prodejen je obsažen v tabulce *prodejny*. Vybrala jsem z tabulky následující sloupce. Opět bylo třeba vybrat pouze ty prodejny, které jsou aktivní.

- **ID prodejny** – Označení prodejny nebo skladu
- **Název** – Název prodejny, který obsahuje název města, kde se prodejna nachází.
- **ID kategorie prodejny** – Do jaké kategorie prodejna nebo sklad patří - zda se jedná o malou nebo velkou prodejnu nebo o sklad. Zavřené prodejny mají hodnotu v tomto sloupci prázdnou.

S číselníkem prodejen souvisí číselník pro jejich zařazení do skupin *prodejny_skupiny*. Skupiny se mohou v čase měnit. Pro analýzu jsou relevantní tyto sloupce:

- **ID prodejny** – Označení prodejny nebo skladu
- **ID skupiny prodejen** – Prodejny jsou sdruženy do skupin. Ty se například používají pro hromadné objednávání, nebo pro plánování promoakcí.

Promoakce se nachází v tabulce *promoakce*. Z této tabulky jsou pro následnou analýzu potřebné údaje o ID produktu, počátečním a koncovém datu promoakce a ID skupiny prodejen, na kterých promoakce platí. Promoakce nejsou přiřazeny na konkrétní prodejny, ale na skupiny prodejen. Pro další analýzy shrinků je třeba zjistit, zda byl konkrétní zaznamenaný shrink v době záznamu v promoakci, nebo ne. Z tohoto důvodu bylo potřeba tabulky spojit pomocí příkazu JOIN s číselníkem *prodejny_skupiny* podle ID prodejny. Z dat o promoakcích vyplynulo, že pro jeden produkt, může být na dané prodejně v určité období více promoakcí. V takovém případě je potřeba vybrat pouze promoakci s nejvyšší prioritou.

Tabulky transakcí

V tabulce *transakce* se nachází údaje o všech provedených transakcích, a to jak skladové transakce, tak prodeje a další pohyby na prodejnách. V případě prodejů prodejen jsou údaje agregované podle prodejny, konkrétního produktu a dne transakce, tzn. v této tabulce nelze rozlišit konkrétní prodeje na jednotlivých pokladnách, ale pouze souhrn za jeden den. Tabulka obsahuje údaje za posledních dvanáct měsíců.

Tabulka transakcí obsahuje 21 sloupců, jako možné podstatné sloupce pro analýzu jsem vybrala následující sloupce:

- **ID transakce** – Jedinečné pro každou transakci.
- **ID produktu** – Produkt kterého se transakce týká. Každá transakce obsahuje údaje pouze o jediném produktu.
- **ID prodejny** – Transakce je takto přiřazena prodejně, případně skladu.
- **Datum transakce** – Jedná se o obchodní datum, pokud samotná transakce proběhne až po půlnoci uvedeného dne, tak se posílá s datem z předchozího dne, neboť obchodně patří do toho dne.
- **ID promoce** – Příznak zda a v jaké promoční akci se produkt nacházel v čase uvedeném v datu transakce. V rámci zpracování dat vyplynulo, že tento příznak není zcela věrohodný
- **Typ transakce** – Příznak, zda se jedná např. o prodej, výdej, korekce pohybů a jiné.
- **ID shrinku** – Obsahuje označení jednotlivých typů shrinků viz sekce 4. Celkem je identifikováno sedmnáct typů shrinků. V databázi tento sloupec označuje i jiná ID než ta, která se týkají shrinků, z toho plyne, že bylo třeba vyfiltrovat pouze ta data, která obsahují sedmnáct identifikačních čísel označující shrinky. V případě, že typem transakce jsou např. příjmy tento parametr nehraje roli.
- **Objem** – Množství produktu uvedené v transakci. U kusových produktů se jedná o celočíselný údaj u vážených to je desetinné číslo.
- Hodnota transakce v nákladové ceně (desetinné číslo).
- Hodnota transakce v prodejní ceně včetně DPH – v případě prodejů se jedná o skutečnou cenu, u zbylých transakcích je uvedena odpovídající cena podle ceníku.

Z transakční tabulky je možné získat tabulku se záznamy shrinků a tržeb prodejen. Velikost tabulky se záznamy shrinků za jeden kalendářní rok je přibližně 3.5 GB.

Tabulku, která obsahuje údaje o jednotlivých, neagregovaných prodejích na prodejnách společnosti, jsem pro účely této práce nazvala *transakce_prodeje*. Celkem obsahuje třináct sloupců. Tato tabulka je vhodná pro analýzu shrinků typu snížení ceny, analýzou tohoto typu se tato práce nezabývá. Pro ostatní typy, není tato tabulka relevantní. Stejně tak není třeba zkoumat ceník jednotlivých produktů, protože v souhrnné tabulce transakcí je již uvedená hodnota transakce v prodejní ceně.

Další datové zdroje

Dále jsem pracovala s daty z databáze Českého statistického úřadu [41]. Na webové stránce úřadu je dostupný odkaz ke stažení souboru ve formátu `xlsx`. Soubor obsahuje údaje o 237 českých městech za posledních několik desítek let. Některá města obsahují záznamy až sto let nazpět, jiné nemají tak dávno zaznamenanou historii. Dataset obsahuje údaje o lokalitě, o počtu obyvatel, o sňatečných, rozvodech, stěhování obyvatel a další. V rámci přípravy dat bylo potřeba napojit prodejny k údajům o okresu, kraji a počtu obyvatel, kteří žijí v okolí prodejny. Soubor s demografickými údaji bylo třeba převést do tabulkové struktury, kde každý řádek patří jednomu městu, protože původní struktura byla nastavená, co list v souboru, to jedno město. Navíc stejné informace nejsou vždy umístěny stejně na každém listu.

3.2 Příprava vzorku dat pro další analýzy

Data z výše popsaných tabulek bylo potřeba sloučit do jedné tabulky, aby nad nimi bylo možné provést analýzy. Napojení dat bylo provedeno v Jupyter Noteboocích v jazyce Python. Na tabulku s evidovanými shrinky bylo třeba napojit číselníky. Podle názvů prodejen byly napojeny na prodejny demografické údaje. Údaje o počtu obyvatelích, jsem rozdělila do pěti kategorií. Z data transakce bylo extrahováno datum pro den a na základě jeho hodnoty bylo určeno do jaké čtvrtiny měsíce patří. Z data také bylo odvozeno o jaký den v týdnu se jedná pomocí funkce v Python knihovně *pandas*.

Na data se zaznamenanými shrinky jsem napojila data o promoakcích a každý řádek označila jednou ze tří hodnot – žádná promoakce, promoakce, po promoakci. Hodnota *po promoakci* označuje záznamy, které byly evidovány do jednoho týdne po ukončené promoakci na dané prodejně pro daný produkt.

Zkoumaný dataset se záznamy shrinků produktů jsem rozšířila o další sledované sloupce, které dávají do srovnání hodnotu shrinku a objem tržeb. Vytvořila jsem takto sloupce:

- Podíl shrinku na celkových tržbách prodejny
- Podíl shrinku na tržbách shrinkovaného produktu na prodejně
- Podíl shrinku a tržeb v kategorii úrovně 1 na prodejně

Hodnoty ve sloupci byly vypočítány jako hodnota shrinku na jednom řádku vydelená příslušnými tržbami. Tabulka tržeb byla získaná z tabulky *transakce*, pro ID transakcí, které odpovídají prodejům. Tabulka byla agregovaná podle sloupců: prodejna, čtvrt měsíce, kategorie první úrovně.

S tržbami produktu souvisí i sloupec Prodej, který nabývá logických hodnot *true*, *false*, podle toho, zda se produkt v dané období vůbec prodával nebo ne.

Zkoumaná březnová data obsahují přes 1,6 milionů řádků. Každý řádek odpovídá jednomu záznamu v databázi shrinku daného produktu. Sledované údaje ve sloupcích jsou:

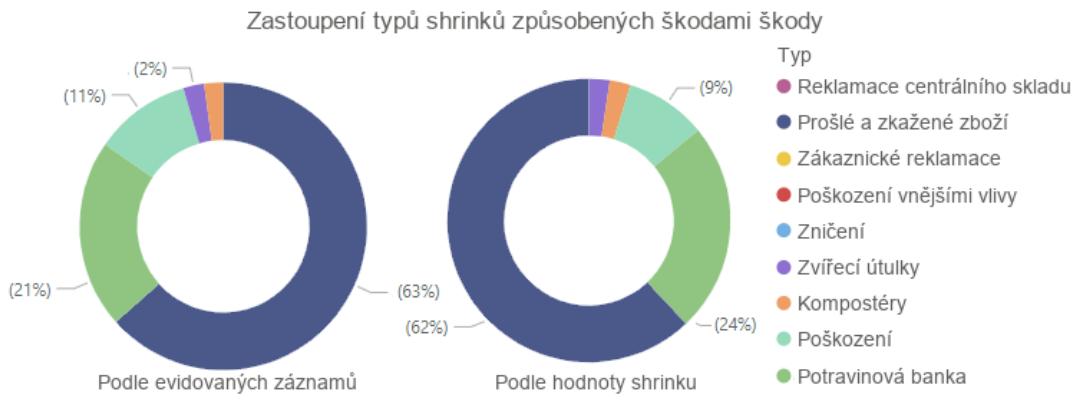
- ID prodejny – kategorická proměnná
- Typ prodejny – kategorická proměnná
- Okres – kategorická proměnná
- Kraj – kategorická proměnná
- Počet obyvatel v lokalitě – kategorická proměnná
- ID produktu – kategorická proměnná
- Datum transakce – kategorická proměnná
- ID shrinku – kategorická proměnná
- 1 (úroveň) – kategorická proměnná
- 2 (úroveň) – kategorická proměnná
- 3 (úroveň) – kategorická proměnná
- 4 (úroveň) – kategorická proměnná
- 5 (úroveň) – kategorická proměnná
- 6 (úroveň) – kategorická proměnná
- Typ promoakce – kategorická proměnná
- Prodej¹ – kategorická proměnná
- Den v týdnu – kategorická proměnná
- Čtvrt měsíce (rozdelení měsíce na čtyři části) – kategorická proměnná
- Množství – spojitá proměnná
- Ztracené náklady (označováno také jako hodnota shrinku) – spojitá proměnná
- Podíl na tržbách produktu – spojitá proměnná
- Podíl na celkových tržbách – spojitá proměnná
- Podíl na tržbách kategorie z úrovně 1 – spojitá proměnná

3.2.1 Výběr dat

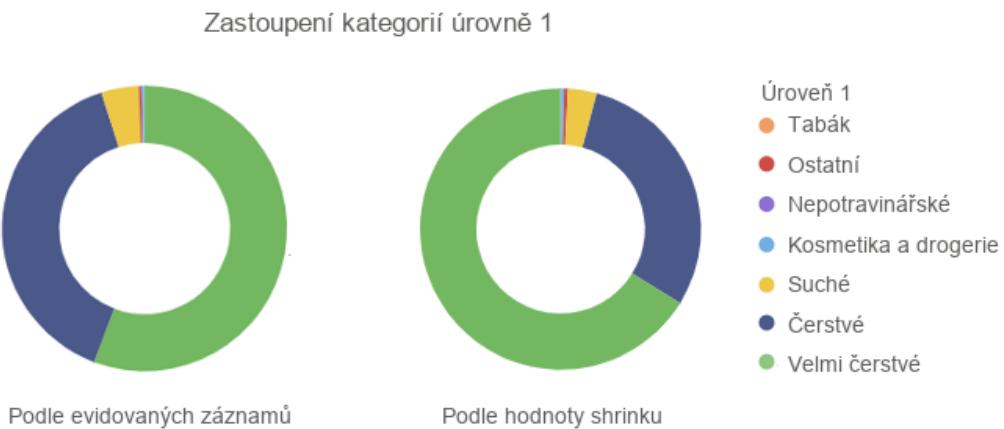
Nejprve jsem graficky analyzovala zastoupení shrinků v závislosti na vybraných proměnných pomocí nástroje Power BI, viz obr. 3.2 a 3.1. Více o analýze v tomto nástroji je v kapitole 4. V návaznosti na zjištěné zastoupení shrinků v datech jsem se rozhodla vybrat pouze nejvíce zastoupený typ shrinku, který tvoří více jak 62 % celkových nákladů. Ponechaný byl tedy pouze shrink *prošlé a zkažené zboží*. Sloupec s ID shrinku lze proto z dat vynechat.

Obdobně jsem přistupovala k záznamům i z hlediska kategorie produktu úrovně 1, jelikož z grafu je patrné, že majoritní zastoupení mají pouze dvě kategorie, a to kategorie Velmi čerstvé a Čerstvé. Všechny záznamy se zbylými kategoriemi jsem z datasetu pro další analýzy odstranila. Těmito kroky byl zredukován původní počet řádků datasetu na necelých jeden a půl milionu řádků.

¹Příznak *prodej* je v implementaci označen jako *saled*.



Obrázek 3.1: Zastoupení typů shrinků způsobených škodami v datech z března roku 2023 podle hodnoty shrinku.



Obrázek 3.2: Zastoupení kategorií úrovně 1 v datech z března roku 2023 podle hodnoty shrinku.

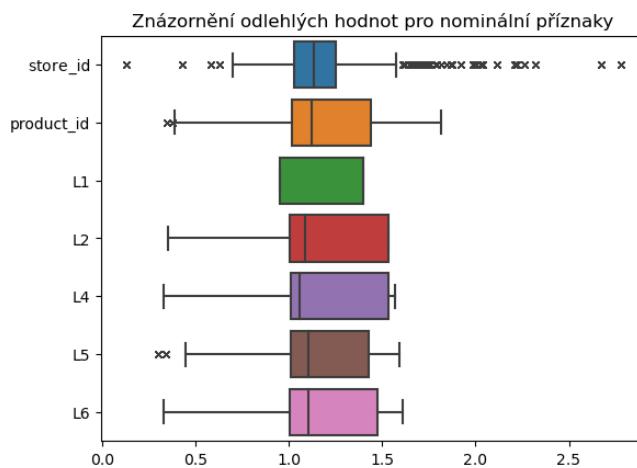
Jako cílové sloupce (*target*) jsem určila sloupce s množstvím produktu, hodnotou shrinku a podíly. Zbylé sloupce slouží jako vysvětlující proměnné, dále budou označovány jako příznaky pro cílové sloupce. Všechny vybrané příznaky jsou kategorické proměnné, které lze dále rozdělit na nominální a ordinální. Nominální proměnné jsou ID prodejny, typ prodejny, typ promoakce, prodej, ID produktu, kategorie produktové hierarchie a údaje o lokalitách. Ordinální proměnné jsou den v týdnu a období měsíce. Ordinální příznaky jsem přeznačila tak, aby každá obsahovala pouze hodnoty od nuly do n_p , kde n_p je počet kategorií v p -tému příznaku.

Pro další postup bylo vhodné přesunout se z nominálních kategorických hodnot na číselné hodnoty. Pro tyto účely jsem zvolila metodu kódování podle cílového sloupce. Neboť toto kódování na numerické hodnoty zachovává velikost datového souboru, to je klíčové vzhledem k tomu, že nominální proměnné ve zkoumaných datech obsahují velký počet kategorií. Např. počet unikátních produktů v datech je více než 19 tisíc, což odpovídá stejnému počtu kategorií pro tuto proměnnou. Pokud bych použila one-hot kódování² mohlo by dojít k zásadnímu zvýšení počtu

²One-hot kódování převádí kategorické hodnoty na numerické tak, že pro každou kategorii vytvoří samostatný sloupec s binárními hodnotami, kde 1 odpovídá dané kategorii a 0 zbylým kategoriím.

sloupců v datech, v tomto případě až o desítky tisíc. Kódování podle cílového sloupce je podobné převodu, který jsem použila pro ordinální proměnné. Avšak na rozdíl od něj, hodnota, která je kategorii přiřazena, souvisí se zastoupením této skupiny v cílovém sloupci a nesouvisí s uspořádáním hodnot uvnitř příznaku. Nevýhodou je, že takto upravená data mohou být náchylná na overfitting a zanést do vysvětlujících proměnných nové informace o vysvětlované proměnné.

Dále jsem se zabývala identifikací odlehčích hodnot. Nejprve jsem vizualizovala hodnoty pomocí grafu. Ukázka grafu je na obr. 3.3. Z grafu je patrné, že problémová je proměnná s ID prodejny. Prodejny, které tvoří outliersy mohou být malé prodejny, které kvůli menšímu počtu celkových produktů nevidují větší počet shrinků.



Obrázek 3.3: Znázornění odlehčích hodnot pro vybrané nominální příznaky.

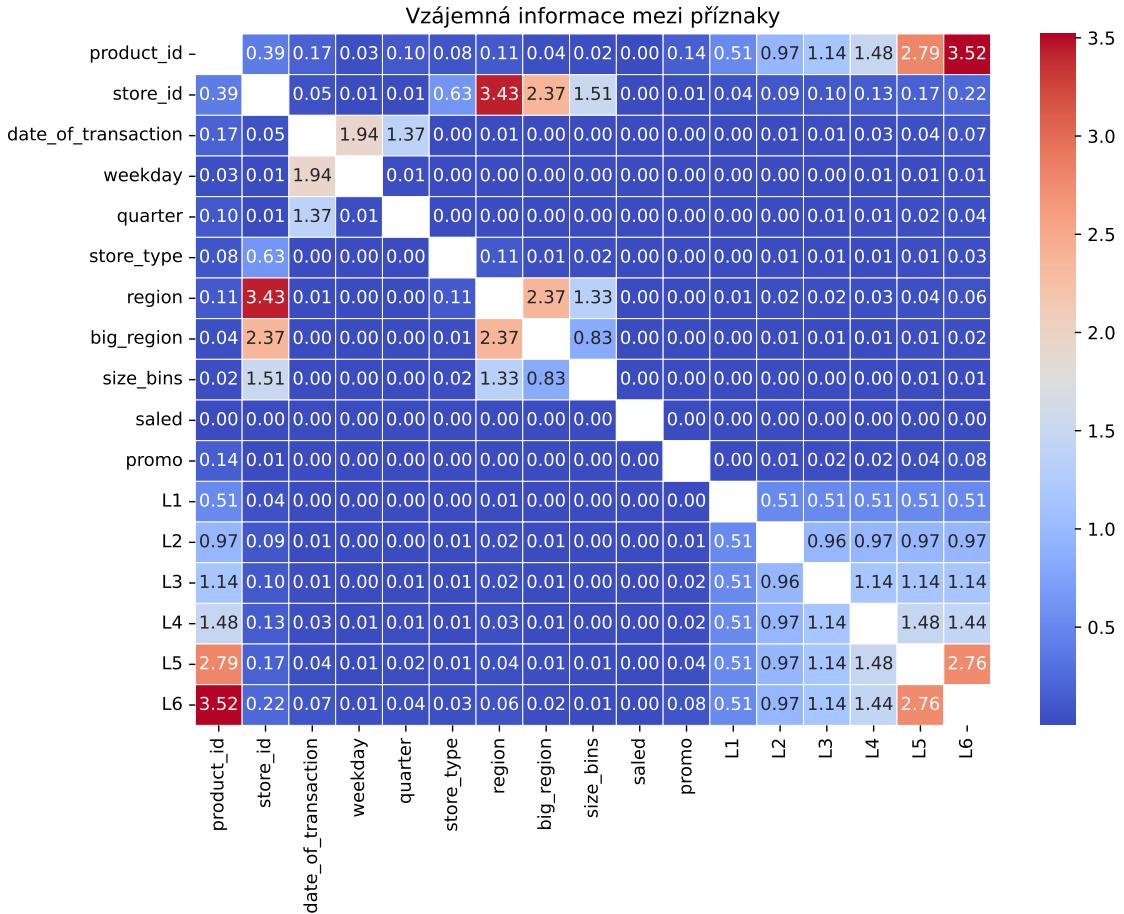
Pomocí Tukeyho testu, implementovaného v jazyce Python, jsem identifikovala přes 150 000 outliersů pro příznak ID prodejny, čímž se dataset zredukoval. S tímto krokem klesl i počet ostatních outlierů.

V dalším kroku jsem se zaměřila na míru závislosti mezi proměnnými. Použitým metodám je věnována sekce v teoretické části 2.2. Pro měření závislosti jsem již pracovala s kategorickými hodnotami proměnných, tj. bez převodu na spojité hodnoty. Důvodem je to, že když jsem provedla měření korelace na překódovaných datech, byla míra závislosti ovlivněna cílovým sloupcem, který byl použitý pro kódování.

Jako první metodu jsem zvolila χ^2 statistiku. Vzhledem k vysokému počtu dat je matice příliš řídká, a proto nejsou výsledné hodnoty vypočítané a test je tedy pro tuto úlohu nespolehlivý.

Použila jsem proto míru vzájemné informace, která říká, jaká je podobnost mezi dvěma proměnnými [27]. Matice vypočítaných koeficientů je na obr. 3.4. Jedná se o symetrickou vlastnost, proto jsou hodnoty pod a nad diagonálou stejné. Z výsledků je opět vidět, že ID produktu sdílí informaci s úrovněmi kategorizace tím více, čím je kategorizace jemnější, což logické z povahy hierarchického stromu kategorií. Obdobně tomu je i u ID prodejny a údajích o lokalitě a datumových údajích. Jinak jsou hodnoty vzájemné informace nízké.

Dále jsem pro znázornění vztahu mezi proměnnými použila koeficient Cramerovo V .

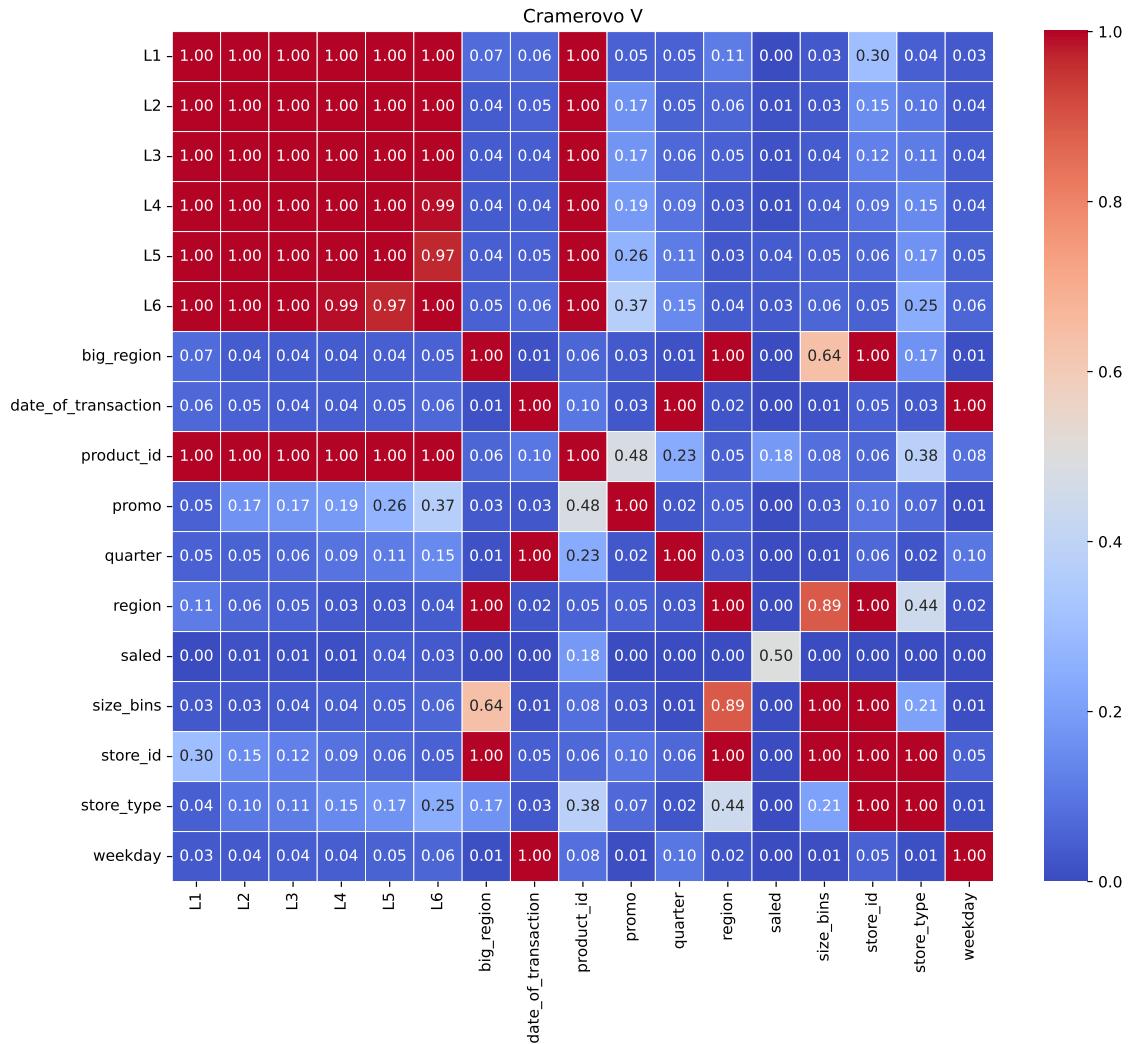


Obrázek 3.4: Matice koeficientů vzájemné informace mezi příznaky.

Koeficient jsem postupně počítala pro každou dvojici příznaků. Koeficient nabývá hodnot mezi 0 a 1. Číslo blízké nule indikuje, že mezi proměnnými není asociace, číslo blízké jedničce vysokou závislost [29]. Na obr. 3.5 lze vidět, že pro kategorie 1 až 6 a ID produktu je hodnota koeficientu po zaokrouhlení vždy rovna jedné. Vysoká závislost je pak i mezi příznakem promoakce a ID produktu. Dále logicky mezi datem transakce a dnem v týdnu a obdobím v měsíci. ID prodejny je extrémně závislé s demografickými údaji o lokalitách a typem prodejny.

Mírná závislost se také ukázala mezi typem promoakce a ID produktu nebo mezi ID produktu a ID prodejny, dále mezi ID prodejny a první úrovní hierarchie.

Další statistikou spočtenou na datech je Theilovo U (neboli koeficient nejistoty), který opět nabývá hodnot mezi 0 a 1 a měří vztah mezi dvěma proměnnými. Na rozdíl od předchozích statistik tento koeficient není symetrický a z výsledků lze vyvodit, ze které proměnné ze dvou zkoumaných můžeme vyvodit informaci o druhé proměnné [30]. Z výsledků zobrazených v matici na obr. 3.6 plyne, že z ID produktu lze vyvodit část informace o kategoriích. Zatímco úrovně 1 a 2 o ID produktu mnoho informace nenesou, což logické. Jak bylo ukázáno i v předchozích statistikách a jak vyplývá z logiky pro získání dne v týdnu a období měsíce, číslo dne nese informaci o těchto dvou příznacích.

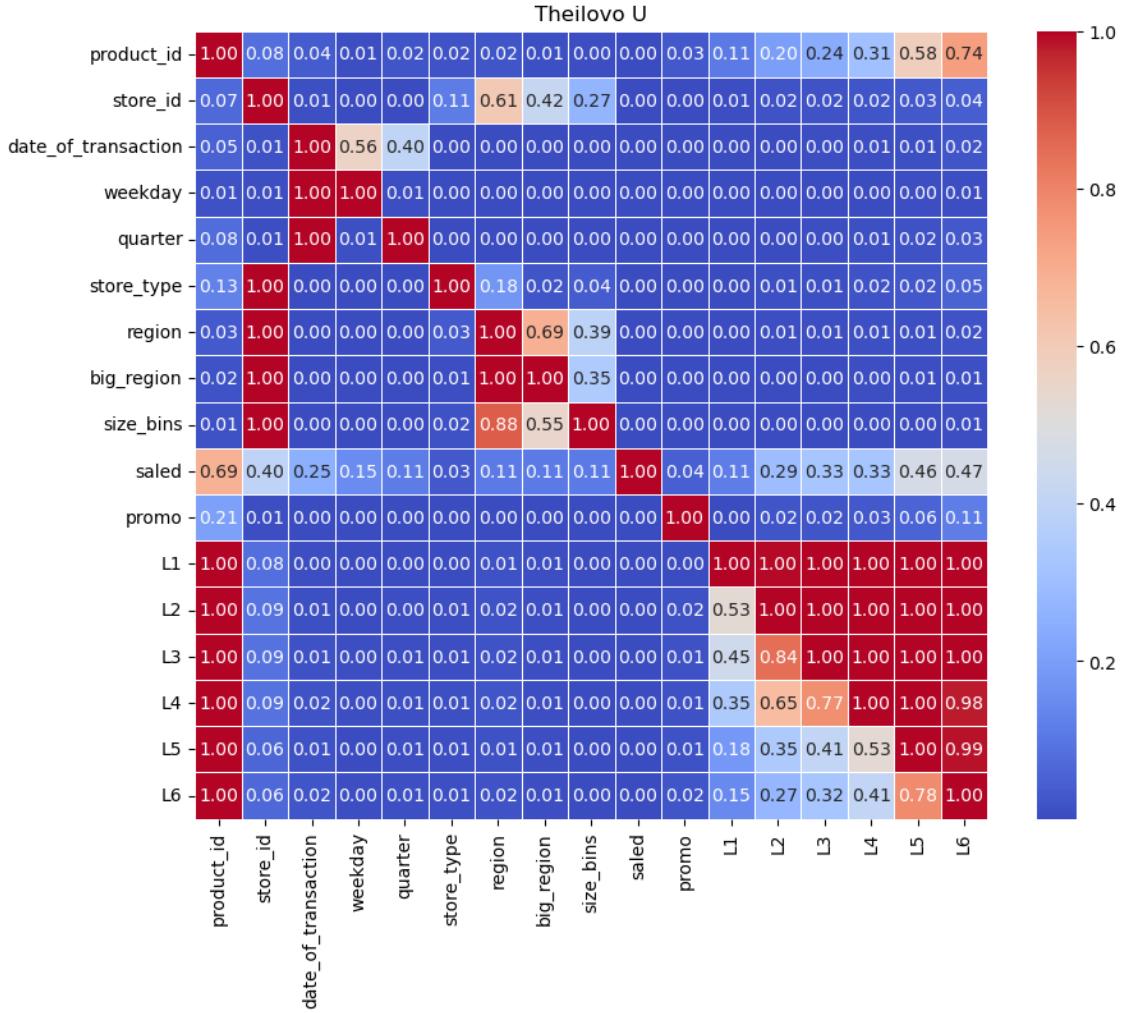


Obrázek 3.5: Matice koeficientů Cramerovo V pro kategorické příznaky.

Z vypočítaných statistik na datasetu je patrné, že některé příznaky jsou významně závislé, a proto je třeba je z dat odstranit. Kandidáti na vynechání jsou kategorie 2, 3, 5, 6, počet obyvatel a kraj.

V dalším testu jsem otestovala multikolinearitu dat pomocí rozptylového inflačního faktoru (VIF). Jako hraniční faktor jsem zvolila hodnotu 5 VIF, nad kterou již může být závažný problém multikolinearity.[31] Vysvětlující proměnné jsem odebírala z datasetu postupně a odebírání jsem ukončila až, když hodnota VIF nebyla nižší než hraniční. Tímto došlo k redukci příznaků. Příznaky 1,2,3,5, kraj, prodej, okres měly hodnotu VIF vyšší než 5. Příznaky datum, ID produktu, ID prodejny byly těsně pod hodnotou prahu. Hodnoty koeficientu VIF na datech jsou na obr. 3.7.

Jako další metodu po výběru příznaků jsem vypočítala hodnotu koeficientů vzájemné informace mezi všemi příznaky s cílovými sloupcemi. Na obrázku 3.8 lze vidět, jak jednotlivé proměnné souvisí s cílovými sloupcemi. Zde lze vidět, že příznak ID prodejny nese malou část informace o cílových sloupcích. Nejvíce informace je sdíleno s ID produktu a kategoriemi. Ostatní příznaky podle tohoto kritéria nemají mnoho

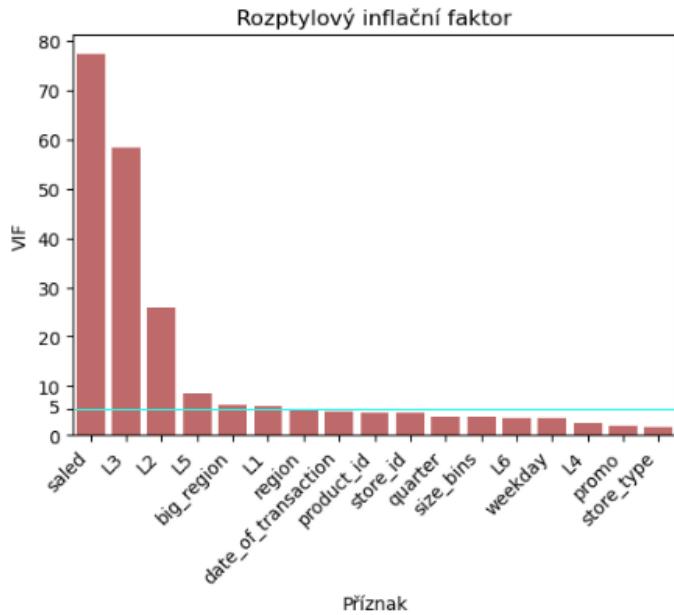


Obrázek 3.6: Matice koeficientů Theilovo U mezi příznaky.

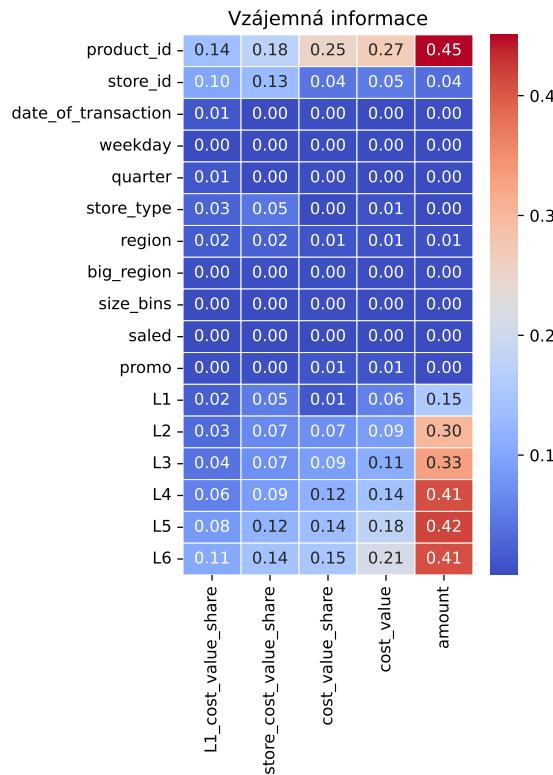
společné informace.

Jako hlavní metodu pro výběr proměnných jsem se rozhodla použít metodu PCA, případně MCA. Tuto metodu je možné použít, protože kategorické proměnné byly převedeny na číselné pomocí základního kódování kategorických hodnot na hodnoty 0 až n , kde n je počet kategorií v příznaku. Toto kódování má bohužel tu nevýhodu, že dává kategoriím pořadí, i když jedna kategorie není lepší než jiná. Alternativou je použití metody MCA, která se používá pro kategorické datasety. Výsledky pro metodu MCA jsou uvedeny dále v textu. Ve své práci jsem využila implementaci PCA v knihovně *Prince* v jazyce Python. Předtím než jsem metodu aplikovala jsem otestovala předpoklad homoskedasticity, tedy shodnost rozptylů v datech, pomocí Bartlettova testu implementovaného v knihovně *factor_analyzer*. Nulová hypotéza o shodnosti rozptylů nebyla vyvrácena (p -hodnota vyšla nulová). Metodu PCA je proto možné použít.

Na obrázcích 3.9 a 3.10 je znázorněno prvních deset komponent a rozptyl který v datech vysvětlují. Desátá komponenta (označená č. 9) spolu s předchozími vysvětuje téměř 80 % variability dat. V dalším kroku jsem vypočítala příspěvky příznaků



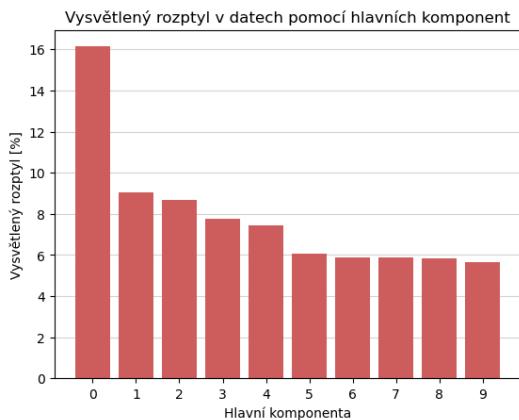
Obrázek 3.7: Rozptylový inflační faktor.



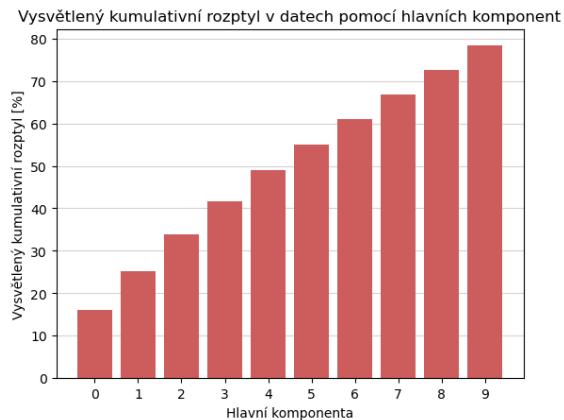
Obrázek 3.8: Vzájemná informace mezi příznaky cílovými sloupci.

k témtkomponentám a vybrala jsem ty příznaky, které přispívají nejvíce. Jejich příspěvek je znázorněný na obr. 3.11. Na základě výsledků analýzy hlavních komponent lze říci, že nejvíce rozptylu v datech nesou příznaky – ID prodejny, datum transakce, typ prodejny, počet obyvatel, úroveň L6, čtvrtina mesíče, kraj, ID produktu. Příznaky typ promoakce, den v týdnu, okres, úroveň 2 a prodej nepřispívají

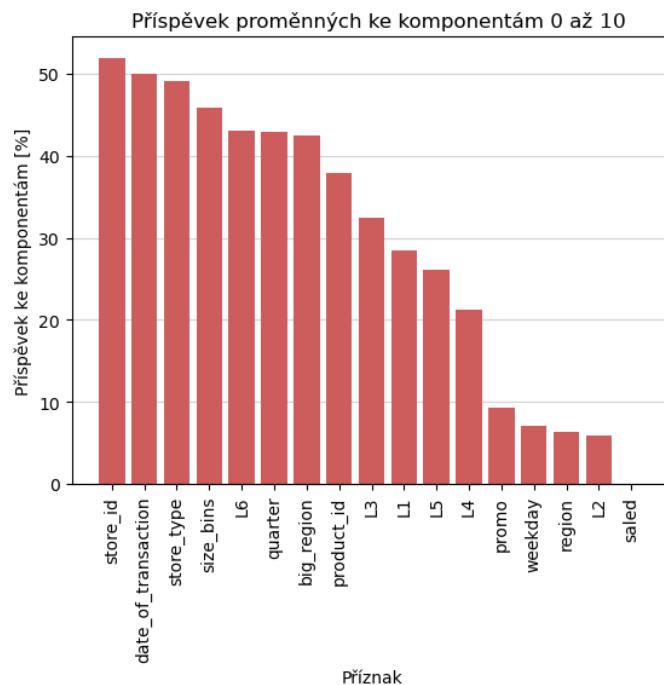
každý ani deseti procenty ke komeponentám.



Obrázek 3.9: PCA - vysvětlený rozptyl hlavních komponent.



Obrázek 3.10: PCA - kumulativní vysvětlený rozptyl hlavních komponent.

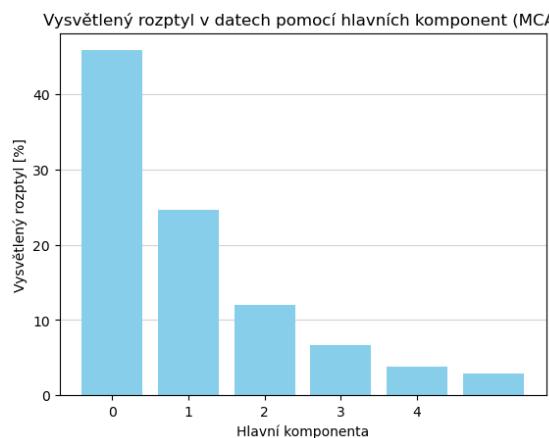


Obrázek 3.11: Příspěvek proměnných ke komponentám 0 až 10.

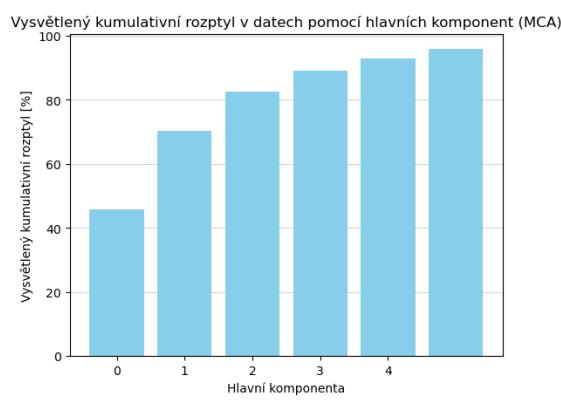
Jak již bylo zmíněno pro redukci dimenzionality, příp. výběr proměnných, u kategorických dat lze použít metodu MCA, opět jsem využila implementaci z knihovny *Prince*. V této implementaci jsou nominální kategorické hodnoty kódovány tak, že narůstá počet sloupců, což náročnější na výpočetní výkon. Vzhledem k tomu, že jsem analýzy spouštěla na běžném osobním počítači, bylo proto nutné, vzhledem k nárokům na paměť k uložení matice, omezit množství dat. Odebrala jsem kategorie 5 a 6, které jsou velmi korelované s ID produktu a vybrala jsem náhodný 20% vzorek dat, na které jsem MCA aplikovala. Náhodný výběr jsem několikrát opakovala, aby bylo možné výsledek považovat za důvěryhodný. Ve výsledných příspěvcích ke komponentám se v závislosti na vybraných datech měnilo pořadí pouze příznaků, které

měly blízké hodnoty příspěvku. Příznaky s malým příspěvkem neměly v žádném z provedených běhů vyšší příspěvek než 10 %. Přesto je třeba brát rozdelení dat v úvahu při porovnávání výsledků s jinými metodami.

Vypočítala jsem prvních pět komponent, které dohromady popisují 79 % variability dat. Jelikož byla každá kategorie chápána jako samostatná proměnná příspěvky jednotlivých příznaků ke komponentám byly rozmístěny mezi všechny kategorie, nikoli k jednotlivým příznakům, takže je třeba pak příznaky zpětně agregovat. Po aggregaci podle původních příznaků největší příspěvek mělo ID prodejny, okres, ID produktu, kraj a kategorie 4, 3. Zatímco nejmenší datum, den v týdnu, období měsíce, typ prodejny a prodej. Tyto výsledky je třeba brát se zvážením neboť výpočty probíhaly na řádově menším vzorku než u předchozích metod. N obrázcích 3.12 a 3.13 se nachází výsledky pro jeden běh metody MCA.



Obrázek 3.12: MCA - vysvětlený rozptyl hlavních komponent.



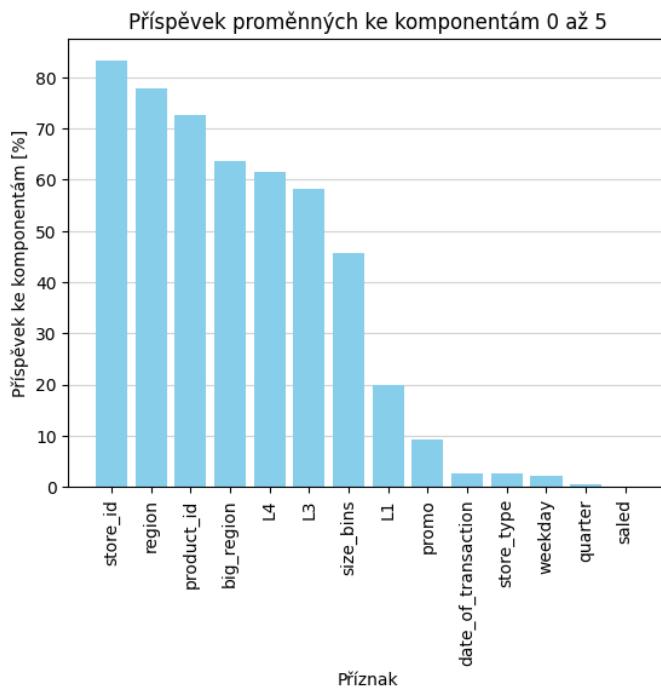
Obrázek 3.13: MCA - kumulativní vysvětlený rozptyl hlavních komponent.

Shrnutí pro výběr dat

Na základě předchozích metod bylo z původních příznaků datasetu vybráno několik příznaků, které popisují hodnotu shrinku. Vzhledem k tomu, že různé metody vybraly různé příznaky, níže je sepsáno shrnutí, které říká, jaké příznaku jsou na základě zkoumaných dat relevantní vzhledem k naměřeným hodnotám shrinku.

Závislé jsou hodnoty ID produktu a úrovně produktové hierarchie. Dále také z data lze určit období měsíce i den v týdnu. ID produktu je závislé s umístěním prodejny a vlastnostmi lokality a typem prodejny. Ze zmíněných korelovaných příznaků stačí použít pouze část příznaků, pokud je tato úvaha aplikována na výsledky metod PCA a MCA a výsledků zjištěných pomocí hraniční hodnoty VIF.

Následující sloupce byly získány podle hodnoty rozptylového inflačního faktoru – úroveň 4, ID produktu, počet obyvatel, období měsíce, typ promoakce, den v týdnu a prodej. Touto metodou byl navržena i úroveň 6, ta však z důvodů korelace nebyla zahrnuta. Také hraniční ID prodejny a kraj byly proto vynechány.



Obrázek 3.14: Příspěvek proměnných ke komponentám 0 až 5.

Metodou PCA bylo zjištěno, které příznaky nejvíce přispívají ke komponentám, které popisují téměř 96 % rozptylu v původních datech. Po vynechání závislých příznaků se jedná o příznaky – ID prodejny, datum transakce, typ prodejny, počet obyvatel, úroveň L6, čtvrtina měsíce, kraj, ID produktu.

Díky výběru příznaků různými metodami, lze říci, které vlastnosti mohou být důležité vzhledem k zjišťování příznaků shrinků ze zaznamenaných dat. Vybrané příznaky mohou sloužit jako základ pro vyslovení hypotéz.

Kapitola 4

Vizualizace dat

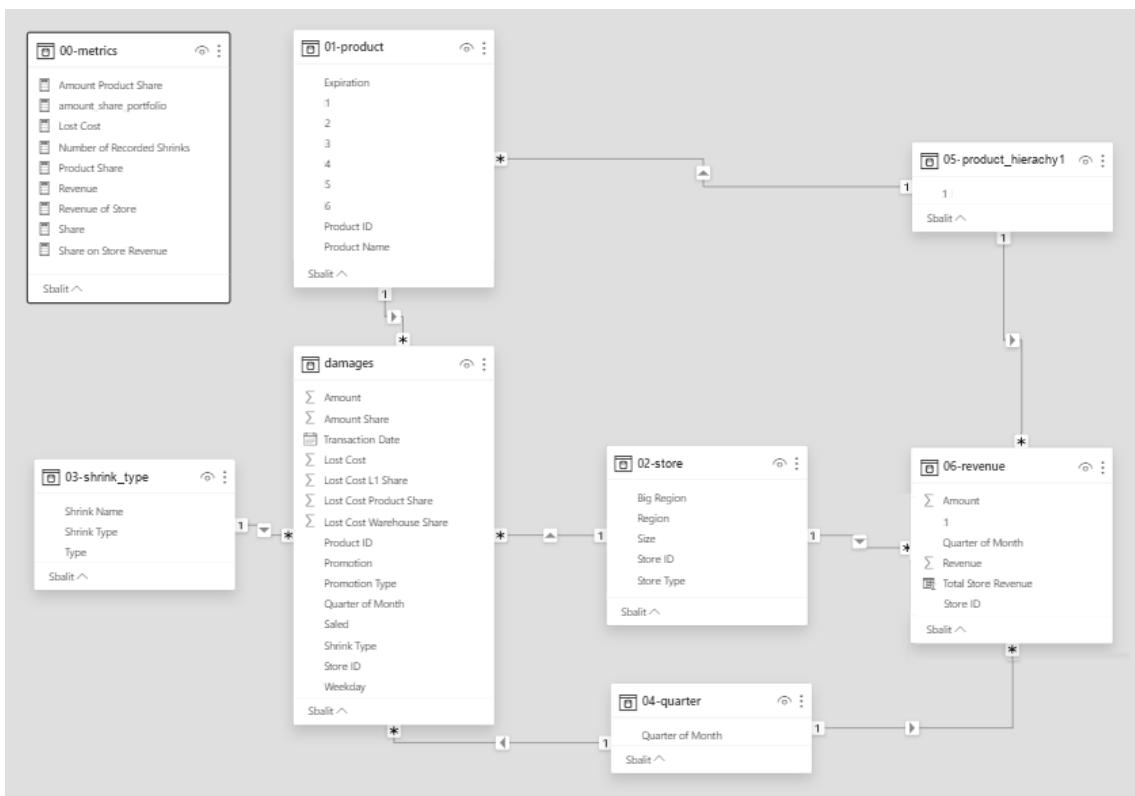
Očištěná data vybrané společnosti obsahující záznamy shrinků, jsem vizualizovala v nástroji Power BI, který se používá pro business intelligence analýzu. Vizualizace se týká pouze těch shrinků, které spadají do kategorie *shrinky způsobené škodami*, přehled dělení shrinků se nachází v části . Vytvořila jsem report, který umožňuje pomocí interaktivních grafů analyzovat data. První část této kapitoly se věnuje technickému popisu reportu, zatímco druhá část shrnuje výsledky analýzy plynoucí z reportu.

4.1 Popis řešení

Report obsahuje pět stránek. První stránka nabízí základní přehled, dashboard, týkající se všech shrinků. Druhá stránka je věnována prodejnám a údajům o lokalitách. Další stránky se již věnují pouze shrinkům zaviněných škodami a kategoriím Velmi čerstvé a Čerstvé z produktové hierarchie úrovně 1. Třetí stránka zobrazuje hodnoty ukazatelů hodnoty shrinku a odvozených podílů. Na čtvrté a páté stránce jsou další přehledy z pohledu konkrétních produktů, kategorií a typů promoakce. Poslední stránka týkající se reportingu je z pohledu vybraného konkrétního produktu.

Do Power BI souboru jsem pomocí integrovaného nástroje PowerQuery nahrála upravená data z databáze vybrané společnosti. Hlavní faktickou tabulkou je tabulka *damages*, která obsahuje všechny zaznamenané shrinky z kategorie shrinků, které byly způsobeny škodami. Druhá faktická tabulka má název *revenue* a obsahuje tržby v pozorovaném měsíci pro všechny prodejny, tržby jsou dále rozdělené podle kategorie z úrovně 1 a do čtvrtin měsíce. Doménové tabulky jsou číselník produktů, číselník shrinků a číselník prodejen, dále také číselníkové tabulky, které spojují faktické tabulky – čtvrtina měsíce a seznam kategorií úrovně 1.

Datový model tabulek, které jsou vstupem do reportu je znázorněný na obrázku 4.1. Mezi jednotlivými tabulkami jsou znázorněny vazby – jejich mohutnost a směr. Tabulka *metrics*, která není navázaná na žádnoujinou tabulkou obsahuje výpočetní metriky, které vychází z dat v modelu, metriky se dále používají ve vizualizacích.



Obrázek 4.1: Datový model tabulek v Power BI reportu.

Reporting je zpracován v angličtině, takže i dříve popsané názvy kategorií nebo shrinků jsou přeložené. Překlad je uvedený v příloze práce. Uvedené tržby v reportingu odpovídají nekonkrétní peněžní jednotce – z důvodu ochrany dat vybrané společnosti byla skutečná čísla vynásobena jistým koeficientem. Poměry zobrazené v reportu ale vstupním datům společnosti odpovídají.

4.1.1 Metriky

Power BI nabízí uživatelům reportu širokou interakci s vizuály. Díky metrikám se zobrazené hodnoty přepočítávají podle aktuálních filtrů nebo podle vybraných dat.

- **Lost Cost** – Základní metrika s hodnotou shrinku ze vstupních dat.
- **Product Share** – Základní metrika, obsahuje podíl shrinku na tržbách produktu (přímo ze vstupních dat). Pokud je ve vizuálu agregovaná např. na kategorii nebo prodejnu, vypočítá se její průměr.
- **Share** – Základní metrika, obsahuje podíl shrinku na tržbách produktu. Pokud je ve vizuálu agregovaná na prodejnu jedná se celkový evidovaný shrink prodejny dělený tržbou dané prodejny. Pokud je agregovaný podle typu shrinku jedná se o podíl součtu hodnot všech záznamů daného typu a tržeb všech prodejen. Bude-li aggregace probíhat zároveň na typu shrinku a na kategorii z úrovně 1, pak je podíl spočítaný vzhledem k této kategorii typu shrinku zároveň.

- **Share on Store Revenue** – Základní metrika, obsahuje podíl shrinku na celkových tržbách produktu. Tj. pokud je agregace např. podle prodejny a podle kategorie jedná se o podíl všech shrinků produktu z dané kategorie vydělený celkovými tržbami vybrané prodejny. (Zatímco v předchozí metrice by se jednalo o tržby pouze za vybranou kategorii.)
- **Revenue of Stores** – Celková tržba prodejny za celé sledované období
- **Revenue** – Základní metrika s hodnotou tržeb prodejny rozdělená podle části měsíce podle kategorií z úrovně 1 a ze vstupních dat.
- **Number of Recorded Shrinks** – Počet záznamů shrinků.

4.1.2 Reporting

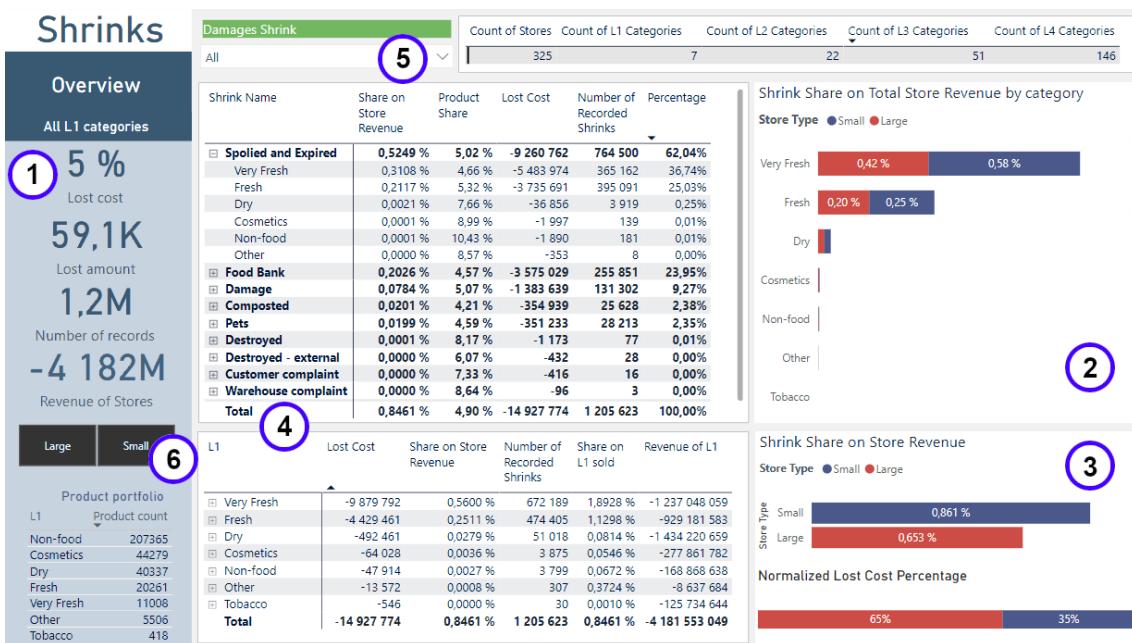
Přehled

První stránka obsahuje přehled týkající se všech typů shrinků v rámci kategorie shrinky způsobené škodami, přehled je v tabulce 1.2 v kapitole 1.3. Na obr. 4.2 je snímek této stránky, pro lepší orientaci při popisu jsem na snímek přidala označující čísla. Na této stránce jsou vyfiltrované všechny kategorie, shrinky i prodejny. V levé části jsou uvedeny souhrnné informace pro vyfiltrované záznamy (tj. implicitně nic vyfiltrováno není, jedná se o celkové hodnoty) (č. 1).

Na grafu označeném č. 2, je znázorněno jak velký podíl shrinku na tržbách mají jednotlivé kategorie. Zároveň je barevně označeno, jakou měrou je hodnota zastoupená na malých či velkých prodejnách. Defaultní nastavení vizuálu je zobrazení kategorií úrovně 1, díky funkcionalitě nástroje Power BI je možné postoupit v hierarchii kategorií níže viz 4.3. První graf zobrazuje defaultní pohled, na druhém je vidět výsledek pokud uživatel klikne na ikonu $\downarrow\downarrow$ *přechod k podrobnostem všech polí*. V takovém případě se postoupí na další úroveň hierarchie napříč vsemi kategoriemi. Třetí graf ukazuje stav, kterého uživatel docílí, pokud zaklikne ikonu \downarrow *přechod k podrobnostem jednoho pole*¹. V takovém případě, poté co uživatel klikne na jednu z kategorií v grafu (její název nebo příslušný datový pruh), se zobrazí nižší úroveň hierarchie, ale pouze takové kategorie, které jsou podkategorií vybrané kategorie. Další graf (č. 3) ukazuje jaký je podíl shrinku na tržbách pro malé a velké prodejny. V tomto vizuálu po zvolení přechodu k podrobnostem se rozbalí hodnoty podílu pro jednotlivé typy shrinků. Opět jako v předchozím případě lze postupovat buď pouze pro jeden typ prodejen nebo oba. Pokud uživatel nezvolí *přechod k podrobnostem jednoho pole* ve vizuálu, ale klikne na datový element ve vizuálu, všechny vizuály na stránku se křížově vyfiltrují nebo křížově zvýrazní. Rozdíl mezi těmito dvěma akcemi je v sekci 2.4.2.

Přehledová stránka dále obsahuje dvě tabulky. První tabulka sleduje vybrané ukazatele pro typy shrinků, které lze dálé prozkoumat z pohledu kategorií první úrovně. Druhá tabulka zobrazuje ukazatele z pohledu kategorií, a to od nejvyšší úrovně po nejnižší, případně až na detail samotných produktů a jejich ID. Vzhledem k tomu, že

¹Anglicky se přechod k podrobnostem jednoho pole v nástroji Power BI označuje jako *drill down*.



Obrázek 4.2: Power BI reporting pro zobrazení údajů o shrincích.

tabulka může při detailním procházení zabírat více místa je možné přejít na její detail, který se zobrazí přes celou aktuální stránku. Ukázka této tabulky je na obr. 4.4. U čísel 5 a 6 jsou umístěny filtry – pro typ prodejny a pro typ shrinku. Vyfiltrovaným příslušného typu se hodnoty v reportingu automaticky upraví. Všechny nevybrané kategorie nejsou zahrnuty do vizuálů, ani výpočtů hodnot. Např. pokud uživatel vybere pouze velké prodejny, celkové tržby se týkají již pouze všech velkých prodejen, nejde o celkové tržby všech prodejen z datasetu.



Obrázek 4.3: Ukázka interakce grafu záznamů shrinku pro přístupy k různým úrovním produktové hierarchie.

Prodejny

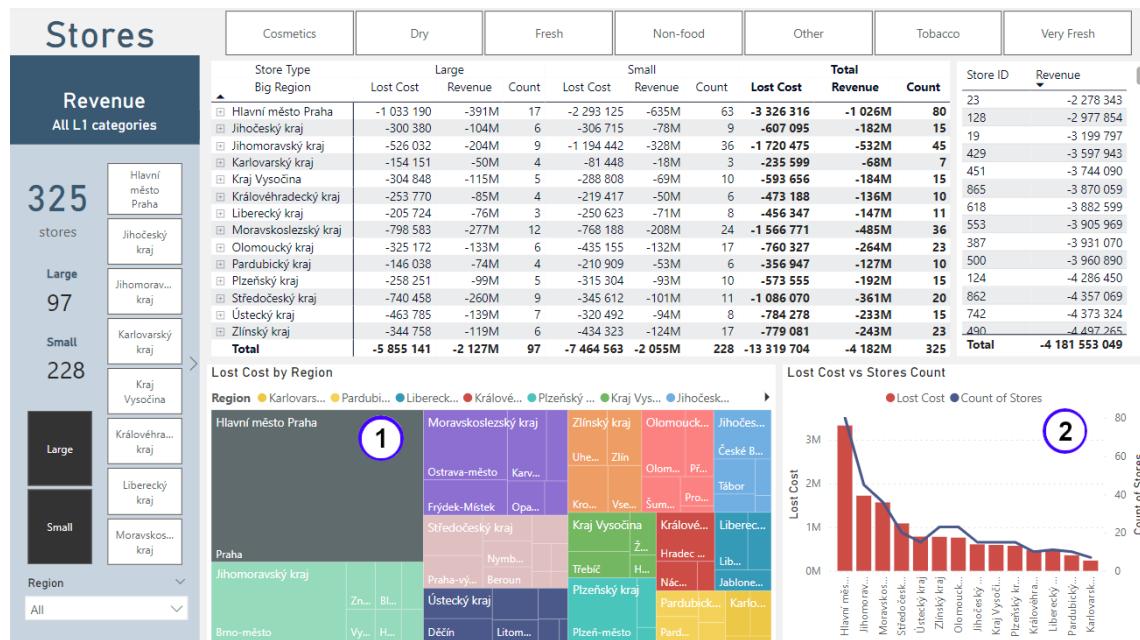
Další stránka zobrazuje prodejny a k nim příslušné ukazatele. Uživatel může filtrovat prodejny podle typu, kraje nebo okresu. Dále je možné filtrovat také podle kategorií. V tabulce lze zobrazit údaje agregovaně podle lokalit nebo přímo pro jednotlivé prodejny. Sloupce tabulky jsou rozdělené na hodnoty týkající se malých nebo velkých

[Back to report](#)

L1	Lost Cost	Share on Store Revenue	Number of Recorded Shrinks	Share on L1 sold	Revenue of L1
Very Fresh	-9 879 792	0,5600 %	672 189	1,8928 %	-1 237 048 059
Fresh	-4 429 461	0,2511 %	474 405	1,1298 %	-929 181 583
FF CM MEAT PRODUCTS	-2 950 184	0,1672 %	335 871	0,7525 %	-929 181 583
PROC. MEAT SERVICE	-2 719 454	0,1541 %	316 852	0,6936 %	-929 181 583
PROC. MEAT SELF SERVICE	-220 106	0,0125 %	17 719	0,0561 %	-929 181 583
ŠUNKA STANDARDNÍ	-5 936	0,0003 %	479	0,0015 %	-929 181 583
SUNKA DUSENA	-5 224	0,0003 %	567	0,0013 %	-929 181 583

Obrázek 4.4: Power BI – Detail tabulky vybrané ukazatele pro jednotlivé kategorie v produktové hierarchii.

prodejen a poté celkové hodnoty pro oba typy. Graf stromová mapa pod číslem 1, obsahuje kraje, resp. vybrané okresy, ve kterých se nachází prodejny. Plocha příslušné lokality zabírá kolik procent obsahu grafu, kolik procent tvoří hodnota shrinků v této lokalitě. Graf č. 2 porovnává zaznamenaný shrink s počtem prodejen v regionu. Ukázka této stránky je na obr. 4.5.



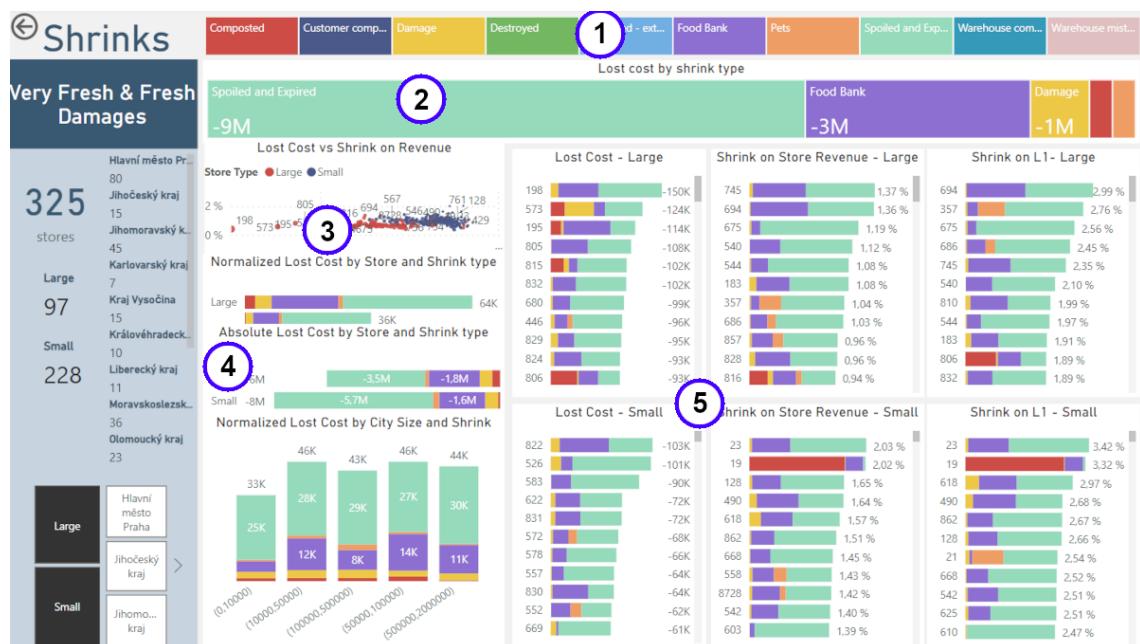
Obrázek 4.5: Power BI reporting pro zobrazení údajů o shrincích z pohledu prodejen.

Prodejny – Velmi čerstvé a Čerstvé

Na této stránce reportu jsou vizuály pro analýzu chování shrinků z hlediska prodejen již pouze pro kategorie Čerstvé a Velmi čerstvé viz obr. 4.6. V nastavení reportu v sekci filtrů je možné vybrat i další kategorie, nicméně tato práce se věnuje především analýze těchto dvou kategorií, a tak jsou již předfiltrované tyto kategorie. Opět je možné filtrovat prodejny podle jejich atributů. Také je možné v horní části

stránky vybrat sledovaný shrink (č. 1) – shrinky jsou pro lepší přehlednost barevně odlišené. Stránka dále obsahuje graf č. 2, který vizualizuje zastoupení shrinků podle hodnoty shrinku (tj. ztracené náklady). Graf porovnání velkých a malých prodejen podle absolutního zaznamenaného shrinku na všech prodejnách a graf průměrné hodnoty shrinku na prodejně pro oba typy prodejen (č. 3). Pod tímto grafem jsou prodejny porovnané podle jejich ztracených nákladů. Zároveň je datový pruh barevně rozdělený podle typu shrinku (barva je shodná s barvou shrinku, kterou má přiřazenou nahoře na stránce).

Graf označený č. 4 zobrazuje ztrátu vlivem shrinku podle velikosti měst, ve kterých se prodejny nachází. Graf umožňuje přejít k podrobnostem, a to typu prodejny a konkrétním prodejnám. Zbylé grafy na stránce zobrazují konkrétní prodejny podle ukazatelů - hodnota shrinku, podíl shrinku na celkových tržbách prodejny, podíl shrinku na tržbách kategorií Velmi čerstvé a čerstvé na sledované prodejně. Grafy jsou rozdělené podle typu prodejen, datové pruhy jsou opět poměrově rozdělené podle zastoupení typů shrinků.

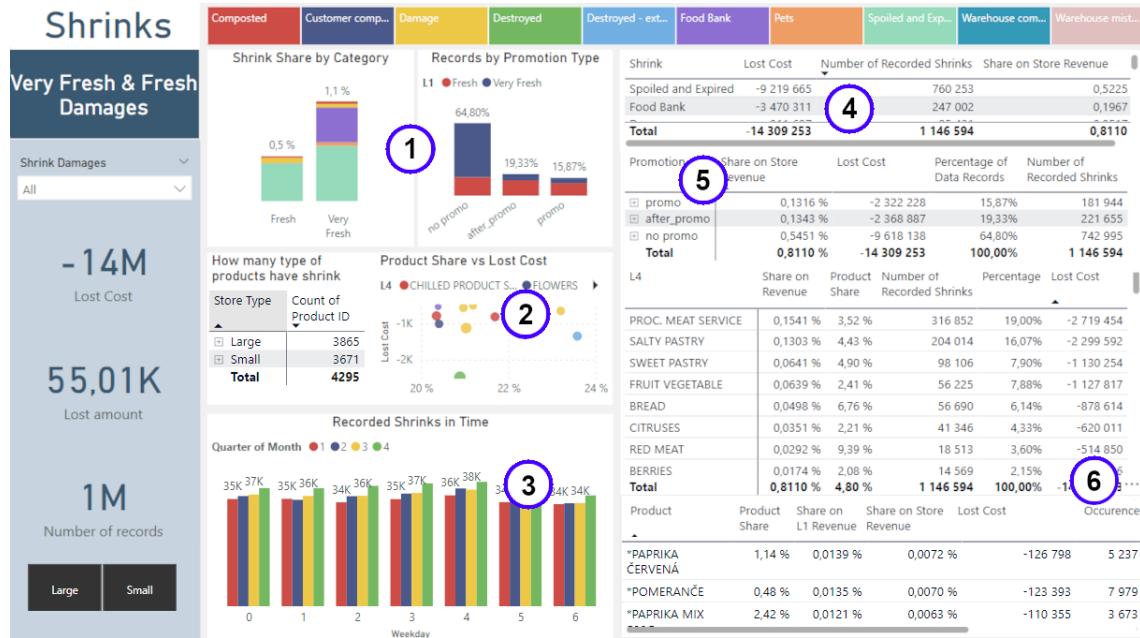


Obrázek 4.6: Power BI reporting pro zobrazení údajů o shrincích kategorie
Čerstvé a Velmi čerstvé z pohledu prodejen.

Kategorie – Velmi čerstvé a Čerstvé

Další stránka zobrazuje data kategorií Velmi čerstvé a Čerstvé podle dalších příznaků. Grafy označené jedničkou zobrazují podíl shrinku na celkových tržbách podle kategorie (z libovolné úrovně až k detailu produktu) a také zastoupení typu promo-akce produktů v záznamech, zároveň je datovým pruhům přiřazeno zastoupení typu shrinku. Graf označený dvojkou zobrazuje závislost ztracených nákladů a podílu shrinku na tržbách pouze daného produktu. Zobrazeny jsou pouze ty produkty, kde je ztráta vyšší než daná hodnota a podíl vyšší než 20 %. Produkty jsou barevně odlišené podle kategorie, do které patří. Tabulka vlevo od grafu 2 říká, kolik

unikátních produktů bylo shrinkováno podle typu prodejny, od typu jde dále přejít přes lokaci k samotným prodejnám. Graf č. 3. ukazuje počet záznamů evidovaných v daný den v týdnu, legenda zároveň určuje, v které části měsíce to bylo.



Obrázek 4.7: Power BI – Zobrazení údajů o shrincích kategorie Čerstvé a Velmi čerstvé se zaměřením na kategorii a produkty.

Tabulka č. 4 přiřazuje vybrané ukazatele k jednotlivým typům shrinku. Další tabulka obsahuje také tyto údaje ale přiřazené podle typu promoakce produktu, který je evidován v záznamu shrinku. Následující tabulky se týkají již konkrétních kategorií a produktů, z produktu se lze přesunout na další stránku věnující se detailu pouze jednoho produktu (viz obr. 4.8). Sledován je podíl shrinku na tržbách prodejny, na tržbách produktu na prodejne, výskyt v záznamech, ztracená tržba a její procentuální zastoupení. Na stránce jsou i jako v předešlých případech filtry a souhrnné údaje.

Product	Product Share	Share on L1 Revenue	Share on Store Revenue	Lost Cost
*PAPRIKA ČERVENÁ	1,10 %	0,0154 %	0,0080 %	-140 322
*POMERANČE	0,48 %	0,0135 %	0,0070 %	-123 393
*PAPRIKA MIX	2,42 %	0,0121 %	0,0063 %	-110 355

Obrázek 4.8: Power BI – Proklik na stránku s detailem produktu.

Čas – Velmi čerstvé a Čerstvé

Na další stránce jsou data porovnávána vzhledem k datu záznamu, tj. ke dni v týdnu a části měsíce. Na této stránce, kromě filtrování typů jako v předchozích případech,

může uživatel určit pro který ukazatel budou grafy zobrazeny. Vybrat lze ze ztracených nákladů, podílu shrinku na celkových tržbách prodejny a z podílu shrinku na tržbách v dané kategorii a případně v části měsíce, viz č. 1 na obr. 4.9. Zbylé grafy jsou rozděleny na tři části – podle typu shrinku, podle umístění prodejen a podle typu prodejny. V každé části je přehled, který říká v jakém poměru tyto příznaky jsou (v závislosti na zvoleném ukazateli). Každá část zobrazuje poměry v porovnání s dny v týdnu, resp. s částmi měsíce.

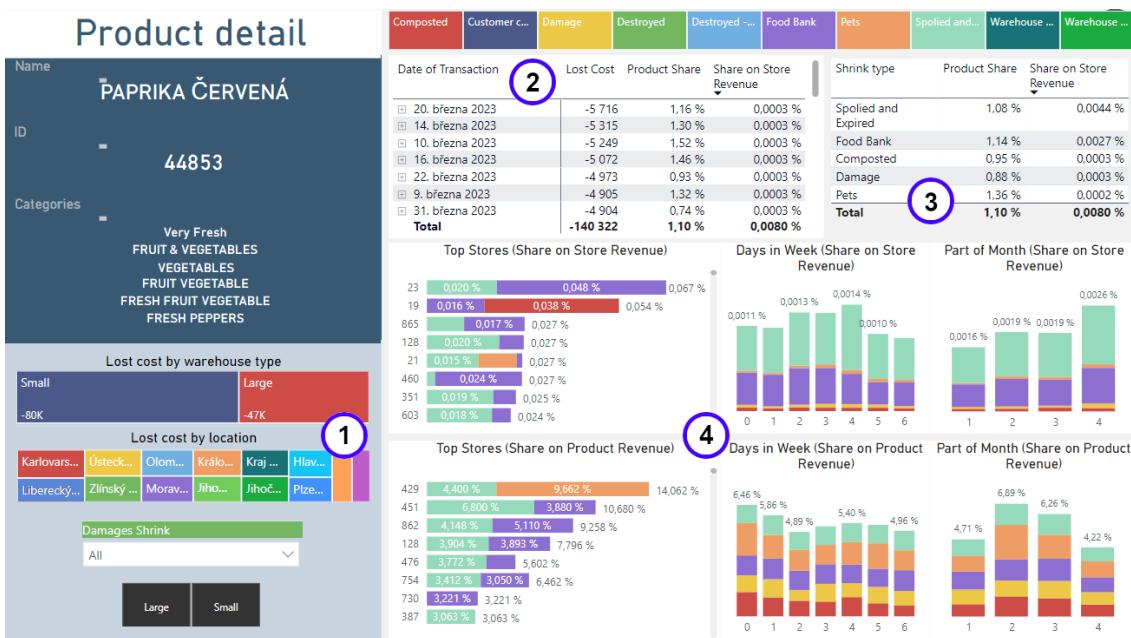


Obrázek 4.9: Power BI – Zobrazení údajů o shrincích kategorie Čerstvé a Velmi čerstvé se zaměřením na časové údaje.

Detail produktu

Poslední stránka je věnovaná analýze konkrétního produktu, snímek je na obr. 4.10. Je zobrazené zastoupení produktu podle typu prodejny a podle kraje z pohledu ztracených nákladů (č. 1). Dále je na této stránce tabulka (č. 2) se záznamy agregovaná podle data záznamu. Každý řádek s datem lze dále rozbalit pro detail o jaký typ shrinku se jednalo, k jednotlivým řádkům jsou napočítané vybrané ukazatele. Další tabulka (č. 3) ukazuje, jaký podíl na tržbách produktu a celkových tržbách má který typ shrinku.

Zbylé grafy ukazují konkrétní prodejny, které měly největší podíl shrinku tohoto produktu na svých tržbách, opět celkových i produktových. Dále jak je shrink tohoto produktu rozložený do dní v týdnu, resp. do částí v měsíci (č. 4).



Obrázek 4.10: Power BI report – Detail produktu.

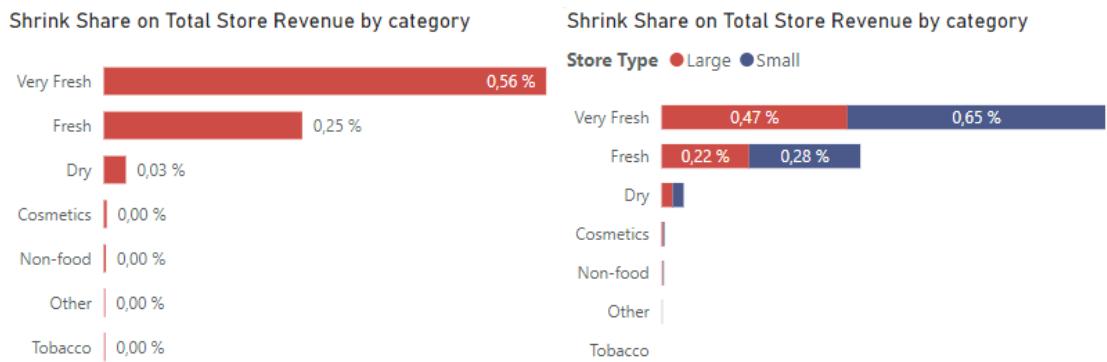
4.2 Výsledky

Díky Power BI reportu je možné snadno zjistit, které kategorie či produkty jsou zastoupené více než jiné, nebo které prodejny mají vysoký podíl shrinku na svých tržbách a v jakém okrese ke shrinkům dochází nejčastěji. Tato sekce obsahuje popis zjištěných informací z dat, a to včetně ukázkou konkrétních vizualizací, ze kterých pozorování vychází. První část se venuje pozorování na celých datech. tj. pozorovaná data za měsíc březen roku 2023, všech evidovaných shrinků způsobených škodami. Druhá část popisuje chování produktů v kategorii Čerstvé a Velmi čerstvé a typu shrinku prošlé a zkažené zboží.

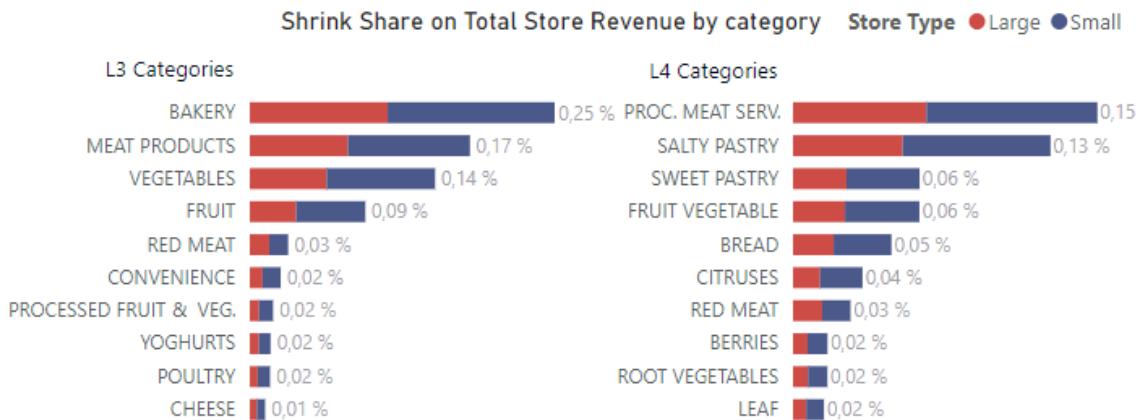
Pozorování na celých datech

Pořadí zastoupení shrinků jednotlivých kategorií první úrovně hierarchie na celkových tržbách v datech lze vidět na obrázku 4.11. Je vidět, že kategorie Velmi čerstvé a Čerstvé jsou výrazně více zastoupeny než zbylé kategorie. Na této obrázku se nachází i porovnání hodnot vzhledem k velikosti prodejen. Malé prodejny mají v kategoriích s nejvyšším podílem shrinků na tržbách větší podíl než velké prodejny. Na následujícím obrázku 4.12 je zobrazeno zastoupení kategorií třetí a čtvrté úrovně opět s porovnáním pro oba typy prodejen. Všechny zobrazené kategorie jsou podkategoriemi skupin Velmi čerstvé nebo Čerstvé.

Tabulka 4.1 obsahuje agregované důležité metriky podle sedmi hlavních kategorií. Kategorie Velmi čerstvé má nejvíce evidovaných záznamů, rovněž nejvyšší oba podíly na tržbách i největší celkovou ztrátu způsobenou shrinkem. Hodnota shrinku činí téměř dvě procenta tržeb kategorie. Co se týče tržeb za tuto kategorii, jedná se o druhou kategorii s nejvyššími tržbami ve sledovaném období. Vyšší tržby má



Obrázek 4.11: Power BI report – Zastoupení kategorií na celkových tržbách ve sledovaném období (vlevo) a porovnání vzhledem k velikosti prodejen (vpravo).



Obrázek 4.12: Power BI report – Zastoupení kategorií 3. a 4. úrovně na celkových tržbách ve sledovaném období.

pouze kategorie Suché, kde ale relativní ztráta u tohoto typu zboží je více než dvacetkrát menší. Kategorie Čerstvé se vyskytuje téměř v půl milionu záznamů. Hodnota shrinků produktů je více než jedno procento tržeb této kategorie. Zbylé kategorie mají velmi malé zastoupení v datech a význam vzhledem ke svým tržbám.

Další tabulka 4.2 obsahuje hodnoty ukazatelů k jednotlivým typům shrinků. Lze vidět, že Prošlé a zkažené zboží tvoří 62 % všech shrinků z pohledu ztracených nákladů. Necelými 24 % jsou zastoupené produkty, které byly věnovány potravinovým bankám. Jedná se sice o druhý nejčastější shrink v záznamech, nicméně toto zboží není vyhozeno zcela, ale je předáno dále. Pro společnost se jedná stále ztracený zisk, ale zboží je dál efektivně využito a nedochází tak k plýtvání jako takovému. Další typy shrinků dohromady netvoří ani 15 % všech ztracených nákladů. Potravinová banka je evidována z 96 % u produktů z kategorie Velmi čerstvé a jedná se především o podkategorie Pečivo (62 %), Zelenina (19 %) a Ovoce (12,5 %).

Obrázek 4.13 obsahuje graf typu stromová mapa. Na grafu jsou zobrazeny kraje České republiky, případně okresy s nejvyššími hodnotami shrinku. Pole příslušného kraje zabírá tolik procent grafu, kolik zaujímá evidovaný shrink. Necelých 25 % z celkového hodnoty všech zaznamenaných shrinků patří do kraje Hlavní město Praha. Dalších téměř 25 % tvoří kraje Jihomoravský a Moravskoslezský v podobném

Tabulka 4.1: Tabulka základních metrik pro kategorie první úrovně produktové hierarchie.

Kategorie	Hodnota shrinku	Počet záznamů	Podíl na tržbách kategorie [%]	Podíl na celkových tržbách [%]	Tržby kategorie
Velmi čerstvé	9 879 792	672 189	1,8928	0,5600	1 237 mil.
Čerstvé	4 429 461	474 405	1,1298	0,2511	929 mil.
Suché	492 461	51 018	0,0814	0,0279	1 434 mil.
Kosmetika a drogerie	64 028	3 875	0,0546	0,0036	277 mil.
Nepotravinářské	47 914	3 799	0,0672	0,0027	168 mil.
Ostatní	13 572	307	0,3724	0,0008	8 mil.
Tabák	546	30	0,0010	0,0000	125 mil.

Tabulka 4.2: Tabulka základních metrik pro jednotlivé typy shrinků.

Typ shrinku	Hodnota shrinku	Počet záznamů	Průměr. podíl na tržbách produků [%]	Podíl na celkových tržbách [%]	Hodnota shrinku [%]
Prošlé a zkažené zboží	9 260 762	764 500	5,02	0,5249	62,04
Potravinová banka	3 575 029	255 851	4,57	0,2026	23,95
Poškození	1 383 639	131 302	5,07	0,0784	9,27
Kompostéry	354 939	25 628	4,21	0,0201	2,38
Zvířecí útulky	351 233	28 213	4,59	0,0199	2,35
Zničení	1 173	77	8,17	0,0001	0,01
Poškození vnějšími vlivy	432	28	6,07	0,0000	0,00
Zákaznické reklamace	416	16	7,33	0,0000	0,00
Reklamace centrálního skladu	96	3	8,64	0,0000	0,00

poměru. Největší zastoupení v těchto krajích mají okresy příslušející jejich krajským městům. Záznamy ze Středočeského kraje tvoří 8,2 % ztracených nákladů. Každý z krajů Zlínský, Ústecký, Olomoucký tvoří necelých 6 %. Zbylé kraje jednotlivě zaujímají méně jak 5 % na celkovém shrinku. Na grafu 4.15 je porovnání hodnoty shrinku a počtu prodejen pro kraje, je vidět, že tyto dva ukazatele spolu souvisí.



Obrázek 4.13: Power BI report – Zobrazení krajů podle velikosti hodnoty shrinku (vlevo) a počet prodejen v regionu (vpravo).

Na dalším obrázku 4.14 jsou zobrazeny průměrné údaje na jednu prodejnu v daném kraji. Porovnána je průměrná velikost shrinku na prodejně a podíl tohoto shrinku na průměrných tržbách v kraji. Z grafu lze vidět, že podle průměrných hodnot v krajích: Olomoucký, Pardubický a Plzeňský. V těchto oblastech je podíl shrinku na tržbách výrazně nižší než v jiných krajích. V těchto třech krajích a ještě v Karlovarském a Zlínském kraji je průměrná hodnota shrinku nižší u ostatních krajů. Nejvyšší hodnoty podílu jsou pro kraje Karlovarské, Královehradecký, Ústecký. Průměrná hodnota shrinku je nejvyšší u krajů Středočeský a Ústecký. Data se týkají všech shrinků způsobených škodami a celého produktového portfolia.

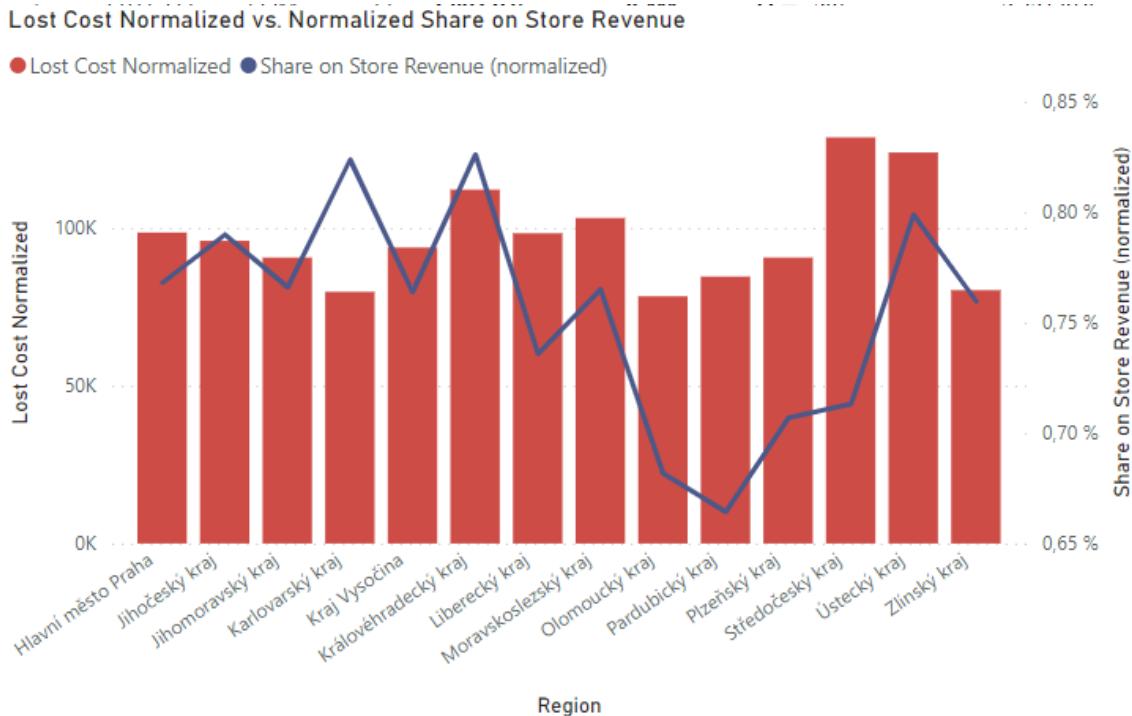
Na základě dvou předešlých pozorování by bylo vhodné se zaměřit na prodejny v Karlovarském a Královehradeckém kraji.

Na obrázku 4.16 nahoře je zobrazen jaký je podíl celkového shrinku na tržbách všech prodejen daného typu. V dolní části je poměr normalizované hodnoty shrinku na prodejnách obou typů – tj. průměrně jedna velká prodejna tvoří 65 % evidovaných shrinků, zatímco malé prodejny zbylých 35 %.

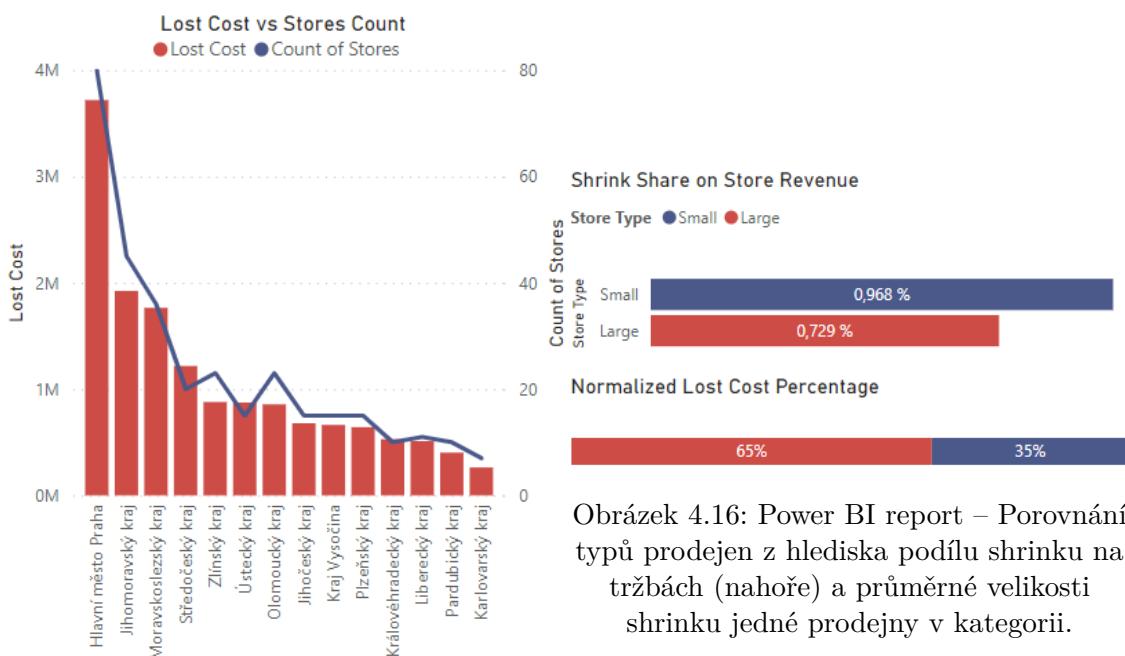
Pro většinu prodejen platí, že největší část hodnoty zaznamenaných shrinků tvoří prošlé a zkažené zboží, případně zboží darované potravinové bance. Neobvyklé zaostoupení shrinků ale vykazují malé prodejny s ID 19 (Brno) a 126 (okres Třebíč), kdy největší část zboží je kompostována a téměř žádné není vyhozeno jako shrink prošlého zboží. Ukázka grafů je na obrázku 4.17. V levé části obrázku jsou dva grafy. Jeden zobrazuje průměrnou hodnotu shrinku pro jednu prodejnu, a tedy i průměrné zaostoupení typů shrinku. Druhý obsahuje součet hodnot shrinků přes všechny prodejny.

Pozorování pro vybraná data

Tato část se věnuje pouze datům, která se týkají kategorií Velmi čerstvé a Čerstvé a shrinku prošlé a zkažené zboží. Evidovaný shrink má pouze na těchto kategoriích hodnotu 9,2 mil. peněžních jednotek. Na grafu 4.18 je vidět, že malé prodejny mají ve většině nižší hodnotu shrinku, ale podíl na shrinku na tržbách mají vyšší než



Obrázek 4.14: Power BI report – Zobrazení krajů podle průměrné hodnoty shrinku na jednu prodejnu v porovnání s podílem shrinku na průměrných tržbách kraje.



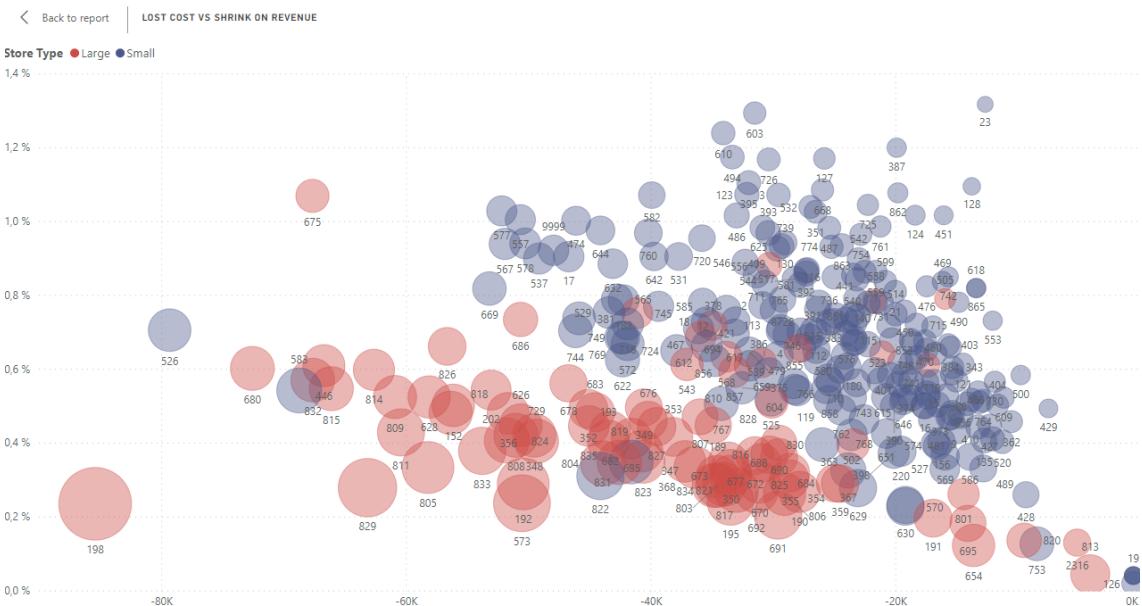
Obrázek 4.15: Power BI report – Porovnání hodnoty shrinku a počtu prodejen pro jednotlivé kraje.

velké prodejny. Prodejny s velmi nízkými shrinky mají i nízký podíl shrinku na tržbách. Největší ztracené náklady byly evidovány u velké prodejny s ID 198 v Praze, nicméně podíl tohoto shrinku na celkových tržbách je pouhých 0,23 %, což je jeden



Obrázek 4.17: Power BI report – Hodnota shrinku pro typ prodejny). Prodejny s nejvyšší hodnotou ukazatelů (vpravo) – ztracené náklady a podíl shrinku na tržbách.

z nejnižších. Zároveň se jedná o prodejnu s nejvyššími tržbami. Zatímco velká prodejna 675 v okresu Uherské Hradiště má třetí nejvyšší hodnotu shrinku a zároveň i nejvyšší podíl shrinku na tržbách 1,68 % mezi velkými prodejnami. Nejvyšší podíl shrinku na svých tržbách byl evidován u malé prodejny 23, které se nachází v Brně, nicméně hodnota shrinku je nízká. Druhý nejvyšší podíl má malá pražská prodejna. Z grafu je patrné, že čtyři malé prodejny mají podobné tržby jako velké prodejny. Jedná se o dvě prodejny v Praze a prodejny v okrese Litoměřice a Jablonec nad Nisou, tyto pražské prodejny mají vyšší podíl shrinku než zbylé dvě prodejny. Z hlediska umístění prodejen do krajů a okresů nebyl v datech na této úrovni detailu objeven žádný vzor.



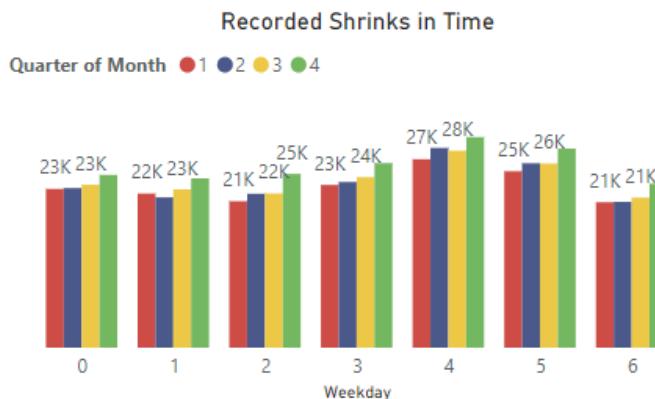
Obrázek 4.18: Power BI report – Velikost shrinku na prodejně versus podíl shrinku na tržbách. Velikost zobrazeného bodu ukazuje výši tržeb na prodejně

Graf 4.19 zobrazuje průměrnou hodnotu shrinků na prodejně podle obyvatelství města, kde se nachází. Pro malé prodejny velikosti shrinku nejsou příliš rozdílné vzhledem k počtu obyvatel, kde se prodejna nachází. Pro velké prodejny platí, že ve městech do deseti tisíc obyvatel bývá hodnota shrinku vyšší než ve městech s více obyvateli.



Obrázek 4.19: Power BI report – Průměrná hodnota shrinku prodejen podle velikosti měst, ve které se nachází prodejna.

Z pohledu času záznamu, tj. dne v týdnu a čtvrtiny měsíce platí, že nejvyšší shrinky jsou evidovány poslední čtvrtinu měsíce. Důvodem může být to, že část výrobků má datum expirace uvedené ve formátu měsíc-rok, což znamená, že zboží prochází posledním dnem v měsíci. Dalším důvodem může být, že před začátkem nového měsíce zaměstnanci evidují více záznamů. Například se může jednat i o shrinky, které se uskutečnili dříve, ale až s koncem měsíce byly nahrány do systému. Nejvyšší hodnota shrinků je evidována v pátek, zatímco nejnižší v neděli, pondělí a úterý. Viz graf 4.20.

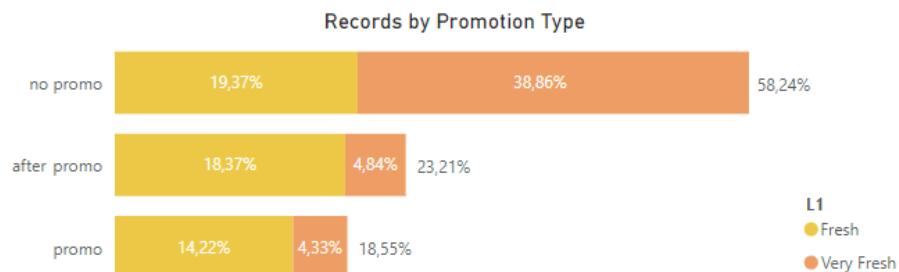


Obrázek 4.20: Power BI report – Počet záznamů vzhledem ke dni v týdnu a čtvrtině měsíce.

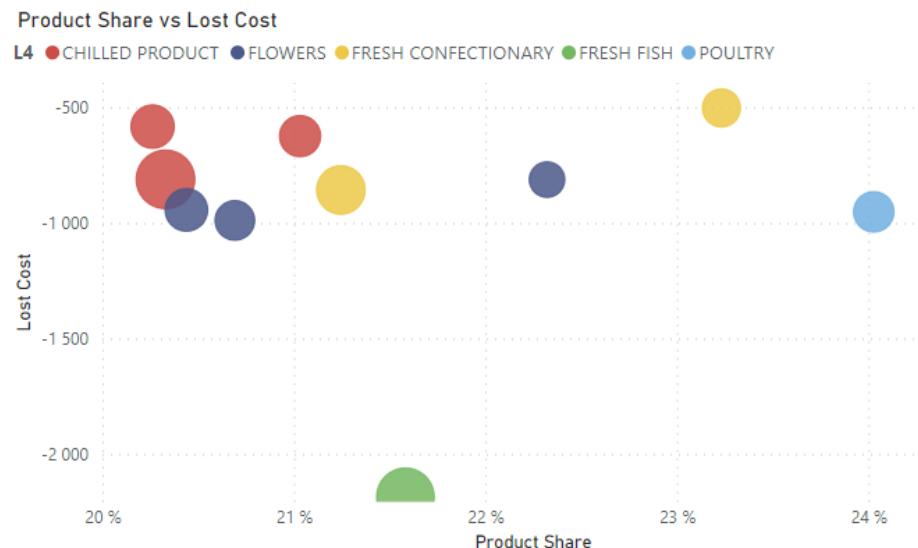
Na grafu 4.21 je procentuální zastoupení evidovaných shrinků vzhledem k typu promoakce. Nejvíce záznamů se týká produktů bez promoakce, zároveň lze vidět, že Velmi čerstvé produkty byly ve sledovaném období v promoakci méně než Čerstvé produkty.

Nejvíce záznamů mají kategorie (úroveň 3) – Masné výrobky – pultový prodej (250 tis. záznamů s hodnotou shrinku 2 mil. peněžních jednotek), Slané a sladké pečivo (127 tis. záznamů s hodnotou shrinku 1,5 mil. peněžních jednotek), Plodová zelenina (29 tis. záznamů), Chléb (24 tis. záznamů) a Citrusy (22 tis. záznamů).

Produktem, který má nejvyšší zaznamenanou celkovou hodnotu shrinku je balená šunka. Nejvyšší jakostí z kategorie Masných produktů, většina záznamů pochází z ob-



Obrázek 4.21: Power BI report – Počet záznamů podle typu promoakce shrinkovaného produktu.



Obrázek 4.22: Power BI report – Ztracené náklady (hodnota shrinku) vs Podíl shrinku produktu na tržbách produktu. Velikost bodů odpovídá počtu záznamů.

dobí během promoakce. Druhý nejvyšší shrink měla Dušená šunka nejvyšší jakostí také s nejvíce záznamy v promoakci. Oba produkty měly podíl shrinku na svých tržbách téměř 3 %. Nejvyšší podíl na svých tržbách se týká části výrobků z kategorie sýrů (třetí úroveň hierarchie), podíl se pohybuje okolo 27 %. Nicméně ztracené náklady nedosahují ani 50 peněžních jednotek a mají jen velmi málo záznamů, podíl na celkových tržbách je tedy zanedbatelný. Na obr. 4.22 jsou vyfiltrované produkty, které mají hodnotu shrinku větší než 500 peněžních jednotek a zároveň podíl shrinku na svých tržbách více jak 20 %. Jedná se o tři chlazené produkty, dva produkty z kategorie cukrovinek, tři druhy řezaných květin, jeden prémiový drůbeží steak a čerstvá treska. Nejvyšší podíl na celkových tržbách měly opět tyto dva produkty, dále pak pomeranče, které byly během záznamů shrinků v promoakci nebo těsně po promoakci.

Kapitola 5

Korelační analýza

Tato kapitola se věnuje popisu korelační analýzy pro zjištění důvodu shrinků produktů. Tuto analýzu je možné spustit na data libovolné společnosti, pokud obsahují vstupy, které jsou definované dále. Analýza byla napsána v jazyce Python, jako sada funkcí sdružená do modulu. Ukázka volání funkcí pro spuštění analýzy je pak vytvořena v Jupyter Notebooku. V této kapitole je popsána implementace funkcí a princip analýzy.

Na základě analýz dat popsaných v sekcích 3.2, 4.2, 6.1 nebyl nalezen jednoznačný ukazatel, který by umožnil obecně charakterizovat příčiny vzniku shrinků pouze ze záznamů o jednom produktu. Proto vznikla myšlenka porovnat zaznamenaný shrink jednoho produktu s jinými produkty, konkrétně s jejich začleněním do promoakcí v daném období a s tržbami. Další analýza proto hodnotí korelací mezi hodnotou shrinku a tržbami. Na základě získaných výsledků roztrídí produkty ve vstupních datech do několika kategorií, podle toho jaký vliv na ně mají ostatní produkty.

Je důležité mít na paměti, že korelace neznamená kauzalitu. Avšak z businessového pohledu na zkoumanou situaci si dovolíme předpokládat, že z hodnot korelace mezi sledovanými veličinami lze vyvodit alespoň částečnou příčinu vzniku shrinku produktu.

Pro účely této analýzy bylo potřeba získat z databáze tabulkou týkající se všech prodejů za měsíc březen roku 2023 bez agregace na prodejny nebo části měsíce.

5.1 Postup

V rámci analýzy se porovnávají pouze záznamy produktů, které se vyskytují ve stejné kategorii. Jedno pozorování je na agregované na produkt, prodejnu a den záznamu. Základní hypotéza je, že shrink produktu může být ovlivněn promoakcemi jiných produktů v kategorii.

Hodnotu shrinku jsem porovnávala s následujícími ukazateli.

- Tržby daného produktu.
- Tržby daného produktu, které byly v daný den v promoakci - ukázalo se, že takové, až na výjimky nejsou.
- Součet tržeb všech ostatních produktů v kategorii.
- Součet tržeb všech ostatních produktů v kategorii, které byly v daný den v promoakci.
- Součet tržeb všech ostatních produktů v kategorii, které byly v daný den v promoakci nebo byly v rozmezí jednoho týdne po promoakci.

Ke každému ukazateli, jsem ještě vytvořila analogický ukazatel, který uvažoval zpoždění shrinku. V takovém ukazateli, se nebrala hodnota prodeje ze stejného dne, jako byl den záznamu shrinku, ale hodnota z předchozího dne. Důvodem pro vytvoření takových ukazatelů byla hypotéza, že shrink se může projevit až další den po uskutečněných tržbách.

Na základě korelační analýzy je možné roztrídit produkty v kategorii do šesti skupin:

Kategorie P - Produkty, které si samy způsobují shrink.

Kategorie O - Produkty, jejichž shrink je způsoben tím, že ostatní produkty v kategorii jsou v promoakci.

Kategorie X - Produkty, jejichž shrink se nepodařilo vysvětlit pomocí korelační analýzy.

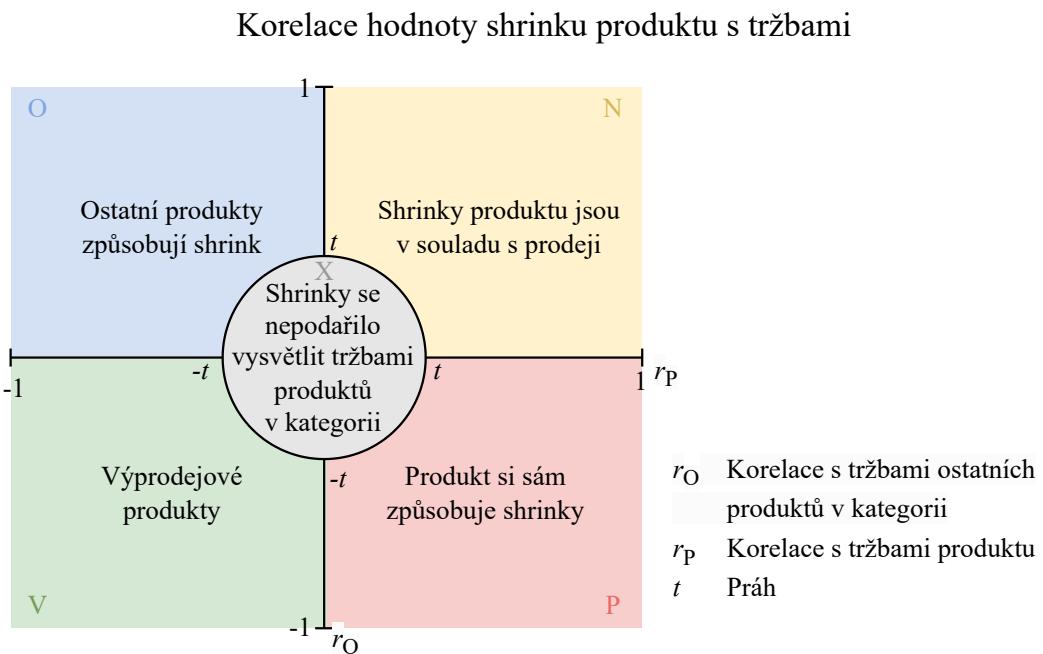
Kategorie V - Produkty, které jsou úspěšné ve výprodejích. Produkt se hodně prodává a zároveň má malé shrinky.

Kategorie N - Produkty, jejichž shrink a celkové tržby (tj. vlastní i ostatních produktů) zůstávají stále v podobném poměru, tj. pokud jsou celkově tržby vyšší je i shrink vyšší, pokud jsou obecně tržby nižší, je nižší i shrink.

Kategorie F - Produkty, u nichž nebyl koeficient korelace statisticky významný.

V závislosti do které skupiny bude produkt přiřazen je poté možné říci, jak má společnost s takovými produkty naložit. Společnost může ovlivnit četnost a objem závozů na prodejny a také může upravit plánování promoakcí v rámci produktových skupin. Ke snížení shrinků produktů z kategorie P může pomoci snížit objem prodávaného množství, nebo promovat produkt s vyšší slevou. Pro produkty zařazené jako O je navrženo doporučení zmenšit objednávané množství, když jsou produkty ze stejné kategorie v promoakci, případně u těchto produktů dlouhodobě snížit prodejnou cenu. U výprodejových produktů promoakce funguje správně, proto je pro společnost vhodné prozkoumat tyto produkty a zjistit, zda je jejich chování přenositelné i na jiné produkty. Produkty z kategorie N jsou produkty, jejichž množství a cena byly naplánovány v souladu s poptávkou. Prodávané množství není doporučeno příliš snižovat, aby nedošlo k výpadku zásob, což má za následek nespokojenost zákazníků. Nicméně pro tyto produkty by bylo vhodné najít ekologické řešení jejich odpisu, např. v podobě potravinových bank, kompostování nebo převedení na surovinu či krmivo pro zvířata. Co se týče zbylých kategorií, je doporučeno zkoumat individuální produkty až na konkrétních lokalitách.

Na obrázku 5.1 je znázorněno rozdělení produktů vzhledem ke korelačnímu koeficientu. Kategorie jsou pro lepší orientaci na obrázku oddělené i barevně, zároveň s popisem je u každé části i písmenné označení kategorie.



Hypotéza pro zařazení do kategorie P je následující:

Pokud je korelační koeficient zaznamenaného shrinku s tržbami téhož produktu kladná, produkt si způsobuje shrinky sám. Abych mohla tuto hypotézu potvrdit, nebo vyvrátit, je třeba statisticky otestovat významnost korelačního koeficientu. Formulovala jsem nulovou hypotézu H_0 a alternativní hypotézu H_A pro koeficient r_P , který měří korelací mezi hodnotou shrinku a tržbami produktu.

$$H_0 : r_P = 0 \quad \text{Výběry nejsou korelované.}$$

$$H_A : r_P \neq 0 \quad \text{Výběry jsou korelované.}$$

Hypotéza pro zařazení do kategorie O je následující:

Pokud jsou kladně korelované hodnoty zaznamenaného shrinku a tržby ostatních produktů a zároveň korelace shrinků produktu s vlastními tržbami je záporná, potom lze vyslovit hypotézu, že shrinky na produktu jsou způsobené ostatními produkty v promoakci. Pro toto tvrzení je opět nutné statisticky otestovat koeficienty korelace. Pro koeficient r_P je statistický test stejný jako v předchozím případě. Pro koeficient r_O měřící, jak jsou korelované shrinky a tržby ostatních produktů, je třeba otestovat následující hypotézy.

$$H_0 : r_O = 0 \quad \text{Výběry nejsou korelované.}$$

$$H_A : r_O \neq 0 \quad \text{Výběry jsou korelované.}$$

Pokud na zvolené hladině významnosti zamítneme nulovou hypotézu pro zkoumané korelační koeficienty, můžeme tvrdit že s danou pravděpodobností je koeficient statisticky významný. Na základě hodnoty korelace lze pak produkt zařadit do příslušné kategorie. Produkty, u kterých nelze zamítnout, není možné zařadit do tří uvedených kategorií.

Pro výpočet korelačního koeficientu je ještě třeba ověřit předpoklady. Pro Pearsonův korelační koeficient se jedná o předpoklad normality dat, shodnost rozptylů a nezávislost dat. Pro Spearmanův korelační koeficient není třeba splňovat tyto předpoklady.

5.2 Implementace

V této části je uveden přesný postup pro získání kategorizace produktů. Kód je napsaný v jazyce Python verze 3.9. Součástí kódu je výběr kategorií, které jsou zkoumány, propojení dat shrinků, prodejů a promoakcí, výpočet korelace a ověření předpokladů, statistické testování a rozřazení produktů.

5.2.1 Vstupy a výstupy

Pro korelační analýzu zaznamenaných shrinků s tržbami dalších produktů je třeba zajistit data, které se týkají zaznamenaných prodejů, produktů a prodejen. V následující části jsou popsány tabulková data, která jsou nezbytná pro správné spuštění analýzy. Dále jsou definované i vstupy, které musí definovat uživatel pro specifikování názvů konkrétních sloupců v souborech a parametry pro analýzu.

Celkem jsou požadovány čtyři vstupní tabulky - *záznamy shrinků*, *záznamy prodejů*, *záznamy o promoakcích*, *číselník produktů s rozdelením produktové hierarchie*. Tabulka se zaznamenanými shrinky musí obsahovat sloupec s datem záznamu, ID produktu, ID prodejny, hodnotu zaznamenaného shrinku. Tabulka s prodeji potřebuje stejné sloupce jako tabulka se shrinky s výjimkou že hodnota prodejů je celková prodaná částka, která byla zaznamenaná na dané prodejně v jeden den u daného produktu. Tabulka s údaji o promoakcích by měla obsahovat ID produktu, kterého se promoakce týká, začáteční a koncové datum promoakce a ID prodejny, pro kterou promoakce platí. Všechny záznamové tabulky musí pokrývat stejné časové období. Období může být libovolně dlouhé. Tabulka produktové hierarchie obsahuje ID produktu, jeho název a libovolně hluboký strom hierarchií. Každá úroveň stromu má vlastní sloupec. Všechny úrovně jsou vyplněné pro každý produkt, tato podmínka je nutná jen pro kategorie, které bude chtít uživatel využít při analýze. Tabulka s hierarchií produktů slouží k tomu, aby mohla být napojena na ostatní tabulky a data se pak mohla vyfiltrovat pouze na záznamy týkající se vybrané kategorie.

Před spuštěním hlavní výpočetní části musí uživatel vypsat konkrétní pojmenování sloupců v tabulce do proměnných. Sloupce, které v různých tabulkách označují tytéž hodnoty, musí mít stejný název. V komentářích je slovní popis o jaký sloupec se jedná. Sloupec by však měl být jasný přímo z názvu proměnné.

Uživatel dále zadefinuje formát data, který se používá v datumových sloupcích, aby se tyto sloupce mohly převést z textového řetězce na typ `datetime`. V proměnné `category_column` je třeba vybrat jednu kategorii (název sloupce). Na této úrovni se poté budou procházet jednotlivé kategorie, v rámci každé z nich se pak budou porovnávat a třídit produkty. V dalších proměnných může uživatel změnit umístění tj. název složky, kam se ukládají výsledky kategorizace a grafy. Složky s těmito názvy se vytvoří jako podsložky aktuální cesty.

5.2.2 Spuštění analýzy

Analýzu lze spustit pomocí předpřipraveného Jupyter Notebooku v jazyce Python. V první buňce notebooku se načítají potřebné balíčky a modul s definovanými funkcemi pro analýzu.

V dalším buňce jsou definovány vstupní parametry do funkcí - názvy sloupců a úrovně produktové hierarchie. V následující buňce se načítají potřebné datasety. Přehled potřebných vstupů je v sekci 5.2.1. V závislosti na konkrétních datech je třeba specifikovat, jak se mají tabulková data načíst - jedná se např. o parametry pro oddělovač hodnot v řádku, nebo značení desetinné čárky v datech. Pokud načtené datasety pro prodeje, shinky a promoakce mají pouze sloupec ID produktu s nenapojenou produktovou hierarchií, je třeba ji připojit.

V další buňce se spouští samotná analýza. Nejprve se spustí funkce, která vrátí seznam kategorií, které jsou nejrizikovější. Je třeba definovat na které úrovni hierarchie se budou kategorie prohledávat a také, kolik kategorií budeme chtít prozkoumat. Nalezené kategorie se dále prochází v cyklu.

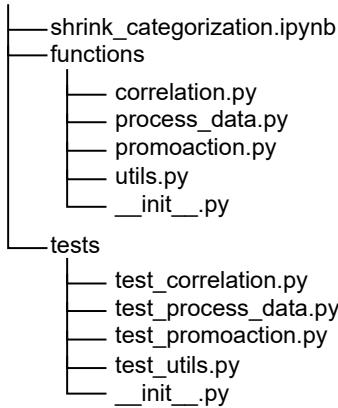
Z datasetů se vyfiltrují pouze záznamy dané kategorie. Pokud jsou v prodejích záznamy, kde je prodej kladný, tak se tyto záznamy vynechají. V dalším kroku se k údajům o prodejích navážou promoakce. Poté je spuštěna korelační analýza, lze definovat, jaká metoda se má použít s jakou alternativní hypotézou. Případně zda uživatel chce zkoumat shinky oproti zpožděným prodejům a zda se má analýza zabývat pouze promočními prodeji, nebo i popromočními.

Vypočítané korelační koeficienty se kategorizují a výsledky se uloží do souboru. Zároveň se pro zkoumanou kategorii uloží i graf závislosti shrinků na promočních prodejích.

5.2.3 Popis funkcí a struktura kódu

Kód pro korelační analýzu je umístěn ve složce `shrink_categorization`, struktura složky je vidět na obrázku 5.2.

Funkce jsou rozčleněny do modulů podle toho, na jaký výpočet jsou zaměřené. Každá funkce má je zdokumentovaná pomocí docstring obsaženého ve své definici. Dokumentace funkce se skládá ze stručného popisu, co funkce dělá, jaké má vstupní parametry a jaký je jejich význam a co funkce vrací. Funkce jsou otestované pomocí unit testů.



Obrázek 5.2: Struktura souborů pro kód zpracovávající korelační analýzu.

Pro práci s tabulkovými daty, které jsou hlavním vstupem, jsem použila balíček *pandas* jazyka Python. Pro otestování důležitých funkcí jsem použila knihovnu *pytest*.

Funkce pro přiřazení kategorií k produktům

Jak je uvedeno na začátku sekce 5.2.1, uživatel musí specifikovat názvy sloupců kategorií, které bude v analýze používat. Seznam těchto kategorií je pak parametrem pro funkci `assign_levels`. Další parametry jsou DataFrame, kam se mají kategorie napojit a DataFrame odkud se kategorie napojují. Tyto DataFramy musí mít společný sloupec, podle kterého se napojení provede. Defaultně se jedná o sloupec s ID produktu. Defaultně se provádí *left join*, aby nedošlo ke ztrátě dat, kdyby nějaký produkt neměl v DataFramu kategorií zastoupení. Funkci je také možné předat další argumenty, které se dají volat ve funkci `merge` knihovny *pandas*. V analýze shrinků jeden řádek dat odpovídá transakci jednoho produktu, proto byl zvoleno ID produktu jako propojovací sloupec.

Funkce pro vytipování rizikových kategorií

Funkce `define_risk_categories` vybere prvních n kategorií v dané produktové hierarchii, kde suma hodnot v dané kategorii, je nejvyšší, resp. nejnižší. Funkce vrací seznam těchto kategorií. Prvním vstupním parametrem je DataFrame, který obsahuje minimálně tři sloupce. Tyto sloupce je třeba definovat jako další parametry funkce. Jedná se o sloupec `value_column`, ve kterém jsou hodnoty, které ohodnocují řádky DataFramu a kategorie. Další sloupec je jedna z úrovní produktové hierarchie, ve sloupci se nachází názvy, nebo jiné označení, kategorií. Posledním povinným parametrem je počet kategorií, které má funkce vrátit. Pokud je zadán tento počet tak, že je větší než je počet unikátních kategorií, vrátí se všechny kategorie seřazené od nejrizikovější. Dale je funkci možné předat keyword argumenty, které se předají funkci `sort_values` z knihovny *pandas*. Jedná se např. o parametr pro vzestupné, nebo sestupné řazení. Defaultní řazení je vzestupné, což znamená, že se vezmou kategorie s nejnižší hodnotou. V této analýze sledujeme vyhozené množství, resp.

peníze. Tento ukazatel je záporný, tedy vzestupné řazení vybere ty kategorie, jejichž ztráta byla nejvyšší. Vrácený seznam kategorií je tedy seřazen od nejriskovější kategorie.

Funkce pro výběr pouze dané kategorie ze všech záznamů

Ve funkci `select_category` jsou vstupem DataFrame, název kategorie a úroveň, ve které se daná kategorie nachází. Funkce vrací DataFrame pouze s těmi řádky, kde je obsažena jmenovaná kategorie. V případě, že tato kategorie v datech není, je vrácen prázdný DataFrame.

Tato funkce je volána ve funkci `process_dataframes`. Vstupy jsou totožné, avšak namísto jednoho DataFramu je možné jich zadat více jako samostatné parametry. Funkce vrací seznam všech vstupních DataFramů, a to pouze řádky, které obsahují zadanou kategorii.

Funkce pro přiřazení promoakcí

V rámci korelační analýzy bylo potřeba přiřadit k jednotlivým zaznamenaným transakcím, zda byl produkt v den záznamu v promoakci nebo nikoli. V ideálním případě by tento příznak mohl být již uvedený u každého záznamu. Pokud tomu tak, ale není, je nutné data o promocích provázat na základě data, produktu a prodejny podle číselníku promoakcí. Data vybrané společnosti, na jejichž datech analýza probíhá, nemají promoakce přímo napojené na již proběhlé, zaznamenané transakce. Data o promoakcích jsou uložená v číselníku promoakcí. Ten obsahuje ID produktu, prodejny, začátek a konec promoakce a prioritu promoakce. V jeden den může být více promoakcí, v takovém případě platí ta s nejvyšší prioritou.

Základní funkce pro přiřazování promoakcí k záznamům s transakcemi se nazývá `map_all_promotions`. Tato funkce propojí DataFrame s promoakcemi s druhým DataFramem s transakcemi. Může se jednat jak o záznamy shrinků, tak i o prodeje. Důležité je, že tento DataFrame má sloupec s datem, protože díky datu pak lze identifikovat správnou promoakci. Nalezení správné promoakce je implementováno až ve funkci `promo_`, viz dále v této sekci. Funkce `map_all_promotions` nejprve provede vnitřní spojení (neboli *inner join*) obou vstupních DataFramů podle definovaných sloupců v parametrech funkce. Tyto sloupce jsou vzhledem k datům společnosti - sloupce s ID produktu a ID prodejny. Tím je docíleno toho, že z promoakcí získáme pouze ty záznamy pouze těch produktů, které se prodali, a které zároveň byly v promoakci. Duplicitní záznamy se vynechají. U každého takového záznamu spočítá, kolikrát byl k němu byla přiřazeno promoakce (tj. kolik bylo promoakcí ve sledovaném období pro daný produkt a prodejnu) a ke každému záznamu toto číslo přiřadí. Spolu s číslem se přiřadí i identifikátor promoakce pro dvojici produkt-prodejna (viz tabulka C), tím je určena skupina k sobě patřících záznamů. Takto označené záznamy se připojí k původnímu DataFramu s transakcemi. Záznamy, kde není žádná promoakce je počet promoakcí roven nule, zbylé hodnoty nejsou definované. Dále se identifikátor upraví tak, že dokáže rozlišit unikátní promoakci na

trojici produkt-prodejna-datum (viz tabulka D). V tabulce 5.1 jsou umělá ukázková data, na kterých je znázorněno spojování dat.

Z ukázky a z popsaného postupu plyne, že výsledný DataFrame může mít více řádků než ten původní, ke kterému se přidávali promoakce. V dalším kroku je tedy potřeba určit, která z přiřazených promoakcí probíhala ve stejný čas jako je čas transakce. K tomu jsem vytvořila funkci `label_date_with_promo`. V této funkci je každý řádek promoakce označen jednou ze tří možností: `no_promo`, `promo`, `after_promo`. Tedy zda je datum transakce během promoakce, nebo nikoli, nebo zda je v rozmezí týden po evidované promoakci. Vzniklý příznak byl pojmenován jako typ promoakce. Ve funkci se pracuje pouze se záznamy u nichž byla nalezena alespoň jedna možná promoakce, tj. transakce, kde dvojice produkt-prodejna existuje i v promoakcích. Zbylé řádky tato funkce neoznačuje. V tabulce 5.2 jsou podle těchto pravidel označené jednotlivé řádky¹.

V dalším kroku je třeba vybrat pouze jednu přiřazenou promoakci o to se stará funkce `find_duplicated_records`. Tato funkce vrací seznam indexů řádků DataFramu, které se mohou zahodit. Algoritmus je znázorněný na obr. ?? *TBD: obrázek UML*. Postupně se prochází každý řádek DataFramu. v pomocné proměnné se zaznamenává aktuální identifikátor určující jednoznačnou trojici produkt-prodejna-datum. Nejdříve se do pomocného seznamu nahrají všechny indexy řádků, které mají aktuální identifikátor. Potom se iteruje přes všechny tyto vybrané řádky. Pokud je typ promoakce iterovaného řádku typu `promo`, běh se zastaví a tento řádek se vybere ze skupiny záznamů, uloží se a pokračuje se na další skupinu. Pokud typ promoakce nebyl `promo`, ale `after_promo`, tak se vybere tato promoakce, následné kroky jsou analogické předchozímu případu. Pokud nenastala ani jedna z možností zbývá situace, kdy typ promoakce je `no_promo`. Až jsou takto prohledané všechny záznamy, na základě seznamu vybraných řádkových indexů se vytvoří seznam indexů ke smazání jako rozdíl všech indexů v DataFramu a indexů s vybranými promoakcemi.

Funkce `match_promo_to_sales` sdružuje dříve popsané funkce, které zpracovávají promoakce. Vstupními parametry funkce jsou DataFramy transakcí a promoakcí a názvy sloupců. Názvy sloupců mají předdefinovanou hodnotu, kterou lze změnit. v dalším volitelném parametru je možné specifikovat formát datumu. Všechny sloupce obsahující datumy se převedou na typ `datetime`. Poté se zavolá funkce `map_all_promotions`, která spojí transakce s promoakcemi. Může vzniknout DataFrame, který má více řádků než původní. Výsledný DataFrame se předá funkci `label_date_with_promo`, kde se označí u napojených promoakcích typ promoakce. Dále se pomocí funkce `find_duplicated_records` vyberou všechny řádky, které obsahují redundantní záznamy. Tyto řádky se odstraní z DataFramu s namapovanými promoakcemi. Ke všem řádkům, ke kterým neexistuje promoakce v číselníku promoakcí, je přiřazen příznak `no_promo`. Na závěr funkce zobrazí souhrn o velikostech dílčích DataFramů, aby měl uživatel informaci o počtech duplicitních záznamů. Během výpočtu jsou procesy iterování sledovány pomocí knihovny `tqdm`.

¹Zbylé sloupce jsou vynechané, protože pro ukázku příznaku nejsou podstatné.

Tabulka 5.1: Umělá data pro znázornění přiřazování promoakcí k transakcím.

Tab. A: Tabulka promoakcí

ID produktu	Prodejna	Začátek promoakce	Konec promoakce
0001	01	2023-03-01	2023-03-05
0001	01	2023-03-15	2023-03-25
0002	02	2023-03-15	2023-03-25
0003	10	2023-03-15	2023-03-25
0004	02	2023-03-15	2023-03-25

Tab. B: Tabulka transakcí

Produkt	Prodejna	Datum transakce
0001	01	2023-03-02
0001	01	2023-03-09
0002	02	2023-03-15
0003	02	2023-03-15
0004	10	2023-03-15
0004	11	2023-03-30

Tab. C: Tabulka souhlasných dvojic promoakce-produkt

Produkt	Prodejna	Začátek promoakce	Konec promoakce	Identifikátor dvojice	Počet promoakcí
0001	01	2023-03-01	2023-03-05	1	2
0001	01	2023-03-15	2023-03-25	1	2
0002	02	2023-03-15	2023-03-25	2	1

Tab. D: Tabulka souhlasných trojic promoakce-produkt-datum

Produkt	Prodejna	Datum transakce	Začátek promoakce	Konec promoakce	Identifi- kátor trojice	Počet promo- akcí
0001	01	2023-03-02	2023-03-01	2023-03-05	1A	2
0001	01	2023-03-02	2023-03-15	2023-03-25	1A	2
0001	01	2023-03-09	2023-03-01	2023-03-05	1B	2
0001	01	2023-03-09	2023-03-15	2023-03-25	1B	2
0002	02	2023-03-15	2023-03-15	2023-03-25	2A	1
0003	10	2023-03-15	Nan	Nan	Nan	0
0004	10	2023-03-15	Nan	Nan	Nan	0
0004	11	2023-03-30	Nan	Nan	Nan	0

Tabulka 5.2: Tabulka transakcí a promoakcí s přidaným příznakem typ promoakce.

Produkt	Prodejna	Datum transakce	Začátek promoakce	Konec promoakce	Typ promoakce
0001	01	2023-03-02	2023-03-01	2023-03-05	promo
0001	01	2023-03-02	2023-03-15	2023-03-25	no promo
0001	01	2023-03-09	2023-03-01	2023-03-05	after promo
0001	01	2023-03-09	2023-03-15	2023-03-25	no promo
0002	02	2023-03-15	2023-03-15	2023-03-25	promo
0003	10	2023-03-15	NaN	NaN	no promo
0004	10	2023-03-15	NaN	NaN	no promo
0004	11	2023-03-30	NaN	NaN	no promo

Funkce pro korelační analýzu

Funkce `aggregate_sum` je pomocná funkce použitá v kategorizaci produktů. Funkce zahreguje vstupní DataFrame podle uvedených sloupců a seče hodnoty ve všech numerických sloupcích. Ve výsledném DataFrame resetuje označení řádků a vrátí ho.

Hodnoty korelačních koeficientů se počítají ve funkci `correlation`. Funkci je předán DataFrame a sloupce, kterých se korelace týká. Tato analýza je zaměřena na korelaci hodnoty shrinku s dalšími ukzateli, proto je jedním vstupem název sloupce se shrinky a dalším vstupem je seznam sloupců ostatních ukazatelů. Obecně se nemusí jednat o sloupec shrinků, základní myšlenkou ale je, že korelace je počítána pro každý sloupec ze seznamu sloupců s právě tímto jedním shrink sloupcem. Jedním z volitelných parametrů funkce je určení metody pro získání korelačního koeficientu. Implementovány jsou dvě metody Pearsonův korelační koeficient a Spearmanův korelační koeficient. Pro výpočet jsou využité metody z knihovny `scipy`. Těmto metodám lze předat argument, zda se má uvažovat jednostranná nebo oboustranná alternativní hypotéza. Defaultní metodou je Pearsonův korelační koeficient a oboustranná alternativní hypotéza [36].

Před spuštěním výpočtů korelací jsou sloupce testované pro předpoklady IID. Pro testování, zda dva zkoumané sloupce patří do stejného rozdělení byl použitý Kolmogorov-Smirnovův test implementovaný v knihovně `scipy`. Pro nezávislost Ljung-Boxova metoda implementovaná v knihovně `statsmodels`.

Pro každý vypočtený koeficient je spočtena i p -hodnota, díky které lze hodnotu koeficientu označit za statisticky významnou, nebo ne. Pro určení významnosti byla implementována pomocná funkce `significance`. Ta vrací `True`, resp. `False` pro statisticky významné, resp. nevýznamné výsledky, tedy pokud je p -hodnota menší, resp. větší než α . Předpokládaná hladina významnosti α je 5 %. Výši hladiny lze změnit v parametru funkce pro výpočet korelace, odtud se předá funkci pro určení významnosti. Vypočtené koeficienty a booleovský příznak o jejich významnosti se

ukládají do dvou seznamů, které funkce vrací. Oba seznamy mají takový počet hodnot, jaká je délka vstupního seznamu sloupců.

V parametru `days` funkce `correlation` lze specifikovat, zda se má korelace spočítat pouze mezi sloupcem shrinků se všemi sloupcí ze seznamu sloupců anebo navíc se všemi sloupcí ze seznamy, kde jsou ale hodnoty v tomto sloupci posunuté o parametr `days`. Pokud například `days=1`, pak k hodnotě shrinku zaznamenané v jistý den nebude náležet hodnota prodejů v téže dni, ale hodnota ze dne předchozího. Tato volba byla přidána na základě hypotézy, že shrink se může projevit se zpožděním. Pokud jsou data takto posunutá, je třeba nahradit data na začátku sledovaného období.

Funkce `product_sales_correlation` je zastřešující funkcí pro korelační analýzu na datových vstupech. Vstupními daty jsou DataFrame se záznamy shrinků a se záznamy prodejů včetně informace o promoakcích. K tomu je třeba definovat názvy sloupců potřebných pro analýzu. Jedná se o sloupec s hodnotami shrinků, hodnotou prodejů, ID produktů, ID prodejen a daty transakcí. Názvy sloupců mají defaultní hodnotu, kterou je samozřejmě možné změnit podle zkoumaných dat. Dále má funkce volitelný parametr `after_promo`, jehož defaultní hodnota je `False`, který zohledňuje, zda se pro analýzu s promočními prodeji použijí jen prodeje uskutečněné přímo během promoakce nebo i prodeje, které nastaly týden po promoakci. Další parametry jsou volitelné parametry, které se předávají funkcím, které jsou volány v rámci zastřešující funkce (metoda, alternativní hypotéza, hladina významnosti, počet dní posunu).

Funkce vrací tři proměnné. První je DataFrame, který obsahuje seznam produktů a ke každému z nich napočítané korelační koeficienty hodnoty shrinku s ukazateli a statistickou významností tohoto koeficientu. Dále je vrácen seznam produktů, které neměly žádný promoční prodej ve sledovaném období a případně i produktů, které neměly žádný prodej.

Funkce nejprve vytiskne hlášku, která metoda pro výpočet korelace se použije. Poté se inicializují názvy sloupců pro ukládání korelací a příznaku o statistické významnosti. Počet sloupců se liší v závislosti na tom, zda se v analýze zkoumá i varianta se zpožděním shrinku oproti prodejům. Sloupce jsou seřazeny tak, aby sloupce týkající se korelace s jedním ukazatelem byly vedle sebe v následujícím pořadí: korelační koeficient, statistická významnost, korelační koeficient se zpožděním, statistická významnost pro koeficient se zpožděním. Takto budou hodnoty uložené ve výsledném DataFramu. Pro všechny ukazatele se čtverice (v případě zpoždění) nebo dvojice (bez zpoždění), opakuje. Dále se inicializuje prázdný DataFrame pro ukládání výsledků s názvem sloupce pro ID produktu spolu s nově vytvořenými názvy.

Dále je třeba ze vstupního DataFramu prodejů vybrat pouze záznamy produktů, které se prodaly během promoakce. Pokud je parametr `after_promo` je `True`, pak se kromě záznamů produktů v promoakci vyberou i ty, kde produkty byly prodány v rámci týdne po promoakci. Dále se inicializují prázdné seznamy pro uchování produktů, které nemají žádné prodeje, resp. promoční prodeje.

Následně probíhá iterace přes všechny unikátní produkty, pro které byl zaznamenaný shrink. Počet zkoumaných produktů se vytiskne. Na začátku každé iterace je třeba

z DataFramů shrinků vybrat pouze záznamy s daným produktem. DataFrame se potom agreguje podle sloupců datum transakce a ID prodejny. Stejný postup se aplikuje pro DataFrame s prodeji. Navíc se obdobný postup aplikuje i na DataFramy s promočními záznamy a se všemi prodeji s tím rozdílem, že se vyhledají záznamy všech produktů kromě iterovaného produktu. Výsledné DataFramy se potom sloučí do jednoho podle sloupců ID prodejny a datumu. Jelikož může nastat situace, že nevšechny hodnoty jsou definované na každém řádku, nahradí se nedefinované hodnoty nulou.

Na složený DataFrame se použije funkce `correlation`, které se předají příslušné parametry. Výsledky se pak vloží jako nový řádek do DataFramu pro ukládání výsledků. Pokud nebylo možné spočítat korelace, z důvodu, že rozptyl hodnot byl nulový - nastane pokud produkt nemá žádné prodeje - nahradíme nedefinovanou korelací nulou, která indikuje, že mezi veličinami není závislost.

Výsledný DataFrame s korelací je vstupem do funkce `categorization`. Dalšími vstupy je název sloupce, který obsahuje korelačními koeficienty shrinků produktu s jeho vlastními tržbami a sloupce s koeficienty shrinků produktu s prodeji ostatních produktů. Ve funkci se vytvoří nový DataFrame pro uložení výsledků kategorizace. Jeho indexem jsou ID produktů. Samotná kategorizace se získá spuštěním funkce `categorize_products`, která vrací seznam kategorií pro každý řádek vstupního DataFramu. Funkce `categorize_products` roztrídí produkty do pěti kategorií: `itself`, `other`, `sellout`, `independent`, `none`. V textu se o těchto kategoriích mluví jako o kategoriích P, O, V, N, X. Postup roztrídění produktů do těchto kategorií je popsán v sekci 5.1.

Poté, co má každý produkt přiřazenou kategorii se ve funkci `categorization` označí každý produkt s kategorií, zda je výsledek statisticky reprezentativní, nebo ne. Rozhodující hodnota je získána pomocí funkce `unsignificant_rows`. Která vrací logickou hodnotu výroku:

$$\begin{aligned} \text{Významnost}(r_i) \vee ((\text{Koeficient(korelace produktu se sebou)} \leq 0) \\ \wedge \text{Významnost(korelace produktu s ostatními)}) \end{aligned}$$

Funkce pak vrátí DataFrame s takto označenými a kategorizovanými produkty. `categorization`, `categorize_products`, `unsignificant_rows`,

Pomocné funkce

Funkce `create_folder` vytvoří složku se zadaným jménem v aktuální cestě, pouze pokud již taková složka neexistuje. Další pomocná funkce je `format_date`, která využívá funkci z knihovny `pandas to_datetime`. Pro základní vizualizaci korelace mezi sloupci jsem vytvořila funkci, která pomocí knihovny `matplotlib` vytváří bodový graf dvou proměnných. Graf je buď uložen nebo zobrazený při spuštění funkce. Funkci lze předat DataFrame a názvy dvou sloupců, které reprezentují vstupy pro osy *x* a *y* grafu. Další vstupy jsou názvy os a grafu, případně název souboru, pokud uživatel graf uložit.

Pro vizualizaci výsledků byla implementována funkce `create_waffle_chart`, pomocí knihovny *plotly*. Tato knihovna umožňuje vytvářet interaktivní grafy pro prostředí Jupyter Notebook. Výsledky jsou zobrazené pomocí tzv. waflového grafu. Jednotlivé produkty jsou zobrazeny jako buňky v mřížce. Jsou barevně odlišené podle typu kategorie, do které byl produkt klasifikován. Výhodou tohoto typu grafu je, že na první pohled lze vidět relativní četnost jednotlivých kategorií. Při najetí na pole mřížky se zobrazí tooltip (při zobrazení grafu v Jupyter Notebooku, ve kterém je vytvoření grafu spouštěno) s informacemi o produktu. Vedle grafu je zobrazena legenda, která kromě názvu příslušné kategorie zobrazuje kolik procent tato kategorie v dané skupině produktu tvoří. Ukázka se nachází v sekci s výsledky na obr. 5.7.

5.3 Výsledky

Analýza se týká pouze dat jednoho měsíce a kategorií produktů první úrovně *Velmi čerstvé*, zastoupena 48 % a *Čerstvě*, zastoupena 52 % ve vybraných datech. Data obsahují pouze jeden typ shrinku – prošlé a zkažené zboží, který zaujímá téměř 65 % shrinků pro dané kategorie. Zastoupení typů shrinků, které zabírají v datech více jak dvě procenta se nachází v tabulce 5.3. Zaměřila jsem se na kategorie ze čtvrté úrovně, a to prvních deseti kategorií s nejvyšší hodnotou shrinků (tj. s nejvyšší zaznamenanou ztrátou). V práci jsou popsány výsledky pouze tří kategorií – Masné výrobky – pultový prodej, Slané pečivo a Plodová zelenina. Na třetím místě byla kategorie Sladké pečivo, ale kvůli podobnosti s druhou kategorií, jsem zvolila následující kategorie v pořadí vzhledem k hodnotě shrinku. V tabulce 5.4 jsou procentuální hodnoty zastoupení čtyř kategorií mezi ostatními kategoriemi úrovně 4 podle velikosti shrinku.

Tabulka 5.3: Zastoupení vybraných shrinků ve zkoumaných datech
(kategorie Čerstvě a Velmi čerstvě).

Typ shrinku	Zastoupení v kategoriích [%]
Prošlé a zkažené zboží	64,97
Potravinová banka	23,72
Poškození	6,26
Zvířecí útulky	2,69
Kompostéry	2,36

Měřila jsem postupně korelací velikosti shrinku s různými ukazateli pro celkové tržby ostatních produktů. Pro určení míry korelace jsem zvolila Spearmanův korelační koeficient, jelikož data nesplňují předpoklady, které jsou nutné pro použití Pearsonova korelačního koeficientu - data nejsou nezávislá a stejně rozdělená. Data vybrané společnosti, také nesplňují podmínu normality, to může být dánou tím, že data pochází z reálného světa a zaznamenávají jev, který závisí na mnoha, těžce predikovatelných faktorech. Nejprve jsem zvolila 5% hladinu významnosti pro testování

Tabulka 5.4: Tabulka čtyř kategorií ze čtvrté úrovně produktové hierarchie podle zastoupení zaznamenané hodnoty shrinku na všech evidovaných shrincích.

Kategorie	Zastoupení [%]
Masné výrobky – pultový prodej	26,27
Slané pečivo	12,12
Sladké pečivo	6,82
Plodová zelenina	5,65

statistické významnosti koeficientů korelace r_P a r_O . Výsledky ovšem ukázaly, že alespoň hodnoty třetiny produktů ve zkoumaných kategoriích byly neprůkazné. Rozhodla jsem se tedy zvýšit hladinu významnosti na 10 %. Zvýšení hladiny významnosti zvýšilo pravděpodobnost vzniku chyby druhého druhu, nicméně případné zařazení produktu do špatné kategorie nemá z businessového hlediska fatální následky.

Na obrázcích 5.3 až 5.5 jsou porovnání výsledků kategorizace pro zmíněné tři kategorie. Pokaždé bylo spuštěno šest výpočtů. Korelace byla měřena mezi shrinky a tržbami ostatních produktů, ostatních produktů, kde prodeje byly posunuté o jeden den, dále mezi shrinky a tržbami produktů v promoakci a produktů v promoakci s posunem prodejů. Varianty s promoakcemi dále byly jak pro shrinky produktů během promoakce, tak pro během i po promoakci. Na obrázcích jsou zobrazené výsledky pro variantu během i po promoakci, protože zachytily stejně nebo více případů než varianta záznamů pouze během promoakce.

Z uvedených počtů produktů u jednotlivých kategorií pro různé ukazatele, je patrné, že výsledky se příliš neliší. Pokud bychom se ale zaměřovali na celkové prodeje, nikoli promoční, tak získáváme větší množství produktů, u nichž nebylo možné vysvětlit shrink pomocí korelace. Avšak hypotézy pro rozřazení produktů uvažují právě promoční prodeje nikoli celkové prodeje. Další popis se věnuje výsledkům korelace mezi shrinky a promočními a popromočními prodeji, které měly stejný den záznamu jako shrink, na obrázcích 5.3 až 5.5 se jedná o poslední řádek s výsledky.

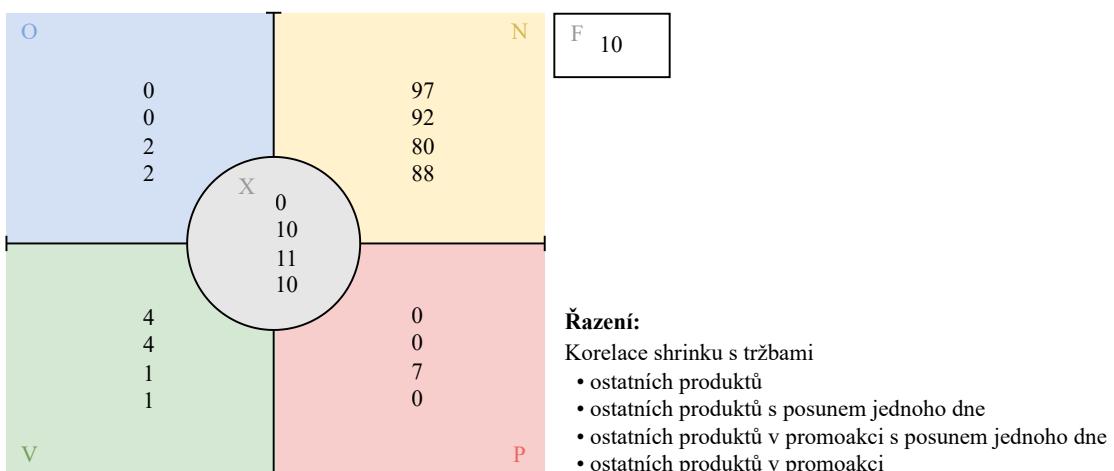
Masné výrobky – pultový prodej

Shrink byl zaznamenaný u 111 produktů v této kategorii úrovně 4. 88 produktů bylo klasifikováno jako kategorie N, deset jako kategorie X, dva jako kategorie O, jeden jako V. U zbylých deseti produktů nebyl koeficient korelace statisticky významný, a proto nejde u těchto produktů vyslovit hypotézu pro jejich zařazení. Korelace mezi hodnotou shrinku a promočními tržbami je na obr. 5.6.

Produkty, které patří do kategorie O: Velikonoční klobása a Velikonoční šunka - jedná se zcela jistě o sezónní výrobky. Produkt, který byl označen jako výprodejový jsou Párky (Kuřecí striptýzky). Šest produktů z kategorie nemělo během sledovaného období žádné evidované prodeje, všechny byly klasifikovány jako kategorie X, tedy hodnota koeficientu korelace neznamenala závislost.

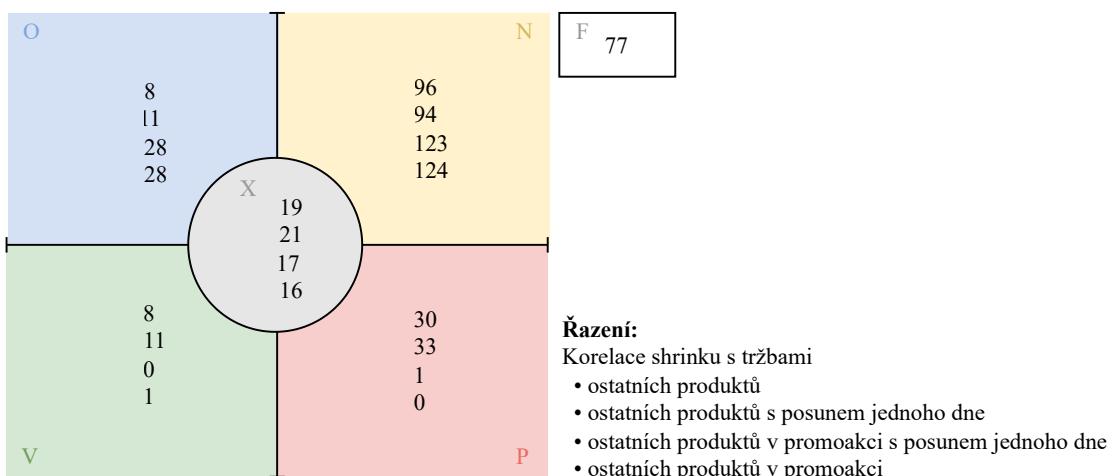
Dále jsem zkoumala podkategorie Masných výrobků. Porovnávala jsem prodeje v rámci kategorií na šesté úrovni produktové hierarchie. V podkategorii Salámy

Korelace hodnoty shrinku produktu s tržbami
Masné výrobky - pultový prodej



Obrázek 5.3: Počet produktů z kategorie Masné výrobky – pultový prodej roztríděné pomocí korelační analýzy v závislosti na různých ukazatelích.

Korelace hodnoty shrinku produktu s tržbami
Slané pečivo



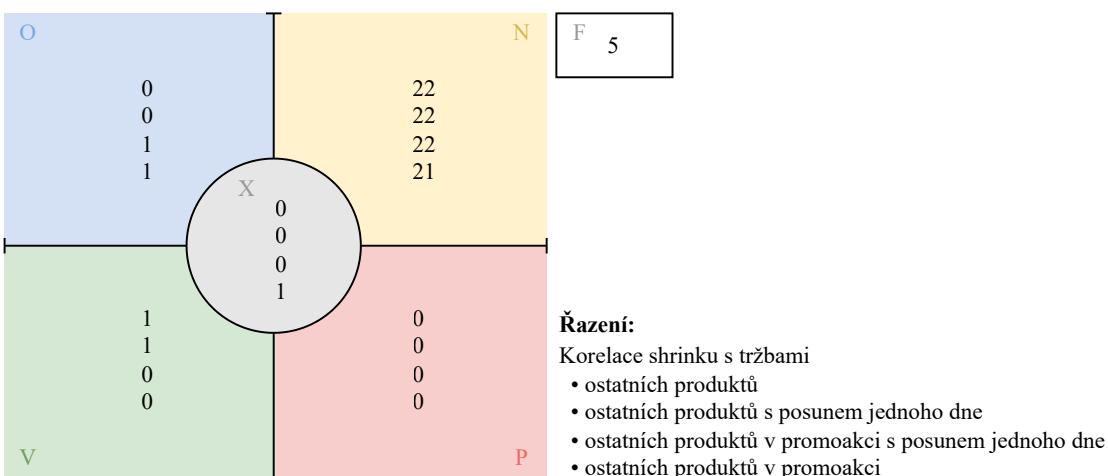
Obrázek 5.4: Počet produktů z kategorie Slané pečivo roztríděné pomocí korelační analýzy v závislosti na různých ukazatelích.

s krátkou dobou spotřeby se kategorizace potvrdila. Pro kategorii, do níž patří sezónní výrobky - Netučné masné výrobky, nově z této podkategorie byl jako kategorie O označen i produkt Kladenská pečeně.

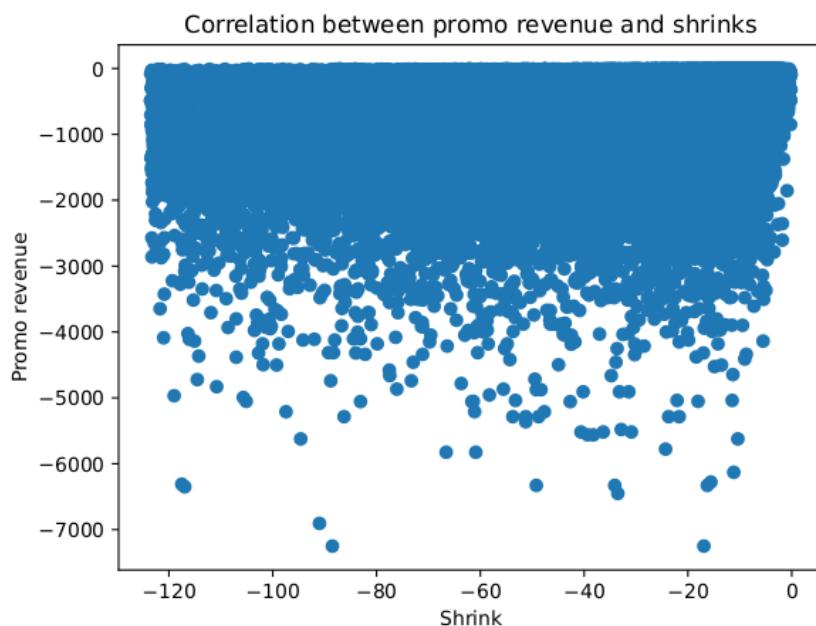
Na obr. 5.7 se nachází vizualizace získaných výsledků vygenerovaný pomocí Python knihovny *plotly*. Při najetí na příslušné políčko (v Jupyter Notebooku) se zobrazí údaje o produktu.

Slané pečivo

Korelace hodnoty shrinku produktu s tržbami Plodová zelenina



Obrázek 5.5: Počet produktů z kategorie Plodová zelenina roztríďené pomocí korelační analýzy v závislosti na různých ukazatelích.

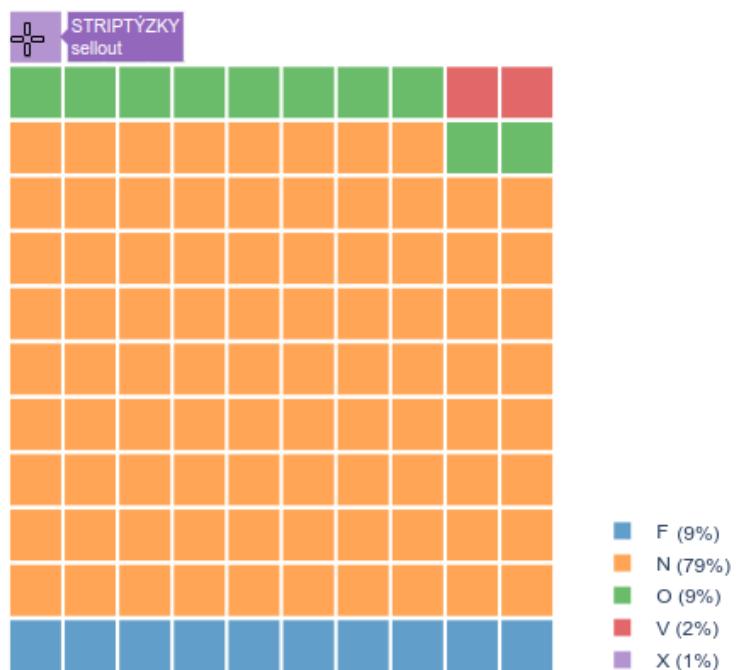


Obrázek 5.6: Závislost mezi tržbami produktu a tržbami ostatních produktů v kategorii během promoakce (Masné výrobky – pultový prodej).

Shrink byl zaznamenaný u 246 produktů. 124 produktů bylo klasifikováno jako kategorie N, 16 jako kategorie X, 28 jako kategorie O, jeden jako P. Pro 77 produktů nebyl koeficient korelace statisticky významný. Jako produkt, který si způsobuje shrinky sám, byl označený obyčejný rohlík. Rohlík se tedy vyhazuje více čím vyšší jsou jeho vlastní tržby. Celkově patří tento produkt mezi ty s největšími shrinky.

Produkty, které byly zařazeny do kategorie X, tj. takové, u kterých nebyl koeficient

Product categorization for category Masné výrobky - pultový prodej



Obrázek 5.7: Vizualizace výsledků rozdělení přiřazených kategorií pro kategorii produktů Masné výrobky – pultový prodej.

korelace dostatečně velký, byly produkty, které neměly během sledovaného období žádný prodej (promoční, či nepromoční).

Plodová zelenina

Shrink byl zaznamenaný u 28 produktů v této kategorii. 21 produktů bylo klasifikováno jako kategorie N, jeden produkt jako X a jeden jako O. U ostatních pěti produktů nebyl koeficient dostatečně významný. Produkt, který v této kategorii neměl žádné prodeje byl pouze Lilek Bio, pro který koeficient korelace byl označen jako nevýznamný. Produkt, z kategorie O, byla Cherry rajčata. Zatímco produkt z kategorie X, byl Paprika barevná Mix.

Kapitola 6

Analýza pomocí metody 4ftMiner

Pomocí metody *4ftMiner*, která je jednou z metod procedury GUHA jsem provedla analýzu shrinků produktu. Metoda umožňuje odhalit zajímavé vzory chování, které jsou obsažené v datech a lze je vztáhnout na celkovou zkoumanou množinu. Implementace metody se nachází v knihovně *Cleverminer* pro jazyk Python. Princip metod, které se používají v knihovně, a důležité pojmy týkající se GUHA procedur jsou popsány v sekci 2.3. Vstupními daty pro metodu GUHA byla tabulka zaznamenaných shrinků rozšířená o číselníky a také o sloupce s podíly zastoupení shrinků na tržbách. Tento dataset je popsán v sekci 3.2. Pracovala jsem pouze se vzorem dat jednoho měsíce a s kategoriemi produktů *Velmi čerstvé*, zastoupena 48 % a *Čerstvé*, zastoupena 52 % ve vybraných datech a pouze se shrinky typu prošlé a zkažené zboží.

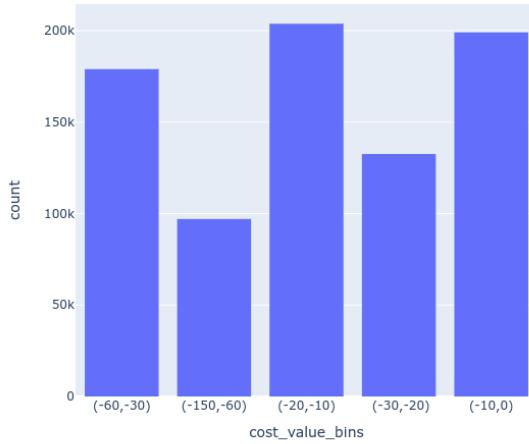
První část této kapitoly se věnuje hypotézám, které mohou platit o shrincích. Hypotéza je přeformulována jako asociační pravidlo, které je následně ověřeno metodou GUHA. Poté je navrženo stručné doporučení, jak by se mohly vyřešit takto zjištěné shrinky. Na závěr je uvedeno shrnutí hypotéz v tabulce 6.2. Druhá část kapitoly se věnuje zkoumání konkrétních produktů, u kterých pomocí korelační analýzy, popsané v kapitole 5, nebyla zjištěna možná příčina shrinku.

Metoda 4ftMiner pracuje pouze s kategorickými hodnotami, proto bylo nutné kategorizovat sloupce s hodnotou shrinku, s množstvím shrinkovaných produktů a s jednotlivými podíly. Na obrázcích 6.1 až 6.5 jsou zobrazené četnosti záznamů v kategoriích.

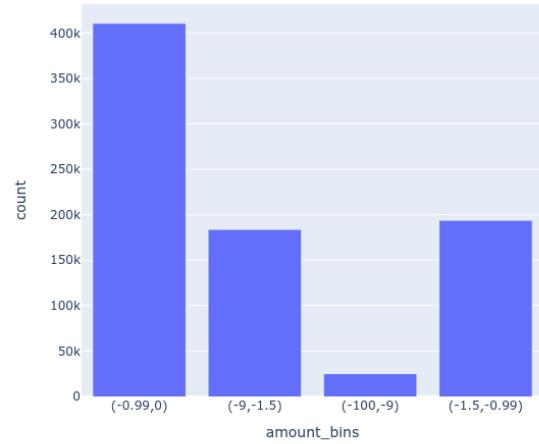
Pro první hypotézu je uvedeno volání funkce v jazyce Python včetně předaných parametrů. Rovněž je v tabulce uvedený celý výstup v obdobném formátu jako je zobrazen na konzoli po ukončení běhu funkce. Dále už kódy, ani přesné výstupy uvedené nebudou, ale bude uveden pouze popis vstupů a komentář k výstupům.

6.1 Hypotézy

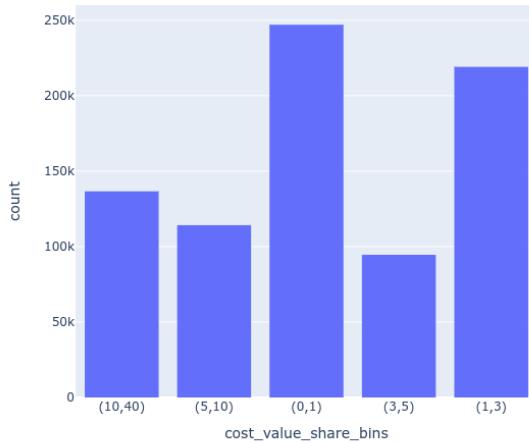
Před spuštěním metody bylo vždy třeba vznést hypotézu, která by mohla být pravdivá pro data týkající se shrinků. Tuto hypotézu pak přeformulovat do po-



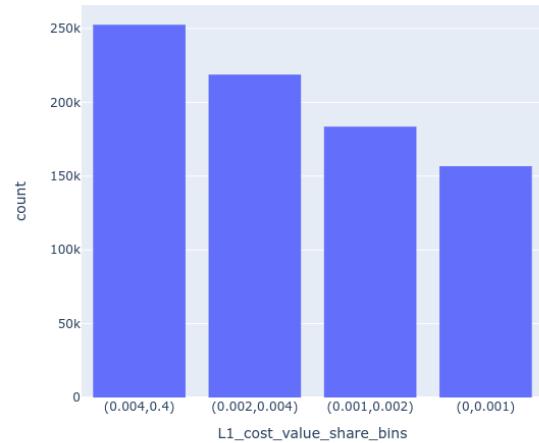
Obrázek 6.1: Histogram pro hodnoty velikosti shrinku v peněžních jednotkách.



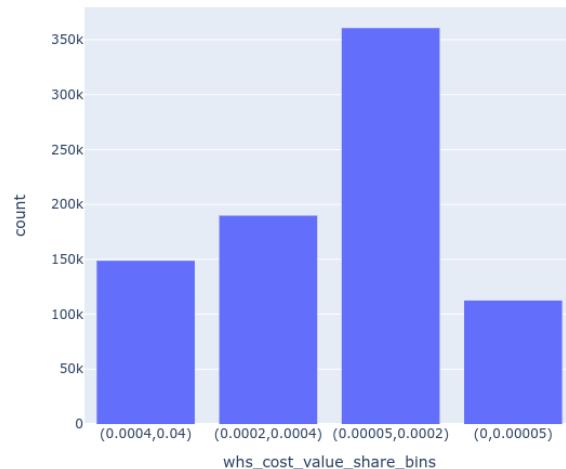
Obrázek 6.2: Histogram pro hodnoty objemu shrinku v kusech.



Obrázek 6.3: Histogram podílu shrinku na tržbách shrinkovaného produktu.



Obrázek 6.4: Histogram podílu shrinku a tržeb v kategorii úrovně 1.



Obrázek 6.5: Histogram podílu shrinku na celkových tržbách prodejny.

doby asociačního pravidla, jehož pravdivost na vstupních datech ověřuje metoda *4ftMiner*. Tato metoda se předá jako parametr funkci `cleverminer`. Pravidlo se funkci zadává pomocí parametrů jako jednotlivé cedenty - antecedenty, sukcedenty, případně podmínky. Více o principu metody je uvedeno v teoretické části práce.

Hypotéza č. 1: Objem prošlého zboží je závislý na typu promoakce a dni v týdnu

Ve zkoumaných datech je zboží bez promoakce zastoupeno 58,2 %, zboží týden po evidované promoakci 23,2 % a zboží v promoakci 18,6 %.

Asociační pravidlo má tvar:

$$\varphi_{\text{Den v týdnu}} \wedge \varphi_{\text{Typ promoakce}} \Rightarrow \psi_{\text{Množství}} \quad (6.1)$$

V ukázce kódu 6.1 jsou uvedené parametry pro spuštění metody. Konidence byla zvolena 80 %. Výsledky běhu jsou uvedené v tabulce 6.1, pro jeden záznam v tabulce je uvedena slovní interpretace nalezeného asociačního pravidla. Označení *Základ* udává počet nalezených řádků, pro které platí příslušné pravidlo¹. Z této tabulky lze vyčíst, že pro dny záznamu ve vybrané dny v týdnu – pondělí, úterý, středa, čtvrtek a neděle, tj. nikoli pro pátek a sobotu – a zároveň pro produkty, které byly v den záznamu týden po promoakci platí, že 80 % těchto záznamů bylo v množství do jednoho kusu. Podle dalšího zkoumání dat jsem zjistila, že se jedná především o kategorii *Masné výrobky* ze třetí úrovně hierarchie.

```

01 cleverminer(df = data,
02               proc = "4ftMiner",
03               quantifiers = {"conf":0.8, "Base":1000},
04               ante = {
05                 "attributes":
06                   [
07                     {
08                       "name": "weekday",
09                       "type": "seq",
10                       "minlen":1, " maxlen":3
11                     },
12                     {
13                       "name": "promo",
14                       "type": "sec",
15                       "minlen":1, " maxlen":1
16                     }
17                   ],
18                   "minlen":2, " maxlen":2, "type": "con"
19               },
20               succ = {
21                 "attributes":
22                   [
23                     {
24                       "name": "amount_bins",
25                       "type": "subset",
26                       "minlen":1, " maxlen":1
27                     }
28                   ],
29                   "minlen":1, " maxlen":1, "type": "con"
30               }

```

¹Zbylé pojmy jsou vysvětleny v teoretické části .

Kód 6.1: Hypotéza č. 1, funkce `cleverminer`.Tabulka 6.1: Výstup funkce `cleverminer` pro hypotézu 1.

Základ (a)	Konfidence	AAD	AP
19765	0.821	+0.623	<code>weekday(0) \wedge promo(after_promo) \Rightarrow amount_bins((-0.99,0))</code> <i>Pokud byl shrink zaznamenaný v pondělí a zároveň se týkal produktu, který byl týden po promoakci, pak se zaznamenalo množství do jednoho kusu².</i>
39271	0.820	+0.622	<code>weekday(0, 1) \wedge promo(after_promo) \Rightarrow amount_bins((-0.99,0))</code>
63920	0.815	+0.613	<code>weekday(0, 1, 2) \wedge promo(after_promo) \Rightarrow amount_bins((-0.99,0))</code>
19506	0.820	+0.621	<code>weekday(1) \wedge promo(after_promo) \Rightarrow amount_bins((-0.99,0))</code>
44155	0.813	+0.608	<code>weekday(1, 2) \wedge promo(after_promo) \Rightarrow amount_bins((-0.99,0))</code>
68666	0.810	+0.603	<code>weekday(1, 2, 3) \wedge promo(after_promo) \Rightarrow amount_bins((-0.99,0))</code>
24649	0.808	+0.598	<code>weekday(2) \wedge promo(after_promo) \Rightarrow amount_bins((-0.99,0))</code>
49160	0.806	+0.595	<code>weekday(2, 3) \wedge promo(after_promo) \Rightarrow amount_bins((-0.99,0))</code>
24511	0.805	+0.593	<code>weekday(3) \wedge promo(after_promo) \Rightarrow amount_bins((-0.99,0))</code>
18864	0.813	+0.608	<code>weekday(6) \wedge promo(after_promo) \Rightarrow amount_bins((-0.99,0))</code>

Ná základě výsledků této hypotézy lze společnosti doporučit, aby se přezkoumala frekvenci zásobování produktů do prodejen na začátku týdne a upravila ji podle očekávaných prodejů. Týká se to především zásobování masných výrobků prodávaných na váhu.

Hypotéza č. 2: Kategorie shrinkovaného zboží je závislá na typu promoakce a dni v týdnu

Asociační pravidlo má tvar:

$$\varphi_{\text{Den v týdnu}} \wedge \varphi_{\text{Typ promoakce}} \Rightarrow \psi_{\text{Hierarchie3}} \vee \psi_{\text{Hierarchie4}}, \quad (6.2)$$

kde označením Hierarchie3 jsou myšleny kategorie na třetí úrovni produktové hierarchie, obdobně pro pojem Hierarchie4.

Parametry předané funkci jsou podobné jako u předchozí hypotézy. Ze záznamů, které se byly provedeny v pondělí, úterý nebo neděli a týkaly se produktů, které byly v rozmezí jednoho týdne po promoakci, bylo více než 75 % z kategorie *Masné výrobky* – pultový prodej ze čtvrté úrovně produktové hierarchie. Pokud je vynechána ze vstupních dat tato kategorie, pak maximální konfidence 31 % byla dosažena pro kategorii Slaného pečivo v záznamech, které byly provedeny v sobotu a týkaly se produktů zcela mimo promoakci. Jiné významné závislosti podle dat nebyly nalezeny.

Zdá se, že promoakce nemá vliv na shrinkovanou kategorii. Společnost by tedy mohla některé produkty ze zjištěné kategorie umístit do promoakce a mohlo by to snížit shrink

Hypotéza č. 3: Na některých lokalitách vyhazují často stejné produkty

Asociační pravidlo má tvar:

$$\varphi_{\text{Typ prodejny}} \wedge \varphi_{\text{Okres}} \Rightarrow \psi_{\text{Množství}} \quad (6.3)$$

60 % záznamů týkajících se okresů Jindřichův Hradec, Ústí nad Labem, Písek nebo Strakonice tvoří shinky z kategorie *Masné výrobky*. Pro záznamy z okresu Kladno, které jsou zároveň evidovány velkými prodejnami kategorie *Masné výrobky* byla zastoupena až téměř 70 %. Necelými 70 % je tato kategorie zastoupená také v záznamech v malých prodejnách v okrese Praha-východ.

Pokud úplně vynecháme kategorie *Masné výrobky* ze vstupních dat, pak se nejčastěji ve výsledcích objevovala kategorie *Pečivo*. Pro záznamy z velkých prodejen v okrese Pardubice nebo Plzeň-město Pečivo zaujímalo přes 60 % těchto záznamů. Nad 50 % záznamů pro okresy Bruntál, Olomouc, Příbram nebo Uherské Hradiště. 50 % záznamů náleželo kategorii Pečivo také v záznamech z malých prodejen v okrese Klatovy, Náchod nebo Přerov.

Po vynechání kategorie Pečivo již dostáváme maximální konfidenci 33 %, a to pro kategorie Zelenina ve zbylých záznamech z okresu Ostrava-město, Kroměříž, Hradec Králové nebo Karviná.

Doporučení pro společnost je, aby se zaměřila na konkrétní dvojice produkt-prodejna pro zjištěné kategorie a lokality. Může zde docházet k určitému nestandardnímu chování jak na straně zaměstnavatelů, tak na straně poptávky.

Hypotéza č. 4: Některé produkty se vyhazují častěji než jiné, ale v malém množství.

Asociační pravidlo pro úroveň produktové hierarchie 3 má následující tvar. Pro úroveň 4 je tvar AP analogický.

$$\varphi_{\text{Hierarchie3}} \Rightarrow \psi_{\text{Množství}} \quad (6.4)$$

Kategorie Masné výrobky byla zaznamenána téměř 300 tisíckrát, a v 94 procentech se jednalo o množství odpovídající do jednoho balení. Podkategorie Masné výrobky – pultový prodej má 99 % svých záznamů do jednoho kusu. Pokud se vyhazují čerstvé ryby, tak v 94 % svých záznamů je to množství do jednoho kusů. Kategorie Drobné občerstvení se vyhazuje v 89 % po jednom kusu (obvykle se jedná o sendviče a bagety) Kategorie Vejce se vyhazuje v 82 % po jednom kusu balení Kategorie Pečivo se vyhazuje v 56 % v počtu kusů do 10 kusů v až 94 tis. záznamech. Kategorie Jádroviny³ se vyhazuje 74 % případech svých záznamů (14 000 záznamů) v množství do jednoho kusu. I zde se jedná přepočet váženého množství na kusy.

Pokud je shrink evidovaný po kusech, mohlo by pomoci u těchto čerstvých výrobků – maso, ryby, vejce – snížit nabízené množství na prodejnách. V případě vajec může ke shrinku dojít z důvodu křehkosti tohoto zboží, řešením by tedy mohla být bezpečnější manipulace. To lze ovlivnit v případě zaměstnanců, aby se případnému rozbití zabránilo na straně zákazníka, vejce by např. měla být uskladněna na dobře dostupných místech prodejny a měla by být pravidelně doplňována na místo umístění velkého množství vajec na jedno místo. Návrh na recyklaci ovoce je uveden u hypotézy č. 6.

Hypotéza č. 5: Některé vyhazované kategorie produktů jsou výrazně nákladnější.

Asociační pravidlo má tvar:

$$\varphi_{\text{Hierarchie4}} \Rightarrow \psi_{\text{Shrink}} \quad (6.5)$$

Pokud se vyhazují Čerstvé ryby, tak v téměř 80 % případech záznamů jsou ztracené náklady jednoho záznamu vyšší, a to v rozmezí 60-150 peněžních jednotek. Pokud se vyhazuje kategorie Červené maso, tak z téměř 60 % je ztráta v rozsahu 60-150 jednotek. Kategorie Chlazený pultový prodej, která obsahuje např. čerstvé chlebíčky, saláty a pochutiny, se v 50 % vyhazuje v hodnotě do 10 peněžních jednotek. Jedná se tedy o nižší částky, které jsou ale časté. Záznamů této kategorie bylo evidováno 12,5 tisíc. Cukrářské výrobky byly evidovány v 1835 záznamech. 66 % těchto záznamů mělo hodnotu mezi 10 a 20 peněžními jednotkami.

Tato hypotéza odhalila tři hodnotné kategorie. Doporučení pro společnost by mohlo být, aby porovnala pořizovací a prodejní cenu a marži, která ji z toho plyne. Za zvážení potom stojí, zda by se nevyplatilo cenu lehce snížit, aby si produkt koupilo více zákazníků. Dalším řešením také může být snížení zaváženého množství na prodejny.

Hypotéza č. 6: Shrink některých kategorií je v porovnání s tržbami těchto produktů na stejně prodejně velký.

Asociační pravidlo má tvar:

$$\varphi_{\text{Hierarchie4}} \Rightarrow \psi_{\text{Podél shrinku na svých tržbách}} \quad (6.6)$$

³Jádroviny jsou druh ovoce, patří sem např. jablka a hrušky.

Nejedná se o porovnání s celkovými tržbami prodejny, ale pouze o týdenní tržbu těch produktů, které měly zaznamenaný v daném týdnu shrink. Kategorie Drobné občerstvení má podíl shrinku na svých tržbách v 84 % ze zaznamenaných případů mezi 10-40 %. Cukrářské výrobky mají podíl shrinku v 74 % zaznamenaných případech také mezi 10-40 %. Banány mají podíl shrinku na tržbách banánů v daném týdnu v 80 % ze svých zaznamenaných případech do 1 %. To znamená, že se jedná o malou část svého prodeje, Více než 30 tis. záznamů se týká kategorie Citrusů a kategorie Jídlovin. Přibližně 65 % těchto záznamů je podíl shrinku do 1 % na tržbách těchto produktů.

Dále pro tuto hypotézu bylo ověřováno podmíněné asociační pravidlo:

$$\varphi_{\text{Hierarchie3}} \Rightarrow \psi_{\text{Podíl shrinku na svých tržbách}} | \chi_{\text{Shrink}} \quad (6.7)$$

Následující tvrzení platí s více než 83% konfidenčí. Pokud mezi produkty, kterým byl zaznamenaný dražší shrink, tj. 30-60 peněžních jednotek, jsou produkty z kategorie Jogurty, tak podíl shrinku na jejich tržbách je mezi 10-40 %. Totéž tvrzení platí i pro kategorii Drobného občerstvení. Pokud mezi produkty, kterým byl zaznamenaný levný shrink, tj. do 10 peněžních jednotek, je ovoce, tak jejich podíl shrinku na tržbách je do 1 %. To samé platí o pro kategorii Kořenová zelenina.

U konkrétních výrobků, které mají vysoký podíl shrinku na svých tržbách a zároveň se jedná o dražší produkty, lze usuzovat, že od nějaké hodnoty jsou tyto produkty celkově ztrátové pro společnost. Stojí za zvážení, zda by nebylo lepší tyto produkty odstranit zcela z portfolia, nebo omezit kolik se těchto produktů objedná. Další možností je prodávat produkty pouze jako limitovanou akci a výrazně produkty promovat.

V případě levných shrinků, které se týkají hlavně ovoce, je vidět, že produkty jsou velmi prodávané a shrink je přirozený, neboť ovoce podléhá rychlejší zkáze. Za zvážení ale stojí recyklovat ovoce jako surovinu pro výrobu dalších produktů. To může buď společnost provozovat sama, pokud má výrobní část, anebo surovinu prodávat se sníženou cenou partnerům.

Hypotéza č. 7: Kategorie má vliv na zastoupení shrinku na celkových tržbách prodejny v dané kategorii úrovně 1.

S pravděpodobností vyšší než 50 % se toto tvrzení potvrdilo pouze u kategorie Bylinky z úrovně 4, kdy shrink této kategorie tvoří 0.002 % až 0.005 % tržeb na prodejnách v kategorii Velmi čerstvé v první úrovni produktové hierarchie.

Vzhledem k tomu, že se hypotéza potvrdila pouze u jedné kategorie, společnost by se mohla cíleně zaměřit pouze na ni. Např. testovat v jakém stavu jsou zákazníci ochotni koupit čerstvé bylinky na různých prodejnách a zda to nesouvisí s prodejnou cenou.

Hypotéza č. 8: Den v týdnu nebo čtvrtina měsíce mají vliv na záznamy.

Asociační pravidlo je následovné:

$$\varphi_{\text{Den v týdnu}} \wedge \varphi_{\text{Čtvrtina měsíce}} \Rightarrow \psi_{\text{Typ prodejny}} \quad (6.8)$$

V případě antecedentu je možné uvažovat minimální délku jeden boolovský atribut, maximální dva. Je tedy možné, že nalezené pravidlo se může týkat pouze jednoho ze dvou boolovských atributů v antecedentu.

Záznamy uskutečněné ve středu, čtvrtku a pátek v poslední čtvrtině měsíce, se ze 67% konfidencí týkají malých prodejen.

Bylo by vhodné, aby společnost porovnala kolik zboží je zaváženo na malé a velké prodejny a zda toto množství odráží tržby prodejny.

Další hypotézy

Dále byly uvažovány hypotézy:

- Hypotéza č. 9: Ve větších prodejnách ve velkých městech se vyhazuje více typů produktů.
- Hypotéza č. 10: Velké prodejny vyhazují širší spektrum produktů než malé prodejny.
- Hypotéza č. 11: Na některých v některých lokalitách mají často velký shrink.

Pro tyto hypotézy ale nebylo nalezeno žádné dostatečně silné, tj. s konfidencí vyšší než 40 %, asociační pravidlo.

Shrnutí ověření hypotéz

V tabulce 6.2 se nachází stručný souhrn jednotlivých hypotéz. Název hypotézy je zkrácen a v komentáři je uvedeno, pro které kategorie, resp. hodnoty se pravidlo potvrdilo.

6.2 Produkty nepopsané korelační analýzou

Pomocí korelační analýzy korelační analýzy lze produkty z vybrané kategorie rozdělit do pěti skupin podle toho, zda hodnota shrinku produktů koreluje s tržbami jiných produktů. Jedna ze zmíněných skupin je přiřazena produktům, u kterých se nepodařilo touto metodou shrink vysvětlit. Také vzhledem k tomu, že je metoda založena na výpočtu korelace, je nutné provést na vypočtené koeficienty statistické testy významnosti. Pro některé produkty tak nelze vyslovit hypotézu o jejich zařazení do skupiny, neboť obdržený koeficient není statisticky významný. Popis metody a výsledků pro vybrané kategorie je v kapitole 5.

V této části jsem nástroji Cleverminer předala data týkající se pouze produktů, pro které nebyl koeficient korelace statisticky významný, nebo nebyla nalezena žádná souvislost s tržbami ostatních produktů v rámci kategorie.

Antecedent asociačního pravidla obsahuje boolovské atributy: φ_{Produkt} , $\varphi_{\text{Typ promoakce}}$ a φ_{Prodej} . Z těchto atributů mohlo být vybráno jeden až tři atributy pro vytvoření

Tabulka 6.2: Shrnutí ověření hypotéz na vzorových datech společnosti.

Označení a popis hypotézy	Potvrzena	Komentář
1. Typ promoakce a den v týdnu mají vliv na objem shrinku	✓	Masné výrobky po promoakci
2. Typ promoakce má vliv na shrinkovanou kategorii	✓	Jedná se především o produkty mimo promoakci
3. Lokalita má vliv na četnost konkrétních kategorií	✓	Kategorie: Masné výrobky, Pečivo
4. Četnost vyhazování podle kategorie produktů	✓	Kategorie: Masné výrobky, Ryby, Pečivo, Vejce, Jádrové ovoce
5. Hodnota shrinkovaných kategorií	✓	Nákladná kategorie: Ryby, Červené maso, Pultové občerstvení
6. Podíl shrinku na svých tržbách pro kategorie produktů	✓	Kategorie s vyšším podílem: Drobné občerstvení, Cukrářské výrobky, Jogurty, Kategorie s nižším podílem: Ovoce
7. Podíl shrinku na tržbách hlavní kategorie pro kategorie produktů	✓	Pouze kategorie Bylinky
8. Den záznamu má vliv na počet shrinků	✓	Pravidlo nalezeno pro velké prodejny a záznamy ve středu, čtvrtku, pátek.
9. Velké prodejny a velká města vyhazují více produktů	✗	
10. Spektrum produktů na velkých prodejnách	✗	
11. Lokalita má vliv na velikost shrinku	✗	

asociační pravidla. Sukcedent byl tvořen všemi možnými sloupcí ve vstupních datech a skládat se mohl z jednoho až čtyř boolovských atributů těchto sloupců.

Výsledky zkoumání produktů, u kterých nebyla pomocí korelační analýzy odhalena závislost, jsou popsány na kategorii čtvrté úrovně Masné výrobky – pultový prodej. Jedná se celkem o dvacet produktů. Všechny produkty měly zaznamenaný shrink do jednoho kusu. Z produktů, které neměly statisticky významný koeficient, sedm z nich bylo evidovaných pouze v okrese hlavní město Praha a jedná se o produkty, které nebyly v promoakci, ale zároveň měli evidované prodeje během sledovaného období. Pro pět z nich dále platí, že s více než 80% konfidencí pochází záznamy z menších prodejen. Pro produkt Klobása ostravská platí, že pokud byl v období po promoakci byl vyhazován na malých prodejnách (97% konidence), zatímco na velkých prodejných byl vyhazován, když v promoakci nebyl (89% konidence). O produktu Slanina uzená lze tvrdit z dat, že s 63% konfidencí se vyhazuje na malých prodejnách. Všechny záznamy se týkají nepromočního období produktu. 40% dat bylo zaznamenáno v poslední čtvrtině sledovaného měsíce. Produkt Salám točený pikantní bylo zjištěno, že byl vyhazován se 73% konfidencí na malých prodejnách, a to jak během probíhající promoakce, tak po ní i v období, kdy v promoakci nebyl.

Co se týče deseti produktů, u kterých nebyla zjištěna závislost na prodejích ostatních produktů, až na jeden produkt, všechny tyto produkty neměly ve sledovaném období promoakci, ale měly záznamy o prodejích v tomto období. Čtyři produkty byly zaznamenané na velkých prodejnách, jeden z nich pouze na prodejnách v Praze. 81% záznamů produktu Párky královské, byly zaznamenané v první čtvrtině v měsíci, kdy nebyly v promoakci. Naopak pro Šunku prosciutto platí, že v 60% záznamů byla vyhazována pouze na konci měsíce a z 94% pouze na malých prodejnách. Pro zbylé produkty nebylo nalezeno žádné pravidlo s vysokou konfidencí z důvodu velmi malého počtu záznamů – méně než pět záznamů.

Shrnutí

Pomocí metody Cleverminer bylo prozkoumáno jedenáct hypotéz týkajících se dat se záznamy shrinků. Tři hypotézy se pomocí metody 4ftMiner nepodařilo potvrdit, zbylé hypotézy našly, alespoň pro část záznamů oporu v datech. Dále se tato kapitola zabývala hledáním pravdivých tvrzení pro produkty, u kterých nebyla nalezena závislost pomocí korelační analýzy. V tomto případě asociační pravidlo předpokládalo ID těchto produktů a typ promoakce a údaj o existenci prodeje. Sukcedentem pak mohl být jakýkoli jiný sloupec vstupních dat. Výsledky byly diskutovány pro jednu ze zkoumaných kategorií čtvrté úrovně. Pro jiné kategorie by byl postup analogický. Je ale důležité zmínit, že produkty, u kterých nebyl výsledek korelační analýzy statisticky významný, bylo často velmi málo záznamů – v řádu jednotek, maximálně nízkých desítek.

Závěr

Cílem práce bylo analyzovat možné příčiny vzniku shrinků produktu a ověřit hypotézy na datech vybrané společnosti. Na analýzu bylo dále navázáno vytvořením návrhu řešení, které nabízí automatizovaný přístup pro redukci shrinků. Tento postup by tak mohl být použitý i na data dalších společností.

V teoretické části práce jsem se seznámila s odbornými pojmy z odvětví logistiky a druhý plýtvání v tomto oboru. Dále jsem definovala pojem shrink a nastínila problematiku tohoto pojmu. Poté jsem popsala konkrétní typy evidovaných shrinků ve vybrané společnosti. V další části jsem sepsala princip hlavních použitých metod pro výběr proměnných a metody GUHA. Dále jsem definovala používané odborné pojmy týkající se analýzy. Teorie se také věnuje popisu nástrojů, které jsem použila při analýze. Především se jedná o popis aplikace Power BI pro vytváření interaktivních business intelligence reportů.

Samostatná kapitola se zabývá pojmem shrink. Je uvedena jeho definice a nastíněna problematika tohoto pojmu. Pak jsem popsala konkrétní typy evidovaných shrinků dané společnosti.

Nejprve jsem se seznámila s obdrženými daty. Z rozsáhlého množství záznamů jsem vybrala vzorový měsíc, na kterém jsem prováděla všechny analýzy. Vzhledem k sezónnosti produktů a proměnlivosti poptávky trhu během roku nebylo vhodné provádět analýzu na všech dostupných datech nebo na celém roku. Z databáze a externích zdrojů jsem vytipovala další data, která by pomohla vysvětlit existenci shrinků.

Stažená surová data jsem sjednotila pro další práci do samostatného datasetu. Vznikl tak dataset s mnoha příznaky, který bylo třeba dále očistit. Odstranila jsem outliersy a vybrala pouze ten typ shrinku, jehož hodnota ztracených nákladů činila nejvíce. Obdobně jsem postupovala i co se týče kategorií produktů, kterých se shrinky týkají. Z businessové stránky problému je jasné, že ke shrinku může čas od času dojít a je třeba se soustředit pouze na ty produkty, u kterých k němu dochází opakováně. Prozkoumala jsem jednotlivé příznaky datasetu pomocí ukazatelů měřící vztahy mezi příznaky. Provedla jsem výběr proměnných pomocí analýzy hlavních komponent. Na základě zjištěných výsledků jsem označila ty příznaky, které jsou na sobě závislé a které naopak mohou pomoci vysvětlit shrink. Z výsledků vyplynulo, že v případě hierarchických dat nemá smysl uvažovat všechny úrovně hierarchie. Na základě ukazatelů měřících závislost byla nalezena silná závislost pouze mezi příznaky, které na sobě závisí již z povahy své definice. Konkrétní produkt a prodejna nesou část informace o výši shrinku a podílu na tržbách. Nejvíce variability v datech nesly příznaky

(s vynecháním závislých příznaků) – prodejna, datum transakce, počet obyvatel, šestá úroveň kategorie, kraj.

Data jsem analyzovala také pomocí interaktivního reportu. Odhaleny tak byly kategorie, kterých se shrink nejvíce týká. Nejvíce postižené jsou čerstvé výrobky. Došlo také k porovnání evidovaných shrinků mezi jednotlivými prodejnami a regiony. Ukázalo se, že umístění prodejny nemá podle dat významný vliv na vznik shrinku.

Provedla jsem korelační analýzu, která zkoumá závislosti mezi datasetem se shrinky a tržbami. Jedná se jak o tržby shrinkovaného produktu, tak promoční tržby ostatních produktů v kategorii definované úrovně produktové hierarchie. Korelační analýza takto dokáže rozdělit shrinkované produkty do několika kategorií v závislosti na hodnotě korelačního koeficientu. Zde je důležité upozornit, že kauzalita odůvodněná hodnotou korelačního koeficientu byla businessovým rozhodnutím. V případě pochybení by následky pro společnost nebyly fatální. Naopak se jedná o postup, který společnost může snadno ovlivnit. Společnost totiž může plánovat zásobování prodejen a své promoakce s ohledem na kategorizaci produktů. Postup je implementovaný v jazyce Python jako sada funkcí, způsob použití funkcí je uveden v nástroji Jupyter Notebook. Korelační analýzu jsem spustila na obdržených datech a diskutovala jsem výsledky pro nejčastěji shrinkované kategorie.

Na základě výsledků zjištěných z vizualizačního reportu a ze vztahů mezi příznaky a cílovými sloupci jsem sestavila hypotézy, které jsem otestovala na obdržených datech metodou 4ftMiner. Touto metodou jsem zároveň analyzovala i ty produkty, u kterých se nepodařilo vysvětlit shrink korelačním vztahem s tržbami.

S ohledem na provedená pozorování bylo navrženo, jak se chovat k určitým produktům a jak upravovat jejich zavážené množství na prodejny nebo prodejní cenu. Eliminovat veškeré shrinky je nemožné, neboť společnost potřebuje nabízet více zboží než se skutečně prodá, aby nemohlo dojít k výpadku zásob. Z toho důvodu může u přebytečných jednotek produktů dojít ke zkažení nebo expiraci zboží. Nicméně je na rozhodnutí společnosti, zda s tímto zbožím naloží ekologicky. Zlikviduje ho např. prostřednictvím kompostérů, nebo zboží poskytne potravinovým bankám, či organizacím starajícím se o zvířata. V těchto institucích si již kvalitu produktů zhodnotí podle svých potřeb. Další možností je také využít odepsané zboží jako surovinu pro další výrobu, a to jak ve vlastním podniku, tak přeprodejem za sníženou cenu jinému subjektu.

V návaznosti na tuto práci by mohlo být dále otestováno celé portfolio vybrané společnosti. Navržený způsob rozdělení produktů do kategorií podle jejich vztahu k ostatním produktům by mohl být převeden do soběstačného nástroje, který nevyžaduje programátorský přístup a může tak být využity například při navrhování promoakcí produktů. Tomu samozřejmě musí předcházet několikanásobné testování na datech z více zdrojů, které ale nebyly k dispozici pro tuto diplomovou práci.

Seznam obrázků

1.1	Příklady plýtvání Muda, Mura a Muri při transportu šesti tun materiálu.[23]	16
1.2	Topologie shrinků. Zdroj: [43]	21
2.1	Znázornění dvou hlavních komponent na pro dvě proměnné. Zdroj: vlastní.	26
2.2	Vztah mezi tvrzeními vzorku dat a celých dat v metodě GUHA. Zdroj: vlastní.	32
2.3	Základní postup procedury GUHA. Zdroj: vlastní.	32
2.4	Ukázka nástroje Power Query. 1 – Možné interakce s daty. 2 – Seznam nahraných tabulek, případně proměných a funkcí. 3 – Ukázka vybraných dat. 4 – Seznam kroků a vlastností. Zdroj: [39].	38
2.5	Základní typy sloupcových grafů. Zdroj: [40], upraveno.	39
2.6	Základní typy bodových grafů. Zdroj: [39], upraveno.	40
2.7	Mapa stromové struktury s tooltipem. Zdroj: [39].	40
2.8	Ukázka vizuálů jednořádková karta (vlevo) a víceřádková karta (vpravo). Zdroj: vlastní.	40
2.9	Ukázka vizuálu matice. Zdroj: [39].	40
2.10	Přechod k podrobnostem více polí. Zdroj: [39].	41
3.1	Zastoupení typů shrinků způsobených škodami v datech z března roku 2023 podle hodnoty shrinku.	48
3.2	Zastoupení kategorií úrovně 1 v datech z března roku 2023 podle hodnoty shrinku.	48
3.3	Znázornění odlehlých hodnot pro vybrané nominální příznaky.	49
3.4	Matice koeficientů vzájemné informace mezi příznaky.	50
3.5	Matice koeficientů Cramerovo V pro kategorické příznaky.	51
3.6	Matice koeficientů Theilovo U mezi příznaky.	52
3.7	Rozptylový inflační faktor.	53

3.8	Vzájemná informace mezi příznaky cílovými sloupci.	53
3.9	PCA - vysvětlený rozptyl hlavních komponent.	54
3.10	PCA - kumulativní vysvětlený rozptyl hlavních komponent.	54
3.11	Příspěvek proměnných ke komponentám 0 až 10.	54
3.12	MCA - vysvětlený rozptyl hlavních komponent.	55
3.13	MCA - kumulativní vysvětlený rozptyl hlavních komponent.	55
3.14	Příspěvek proměnných ke komponentám 0 až 5.	56
4.1	Datový model tabulek v Power BI reportu.	58
4.2	Power BI reporting pro zobrazení údajů o shrincích.	60
4.3	Ukázka interakce grafu záznamů shrinku pro přístupy k různým úrovním produktové hierarchie.	60
4.4	Power BI – Detail tabulky vybrané ukazatele pro jednotlivé kategorie v produktové hierarchii.	61
4.5	Power BI reporting pro zobrazení údajů o shrincích z pohledu prodejen.	61
4.6	Power BI reporting pro zobrazení údajů o shrincích kategorie Čerstvé a Velmi čerstvé z pohledu prodejen.	62
4.7	Power BI – Zobrazení údajů o shrincích kategorie Čerstvé a Velmi čerstvé se zaměřením na kategorie a produkty.	63
4.8	Power BI – Proklik na stránku s detailem produktu.	63
4.9	Power BI – Zobrazení údajů o shrincích kategorie Čerstvé a Velmi čerstvé se zaměřením na časové údaje.	64
4.10	Power BI report – Detail produktu.	65
4.11	Power BI report – Zastoupení kategorií na celkových tržbách ve sledovaném období (vlevo) a porovnání vzhledem k velikosti prodejen (vpravo).	66
4.12	Power BI report – Zastoupení kategorií 3. a 4. úrovně na celkových tržbách ve sledovaném období.	66
4.13	Power BI report – Zobrazení krajů podle velikosti hodnoty shrinku (vlevo) a počet prodejen v regionu (vpravo).	68
4.14	Power BI report – Zobrazení krajů podle průměrné hodnoty shrinku na jednu prodejnu v porovnání s podílem shrinku na průměrných tržbách kraje.	69
4.15	Power BI report – Porovnání hodnoty shrinku a počtu prodejen pro jednotlivé kraje.	69

4.16 Power BI report – Porovnání typů prodejen z hlediska podílu shrinku na tržbách (nahoře) a průměrné velikosti shrinku jedné prodejny v kategorii	69
4.17 Power BI report – Hodnota shrinku pro typ prodejny). Prodejny s nejvyšší hodnotou ukazatelů (vpravo) – ztracené náklady a podíl shrinku na tržbách.	70
4.18 Power BI report – Velikost shrinku na prodejně versus podíl shrinku na tržbách. Velikost zobrazeného bodu ukazuje výši tržeb na prodejně	70
4.19 Power BI report – Průměrná hodnota shrinku prodejen podle velikosti měst, ve které se nachází prodejna.	71
4.20 Power BI report – Počet záznamů vzhledem ke dni v týdnu a čtvrtině měsíce.	71
4.21 Power BI report – Počet záznamů podle typu promoakce shrinkovaného produktu.	72
4.22 Power BI report – Ztracené náklady (hodnota shrinku) vs Podíl shrinku produktu na tržbách produktu. Velikost bodů odpovídá počtu záznamů.	72
5.1 Kategorizace produktů podle korelace hodnoty shrinku s tržbami. . .	75
5.2 Struktura souborů pro kód zpracovávající korelační analýzu.	78
5.3 Počet produktů z kategorie Masné výrobky – pultový prodej roztríděné pomocí korelační analýzy v závislosti na různých ukazatelích.	87
5.4 Počet produktů z kategorie Slané pečivo roztríděné pomocí korelační analýzy v závislosti na různých ukazatelích.	87
5.5 Počet produktů z kategorie Plodová zelenina roztríděné pomocí korelační analýzy v závislosti na různých ukazatelích.	88
5.6 Závislost mezi tržbami produktu a tržbami ostatních produktů v kategorii během promoakce (Masné výrobky – pultový prodej).	88
5.7 Vizualizace výsledků rozdělení přiřazených kategorií pro kategorii produktů Masné výrobky – pultový prodej.	89
6.1 Histogram pro hodnoty velikosti shrinku v peněžních jednotkách. . .	91
6.2 Histogram pro hodnoty objemu shrinku v kusech.	91
6.3 Histogram podílu shrinku na tržbách shrinkovaného produktu.	91
6.4 Histogram podílu shrinku a tržeb v kategorii úrovně 1.	91
6.5 Histogram podílu shrinku na celkových tržbách prodejny.	91

Seznam tabulek

1.1	Přehled jednotlivých typů shrinků způsobených inventurou.	22
1.2	Přehled jednotlivých typů shrinků způsobených škodami.	23
2.1	<i>4ft-tabulka</i> matice \mathbf{M} s asociačním pravidlem $\varphi \approx \psi$	34
3.1	Počet podkategorií na jednotlivých úrovních a zastoupení nejvyšší kategorie v rámci produktového portfolia.	43
4.1	Tabulka základních metrik pro kategorie první úrovně produktové hierarchie.	67
4.2	Tabulka základních metrik pro jednotlivé typy shrinků.	67
5.1	Umělá data pro znázornění přiřazování promoakcí k transakcím. . . .	81
5.2	Tabulka transakcí a promoakcí s přidaným příznakem typ promoakce.	82
5.3	Zastoupení vybraných shrinků ve zkoumaných datech (kategorie Čerstvé a Velmi čerstvé).	85
5.4	Tabulka čtyř kategorií ze čtvrté úrovně produktové hierarchie podle zastoupení zaznamenané hodnoty shrinku na všech evidovaných shrincích.	86
6.1	Výstup funkce <code>cleverminer</code> pro hypotézu 1.	93
6.2	Shrnutí ověření hypotéz na vzorových datech společnosti.	98

Literatura

- [1] BAUDIN, Michel. *Lean Logistics: The Nuts and Bolts of Delivering Materials and Goods*. New York: Productivity Press, 2005. ISBN 978-1563272967.
- [2] CHRISTOPHER, Martin. *Logistics & Supply Chain Management*. 5th ed. Harlow: Pearson Education Limited, 2016. ISBN 9781292083797.
- [3] HASTIE, T., TIBSHIRANI R., FRIEDMAN J. H. *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. 2nd ed. New York: Springer, 2009. Springer series in statistics. ISBN 978-0-387-84857-0.
- [4] What is the difference between Logistics and Supply Chain Management. In: *IIM Udaipur Chronicles* [online]. 11. 10. 2019. [cit. 2022-11-07] Dostupné z: <https://www.iimu.ac.in/blog/what-is-the-difference-between-logistics-and-supply-chain-management/>
- [5] JIRSÁK, Petr, MERVART, Michal, VINŠ, Marek. *Logistika pro ekonomy – vstupní logistika*. 1. vydání. Praha: Wolters Kluwer ČR, 2012.
- [6] JONES, Daniel T., HINES Peter a RICH Nick. Lean logistics. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*. 1997, **27**(3/4), 153-173. ISSN 0960-0035. Dostupné z: doi:10.1108/09600039710170557
- [7] KURITA, Takio. *Principal component analysis (PCA). Computer Vision: A Reference Guide*. 2019, 1-4. [cit. 2022-11-07] Dostupné z: https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-3-030-03243-2_649-1.pdf
- [8] TONHAUSEROVÁ, Zuzana. *Metoda hlavních komponent a její aplikace*. Diplomová práce. Olomouc: UPOL. 2013 [cit. 2023-12-18]. Dostupné z: https://theses.cz/id/iwan2b/Zuzana_Tonhauserov_-_Metoda_hlavnch_komponent.txt
- [9] JAADI, Zakaria. *A Step-by-Step Explanation of Principal Component Analysis (PCA)* [online]. [cit. 2023-03-04]. Dostupné z: <https://builtin.com/data-science/step-step-explanation-principal-component-analysis>
- [10] MILLS, Peter. *Efficient statistical classification of satellite measurements*. In: *International Journal of Remote Sensing*. Informa UK Limited, 2011, 32(21): 6109-6132. [cit. 2023-12-18]. Dostupné z: doi:10.1080/01431161.2010.507795

- [11] ZAMAZAL, Petr. *Statistická analýza rozsáhlých dat z průmyslu*. Diplomová práce, vedoucí Šomplák, Radovan. Vysoké učení technické v Brně, 2010.
- [12] DI FRANCO, Giovanni. *Multiple correspondence analysis: one only or several techniques?*. Quality & Quantity, 2016, 50.3: 1299-1315. [cit. 2023-03-05]. Dostupné z: doi:10.1007/s11135-015-0206-0
- [13] ABDI, Hervé, VALENTIN, Dominique. *Multiple correspondence analysis*. In: *Encyclopedia of measurement and statistics*. 2007, 2.4: 651-657. [cit. 2023-03-05]. Dostupné z: <https://personal.utdallas.edu/~Herve/Abdi-MCA2007-pretty.pdf>
- [14] NAVARA, Mirko. *Teorie informace*. [online]. 3. 1. 2017 [cit. 2023-12-15]. Dostupné z: https://cmp.felk.cvut.cz/~navara/psi/TI_ebook.pdf
- [15] PŘICHYSTAL, Jan. *Úvod do teorie informace*. [online]. 3. 1. 2007 [cit. 2023-12-15]. Dostupné z: <https://akela.mendelu.cz/~jprich/predn/teoinf.pdf>
- [16] KROUPA, Tomáš. *Úvod do teorie informace: Matematické základy komprese a digitální komunikace*. [online]. [cit. 2023-12-15]. Dostupné z: https://math.fel.cvut.cz/en/people/gollova/tik/TI_prednasky.pdf
- [17] GREENACRE, Michael. *Correspondence analysis in practice*. chapman and hall/crc, 2017. [cit. 2023-03-05].
- [18] Correspondence analysis. In *Wikiwand* [online]. [cit. 2023-03-06]. Dostupné z: https://www.wikiwand.com/en/Correspondence_analysis
- [19] WRONKA, Anna. LEAN LOGISTICS. *Journal of Positive Management*. 2017, 7(2), 55-63. ISSN 2392-1412. Dostupné z: doi:10.12775/JPM.2016.012
- [20] SUTHERLAND Joel, BENNETT Bob. *The Seven Deadly Wastes of Logistics: Applying Toyota Production System Principles to Create Logistics Value*. Bethlehem, PA: Lehigh University, 2007. Dostupné z: <https://www.researchgate.net/publication/265356600>
- [21] SKHMOT, Nawras. *The Lean Way Blog: The 8 Wastes of Lean. The Lean Way* [online]. 5. 8. 2017 [cit. 2022-11-17]. Dostupné z: <https://theleanway.net/The-8-Wastes-of-Lean>
- [22] SKHMOT, Nawras. *The Lean Way Blog: What is Lean?.. The Lean Way* [online]. 5. 8. 2017 [cit. 2022-11-17]. Dostupné z: <https://theleanway.net/what-is-lean>
- [23] SKHMOT, Nawras. *The Lean Way Blog: What is Muda, Mura, and Muri?.. The Lean Way* [online]. 5. 8. 2017 [cit. 2022-11-17]. Dostupné z: <https://theleanway.net/muda-mura-muri>
- [24] Learning the Lingo: 3 definitions related to unsold food inventory. In: *Blog - Spoiler Alert* [online]. 17. 06. 2019. [cit. 2022-02-07] Dostupné z: <https://blog.spoileralert.com/3-definitions-unsold-food-inventory>

- [25] HALFORD, M. Prince [online]. [cit. 2023-03-08]. Dostupné z: <https://github.com/MaxHalford/prince>
- [26] BAIJAYANTA, Roy., All about Categorical Variable Encoding [online]. [cit. 2023-03-13]. Dostupné z: <https://towardsdatascience.com/all-about-categorical-variable-encoding-305f3361fd02>
- [27] scikit-learn Machine Learning in Python [online]. 2023 [cit. 2023-03-21]. Dostupné z: <https://scikit-learn.org/stable/>
- [28] Multiclass and multioutput algorithms. scikit [online]. [cit. 2023-04-10]. Dostupné z: <https://scikit-learn.org/stable/modules/multiclass.html>
- [29] BOBBITT, Zach. How to Interpret Cramer's V In Statology [online]. 2021 [cit. 2023-03-21]. Dostupné z: <https://www.statology.org/interpret-cramers-v/>
- [30] ZYCHLINSKI, Shaked. The Search for Categorical Correlation [online]. 2018 [cit. 2023-03-14]. Dostupné z: <https://towardsdatascience.com/the-search-for-categorical-correlation-a1cf7f1888c9>
- [31] HOLČÍK, Jiří, KOMENDA, Martin (eds.) a kol. Matematická biologie: e-learningová učebnice [online]. 1. vydání. Brno: Masarykova univerzita, 2015. [cit. 2023-03-14]. ISBN 978-80-210-8095-9.
- [32] FROST, Jim. Choosing the correct type of regression analysis. [online]. [cit. 2023-04-10]. Dostupné z: <https://statisticsbyjim.com/regression/choosing-regression-analysis/>
- [33] Multiclass logistic regression. In Refactored [online]. [cit. 2023-04-10]. Dostupné z: <https://refactored.ai/>
- [34] BIAU, Gérard; SCORNET, Erwan. A random forest guided tour. In: Test [online]. 2016, 25: 197-227. [cit. 2023-04-10].
- [35] LOK, Leon. Decision trees, random forests and gradient boosting: What's the difference? [online]. 5. 1. 2022. [cit. 2023-04-10]. Dostupné z: <https://leonlok.co.uk/blog/decision-trees-random-forests-gradient-boosting-whats-the-difference/>
- [36] Scipy.stats.pearsonr. In *scipy.stats.pearsonr - SciPy v1.11.4 Manual* [online]. [cit. 2023-12-10]. Dostupné z: <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.stats.pearsonr.html>
- [37] Jupyter Team. Jupyter Notebook Documentation. [online]. [cit. 2023-12-27]. Dostupné z: <https://jupyter-notebook.readthedocs.io/>
- [38] HeidiSQL. [online]. [cit. 2023-12-27]. Dostupné z: <https://www.heidisql.com/>
- [39] Dokumentace ke službě Power BI. [online]. 2023. [cit. 2023-12-28]. Dostupné z: <https://learn.microsoft.com/cs-cz/power-bi/>

- [40] KUMAR, Bijay. *Power BI Column Chart – Complete tutorial*. [online]. 2021. [cit. 2023-12-28]. Dostupné z: <https://www.enjoysharepoint.com/power-bi-column-chart/>
- [41] BILÍK, Jan. *Databáze demografických údajů za vybraná města ČR* [online]. 30. 05. 2023 [cit. 2023-07-12]. Dostupné z: <https://www.czso.cz/csu/czso/databaze-demografickych-udaju-za-vybrana-mesta-cr>
- [42] HUBER, Nicholas, MICHAEL, Katina, *Minimizing Product Shrinkage across the Supply Chain using Radio Frequency Identification: a Case Study on a Major Australian Retailer*,. In: *International Conference on the Management of Mobile Business (ICMB 2007)*. Toronto, ON, Canada, 2007, 45-45. [cit. 2023-12-16]. Dostupné z: doi: 10.1109/ICMB.2007.43.
- [43] BECK, Adrian. *Moving beyond shrinkage: developing a definition and typology of total retail loss*. 2018, 93–110. <https://doi.org/10.1057/s41284-017-0090-5>
- [44] RAUCH, Jan, ŠIMŮNEK, Milan *Metoda GUHA a Systém LISp-Miner* [online]. [cit. 2023-12-15]. Dostupné z: lispminer.vse.cz
- [45] MASA, Petr. *CleverMiner – Beyond apriori*. [online]. [cit. 2023-12-15]. Dostupné z: www.cleverminer.org
- [46] de WINTER, Joost, GOSLING, Samuel, POTTER, Jeff. *Comparing the Pearson and Spearman Correlation Coefficients Across Distributions and Sample Sizes: A Tutorial Using Simulations and Empirical Data*. *Psychological Methods*. 2016, 21: 273-290. Dostupné z: doi: 10.1037/met0000079.

Příloha A

Popis přiložených souborů

data – složka se vzorovými datovými zdroji pro spuštění korelační analýzy.

Categorization – složka se zdrojovými kódy naimplementovaného modulu