

EKONOMICKÁ UNIVERZITA V BRATISLAVE
FAKULTA HOSPODÁRSKEJ INFORMATIKY

Č. 103002/I/2022/36114651036921348

Spracovanie údajov z účtovníctva s využitím nástrojov IBM
Diplomová práca

2022

Bc. Henrich Marcinov

EKONOMICKÁ UNIVERZITA V BRATISLAVE
FAKULTA HOSPODÁRSKEJ INFORMATIKY

Spracovanie údajov z účtovníctva s využitím nástrojov IBM

Diplomová práca

Študijný program:	Účtovníctvo a audítorstvo
Študijný odbor:	Ekonómia a manažment
Školiace pracovisko:	Katedra účtovníctva audítorstva
Vedúci záverečnej práce:	Ing. Michaela Bednárová
Konzultantka záverečnej práce:	doc. Ing. Zuzana Kubaščíková, PhD.

PodĎakovanie

Ďakujem vedúcej mojej diplomovej práce Ing. Michaele Bednárovej a konzultantke záverečnej práce doc. Ing. Zuzane Kubaščíkovej, PhD., za odborné vedenie, cenné rady, pripomienky a pomoc pri jej spracovaní.

ABSTRAKT

Bc. MARCINOV, Henrich: Spracovanie údajov z účtovníctva s využitím nástrojov IBM [Diplomová práca], Ekonomická univerzita v Bratislave, Fakulta hospodárskej informatiky: Katedra účtovníctva a audítorstva, Vedúca diplomovej práce: Ing. Michaela Bednárová, Bratislava, 2022, s. 63.

Cieľom práce je zhodnotenie konkrétneho podniku a porovnanie jeho výsledkov s odvetvím pomocou nástrojov od spoločnosti IBM a Microsoft. Podkapitoly sa venujú hlavne hĺbkovej analýze údajov, charakteristike účtovných výkazov, softvéru používaného na spracovávanie údajov a definícia finančných ukazovateľov na vykonanie finančnej analýzy podniku. Opísanie procesu spracovania údajov z účtovníctva a ich výzvy ako je správne načítanie údajov, manipulácia a analýza. Porovnanie výstupov zo softvéru SPSS modeler a PowerBI. Interpretácia výsledkov finančnej analýzy na danom podniku. Použitie Králičkovho rýchleho testu na vyhodnotenie podniku a vyhodnotenie finančného zdravia podľa totožného SK NACE za rok 2020.

Kľúčové slová: SPSS Modeler, PowerBI, finančná analýza, data, data mining, finančné výkazy, big data, Kralickov rýchly test, SK NACE

ABSTRACT

Bc. MARCINOV, Henrich: Data Processing from Accounting Using IBM Tools [Diploma Thesis], University of Economics in Bratislava, Faculty of Business Informatics: Department of Accounting and Auditing, Thesis supervisor: Ing. Michaela Bednárová, Bratislava, 2022, p. 63.

The aim of the work is to evaluate a specific company and compare its results with the industry using tools from IBM and Microsoft. The subchapters are mainly devoted to in-depth data analysis, characteristics of financial statements, software used for data processing and definition of financial indicators to perform financial analysis of the company. Description of the process of data processing from accounting and their challenges such as correct data retrieval, manipulation and analysis. Comparison of outputs from SPSS modeler and PowerBI software. Interpretation of the results of financial analysis at the company. Use of the Kralick's quick test for the evaluation of the company and the evaluation of financial health according to the identical classification of SK NACE for the year 2020.

Keywords: SPSS Modeler, PowerBI, financial analysis, data, data mining, financial statements, big data, Kralick's quick test, SK NACE

Obsah

Úvod.....	12
1 Čo je Data mining v účtovníctve?.....	13
1.1.1 Pojem Big Data	13
1.1.2 Ciele a výzvy pri analýze Big Data.....	15
1.2 Prehľad hĺbkovej analýzy údajov	15
1.2.1 Základné techniky data miningu	17
1.3 Zdroj údajov v účtovníctve.....	18
1.3.1 Súvaha.....	18
1.3.2 Výkaz ziskov a strát	19
1.3.3 Poznámky.....	21
1.3.4 Prehľad peňažných tokov.....	22
1.4 Softvér používaný pri analýze účtovných údajov	24
1.4.1 Využitie softvéru IBM SPSS Modeler.....	24
1.4.2 Využitie softvéru Sas Enterprise Miner	25
1.4.3 Využitie softvéru Microsoft PowerBI.....	26
1.5 Finančné a nefinančné údaje	26
1.5.1 Finančná analýza účtovných výkazov.....	27
1.5.2 Kráľíkov rýchly test.....	29
2 Cieľ a metodika práce	31
3 Finančná analýza a zhodnotenie výsledkov daného podniku	33
3.1.1 Základné informácie o podniku	33
3.1.2 Vybrané ukazovatele vstupujúce do modelu.....	34
3.2 Príprava údajov v PowerBI a v IBM SPSS Modeler.....	36
3.2.1 Zlúčenie výkazov do jednej tabuľky v PowerBI.....	36
3.2.2 Nastavenie nových vzorcových stĺpcov v PowerBI.....	40
3.2.3 Zlúčenie výkazov do jednej tabuľky v SPSS Modeler	41
3.2.4 Nastavenie nových vzorcových stĺpcov v SPSS Modeleri	46
3.2.5 Analýza vizuálnych výstupov v PowerBI.....	47
3.2.6 Analýza vizuálnych výstupov v SPSS Modeleri.....	49

3.3	Vyhodnotenie Králičkovho rýchleho testu	52
3.3.1	Rýchly test podnikov v odvetví podľa SK NACE	54
4	Diskusia.....	59
5	Záver	60
	Zoznam Použitej Literatúry	62

Zoznam obrázkov

Obrázok č. 1 Charakterizácia Big Data podľa množstva, rýchlosti a pestrosti.....	14
Obrázok č. 2 Príklad na prepojenosť finančných a nefinančných údajov.....	26
Obrázok č. 3 Import údajov do PowerBI	36
Obrázok č. 4 Transponovanie Aktív firmy Edgar Baker s.r.o. - Rok 2020	37
Obrázok č. 5 Zlúčenie tabuľky aktív s pasívami pomocou zlučovacieho dotazu.....	38
Obrázok č. 6 Plánované zlúčenie výkazov všetkých rokov firmy do jednej tabuľky	38
Obrázok č. 7 Séria postupov na spojenie účtovných výkazov v IBM SPSS Modeler	42
Obrázok č. 8 Uzol - Select a vzorec na vyplnenie podmienky	43
Obrázok č. 9 Uzol Filler v softvéri IBM SPSS Modeler	44
Obrázok č. 10 Uzol Transpose v SPSS Modeler	45
Obrázok č. 11 Zadanie stĺpca rok v softvéri IBM SPSS Modeler	45
Obrázok č. 12 Pridanie nových vzorcových stĺpcov v SPSS Modeleri	46
Obrázok č. 13 Nastavenie uzla Time Series v SPSS Modeleri.....	50
Obrázok č. 14 Označenie vzorca na vyhodnotenie rýchleho testu.....	52
Obrázok č. 15 Heatmap hodnotení podnikov za rok 2020 podľa SK NACE	56
Obrázok č. 16 Hustota firiem na Slovensku podľa SK Nace v softvéri PowerBI	57
Obrázok č. 17 Distribúcia podnikov v Bratislave podľa SK NACE.....	58

Zoznam tabuliek...

Tabuľka č. 1 Zjednodušená štruktúra súvahy.....	19
Tabuľka č. 2 Zjednodušená štruktúra výkazu ziskov a strát	20
Tabuľka č. 3 Základná štruktúra výkazu peňažných tokov.....	23
Tabuľka č. 4 Vybrané pomerové finančné ukazovatele	28
Tabuľka č. 5 Stupnica hodnotenia rýchleho testu	30
Tabuľka č. 6 Predmet podnikania podniku Edgar Baker s.r.o.	33
Tabuľka č. 7 Štruktúra majetku a zdrojov krytia	39
Tabuľka č. 8 Výkaz ziskov a strát 2018-2020.....	40
Tabuľka č. 9 Porovnanie prognózy oproti reálnemu výsledku hospodárenia	49
Tabuľka č. 10 Porovnanie prognózy oproti reálnemu výsledku hospodárenia – SPPS Modeler	51
Tabuľka č. 11 Vyhodnotenie položiek rýchleho testu počas 2018 až 2020	53
Tabuľka č. 12 Počet účtovných závierok za rok 2020 s SK NACE 781 00.....	55
Tabuľka č. 13 Priemer hodnotení rýchleho testu podľa SK NACE.....	56

Zoznam grafov

Graf č. 1 Rentabilita vlastného kapitálu v PowerBI.....	47
Graf č. 2 Prognóza Výsledku Hospodárenia na 3 roky dopredu v PowerBI.....	48
Graf č. 3 Vybrané pomerové ukazovatele v IBM SPSS Modeler	49
Graf č. 4 Prognóza Výsledku Hospodárenia na 3 roky v softvéri SPSS Modeler	51
Graf č. 5 Vyhodnotenie rýchleho testu počas 2018 až 2020.....	53

Úvod

Témou našej diplomovej práce je spracovanie údajov z účtovníctva s využitím nástrojov IBM. Spracovanie údajov je široký pojem. Pokrýva širokú škálu úkonov vykonávaných s finančnými a nefinančnými údajmi vrátane manuálnych alebo automatizovaných prostriedkov. Zahŕňa zber, zaznamenávanie, prípravu, ukladanie, úpravu alebo zmenu, konzultáciu, používanie, zverejnenie. Spracovanie údajov nám pomáha vykonať informované rozhodnutia do budúcnosti. Pomocou spracovania údajov a softvéru od IBM bude našim cieľom predstaviť celý tento proces na konkrétnom podniku za obdobie 2018 až 2020.

Prvou kapitolou je definícia údajov a data miningu, aké typy údajov poznáme a prečo sú údaje dôležité. Kapitola je rozdelená do viacerých podkapitol, ktoré sa venujú hlavne hĺbkovej analýze údajov, charakteristike účtovných výkazov, softvéru používaného na spracovávanie údajov a definícia finančných ukazovateľov na vykonanie finančnej analýzy podniku.

V kapitole cieľ a metodika práce sme stanovili hlavný cieľ diplomovej práce a k nej náležiacie parciálne ciele, ktoré musíme dosiahnuť, ak plánujeme splniť náš hlavný cieľ. V tejto kapitole sme taktiež uviedli, na základe akých zdrojov sme získali potrebné poznatky.

Ďalšou kapitolou je praktická časť diplomovej práce s názvom finančná analýza a zhodnotenie výsledkov daného podniku. V tejto kapitole sme sa sústredili na samotný proces až od zberu údajov cez ich úpravu až po ich interpretáciu. Zároveň sme analyzovali zdravie podniku a snažili sa predpovedať výsledok hospodárenia do budúcnosti a pomocou rýchleho testu sme zhodnotili podobné podniky na Slovensku za rok 2020 s totožným SK NACE.

V kapitole diskusia sme vyjadrili svoj názor na celkový proces zberu údajov a taktiež aj niekoľko návrhov, ktoré by mohli v budúcnosti pomôcť zjednodušiť tento proces. V závere sme zhrnuli cieľ diplomovej práce a opísali jej jednotlivé kapitoly.

1 Čo je Data mining v účtovníctve?

Data mining vznikol z dvoj pojmov : „data“ ako vyhľadávanie dôležitých informácií v rozsiahlych databázach a „mining“ ako samotná extrakcia horniny, ktorú považujeme za cennú. (Janošcová, 2016) Data mining je v princípe zber údajov z každého možného zdroja a snaha dostať z nich čo najviac.

V účtovníctve sa nachádza mnoho účtovných záznamov, ktoré generujú údaje vo firme. Dnes v 21. storočí nám technológia pomáha vyťažiť dané informácie z daných údajov pomocou softvérových nástrojov v minulosti to boli zárezy na hlinených tabuľkách. Pomocou týchto nástrojov sa ľudia rozhodovali na základe údajov. Čo platilo kedysi tak platí aj teraz len množstvo údajov sa niekoľkokrát znásobilo.

Samotné nástroje nie sú kľúčom ku nájdeniu problému ale s ich pomocou môžeme robiť lepšie informované rozhodnutia. V data miningu musíme klásť dôraz na koncepty a vlastnosti daných metód a nie na mechanické kroky ako aplikovať všetky rôzne nástroje na ťažbu údajov. Napriek všetkým možným lákadlám, ktoré nám počítačové softvéry poskytnú vždy tu bude potreba niekoho aby urobil dôležité rozhodnutie o tom, ako bude celý proces prebiehať a ktoré nástroje budú použité. (Kantardzic, M. 2011)

Ako najväčšie generátory údajov sú účtovné doklady ,ktoré môžu obsahovať vyše desiatky údajových prvkov. Denne sa generujú terabajty údajov v spoločnostiach nato aby sme mohli extrahovať skryté údaje z týchto údajov potrebujeme dataminingové techniky. Organizácie si začínajú uvedomovať až teraz dôležitosť data miningu a aký to môže mať výnos pre firmu v strategickom plánovaní.

Našťastie účtovníctvo nám pomáha v prvom kroku očistiť surové údaje a ich organizovanie. Bežný príklad organizovania účtovných dokladov vo firme si môžeme predstaviť účtovníka, ktorý zadáva prijaté faktúry do účtovného softvéru. Práve tento softvér nám pomáha si faktúry zoradiť podľa dátumu dodania, sumy, dodávateľa, splatnosti a mnoho rôznych parametrov.

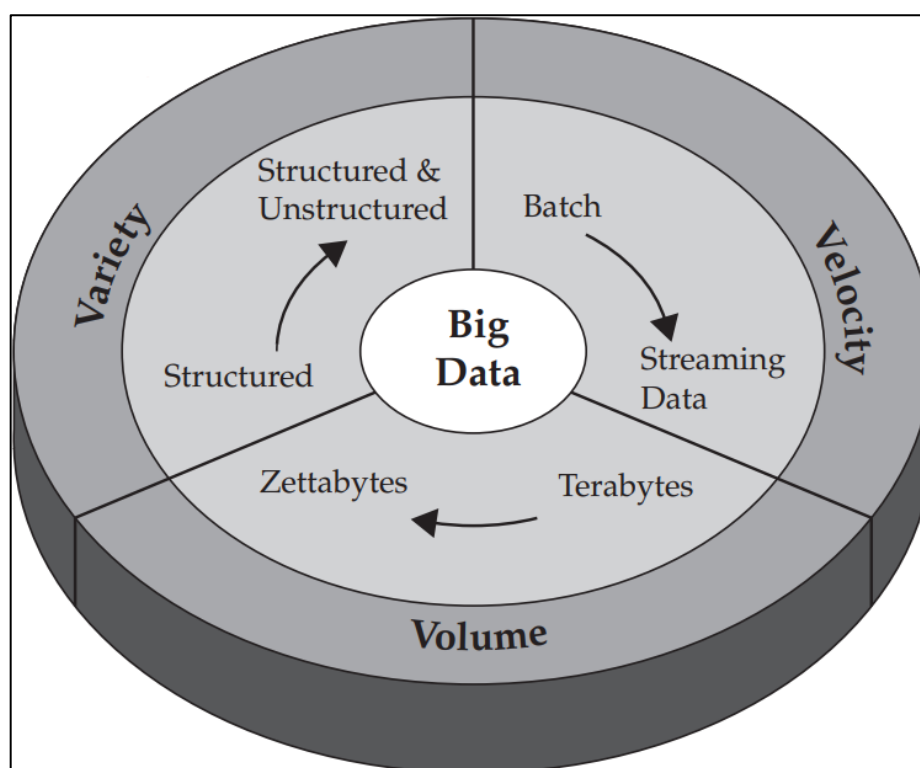
1.1.1 Pojem Big Data

Je to koncept, ktorý zahŕňa všetky neštruktúrované údaje, ktoré denne vznikajú a je ich problém spracovať bežnými metódami na spracovanie údajov ako je typický Excel worksheet. Ako pri data miningu samotný pojem „Big Data“ má niekoľko definícií, ale skoro všetky definície spomínajú tri základné charakteristiky:

- Množstvo (Volume) – veľký objem údajov, typicky začínajú na desiatkach terabytov a viac.
- Pestrosť (Variety) – reprezentuje všetky typy údajových formátov a ich rôznorodosť.
- Rýchlosť (Velocity) – rýchlosť ako sa údaje generujú.

„Ak dáta spĺňajú aspoň dve z uvedených charakteristík môžeme ich definovať ako Big Data.“ (Suja,R.,2014,)

Obrázok č. 1 Charakterizácia Big Data podľa množstva, rýchlosti a pestrosti.



Zdroj: Paul Zikopoulos, Chris Eaton, and IBM. 2011. Understanding Big Data: Analytics for Enterprise Class Hadoop and Streaming Data

Množstvo dát, ktoré vytvárame, zachytávame, kopírujeme a konzumujeme v dnešnej dobe exploduje. „V roku 2021 sa odhaduje, že sa týmto spôsobom vytvorilo vyše 64 zettabytov dát.“ (Holst A., 2021) Kde jeden zettabyte predstavuje jeden trilión terabytov. V roku 2020 sme zaznamenali najvyšší nárast údajov než sa dalo predpovedať, hlavným dôvodom bola pandémia COVID-19, keďže viac ľudí muselo pracovať a vzdelávať sa z domu. Mierku veľkosti údajov si možno predstaviť porovnaním údajov tradičnej štatistickej analýzy, ktorá

má maximálne 20 premenných a okolo 5000 záznamov s databázou Google, Amazonu alebo obchodných reťazcov ako je Lidl, Tesco a Kaufland.

1.1.2 Ciele a výzvy pri analýze Big Data

Analýza Big Data pomáha organizáciám, firmám a štátnej správe spracovať surové údaje a použiť ich na identifikovanie nových príležitostí. Viedie to k výnosnejším obchodným ťahom, efektívnejším riadením svojich zdrojov a šťastnejším zákazníkom. (Davenport T., 2013)

Analýza Big Data musí prekonať niektoré výzvy, aby bola úspešná. Hlavnou výzvou je samotná veľkosť údajov, ktoré sa musia spracovať. Vyžaduje si to silnú výpočtovú techniku analyzovať také množstvo údajov. Našťastie veľké spoločnosti ako je Amazon a Google ponúkajú svoje cloudové servery na prenájom. Ako ďalšia výzva je pestrosť údajov, keď sa údaje generujú môže sa vyskytnúť vysoký šum alebo falošné korelácie, ktoré sa musia vyčistiť. Vyžaduje to vývoj adaptívnych a robustnejších algoritmov, aby ich zachytili.

1.2 Prehľad hĺbkovej analýzy údajov

V prvej kapitole sme si vysvetlili zjednodušenú definíciu, čo je hĺbková analýza údajov. Pre podnik ako účtovnú jednotku potrebujeme presnejšie špecifikovať ako získať údaje a čo je presným cieľom analýzy údajov. Kvôli tomu existujú rôzne metódy analýz údajov pre rôzne subjekty od nadnárodných spoločností až po fyzické osoby. Užitočnosť metódy môže závisieť od rôznych faktorov ako je veľkosť vzorky, úplnosť údajov alebo skreslenie výberu kvôli zaujatosti.

Podľa G. Shmueli a kolektívu (2017) má hĺbková analýza niekoľko hlavných princípov:

- **klasifikácia údajov** je pravdepodobne najpodstatnejšou formou analýzy údajov akú môžeme poznať. Odberateľ môže zaplatiť alebo nezaplatiť na čas. Daný tovar môže byť na sklade alebo sa musí objednať. Bežnou úlohou pri data miningu je skúmanie údajov, ktoré nevieme zaradiť alebo ich budeme vedieť zaradiť až v budúcnosti. Podobné údaje, ktoré vieme zaradiť sa používajú na vývoj pravidiel a spojení, ktoré sa potom aplikujú na neznáme a nové údaje.
- **predpoveď** je podobná klasifikácii údajov, ale pri predpovedi sa snažíme odhadnúť merateľnú číselnú hodnotu ako napríklad sumu danej faktúry, transakcie, účtovného dokladu. Oproti klasifikácii kde zatriedime údaje ako kupujúci a nekupujúci.

- **prieskum údajov** sa zameriava na pochopenie „datasetu“ a v akom kontexte sa nachádzajú údaje. Slúži hlavne na detekciu neobvyklých údajov a vytváranie hypotéz. To zahŕňa pohľad na každú variabilnú samostatne, ako aj pohľad na vzťahy medzi premennými.
- **asociačné pravidlá** sa môžu vyskytovať aj vo veľkých databázach položiek nákupu zákazníkov. Ako napríklad pri veľkom nákupe sa analyzuje, ktorá položka sa spája najviac s ostatnou.
- **vizualizácia údajov** je prezentácia údajov v grafickom alebo obrazovom formáte. Pomáha nám pochopiť ťažké koncepty alebo identifikovať nové spojitosti a vzorce. V prípade numerických premenných používame histogramy a boxploty, aby sme mohli zistiť odľahlé hodnoty. Variabilné hodnoty naprieč časovou líniou môžeme zorganizovať do čiarového grafu aby sme zistili pokles alebo nárast za dané obdobie.

Ak poznáme tieto základné princípy hĺbkovej analýzy údajov môžeme uviesť všeobecný zoznam krokov, ktorými by sme sa mali viesť ak by sme vykonávali Data mining. Prvým krokom je pochopenie zmyslu data miningového projektu. Mali by sme sa pýtať otázky typu. Kto bude zainteresovaná strana? Ako použijú výsledky analýzy? Koho môžu ovplyvniť výsledky? Bude sa analýza opakovať alebo sa bude konať jednorazovo? Nesprávne zodpovedanie týchto otázok môže skresliť výsledok daného projektu. Druhým krokom je získanie datasetu alebo databázy. Pre účtovníctvo je najdôležitejším zdrojom údajov hlavná kniha, ktorá obsahuje účtovné záznamy danej firmy. Tretím krokom je čistenie a predbežné spracovanie údajov. Tento krok zahŕňa kontrolu, že údaje, ktoré sme dostali sú správne a aktuálne. Prípadne zistenie chýbajúcich údajov ako pri nich postupovať. Štvrtým krokom je určenie úlohy data miningu. Tento krok je konkretizácia všeobecného problému na data miningovú úlohu. Môže to byť predpoveď výnosov na nasledujúci kvartál alebo zoskupenie všetkých dodávateľov podľa počtu objednávok. Piaty krok je vizualizácia a prezentovanie výsledkov. V tomto kroku sa snažíme prezentovať naše objavy a výsledky zainteresovaným stranám. Hlavné pomôcky v tomto kroku sú grafy a tabuľky, ktoré pomôžu nám aj iným stranám pochopiť komplexnejšie koncepty, ktoré vyplývajú z výsledkov analýzy. Šiestym a posledným krokom je realizácia zmien na základe výsledkov z hĺbkovej analýzy údajov.

1.2.1 Základné techniky data miningu

Data mining je zdĺhavý proces analýzy údajov a kvôli tomu vznikli techniky na efektívnejšie spracovanie údajov a aby sme z nich vedeli vyvodit' závery. Najčastejšie používané techniky sú sledovanie vzorov, združenie, detekcia odľahlých hodnôt, zhlukovanie, regresia a predikcia.

Sledovanie vzorov

Táto technika data miningu spočíva v zobrazení vzorov alebo opakovaní. Zvyčajne sa jedná o rozpoznanie určitej odchýlky, ktorá sa vyskytuje v pravidelných intervaloch. Taktiež sa môže nazývať ako sekvenčná analýza, ktorá analyzuje údaje s časovou osou. Takýto typ údajov sa najčastejšie vyskytuje vo firmách so sezónnosťou ako napríklad lyžiarske strediská.

Združenie

Združenie alebo asociácia súvisí so sledovaním vzorov ale je špecifickejšia na závislé premenné. V tomto prípade sa hľadajú konkrétne udalosti alebo atribúty, ktoré korelujú s inou udalosťou alebo atribútom. To je zvyčajne to čo internetové obchody ponúkajú ako sekciu „ľudia tiež kúpili“ väčšinou sa jedná o komplementárne produkty alebo služby.

Detekcia odľahlých hodnôt

V mnohých prípadoch jednoduché rozpoznanie vzorov nepostačí na pochopenie celej vzorky údajov. Musia sa odhaliť a eliminovať anomálie a odľahlé hodnoty, ktoré skresľujú celú vzorku údajov. Anomália môže nastať aj v predaji keď odhadnutie demografie zákazníkov môže skomplikovať náhodný a jedinečný jav.

Zhlukovanie

Zhlukovanie (Clustering) je podobné klasifikácii, ale zhlukovanie zoskupuje údaje na základe ich podobností. Údaje v tej istej skupine (klastri) sú podobnejšie medzi sebou než medzi ostatnými údajmi v ostatných skupinách.

Regresný model

Regresia je používaná predovšetkým ako forma plánovania a modelovania. Základnou myšlienkou je vypracovať lineárnu alebo nelineárnu funkciu, ktorá vysvetľuje vzťah medzi údajmi. Štandardná odchýlka je najčastejším používaným kritériom optimalizácie. Ako dobre regresný model opisuje údaje a ako veľmi sa líši od skutočných hodnôt. Vo finančnej analýze sa využíva hlavne pojem analýza ex post.

$$y = f(x, a)$$

Predikcia

Je jednou s najdôležitejších techník data miningu. Analyzuje terajšie aj historické údaje na vytvorenie predikcií ako sa budú v budúcnosti vyvíjať. Vo väčšine prípadov zistenie historických trendov niekedy stačí na vytvorenie jednoduchého odhadu, čo sa môže stať v budúcnosti. (Alton L., 2017)

1.3 Zdroj údajov v účtovníctve

Medzi najdôležitejšie zdroje údajov pre akúkoľvek analýzu v účtovnej jednotke je účtovná závierka. Zostavujú ju jedine subjekty, ktoré sú účtovnými jednotkami. Zachytáva výsledky podniku, ktoré sú podklady hlavne pre finančnú analýzu a výpočet finančných ukazovateľov. Finančná analýza je súčasťou hĺbkovej analýzy údajov, ktorá sa sústreďuje predovšetkým na finančné údaje. Účtovná závierka sa skladá z troch častí: súvahy, výkazu ziskov a strát a poznámok. Podľa Hornera, D. (2017) výkaz ziskov a strát, ktorý je spoločne so súvahou súčasťou účtovnej závierky, posudzuje výkonnosť podniku za dané časové obdobie, obvykle jeden rok. Naopak, súvaha sa zameriava na podnikanie v konkrétnom časovom období.

1.3.1 Súvaha

Matisková, D. a Šebej P. (2012) uvádzajú, že súvaha je výkaz poskytujúci informácie o podnikovom majetku a finančných zdrojoch jeho krytia. Majetok podniku reprezentujú v súvahe jeho aktíva, finančné zdroje sú jeho pasíva. Aktíva a pasíva sa členia a ich štruktúra je základom formulovania rôznych záverov o stave podnikových financií.

Tabuľka č. 1 Zjednodušená štruktúra súvahy

Strana aktív pasív	Súvaha k	Strana
A. Neobežný majetok		A. Vlastné imanie
Dlhodobý nehmotný majetok		Základné imanie
Dlhodobý hmotný majetok		Kapitálové fondy
Dlhodobý finančný majetok		Fondy zo zisku
		Nerozdelený VH z min. rokov
		VH za účtovné obdobie po zdanení
B. Obežný majetok		B. Záväzky
Zásoby		Rezervy
Dlhodobé pohľadávky		Dlhodobé záväzky
Krátkodobé pohľadávky		Krátkodobé záväzky
Finančné účty		Krátkodobé finančné výpomoci
		Bankové úvery a výpomoci
C. Časové rozlíšenie		C. Časové rozlíšenie
Spolu Majetok		Spolu Vlastné imanie a záväzky

Zdroj: Mázikova,2006, s.28

Súvaha je výkaz, aký druh majetku účtovná jednotka vlastní a aké zdroje majetku účtovná jednotka využíva na jeho financovanie v peňažných jednotkách. V súvahe platí bilančná rovnica, to znamená, že majetok sa rovná zdrojom. V praxi sa využívajú dve formy súvahy a to je horizontálna a vertikálna. Častejšie využívaná forma súvahy je horizontálna a má tvar písmena T ako je zobrazená v tabuľke č.1.

1.3.2 Výkaz ziskov a strát

Účtovná jednotka má pri svojej ekonomickej činnosti vstupy a výstupy, pričom prevládajúcu časť vstupov reprezentujú náklady a pri výstupoch sú to výnosy, rozdiel medzi nimi nazývame výsledok hospodárenia.

Šlosár a kolektív (2012) uvádzajú, že výsledok hospodárenia je výsledok dosiahnutý za určité obdobie. Na analýzu výsledku hospodárenia a jeho úspešnosti používame transformačný proces podniku. Jeho cieľom je zhodnotiť vstupy a výstupy. Výsledok hospodárenia zistíme diferenciou výnosov a nákladov podniku, pomenúvaný ako výsledkový prístup, alebo diferenciou majetku, záväzkov a príslušnej časti vlastného imania, takzvaný súvahový prístup.

V Slovenskej republike výsledok hospodárenia je stupňovito usporiadaný. To má za následok ,že náklady, výnosy a výsledok hospodárenia sa diferencujú za hospodársku činnosť a finančnú činnosť podniku (Kotulič, R. – Király, P.- Rajčaniiová, M.,2018)

Výsledok hospodárenia môže by zisk alebo strata v prípade:

- ak sú výnosy vyššie ako náklady, vtedy sa výsledok hospodárenia rovná zisku,
- ak sú výnosy nižšie ako náklady, vtedy sa výsledok hospodárenia rovná strate.

Tabuľka č. 2 Zjednodušená štruktúra výkazu ziskov a strát

+	Výnosy z hospodárskej činnosti	Výsledok hospodárenia z hospodárskej činnosti	Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie pred zdanením	Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie po zdanení
	Tržby z predaja tovaru			
	Tržby z predaja vlastných výrobkov			
	Tržby z predaja služieb			
	Zmeny stavu vnútroorganizačných zásob			
	Aktivácia			
	Tržby z predaja dlhodobého majetku a materiálu			
-	Náklady na hospodársku činnosť			
	Náklady na obstaranie predaného tovaru			
	Spotreba materiálu, energie			
	Opravné položky k zásobám			
	Služby			
	Osobné náklady			
	Dane a poplatky			
Odpisy				
+	Výnosy z finančnej činnosti	Výsledok hospodárenia z finančnej činnosti		
	Tržby z predaja cenných papierov a podielov			
	Výnosy z dlhodobého finančného majetku			
	Výnosy z krátkodobého finančného majetku			
	Výnosové úroky			
	Kurzové zisky			
	-		Náklady na finančnú činnosť	
Predané cenné papiere a podiely				
Náklady na krátkodobý finančný majetok				
Opravné položky k finančnému majetku				
Nákladové úroky				
Kurzové straty				
- Daň z príjmov				

Zdroj: spracované podľa Kotulič, R. – Király, P.- Rajčaniiová, M. (2018,s.37)

Výkaz ziskov a strát umožňuje analyzovať činitele, ktoré determinovali tvorbu výsledku hospodárenia a má preto pre finančnú analýzu značný význam. Informácie vo výkaze ziskov a strát sú tokové (kumulované).

„Treba si na to dávať pozor najmä v prípadoch, kedy vypracovávame pomerové finančné ukazovatele kombináciou údajov súvahových (statických) a výsledkových (tokových), za rôzne dlhé obdobia napríklad za celý rok 2020 a prvý polrok 2021. Bez úprav by tieto ukazovatele neboli porovnateľné.“ (Matisková, D. a Šebej P., 2012)

Výnosy a náklady by mali byť vykázané tak, aby poskytovali relevantné informácie pre zainteresované strany ekonomických informácií. Je potrebné rozčleniť jednotlivé výnosy a náklady, ktoré patria pod bežnú činnosť účtovnej jednotky a tie, ktoré patria pod finančnú činnosť účtovnej jednotky. Na základe potrieb prijímania ekonomických informácií sa celkový výsledok hospodárenia skladá z: (ŠLOSÁROVÁ a kol., 2009)

- a. **výsledok hospodárenia z hospodárskej činnosti**, ktorý je výsledkom všetkých bežných transakcií účtovnej jednotky. Vypočíta sa ako rozdiel výnosov účtovaných v účtovných skupinách od 60 a po 65 a nákladov účtovaných v skupinách 50 až 55.
- b. **výsledok hospodárenia z finančnej činnosti**, ktorý je výsledkom všetkých transakcií finančnej povahy. Vypočíta sa ako rozdiel výnosov účtovaných v účtovnej skupine 66 a nákladov účtovaných v účtovnej skupine 56.

1.3.3 Poznámky

Poznámky účtovnej závierky sú ďalšou súčasťou účtovnej závierky. Dopĺňajú a vysvetľuje údaje uvedené v súvahe a vo výkaze ziskov a strát. V poznámkach sa taktiež nachádzajú údaje, ktoré v súvahe ani vo výkaze ziskov a strát nenájdeme. S výnimkou týchto dopĺňajúcich informácií zahŕňajú poznámky aj informácie o účtovných metódach a účtovných zásadách uplatňovaných účtovnou jednotkou. Zainteresované strany ekonomických informácií považujú poznámky za významný zdroj informácií, ktorý dôkladnejšie objasňuje jednotlivé údaje vykázané v súvahe a vo výkaze ziskov a strát účtovnej jednotky. Tým pádom môžu rôzne zainteresované strany vykonávať relevantnejšie rozhodnutia. (Šlosárová- Blahušiaková, 2017)

Forma poznámok nie je stanovená zákonom ani opatrením a je na účtovnej jednotke akú formu použije na prezentovanie jednotlivých údajov. Poznámky ako výkaz sú problematickejšie na vykonávanie data miningu kvôli ich neštruktúrovanej forme a nepredvídateľnosti údajov. Každá účtovná jednotka môže mať iný rozsah a podrobnosť poznámok ale platí, že mikro účtovné jednotky prezentujú v poznámkach menej detailné informácie oproti malým a veľkým účtovným jednotkám. Poznámky Spájajú nefinančný typ údajov a finančný typ údajov do jedného formátu. Kvôli tejto komplexnosti je potrebný

zvýšený dozor nad data miningovým procesom. Existujú data miningové techniky ako je text mining, ktorý sa môže použiť na poznámky ale nie je zaručené, že výsledok bude použiteľný v analýze keďže kontext informácií je dôležitý.

1.3.4 Prehľad peňažných tokov

Prehľad peňažných tokov (statement of cash flow) a prehľad o pohybe vlastného imania zostavujú veľké účtovné jednotky a subjekty verejného záujmu. Prehľad o pohybe vlastného imania a prehľad peňažných tokov je na Slovensku súčasť poznámok. (Šlosárová, A. et al. 2016)

Prehľad peňažných tokov poskytuje informácie o pohybe a zmene peňažných prostriedkov účtovnej jednotky, to znamená, že peňažné jednotky prechádzajú cyklom, čím menia svoju formu z jednej na druhú. Účtovná jednotka vynaloží peňažné prostriedky napríklad na získanie nového stroja, ktorý zvýši produkciu výrobkov a potom predaním daných výrobkov získa peňažné prostriedky, ktoré môže znova použiť. Všetky účtovné jednotky potrebujú mať k dispozícii peňažné prostriedky, aby mohli načas uhrádzať svoje záväzky a vykonávať svoju činnosť. (Šlosárová, 2014)

Účtovné jednotky si môžu vybrať medzi dvoma spôsobmi ako vykázat' výkaz peňažných tokov. Existuje priama metóda a nepriama metóda vykázania peňažných tokov. Priama metóda má svoje výhody hlavne u živnostníkov a mikro účtovných jednotkách, ktorý nemajú vysoký počet pohybov peňažných prostriedkov. Hlavným dôvodom je časová náročnosť tejto metódy kvôli analýze každého peňažného príjmu a výdavku na účtoch peňažných prostriedkov. Priama metóda je menej účinná v malých a vo veľkých účtovných jednotkách, práve kvôli tomu sa vytvorila *modifikovaná priama metóda*. Jej podstata je úprava údajov vo výkaze ziskov a strát, ktoré sa týkajú prevádzkovej činnosti a zároveň vylúčenie nepeňažných položiek a tých, ktoré súvisia s investičnou alebo finančnou činnosťou. (Šlosárová- Blahušiaková, 2017)

Pri nepriamej metóde vykazovania peňažných tokov sa vychádza z výsledku hospodárenia pred zdanením daňou z príjmov. Výsledok hospodárenia sa následne upravuje o vplyv nepeňažných položiek a o vplyv zmien stavu zásob, pohľadávok, záväzkov z prevádzkovej činnosti a ostatných položiek, ktoré sú peňažnými tokmi z investičnej činnosti alebo finančnej činnosti. Pod nepeňažnými položkami chápeme položky, ktoré majú vplyv na výsledok hospodárenia ale nezapríčiňujú pohyb peňažných prostriedkov ako

napríklad opravné položky, odpisy dlhodobého majetku a rezervy. (https://new.kros.sk/wp-content/uploads/2018/12/Cash_flow.pdf , 2018)

Vo výkaze ziskov a strát sa položky členia podľa charakteru a hlavné členenia sú: peňažné toky z prevádzkovej činnosti, investičnej činnosti a finančnej činnosti. Túto charakterizáciu môžeme vidieť v tabuľke č. 3.

Tabuľka č. 3 Základná štruktúra výkazu peňažných tokov

Obsah položky	Bežné účtovné obdobie	Predchádzajúce účtovné obdobie
Peňažné toky z prevádzkovej činnosti		
Výsledok hospodárenia z bežnej činnosti pred zdanením daňou z príjmov		
Nepeňažné operácie ovplyvňujúce výsledok hospodárenia		
Vplyv zmien pracovného kapitálu		
Výdavky na daň z príjmov		
A. Čisté peňažné toky z prevádzkovej činnosti		
Peňažné toky z investičnej činnosti		
Príjmy		
Výdavky		
B. Čisté peňažné toky z investičnej činnosti		
Peňažné toky z finančnej činnosti		
Príjmy		
Výdavky		
C. Čisté peňažné toky z finančnej činnosti		
D. Čisté zvýšenie alebo zníženie peňažných prostriedkov (A + B +C)		
E. Stav peňažných prostriedkov a peňažných ekvivalentov na začiatku účtovného obdobia		

Zdroj: Oreský (2017). Finančná a ekonomická analýza obchodného podniku.

Peňažné toky z prevádzkovej činnosti sa týkajú peňažných tokov súvisiacich s hlavným predmetom činnosti účtovnej jednotky ako je napríklad príjem z predaja výrobkov alebo služieb, mzdové výdavky, výdavky na ostatné služby súvisiace s hlavnou činnosťou a podobne. Peňažné toky z investičnej činnosti sa týkajú peňažných tokov súvisiacich s obstarávaním a vyradením dlhodobého majetku, ktorý zároveň nepatrí medzi finančné ekvivalenty. Zaraďujeme sem príjem z predaja dlhodobého majetku aj výdavky na obstaranie dlhodobého majetku. Peňažné toky z finančnej činnosti sa týkajú peňažných tokov súvisiacich s činnosťami, ktoré výsledky zapríčiňujú zmeny v štruktúre vlastného imania a zmeny v záväzkoch z pôžičiek alebo úverov. (Šlosárová- Blahušiaková, 2017)

1.4 Softvér používaný pri analýze účtovných údajov

Údaje sú základným kameňom rozumných rozhodnutí v dnešnom svete a spoločnosti musia využívať vhodné data miningové nástroje na rýchle objavovanie trendov z daných údajov. Spoločnosti môžu využívať analytické modely poskytované data miningovými aplikáciami na získanie prehľadov z veľkého množstva údajov o zákazníkoch a následne predpovedať ich správanie. Spoločnosti navyše využívajú data miningové nástroje a ich analytické know-how na riešenie zložitých problémov, cenových produktov a služieb, efektívnejšie objavovať konkurenčné stratégie, rozvíjať intervenčné stratégie, predvídať potenciálne problémy, identifikovať trhové riziká, rozvíjať cielenejšie marketingové kampane a zlepšovať vzťahy so zákazníkmi. Existujú desiatky softvérov na spracovávanie údajov a väčšina z nich musí spĺňať základné kritériá. Softvér musí vedieť spracovať a uložiť údaje. Jedno z najhlavnejších kritérií data miningu je extrahovať, načítať, transformovať a manažovať údaje v databázach. Integrované modelovanie údajov ako napríklad zhľukovanie, nájdenie anomálií, regresia, klasifikácia a pod. Softvér musí obsahovať funkciu vizualizácie údajov na vytváranie reportov a dashboardov. Taktiež softvér musí fungovať na najpopulárnejších operačných systémoch ako je Windows, Mac OS alebo Linux. (Top data mining software, 2020)

1.4.1 Využitie softvéru IBM SPSS Modeler

Pokiaľ ide o veľké podniky, IBM je veľkým menom v údajovom priestore. Výborne kombinuje s popredné technológie na implementáciu robustného celopodnikového riešenia. IBM SPSS Modeler je riešenie pre data science a machine learning, ktoré pomáha skrátiť čas tým, že urýchľuje prevádzkové úlohy pre vedcov údajov. Softvér sa používa vo významných podnikoch na prípravu údajov, zisťovanie, prediktívnu analýzu, správu modelov a ich implementáciu. Tento nástroj pomáha organizáciám využívať ich údajové aktíva. Jednou z výhod špeciálneho softvéru je jeho schopnosť splniť robustné požiadavky na riadenie a bezpečnosť organizácie na podnikovej úrovni, čo sa odráža v každom nástroji, ktorý IBM ponúka v oblasti data miningu. Autori Tilo Wendler a Sören Gröttrup (2021) uvádzajú niekoľko výhod a nevýhod používania IBM SPSS modeleru:

Výhody

Modeler podporuje údajovú analýzu aj proces vytvárania modelov s jeho prístupným dizajnom (graphical user interface). Vytvorenie streamu umožňuje používateľom veľmi efektívne modelovať a implementovať niekoľko krokov potrebných na transformáciu údajov, analýzu a zostavenie modelu. Výsledok je veľmi zrozumiteľný, dokonca aj ďalší štatistici, ktorí nie sú zapojení do procesu, môžu daným modelom ľahko pochopiť. Modeler dokáže spracovávať vysoké množstvo údajov aj na pomalších počítačoch kvôli jeho optimalizácii. Modeler ponúka prepojenie so štatistickými programovacími jazykmi ako je R a python. Pre užívateľov, ktorým vyhovuje funkcionálnosť týchto jazykov majú možnosť ich zakomponovať priamo do streamov.

Nevýhody

Potencionálnym rizikom je, že zložité štatistické metódy môžu byť použité v prípadoch, keď údaje nespĺňajú všetky potrebné predpoklady a tak môže dochádzať k nepresnostiam. Modeler sa zameriava na spracovanie veľkých súborov údajov veľmi efektívnym spôsobom, ale neposkytuje toľko podrobných informácií alebo štatistík o kvalite údajov a vyvinutých modeloch. Tento fakt ostáva na tom kto vyvinul daný model.

Celkovo vzaté, IBM SPSS Modeler, ako každá iná aplikácia, má svoje výhody a nevýhody. Používatelia môžu analyzovať obrovské súbory údajov veľmi efektívnym spôsobom. IBM SPSS Modeler je však oprávnená jednou z popredných aplikácií na data mining na trhu.

1.4.2 Využitie softvéru Sas Enterprise Miner

Ako druhý softvér na porovnanie je od spoločnosti SAS Institute. Ich data miningový nástroj sa nazýva SAS Enterprise Miner. Podobne ako softvér SPSS Modeler od IBM má užívateľské rozhranie (Graphical user interface), vďaka ktorému je jednoduché vykonávať analýzu údajov. SAS Enterprise miner má systém hodnotenia modelov v každom, kroku jeho tvorby. Kvôli tomu dokážeme rýchlejšie identifikovať problémy s modelom v danom kroku čo dokáže ušetriť veľké množstvo času. (https://www.sas.com/sk_sk/software/enterprise-miner.html, 2021)

Obidva softvéry majú svoje výhody a nevýhody pre špecifické data miningové úlohy. Celkové základné funkcie majú podobné. Je hlavne na danej účtovnej jednotke, ktorý softvér je lepšia voľba.

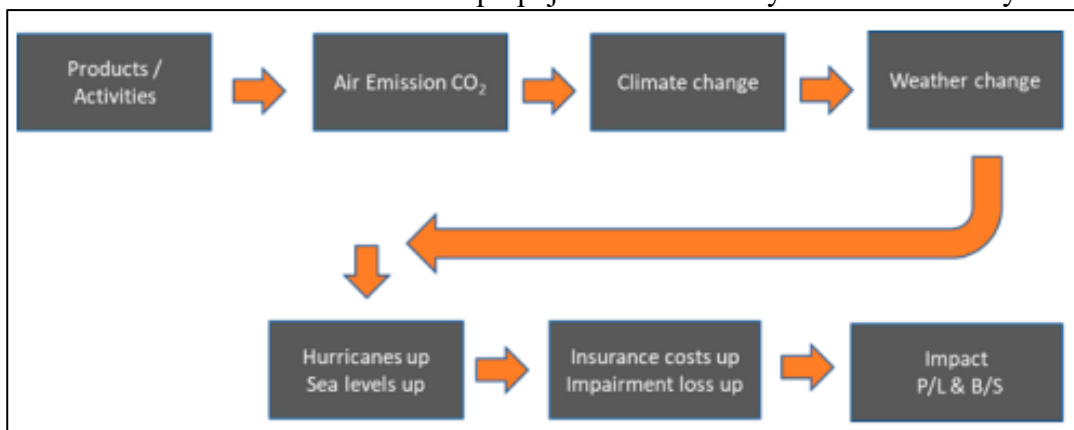
1.4.3 Využitie softvéru Microsoft PowerBI

Ako posledný softvér na porovnanie je od spoločnosti Microsoft s názvom PowerBI. V jeho názve má skratku čo v preklade znamená podniková inteligencia. Bol vytvorený na analýzu a vizualizáciu surových údajov a zdieľanie štatistík. Dokáže konvertovať údaje z rôznych zdrojov a z nich dokáže vytvoriť interaktívne reporty. Tento softvér má veľkú výhodu pretože časť z neho je zabudovaná v Exceli. Známy ako PowerQuery dokáže upravovať veľké množstvo údajov z externého zdroja a vložiť ho do Excelu veľmi rýchlo a efektívne. Výhoda PowerBI pre spoločnosti oproti ostatným softvérom je celková integrácia s ostatnými balíkmi od Microsoftu a ich celkový ekosystém. Zároveň ak podnik používa licenciu od Microsoftu má automatický prístup aj ku PowerBI.

1.5 Finančné a nefinančné údaje

V posledných rokoch sa hĺbková analýza údajov sústreďuje na komplexnejšie problémy. Modely, ktoré stále fungujú nezahŕňajú kompletný obraz spoločnosti a zameriavajú sa väčšinou na kvantitatívne finančné údaje kvôli ich ľahšej spracovateľnosti. Pre konkurencieschopné spoločnosti samotné finančné údaje nestačia. Nefinančné údaje sa líšia a sú pre každú spoločnosť špecifické ale spoločnú charakteristiku, ktorú majú nefinančné údaje sú, že za určité obdobie ukážu svoj efekt na výkaz ziskov a strát.

Obrázok č. 2 Príklad na prepojenosť finančných a nefinančných údajov



Zdroj : European Reporting Lab. 2021. Interconnection between financial and non-financial information.

https://www.efrag.org/Assets/Download?assetUrl=%2Fsites%2Fwebpublishing%2FSiteAssets%2FEFRAG%2520PTF-NFRS_A4_FINAL.pdf

Z obrázku č. 2 môžeme vidieť prepojenosť, nefinančných údajov ako sú napríklad emisie, ktoré účtovná jednotka vyprodukuje pri vykonávaní svojej podnikateľskej činnosti. Tieto činnosti, ktoré by finančné údaje nezachytili môžu ovplyvniť výsledok hospodárenia nepriamo cez zvýšenie nákladov ostatných položiek.

„Zmeny klímy a iné vplyvy životného prostredia alebo spoločnosti zachytáva IFRS v pravidlách vykazovania, oceňovania a zverejňovania ak je z vplyv vonkajší.“ (European Reporting Lab, 2021,s.12)

The Modern Finance Forum (2016) uvádza, že nefinančné údaje zlepšujú viditeľnosť a dôveru podniku. Okrem toho je vylepšená predvídavosť spoločností na budúce zmeny. Finanční analytici, ktorí využívajú lepšie nefinančné údaje majú viac dvojnásobne lepšie prognózy za 12 mesačné časové obdobie v porovnaní s tými, ktorí nefinančné údaje nevyužívajú. Zber nefinančných údajov a ich analýza data miningovými metódami a nástrojmi dáva spoločnostiam konkurenčnú výhodu. Efektívne využívanie nefinančných ukazovateľov si vyžaduje jasné pochopenie najlepších metrík pre podnikanie. Existujú zásadné rozdiely medzi vykazovaním finančných a nefinančných údajov. Pri vykazovaní finančných údajov sa ich užívatelia hlavne zameriavajú na výkonnosť podniku oproti používateľom, ktorý majú záujem o dopad podniku na spoločnosť alebo jeho ekologické zaťaženie. Vykazovanie finančných údajov sa spravidla viaže na časové obdobie jedného roka oproti nefinančnému vykazovaniu, ktoré môže mať spravidla dlhodobejšie časové obdobie. Cieľom finančného vykazovania je vykázat položku peňažnou jednotkou na rozdiel nefinančného vykazovania, kde môžu prevládať rôzne hodnoty, kvôli vysokej neistote. (European Reporting Lab, 2021)

1.5.1 Finančná analýza účtovných výkazov

Na spracovanie údajov z účtovníctva sme si vybrali niektoré vybrané ukazovatele na zistenie a porovnanie zdravia daného podniku v odvetví. V tabuľke č. 4 sme znázornili všetky vybrané ukazovatele a ich vzorce výpočtu. Podľa Oreského (2017), vybrané ukazovatele aktivity umožňujú vyjadriť a kvantifikovať, ako účinne spoločnosť využíva svoj majetok. Doba inkasa pohľadávok vyjadruje v priemere za koľko dní trvá od nároku na platbu inkaso platby. Čím je tento ukazovateľ nižší, to znamená doba inkasa je kratšia, a tým menej zdrojov na financovanie pohľadávok podnik potrebuje a naopak, pri predĺžení doby inkasa potreba zdrojov narastá. Doba splatnosti záväzkov vyjadruje v priemere za koľko dní trvá úhrada záväzku od momentu od jeho vzniku. Ukazovateľ doby obratu aktív vyjadruje

za koľko dní sa aktíva obrátia za rok a obrat aktív vyjadruje, koľko peňažných jednotiek vyprodukovala jedna peňažná jednotka aktív.

Ukazovatele zadlženosti vyjadrujú do akej miery podnik využíva cudzí kapitál. Ukazovateľ stupeň samofinancovania predstavuje výšku celkových aktív, ktorá je financovaná majiteľmi podniku z vlastného imania. Takto vyjadruje ochotu vlastníkov sa podieľať na financovaní majetku podniku. Ukazovateľ stupeň zadlženosti vyjadruje percentuálny podiel využitia cudzieho kapitálu v podniku. Ukazovateľ platobnej neschopnosti má rozličnú interpretáciu. Ak podnik nie je schopný uhrádzať svoje záväzky, tak z ukazovateľa môže vyplývať charakter jeho neschopnosti. Ak výsledok pomeru krátkodobých záväzkov a krátkodobých pohľadávok je väčší ako jeden ide o primárnu platobnú neschopnosť a keď je výsledok menší ako jedna ide o sekundárnu platobnú neschopnosť. Ukazovateľ krytie dlhodobého majetku alebo stupeň podkapitalizovania predstavuje podiel vlastníkov a veriteľov na financovaní. Hodnota tohto ukazovateľa by sa mala pohybovať okolo 100 % inak by to znamenalo nedostatok kapitálu a nízky podiel vlastných zdrojov. Charakterizuje podnikateľské riziko aby vlastníci vkladali v rovnakom rozmere ako investori.

Tabuľka č. 4 Vybrané pomerové finančné ukazovatele

Ukazovateľ	Názov	Vzorec
Aktivity	Doba inkasa pohľadávok	$(\text{Pohľadávky} * 360) / \text{Tržby}$
	Doba splatnosti záväzkov	$(\text{Záväzky} * 360) / \text{Tržby}$
	Doba obratu aktív	$(\text{Aktíva} * 360) / \text{Tržby}$
	Obrat aktív	$\text{Tržby} / \text{Aktíva}$
Zadlženosti	Stupeň samofinancovania	$\text{Vlastný kapitál} / \text{Celkový kapitál}$
	Stupeň zadlženosti	$\text{Cudzí kapitál} / \text{Celkový kapitál}$
	Platobná neschopnosť	$\text{Krátkodobé záväzky} / \text{Krátkodobé pohľadávky}$
	Krytie dlhodobého majetku	$\text{Dlhodobé zdroje} / \text{Dlhodobý majetok}$
Rentability	Rentabilita aktív(ROA)	$\text{Zisk} / \text{Aktíva}$
	Rentabilita kapitálu(ROI)	$(\text{Zisk} + \text{úrok}) / \text{Celkový kapitál}$
	Rentabilita vlastného kapitálu (ROE)	$\text{Zisk} / \text{Vlastný kapitál}$
	Rentabilita Tržieb	$\text{Zisk} / \text{Tržby}$

Zdroj: Vlastné spracovanie podľa Fetisovová, 2009

Ukazovateľ rentability aktív definuje zhodnotenie celkových aktív podniku je taktiež súhrnným meradlom efektívnosti podniku. Rentabilita vlastného kapitálu alebo imania súvisí s výnosnosťou vlastného imania. Zmena ukazovateľa sa môže zvyšovať ale aj znižovať so zvyšovaním zadlženosti podniku. Rentabilita tržieb taktiež označovaná ako zisková marža vyjadruje koľko percent z tržieb tvorí čistý zisk.

1.5.2 Králičkov rýchly test

Rýchly test bol v roku 1990 Petrom Králičkom navrhnutý ako spôsob bodového hodnotenia. Dokáže relatívne rýchlo vyhodnotiť a analyzovať danú firmu s nadpriemernou presnosťou. Tento test sme použili na hodnotenie konkrétneho podniku od jeho založenia. Následne sme vypracovali hodnotenia pre každý podnik v rámci ekonomickej činnosti podniku podľa SK NACE. Týmto spôsobom môžeme vyhodnotiť relatívne zdravie podniku oproti jeho konkurencii. Ide o postup hodnotenia, ktorý požíva štyri hlavné finančné ukazovatele ako je koeficient samofinancovania, doba splácania dlhu z peňažných tokov, peňažné toky v % tržieb a rentabilita celkového kapitálu.

Koeficient samofinancovania :

$$\frac{\text{Vlastný kapitál}}{\text{Celkový kapitál}} \times 100$$

Doba splácania dlhu z Peňažných tokov:

$$\frac{\text{Cudzie zdroje} - \text{obežné aktíva}}{\text{Peňažné toky}} = \frac{\text{Cudzie zdroje} - \text{obežné aktíva}}{\text{Zisk po zdanení} + \text{odpisy}}$$

Peňažné toky v % tržieb:

$$\frac{\text{Peňažné toky}}{\text{Tržby}} \times 100$$

Rentabilita celkového kapitálu:

$$\frac{\text{Zisk po zdanení}}{\text{Spolu Vlastné imanie a záväzky}} \times 100$$

Podľa Kralicek P. (1993) koeficient samofinancovania objasňuje kapitálovú silu podniku a jeho dlhodobú finančnú stabilitu. Ukazovateľ doba splácania dlhu z peňažných tokov predstavuje za ako dlho je podnik schopný uhradiť svoje záväzky z peňažných tokov. Ukazovatele ako je percentuálny podiel z peňažných tokov na tržbách a rentabilita celkového kapitálu hovoria o celkovej výnosnosti podniku. Ich prednosťou je, že sú

nepodliehajúce rušivým vplyvom a zobrazujú celú kapacitu účtovných výkazov ako je súvaha, výkazu ziskov a strát, a prehľad peňažných tokov. Každému z uvedených ukazovateľov sa podľa jeho úrovne priradia body podľa bodovej stupnice, sčítajú sa a podnik môže získať celkovo štyri až dvadsať bodov ako je znázornené na tabuľke č. 5.

Tabuľka č. 5 Stupnica hodnotenia rýchleho testu

Ukazovateľ	Stupnica hodnotenia				
	Veľmi dobrý	Dobrá	Stredný	Zlý	Insolventný
Koeficient samofinancovania	> 30 %	> 20 %	> 10 %	< 10 %	Záporný
Doba splácania dlhu	< 3 r.	< 5 r.	< 12 r.	> 12 r.	> 30 r.
Peňažné toky v % tržieb	> 10 %	> 8 %	> 5 %	< 5 %	Záporný
Rentabilita celkového kapitálu	> 15 %	> 12 %	> 8 %	< 8 %	Záporný
Body	1	2	3	4	5

Zdroj: Vlastné spracovanie podľa Zalai , K. a kol.: Finančno-ekonomická analýza podniku, s.79

Čím je bodové hodnotenie nižšie, tým je ekonomická situácia podniku pozitívnejšia a naopak. Čím je počet bodov väčší, tým je situácia horšia, čo sa prejaví aj v horších vyhlídkach do budúcnosti. Výsledná hodnota sa určí ako aritmetický priemer štyroch ukazovateľov.

2 Cieľ a metodika práce

Hlavným cieľom tejto práce je zhodnotenie konkrétneho podniku a porovnanie jeho výsledkov s odvetvím pomocou nástrojov od spoločnosti IBM a Microsoft. Pomocou nástroja IBM SPSS modeler si agregujeme údaje do jednej tabuľky z ktorej budeme následne upravovať, analyzovať a čerpať z údajov cenné poznatky. Poukážeme ako by mohol účtovník využiť tento softvér a proces úpravy údajov na získanie informácií ohľadom konkurencieschopnosti podniku a identifikovať jeho výhody a nevýhody v kontexte ostatných účtovných jednotiek s totožným cieľom podnikania. Na úvod si musíme stanoviť ako chceme hlavný cieľ dosiahnuť. V našom prípade chceme zistiť ako náš podnik efektívne hospodári a vyhodnotiť jeho ekonomické zdravie. Neskôr porovnať daný podnik v relativite s podobnými podnikmi podľa SK NACE na celom Slovensku. Naš prvý parciálny cieľ je stiahnutie výkazov z centrálneho registra účtovných závierok a spojiť všetky roky do jednej tabuľky. Naš druhý parciálny cieľ je zistiť úpravu údajov v softvéri PowerBI a SPSS Modeler. Naš tretí parciálny cieľ je pridanie nových stĺpcov jednotlivých ukazovateľov do spoločnej tabuľky. Naš štvrtý parciálny cieľ je porovnať výsledky finančnej analýzy a opísať a vydedukovať ako sa jednotlivé faktory podieľali na zdraví podniku. Naš posledný parciálny cieľ je zistenie efektívnejšieho zberu alebo úpravy finančných výkazov.

V prvom rade sme sa oboznámili s oboma softvérmi v teoretickej časti a následne sme na základe našich stanovených cieľov preskúmať ako vytvoriť a spojiť účtovné výkazy do jednej tabuľky. Na základe nášho skúmania sme sa museli rozhodnúť ako spojiť dané výkazy. V konečnom dôsledku sme prišli na to, že transponovanie údajov bude najlepšia cesta pri vyhotovení finančnej analýzy.

K dosiahnutiu cieľa sme potrebovali obohatiť upravené účtovné výkazy o vybrané ukazovatele. Keďže naším cieľom nebolo vykonať kompletnú finančnú analýzu podniku sme sa rozhodli vybrať iba pomerové ukazovatele. Pri vytvorení grafov a vizuálov sme sa museli rozhodnúť ako najlepšie ukázať prednosti vybraného softvéru ale zároveň aj jeho nedostatky.

V závere sme zobrazili hodnotenie rýchleho testu. Na, ktorý sme využili poznatky z teoretickej časti práce a tým pádom sme vedeli vyhodnotiť každý koeficient rýchleho testu a vyhodnotiť zdravie podniku počas obdobia od r. 2018 do 2020. Ako ukážku netradičného spracovania údajov sme vykonali rýchly test na každý podnik v podobným cieľom podnikania. S vizualizáciou sme vytvorili priemernú hustotu podnikov s danou známku rýchleho testu v softvéri SPSS modeler. V softvéri PowerBI sme spracovali geografické

údaje podnikov s podobným cieľom podnikania a pomocou filtra sme zistili koľko podnikov má sídlo v Bratislave. Všetky použité zdroje, z ktorých sme čerpali informácie a poznatky sú uvedené v zozname použitej literatúry.

3 Finančná analýza a zhodnotenie výsledkov daného podniku

V tejto kapitole si predstavíme základné informácie o firme Edgar Baker, po ktorých prejdeme na praktickú aplikáciu finančnej analýzy daného podniku.

3.1.1 Základné informácie o podniku

Firma Edgar Baker so sídlom v Bratislave je pomerne mladá spoločnosť zameraná na hľadanie ľudských talentov pre svojich klientov. Zameriavajú sa hlavne na nábor vedúcich pozícií, expertov a aj nábor v zahraničí. V rámci služieb firma ponúka aj HR Consulting. Delí sa na tri kategórie ako je mapovanie firemných potrieb, budovanie stabilných a dlhodobých výkonných tímov a jednotlivcov a testovanie kandidátov. (www.edgarbaker.com/o-spolocnosti/)

Predmet podnikania:

Tabuľka č. 6 Predmet podnikania podniku Edgar Baker s.r.o.

V oblasti v oblasti ľudských zdrojov (Human Resources):
• Sprostredkovanie zamestnania za úhradu okrem činnosti športového agenta
• Vykonávanie činnosti agentúry dočasného zamestnávania
• Činnosť podnikateľských, organizačných a ekonomických poradcov
• Reklamné a marketingové služby, prieskum trhu a verejnej mienky
• Sprostredkovateľská činnosť v oblasti obchodu, služieb, výroby
• Informatívne testovanie, meranie, analýzy a kontroly
Ostatné činnosti:
• Kúpa tovaru na účely jeho predaja konečnému spotrebiteľovi (maloobchod) alebo iným prevádzkovateľom živnosti (veľkoobchod)
• Prenájom nehnuteľností spojený s poskytovaním iných než základných služieb spojených s prenájmom
• Prenájom hnutel'ných vecí
• Vedenie účtovníctva
• Skladovanie a pomocné činnosti v doprave
• Počítačové služby a služby súvisiace s počítačovým spracovaním údajov
• Organizovanie športových, kultúrnych a iných spoločenských podujatí
• Administratívne služby
• Vykonávanie mimoškolskej vzdelávacej činnosti
• Vydavateľská činnosť, polygrafická výroba a knižárske práce
• Výskum a vývoj v oblasti prírodných, technických, spoločenských a humanitných vied

Zdroj: Vlastné spracovanie podľa ORSR

Podľa obchodného registra má firma Edgar Baker viacero predmetov podnikania, ktoré sa netýkajú oblasti ľudských zdrojov. Predmet podnikania je rozličný od kódu SK NACE, ktorý kategorizuje firmu na základe prevažujúcej činnosti. V rámci diplomovej práce použijeme kód SK NACE na vyhodnotenie finančného zdravia firmy Edgar Baker aj celej skupiny pod ktorú patrí.

3.1.2 Vybrané ukazovatele vstupujúce do modelu

Údaje, ktoré budeme čerpať z účtovných závierok majú charakter absolútnych hodnôt. Na vytvorenie modelu a finančnej analýzy sa nemôžeme spoliehať iba na absolútne hodnoty, ale musíme si vytvoriť nové premenné hodnoty, ktoré budú vstupovať do modelu. Vzorce nie sú modifikované a čerpajú údaje z presne daného riadku vo výkaze účtovnej závierky.

Stupeň samofinancovania = $[\text{Vlastné imanie r. 26} + \text{r. 29} + \text{r. 30} + \text{r. 31} + \text{r. 32} + \text{r. 33}] / [\text{SPOLU VLASTNÉ IMANIE A ZÁVÄZKY r. 25} + \text{r. 34}]$

Peňažné toky = $[\text{Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie po zdanení (+/-) (r. 35 - r. 36 - r. 37)}] + [\text{Odpisy a opravné položky k dlhodobému nehmotnému majetku a dlhodobému hmotnému majetku (551, (+/-) 553)}]$

Doba splácania dlhu z Peňažných tokov = $([\text{Záväzky r. 35} + \text{r. 36} + \text{r. 37} + \text{r. 38} + \text{r. 43} + \text{r. 44} + \text{r. 45}] - [\text{Obežný majetok r. 15} + \text{r. 16} + \text{r. 17} + \text{r. 21}]) / [\text{Peňažné toky}]$

Peňažné toky v % tržieb = $([\text{Peňažné toky}] / [\text{Výnosy z hospodárskej činnosti spolu súčet (r. 02 až r. 07)}]) * 100$

Rentabilita aktív = $([\text{Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie po zdanení (+/-) (r.35 - r.36 - r.37)}]) / [\text{SPOLU MAJETOK r.02} + \text{r.14}] * 100$

EBITDA = $[\text{Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie pred zdanením (+/-) (r. 18} + \text{r. 34)}] + [\text{Odpisy a opravné položky k dlhodobému nehmotnému majetku a dlhodobému hmotnému majetku (551, (+/-) 553)}] + [\text{Nákladové úroky (562)}] - [\text{Výnosové úroky (662)}]$

Rentabilita kapitálu = $(([\text{Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie po zdanení (+/-) (r. 35 - r. 36 - r. 37)}] + [\text{Nákladové úroky (562)}]) / [\text{SPOLU VLASTNÉ IMANIE A ZÁVÄZKY r. 25} + \text{r. 34}]) * 100$

Rentabilita vlastného kapitálu = $([\text{Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie po zdanení (+/-) (r. 35 - r. 36 - r. 37)}] / [\text{Vlastné imanie r. 26} + \text{r. 29} + \text{r. 30} + \text{r. 31} + \text{r. 32} + \text{r. 33}]) * 100$

Doba inkasa pohľadávok = $(([\text{Dlhodobé pohľadávky (311A, 312A, 313A, 314A, 315A, 316A, 31XA, 335A, 336A, 33XA, 354A, 355A, 358A, 35XA, 371A, 374A, 375A, 378A, 381A, 382A, 385A) - 391A}] + [\text{Krátkodobé pohľadávky súčet (r. 18 až r. 20)}]) * 360) / [\text{Výnosy z hospodárskej činnosti spolu súčet (r. 02 až r. 07)}]$

Doba splatnosti záväzkov = $([\text{Záväzky r. 35 + r. 36 + r. 37 + r. 38 + r. 43 + r. 44 + r. 45}] * 360) / [\text{Výnosy z hospodárskej činnosti spolu súčet (r. 02 až r. 07)}]$

Doba obratu aktív = $([\text{SPOLU MAJETOK r. 02 + r. 14}] * 360) / [\text{Výnosy z hospodárskej činnosti spolu súčet (r. 02 až r. 07)}]$

Obrat aktív = $[\text{Výnosy z hospodárskej činnosti spolu súčet (r. 02 až r. 07)}] / [\text{SPOLU MAJETOK r. 02 + r. 14}]$

Stupeň zadlženosti = $[\text{Záväzky r. 35 + r. 36 + r. 37 + r. 38 + r. 43 + r. 44 + r. 45}] / [\text{SPOLU VLASTNÉ IMANIE A ZÁVÄZKY r. 25 + r. 34}]$

Platobná neschopnosť = $[\text{Krátkodobé záväzky okrem rezerv, úverov a výpomoci súčet (r. 39 až r. 42)}] / [\text{Krátkodobé pohľadávky súčet (r. 18 až r. 20)}]$

Krytie dlhodobého majetku = $[\text{Dlhodobé záväzky okrem rezerv a úverov (316A, 321A, 32XA, 372A, 471A, 472A, 473A, 474A, 475A, 476A, 478A, 479A, 47XA, /-/255A, 383A, 384A)} + [\text{Vlastné imanie r. 26 + r. 29 + r. 30 + r. 31 + r. 32 + r. 33}]] / [\text{Neobežný majetok r. 03 + r. 04 + r. 09}]$

Rentabilita Tržieb = $[\text{Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie po zdanení (+/-) (r. 35 - r. 36 - r. 37)}] / ([\text{Výnosy z hospodárskej činnosti spolu súčet (r. 02 až r. 07)}] + [\text{Výnosy z finančnej činnosti spolu súčet (r. 21 až r. 26)}])$

Hodnotenie Králičkovho testu = $[\text{Hodnotenie samofinancovania}] + [\text{Hodnotenie Doby splácania dlhu}] + [\text{Hodnotenie CF v \% tržieb}] + [\text{Hodnotenie Rentability Kapitálu}]$

Názov riadku, ktorý existuje v súvahe je v hranatých zátvorkách použitý na výpočet finančných ukazovateľov v oboch softvéroch. Výhoda finančných výkazov je, že sú konzistentné naprieč hocíjakými účtovnými jednotkami. To zaručuje veľmi dobrú čitateľnosť pre výpočty, ale aj ušetrenie práce nemenovania stĺpcov výkazov manuálne, keďže dané údaje sú už determinované.

3.2 Príprava údajov v PowerBI a v IBM SPSS Modeler

V tejto časti si predstavíme prípravu údajov na vypracovanie finančnej analýzy pomocou softvéru Power BI a neskôr pomocou IBM SPSS modeler. Údaje si získame na registri účtovných závierok, ktorý je informačným systémom verejnej správy. Za danú firmu boli stiahnuté závierky v tabuľkovom formáte od vzniku založenia. Tieto súbory sa musia očistiť o nepotrebné údaje. Dôvodom je uľahčenie prípravy údajov, keďže hárky, ktoré obsahujú všeobecné informácie o firme, nám nepomôžu vypracovať finančnú analýzu. Centrálny register účtovných závierok nám poskytne údaje o účtovnej závierke v piatich hárkoch. Tieto hárky sú : *Informácie o účtovnej závierke, titulná strana, strana aktív, strana pasív a výkaz ziskov a strát*.

3.2.1 Zlúčenie výkazov do jednej tabuľky v PowerBI

Pre finančnú analýzu sú dôležité hárky ako sú strana aktív, strana pasív a výkaz ziskov a strát ostatné hárky môžeme vynechať ak importujeme súbor do PowerBI. Vynechali sme hárky s názvom: titulná strana a informácie o účtovnej závierke. Obsahujú len dodatočné informácie, ktoré vyžaduje skôr finančná správa na kontrolu správnosti údajov, či sa jedná o správnu účtovnú jednotku a či sú výkazy za správne obdobie.

Obrázok č. 3 Import údajov do PowerBI

A	Označenie	B
1	a	SPOLU MAJETOK r. 02 + r. 14
2		
3	A.	Neobežný majetok r. 03 + r. 04 + r. 09
4	A.I.	Dlhodobý nehmotný majetok (012, 013, 014, 015, 019, 01X, 041, 051) ...
5	A.II.	Dlhodobý hmotný majetok súčet (r. 05 až r. 08)
6	A.II.1.	Pozemky a stavby (021, 031, 042A, 052A) - /081, 092A, 094A, 095A/
7	2.	Samostatné hnutelné veci a súbory hnutelných vecí (022, 02X, 042A, 0...
8	3.	Ostatný dlhodobý hmotný majetok (025, 026, 029, 02X, 032, 042A, 05...
9	4.	Opravná položka k nadobudnutému majetku (+/- 097) - /+/- 098/
10	A.III.	Dlhodobý finančný majetok súčet (r. 10 až r. 13)
11	A.III.1.	Podielové cenné papiere (061, 062, 063, 043A, 053A) - /095A, 096A/
12	2.	Ostatný dlhodobý finančný majetok (065A, 066A, 067A, 069, 06XA, 04...
13	3.	Účty v bankách s dobou viazanosti dlhšou ako jeden rok (22XA)
14	4.	Ostatný dlhodobý finančný majetok so zostatkovou dobou splatnosti n...
15	B.	Obežný majetok r. 15 + r. 16 + r. 17 + r. 21
16	B.I.	Zásoby (112, 119, 11X, 121, 122, 123, 124, 12X, 132, 133, 13X, 139, 31...
17	B.II.	Dlhodobé pohľadávky (311A, 312A, 313A, 314A, 315A, 316A, 31XA, 33...
18	B.III.	Krátkodobé pohľadávky súčet (r. 18 až r. 20)
19	B.III.1.	Pohľadávky z obchodného styku (311A, 312A, 313A, 314A, 315A, 316A...
20	2.	Sociálne poistenie, daňové pohľadávky a dotácie (336A, 341A, 342A, 3...
21	3.	Ostatné pohľadávky (335A, 336A, 33XA, 354A, 355A, 358A, 35XA, 371...
22	B.IV.	Finančný majetok r. 22 + r. 23
23	B.IV.1.	Peniaze a účty v bankách (211, 213, 21X, 221A, 22XA, +/- 261)

Zdroj: Vlastné spracovanie

Na obrázku č.3 môžeme vidieť duplicitné názvy hárkov, ktoré sme importovali. Prvý rok, ktorý sme importovali, je rok 2020, následne duplicitné hárky predstavujú rok 2019 a 2018. Dané roky si musíme očistiť o nepotrebné údaje, aby ostali iba stĺpce s textom a suma netto. Keď sa dané hárky upravia o tento krok môžeme nasledovať s transponovaním hárkov kde vymeníme stĺpce za riadky. Tento krok je dôležitý, kvôli funkčnosti vzorcov, aj keď, pre nás ľudí, je prehľadnejšie mať položky výkazov ako je text a suma po riadkoch, ale pre stroje je jednoduchšie mať za hlavičku v tabuľke text účtovnej položky a sumu hneď pod tým. Tým pádom chceme dosiahnuť v softvéri danú účtovnú jednotku a všetky jej výkazy do jedného riadku kde prvý stĺpec bude rok za ktoré obdobie sa účtovná závierka vykonala.

V nasledujúcich obrázkoch si vysvetlíme postup spájania účtovných výkazov v softvéri PowerBI. Po transponovaní údajov a nastavenia prvého riadku ako hlavičky by naša tabuľka mať v názve stĺpca ako hlavičku text danej položky z účtovnej závierky a číselné hodnoty pod hlavičkou stĺpca ako je znázornené v obrázku č.4. Tento krok musíme spraviť aj pre všetky ostatné hárky, ktoré patria do účtovnej závierky a to účty pasív a výkaz ziskov a strát.

Obrázok č. 4 Transponovanie Aktív firmy Edgar Baker s.r.o. - Rok 2020

1 ² ₃ SPOLU MAJETOK r. 02 + r. 14	1 ² ₃ Neobežný majetok r. 03 + r. 04 + r. 09	1 ² ₃ Dlhodobý nehmotný majetok (012, 013, 014, ...)
184554	1107	

Zdroj : Vlastné spracovanie

Veľký pozor si musíme dať ak analyzujeme účtovnú závierku firmy, ktorá podľa zákona o účtovníctve č. 431/2002 Z. z. v znení neskorších predpisov musela zmeniť zatriedenie účtovnej jednotky do inej veľkostnej skupiny. V tom prípade nastanú problémy ak si spojíme všetky roky dokopy, tak v predchádzajúcich rokoch, budú stĺpce, ktoré podrobnejšie rozdeľujú položky nulové, pretože vtedy neexistovala povinnosť tieto položky podrobnejšie. Ostatné súčtové položky majú ten istý názov, čiže môže nastať situácia, že sa pri spájaní výkazov sa hodnoty správne nezaradia pod správnu položku.

Pred zlúčením tabuliek si musíme vytvoriť nový stĺpec s názvom rok a do prvej bunky zadať rok daného výkazu, aby sme ich vedeli následne porovnávať. V editore spájanie výkazov môžeme dosiahnuť tak, že na hornej lište je položka kombinovať a pri vyberaní je možnosť zlučovací dotaz. Táto možnosť otvorí nové okno s prehľadom aktívnej tabuľky a tabuľku ktorú chceme spolu zlúčiť. Je dôležité podľa ktorého stĺpca chceme zlučovať tabuľku, aby sme nespočítali účtovné položky aktív s pasívami.

Obrázok č. 5 Zlúčenie tabuľky aktív s pasívami pomocou zlučovacieho dotazu

Zlúčenie

Vyberte tabuľku a zhodujúce sa stĺpce na vytvorenie zlúčenej tabuľky.

Strana aktív

Rok	SPOLU MAJETOK r. 02 + r. 14	Neobežný majetok r. 03 + r. 04 + r. 09	Dlhodobý nehmotný majetok (012, 013, 014)
2020	184554	1107	

Strana pasív

Rok	SPOLU VLASTNÉ IMANIE A ZÁVÄZKY r. 25 + r. 34	Vlastné imanie r. 26 + r. 29 + r. 30 + r. 31 + r. 32 + r. 33	Základná kapitál r. 35
2020	184554	83269	

Druh spoja

☐ Použiť približnú zhodu na vykonanie zlúčenia

Možnosti približnej zhody

☒ Výber zodpovedá 1 z 1 riadkov prvej tabuľky.

OK Zrušiť

Zdroj: Vlastné spracovanie

Keďže výkazy v tabuľkovej podobe sú rozdelené v troch tabuľkách musíme tento krok zlúčenia tabuliek opakovať trikrát za každý rok. Nakoniec môžeme spojiť všetky roky tým istým krokom a do novej tabuľky sa pripíšu nové riadky kvôli tomu, že všetky výkazy majú ten istý názov.

Obrázok č. 6 Plánované zlúčenie výkazov všetkých rokov firmy do jednej tabuľky

Rok	Strana Aktív...	
2020	184 554	
Rok	Strana Pasív...	
2020	184 554	
Rok	Výkaz ziskov a strát...	
2020	586 377	

↓

Rok	Strana Aktív...	Strana Pasív...	Výkaz ziskov a strát...
2020	184 554	184 554	586 377
2019	120 938	120 938	617 910
2018	161 927	161 927	209 164

Zdroj: Vlastné spracovanie

Na obrázku č. 6 je znázornená zmena výkazov, ktorú plánujeme dosiahnuť transponovaním tabuliek aktív, pasív a výkazu ziskov a strát. Táto spojená tabuľka obsahuje

údaje všetkých troch rokov a slúži ako základ na výpočty, ktoré spracujeme na vyhodnotenie Králičkovho testu rýchleho testu v nasledujúcej kapitole.

Tabuľka č. 7 Štruktúra majetku a zdrojov krytia

Štruktúra majetku a zdrojov krytia	2020	2019	2018
SPOLU MAJETOK	184 554	120 938	161 927
Neobežný majetok	1 107	1 617	
Dlhodobý hmotný majetok súčet	1 107	1 617	
Samostatné huteľné veci a súbory huteľných vecí	1 107	1 617	
Obežný majetok	183 447	119 321	161 927
Krátkodobé pohľadávky súčet	75 481	83 291	142 026
Pohľadávky z obchodného styku	54 991	70 216	128 940
Sociálne poistenie, daňové pohľadávky a dotácie	7 107		187
Ostatné pohľadávky	13 383	13 075	12 899
Finančný majetok	107 966	36 030	19 901
Peniaze a účty v bankách	107 966	36 030	19 901
SPOLU VLASTNÉ IMANIE A ZÁVÄZKY	184 554	120 938	161 927
Vlastné imanie	83 269	45 715	60 097
Základné imanie	6 000	6 000	6 000
Základné imanie a zmeny základného imania	6 000	6 000	6 000
Kapitálové fondy			58 000
Fondy zo zisku	1 396		
Nerozdelený zisk alebo neuhradená strata minulých rokov	22 619	-3 903	
Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie po zdanení	53 254	43 618	-3 903
Záväzky	101 285	75 223	101 830
Dlhodobé záväzky okrem rezerv a úverov	2 265	1 030	
Krátkodobé záväzky okrem rezerv, úverov a výpomoci súčet	93 016	73 554	76 913
Krátkodobé záväzky z obchodného styku	14 260	19 782	39 849
Záväzky voči zamestnancom a zo sociálneho poistenia	35 525	21 556	12 608
Daňové záväzky a dotácie	20 522	9 962	19 296
Ostatné krátkodobé záväzky	22 709	22 254	5 160
Krátkodobé rezervy	6 004	639	24 917

Zdroj: Vlastné spracovanie

V tabuľke č.4 sa nachádzajú všetky nenulové riadky súvahy, ktoré sa nám podarilo stiahnuť z registra účtovných závierok.

Tabuľka č. 8 Výkaz ziskov a strát 2018-2020

Text	2020	2019	2018
Výnosy z hospodárskej činnosti spolu súčet	586 377	617 910	209 164
Tržby z predaja vlastných výrobkov a služieb	543 937	617 208	209 162
Tržby z predaja DNM, DHM a materiálu		700	
Ostatné výnosy z hospodárskej činnosti	42 440	2	2
Náklady na hospodársku činnosť spolu súčet	515 992	564 978	206 660
Spotreba materiálu, energie a ostatných neskladovateľných dodávok	8 295	20 667	2 573
Služby	147 807	261 598	140 834
Osobné náklady	352 166	270 161	63 087
Dane a poplatky	1 726	7 358	166
Odpisy a opravné položky k DNM a DHM	510	426	
Opravné položky k pohľadávkam	1 230		
Ostatné náklady na hospodársku činnosť	4 258	4 768	
Výsledok hospodárenia z hospodárskej činnosti	70 385	52 932	2 504
Pridaná hodnota	387 835	334 943	65 755
Výnosy z finančnej činnosti spolu súčet	4		
Kurzové zisky	4		
Náklady na finančnú činnosť spolu súčet	331	385	102
Kurzové straty	10	163	50
Ostatné náklady na finančnú činnosť	321	222	52
Výsledok hospodárenia z finančnej činnosti	-327	-385	-102
Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie pred zdanením	70 058	52 547	2 402
Daň z príjmov	16 804	8 929	6 305
Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie po zdanení	53 254	43 618	-3 903

Zdroj: Vlastné spracovanie

Výstupné tabuľky sa stali našim základným podkladom na nasledujúcu úpravu pridania stĺpcov v rámci spracovania finančnej analýzy. Stále sa pohybujeme v softvéri PowerBI pomocou ktorého pridáme nové stĺpce so vzorcami.

3.2.2 Nastavenie nových vzorcových stĺpcov v PowerBI

Očistené účtovné výkazy sme uložili cez *PowerQuery* editor a pridanie nového stĺpca sme uskutočnili cez kartu údaje a na hornej lište je možnosť pridať stĺpec. Ako v Exceli je potrebné vložiť vzorec do buniek, ale spôsob vkladania vzorca je odlišný. PowerBI má možnosť aplikovať iba jeden vzorec na všetky hodnoty v stĺpci. Práve kvôli tejto vlastnosti sme museli transponovať účtovné výkazy, aby sme vedeli manipulovať s položkami účtovného výkazu.

Ako príklad uvedieme vzorec pre výpočet EBITDA:

„Ebitda = [Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie pred zdanením (+/-) (r. 18 + r. 34)]
+ [Odpisy a opravné položky k dlhodobému nehmotnému majetku a dlhodobému
hmotnému m]“

Ostatné vzorce, ktoré sú v kapitole 3.1.2. sme nastavili tým istým spôsobom.

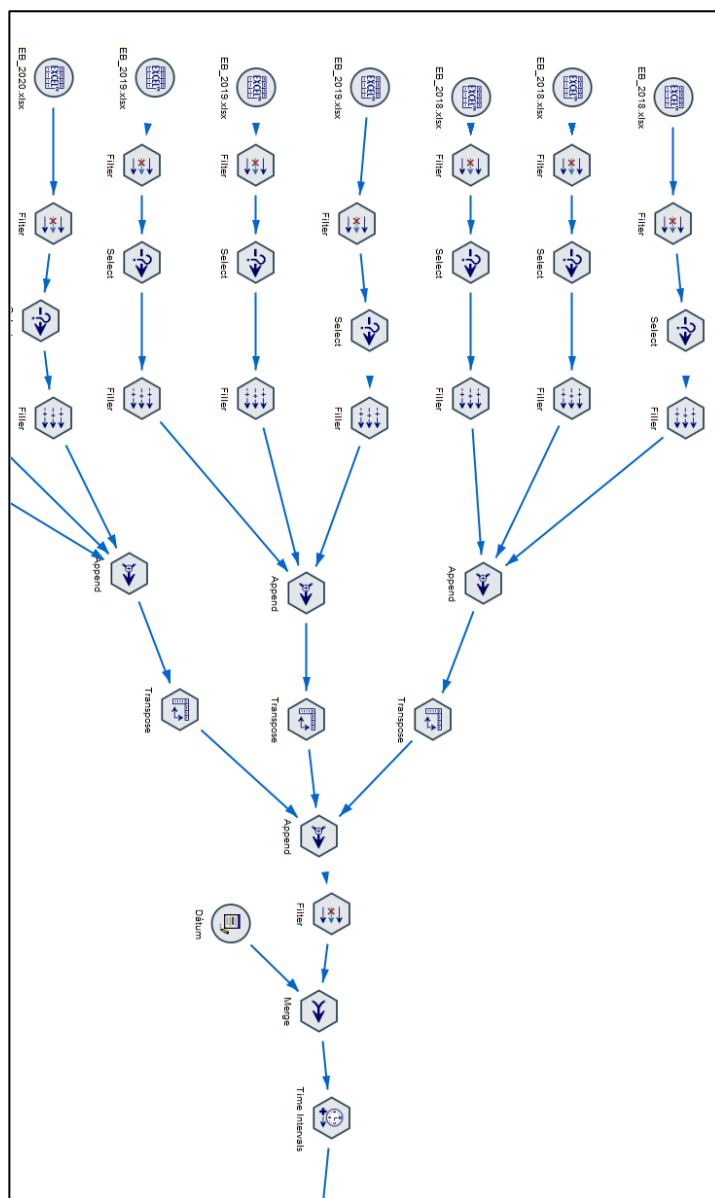
3.2.3 Zlúčenie výkazov do jednej tabuľky v SPSS Modeler

Príprava údajov na vypracovanie finančnej analýzy pomocou IBM SPSS modeler je rozdielna ako v softvéri PowerBI. Údaje sme si získali rovnako ako v prechádzajúcej kapitole. Tieto súbory sa musia očistiť o nepotrebné údaje. Dôvodom je uľahčenie prípravy údajov keďže hárky, ktoré obsahujú všeobecné informácie o firme nám nepomôžu vypracovať finančnú analýzu. Výzva analýzy údajov bolo ich spojenie do jedného hárku. Centrálny register účtovných závierok ponúka na stiahnutie údajov iba v formáte Excel súboru a ten súbor je rozdelený do hárkov: „*Informácie o účtovnej závierke, titulná strana, strana aktív, strana pasív a výkaz ziskov a strát.*“ V IBM SPSS modeler musíme každý hárk vložiť samostatne, čo pri prvom nastavení sérií postupov môže dlho trvať dokedy sa dostaneme ku výpočtom a výsledkom. Na druhej strane tento softvér má výhodu skopírovania všetkých nastavení, ktoré sme nastavili na jeden hárk, takže nastavenia budú fungovať aj pre druhý, ak sa stĺpce rovnajú. Čo v našom prípade je veľká výhoda, ak máme hárk s aktívami za rok 2018, pri skopírovaní sérií postupov sme ich mohli aplikovať na rok 2019 a vyššie. So softvérom sa pracuje odlišne ako v normálnom tabuľkovom rozhraní ako poznáme v Exceli. Nemôžeme jednoducho editovať bunku a zmeniť jej hodnotu, ale musíme vytvoriť nový krok ako editovať túto bunku na základe určitej podmienky. Základné znalosti v programovaní nie sú potrebné, ale sú vítané, keďže softvér používa podobné koncepty na vytvorenie daného štatistického modelu.

Na obrázku č.7 môžeme vidieť celý model spájania 3 výkazov do jednej tabuľky. Pri spojení výkazov z troch rokov to vyzerá na pomerne zložitý postup oproti ich spojení v Exceli. Ale pri spájaní tisíce údajov v rozmedzí dekád, ktoré Excel nemusí rýchlo zvládať má SPSS modeler výhodu. Ako v predchádzajúcej kapitole sme spomínali, že potrebujeme účtovné výkazy transponovať, aby sme mohli vytvoriť vzorce a vložiť časovú os. Na vloženie údajov si môžeme vybrať z ktorého zdroja chceme informácie. V tabuľke na spodnej lište existujú uzly („nodes“), ktoré môžeme potiahnuť na pracovnú plochu

a editovať vstup. Vstupy môžu byť z databázy, servera, .xml dokumentu, Excel súboru, ručne vytvorený vstup a dokonca aj z konkurenčného softvéru SAS súboru. V našom prípade sme si zvolili Excel súbor.

Obrázok č. 7 Séria postupov na spojenie účtovných výkazov v IBM SPSS Modeler

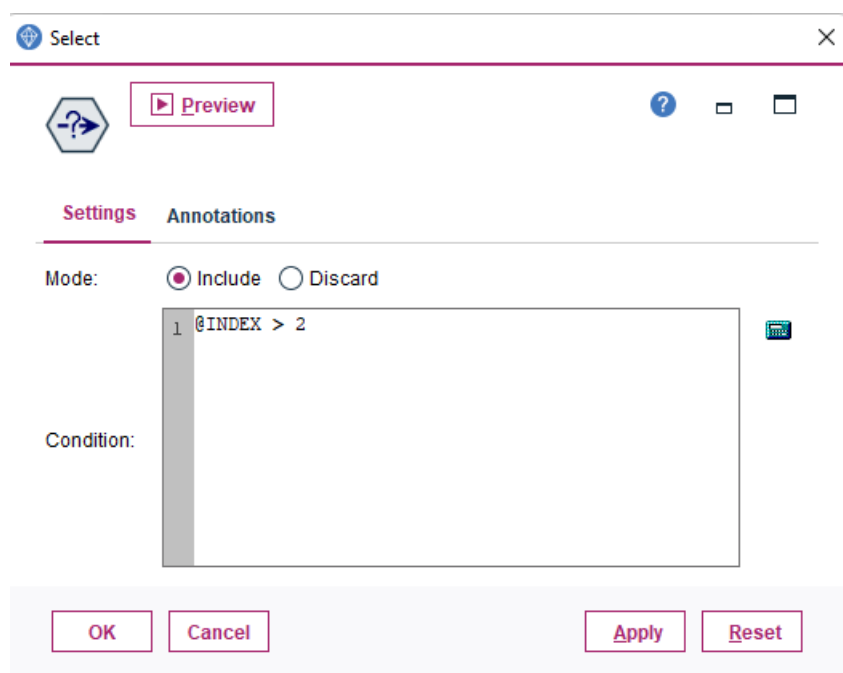


Zdroj: Vlastné spracovanie

Nastavenie uzla pre vstup sme si zvolili stiahnutý výkaz a vybrali sme si možnosť pri výbere hárka podľa názvu a vymazali zaškrtnuté okno, kde bolo nastavené, že prvý riadok obsahuje názvy stĺpcov, keďže ich budeme vymazávať.

Nasledujúci uzol sa nazýva - filter. Tento uzol nám pohl vymazať nepotrebné stĺpce ako je označenie riadku rímskymi číslicami a znakmi, bezprostredne predchádzajúce obdobie a číslo riadku. Ostali nám iba dva stĺpce, a to boli iba názov riadku a suma v bežnom účtovnom období. Problém nastal v tom, že prvé dva riadky neobsahovali správne údaje. Potrebovali sme odstrániť iba prvé dva riadky a zvyšok údajov zachovať. Našťastie na to existuje uzol „Select“, tento uzol nám vyberie podskupinu údajov na základe uvedenej podmienky.

Obrázok č. 8 Uzol - Select a vzorec na vyplnenie podmienky

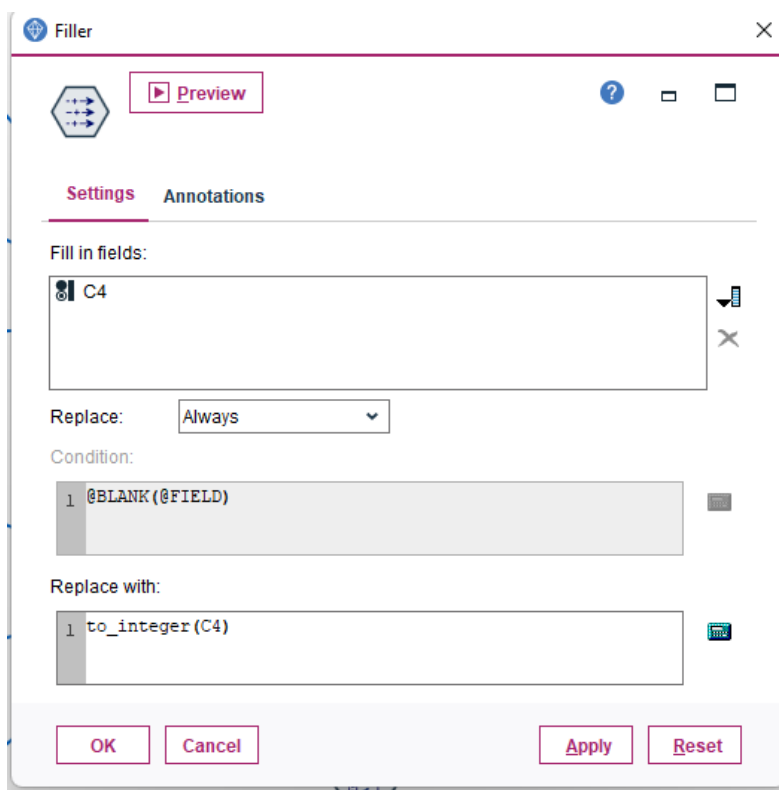


Zdroj: Vlastné spracovanie

Uvedená podmienka „@INDEX > 2“ znamená v softvéri spočítaj číslo riadka a priradiť mu index a ak je index väčší ako dva, tak uloží celý riadok. Tento postup sa opakuje až do konca riadkov tabuľky. Nasledujúci uzol, ktorý sme potrebovali využiť kvôli funkcionalite bol typu „Filler“. Tento uzol sme potrebovali hlavne kvôli prázdnyim hodnotám v bunkách, vynechanie uzla by spôsobilo nefunkčnosť matematických operácií keďže softvér mal nastavené hodnoty ako textové reťazce a nie ako číselné hodnoty. V uzli Filler sme nastavili doplnenie údajov do stĺpca kde sa nachádzali numerické hodnoty pod podmienkou „Replace – Always“. Dané nastavenie nám vymení všetky hodnoty v stĺpci podľa vzorca. To je nežiadúce a preto do pol'a vzorca vyplníme danú funkciu: „to_integer(C4)“. Daný uzol by nám vyplnil všetky hodnoty na tú istú, funkcia „to_integer(C4)“ zachová pôvodné hodnoty

buniek a zmení prázdne bunky na číselné hodnoty „\$null\$“ a s nimi sa dá pracovať v nasledujúcich uzloch.

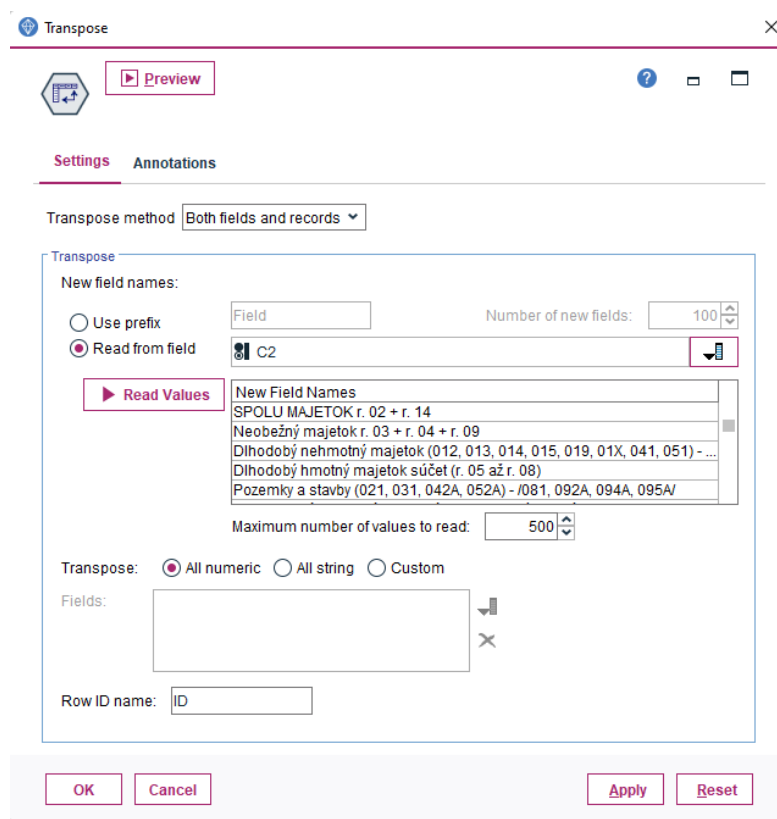
Obrázok č. 9 Uzol Filler v softvéri IBM SPSS Modeler



Zdroj: Vlastné spracovanie

Procesom pokračujeme uzlom spojenia (Append), ktorý spojí stranu aktív, stranu pasív a výkaz ziskov a strát do jednej tabuľky. Tento uzol neobsahuje špeciálne nastavenia a funguje bez špeciálnych nastavení. Po spojení tabuliek sme mohli pokračiť na uzol Transpose. Pri tomto uzli musíme nastaviť, aby sa nám text v riadkoch prehodil do stĺpcov. Dôvodom tohto kroku je využitie rovnakého názvu v texte ako je napríklad: *Dlhodobý nehmotný majetok (012, 013, 014, 015, 019, 01X, 041, 051) - /072, 073, 074, 075, 079, 07X, 091, 093, 095A/* a všetky ostatné položky súvahy a výkazu ziskov a strát. Presne tento istý textový reťazec sa nachádza v každom výkaze v rozdielom roku výkazu. Pri nastavení tohto uzla potrebujeme nastaviť názvy stĺpcov. Softvér nám ponúka špeciálnu vlastnosť prečítať všetky riadky v stĺpci kde sa nachádza text a tento text použije na nové stĺpce. Túto možnosť sme využili kvôli jasnej čitateľnosti oproti prefixu alebo sufixu stĺpcov s číslami a pri stavbe modelu a pridání vzorcov nám to pomôže jednoduchšie vytvoriť vzorce.

Obrázok č. 10 Uzol Transpose v SPSS Modeler



Zdroj: Vlastné spracovanie

Po transponovaní môžeme zopakovať tieto kroky za každý rok výkazov. Uľahčenie tohto procesu sa dá využitím skopírovania celého výberu uzlov a jeho prilepením. Stačí len zmeniť cestu súboru s novým rokom výkazov a výberu daných hárkov v tej istej postupnosti ako v predchádzajúcom roku. Spojenie transponovaných výkazov za všetky roky dosiahneme využitím *Append* uzlu bez žiadnych úprav.

Obrázok č. 11 Zadanie stĺpca rok v softvéri IBM SPSS Modeler

Table		Annotations
	Rok	
1	2018-12-31	
2	2019-12-31	
3	2020-12-31	

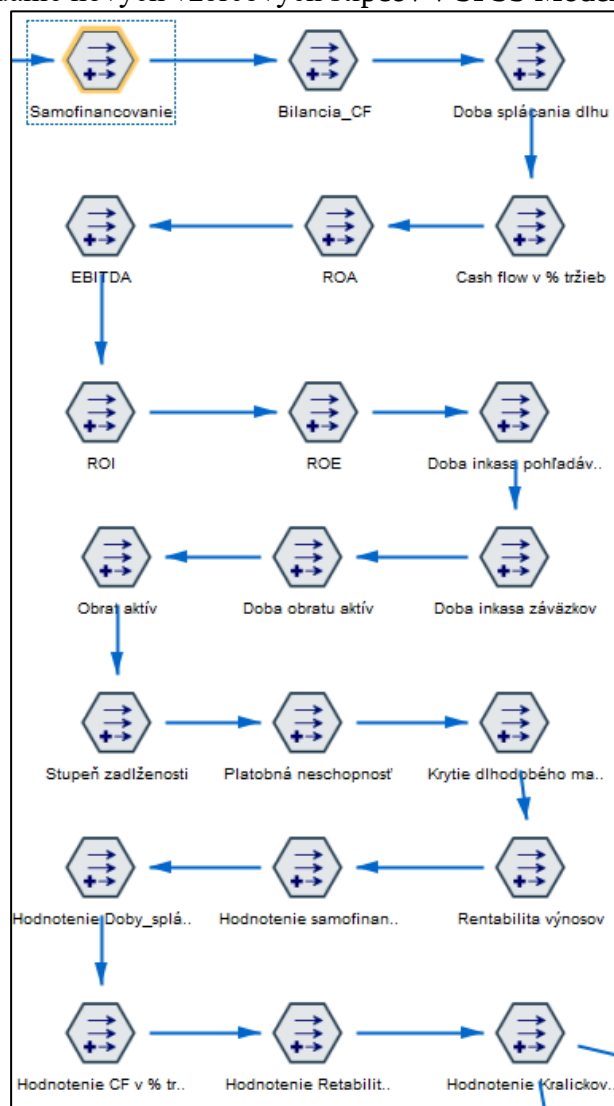
Zdroj: Vlastné spracovanie

Dostali sme sa do bodu kde máme výkazy v tom istom formáte ako v PowerBI. Ostal nám síce jeden rozdiel. a to je zadelenie rokov za príslušný výkaz. Na pridanie rokov sme využili uzol *User Input*. V tomto uzli sme nastavili názov stĺpca ako rok a formát údajov ako dátumový. Pri zadávaní dátumu sme museli použiť americký formát dátumu ako je rok-mesiac-deň rozdelené medzerou aby nám vznikla tabuľka aká je na obrázku č.11.

3.2.4 Nastavenie nových vzorcových stĺpcov v SPSS Modeleri

Nastavenie nových kalkulácií alebo vzorcov sme použili uzol *Derive*. Tento uzol má funkciu podobnú ako vzorcový riadok v Exceli s extra modifikáciami. My sme ho využili na jednoduché matematické operácie.

Obrázok č. 12 Pridanie nových vzorcových stĺpcov v SPSS Modeleri



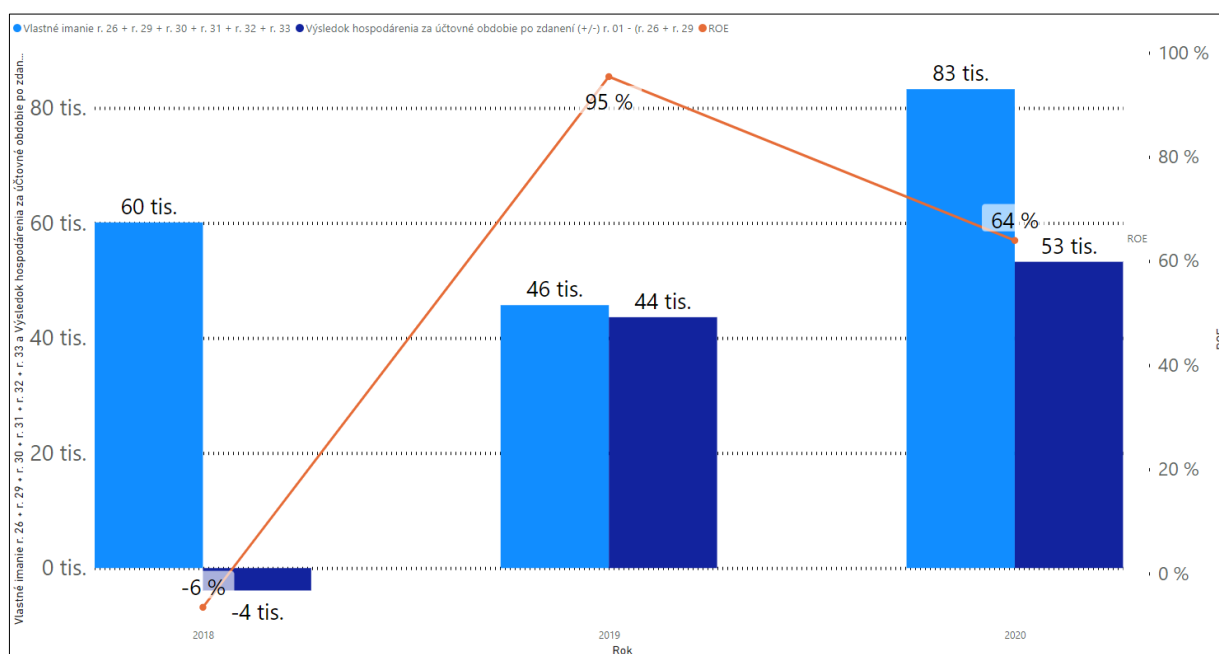
Zdroj: Vlastné spracovanie

Na obrázku č. 12 môžeme vidieť grafické znázornenie pridania všetkých ukazovateľov, ktoré sme si opísali v kapitole 1.5.1.. Zadávanie vzorca bolo jednoduché kvôli výberu stĺpca do kalkúlace, ktorý mal už názov položky účtovných výkazov v okne písania vzorcov.

3.2.5 Analýza vizuálnych výstupov v PowerBI

Po úprave údajov a pridaním nových vzorcových stĺpcov sme sa mohli posunúť na nový krok analýzy účtovných údajov. Tento krok je vytvorenie určitého výstupu ako je napríklad graf, report, nová tabuľka alebo iný vizuál.

Graf č. 1 Rentabilita vlastného kapitálu v PowerBI



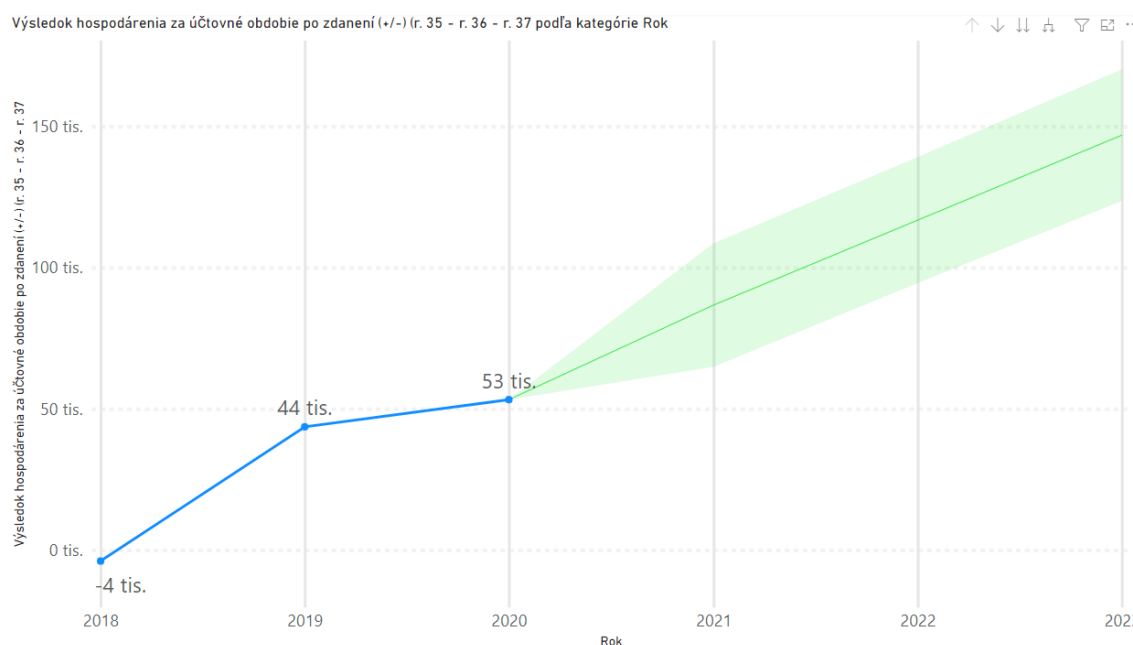
Zdroj: Vlastné spracovanie

Na grafe č.1 môžeme vidieť viacero ukazovateľov, ktorých sme použili na tento vizuál. Na osi x máme časové údaje, ktoré sú rozdelené po rokoch. Osa Y je rozdelená na ľavú časť s absolútnymi hodnotami a pravú časť s percentuálnymi hodnotami. Trendovú priamku oranžovou farbou opisuje priebeh rentability vlastného kapitálu počas rokov 2018 až 2020. Svetlomodrá farba stĺpca znázorňuje vlastné imanie a tmavomodrá farba predstavuje výsledok hospodárenia po zdanení. Rentabilita vlastného kapitálu vykazuje stúpajúcu tendenciu. Najlepší rok bol 2019 kde 1,- € vlastného kapitálu vyprodukovalo až 0,95,- € čistého zisku. Tento trend sa v roku 2020 spomalil, ale na grafe je znázornené, že výsledok

hospodárenia sa zvýšil o 20 % ale vlastné imanie sa zvýšilo o vyše 80 %. Síce táto zmena znížila ukazovateľ rentability vlastného kapitálu ale musíme si uvedomiť, že ako prudko narástol vlastný kapitál tak môže znamenať, že zisk, ktorý nastal v roku 2019 sa nerozdelil a vstúpil do vlastného kapitálu v roku 2020.

V softvéri PowerBI existuje možnosť vytvorenia prognózy údajov. V rámci vytvorenia čiarového grafu kde na osi x sme zadali časovú premennú rok a na osi Y sme zadali výsledok hospodárenia. Pri možnostiach vizualizácie je možné pridať prognózu priamo do grafu na základe určitých parametrov.

Graf č. 2 Prognóza Výsledku Hospodárenia na 3 roky dopredu v PowerBI



Zdroj: Vlastné spracovanie

Pri nastavení prognózy sme nastavili dĺžku prognózy na 3 roky, sezónnosť automaticky a interval spoľahlivosti na 95 %. Interval spoľahlivosti by nám ovplyvnil rozpätie minimálnej a maximálnej hodnoty prognózy. Všeobecne platí ak je interval spoľahlivosti prognózy vyšší tak tým sa rozpätie zväčšuje. To zabezpečí, že nové reálne pozorovania a ich hodnoty budú v tom rozpätí. Pre naše účely sme si zvolili 95 % spoľahlivosť aj keď je vyššia šanca, že náš model nepredvídal novú hodnotu.

Medzi vypracovaním prvotných analýz a dokončením diplomovej práce spoločnosť vypracovala účtovnú závierku za rok 2021 a rozhodli sme sa vyhodnotiť prognózu výsledku hospodárenia za rok 2021.

Tabuľka č. 9 Porovnanie prognózy oproti reálnemu výsledku hospodárenia

Rok 2021	Skutočná hodnota	Spodná hranica	Rozdiel	Priemerná hodnota	Rozdiel	Horná hranica	Rozdiel
Výsledok hospodárenia po zdanení	64 276 ,- €	64 867 ,- €	0,91%	86 727 ,- €	34,92%	108 587 ,- €	40,81%

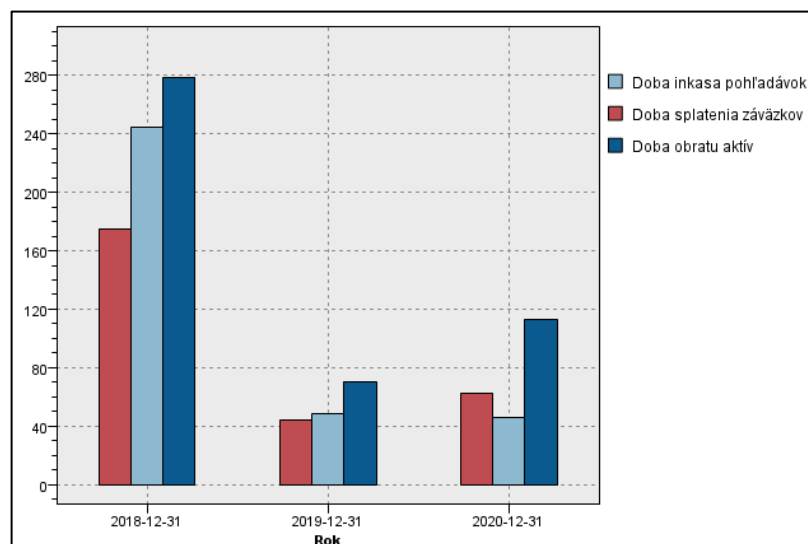
Zdroj: Vlastné spracovanie

Ako tabuľka č. 9 naznačuje, 95 % interval spoľahlivosti nestačil zachytiť hodnotu v rozpätí možných hodnôt. Reálna hodnota výsledku hospodárenia sa pohybovala menej než o percento nižšie ako spodná hranica prognózy. Zapríčinené to môže byť hlavne malým množstvom vzorky na prognózu keďže sme mali údaje iba za 3 roky.

3.2.6 Analýza vizuálnych výstupov v SPSS Modeleri

V softvéri na každý výstup sa musí vytvoriť nový uzol. V spodnej časti softvéru je záložka z s uzlami rôznych typov grafov. Na analýzu sme si vybrali uzol *multiplot*, v ktorom sa dá viacero ukazovateľov spojiť do jedného grafu.

Graf č. 3 Vybrané pomerové ukazovatele v IBM SPSS Modeler

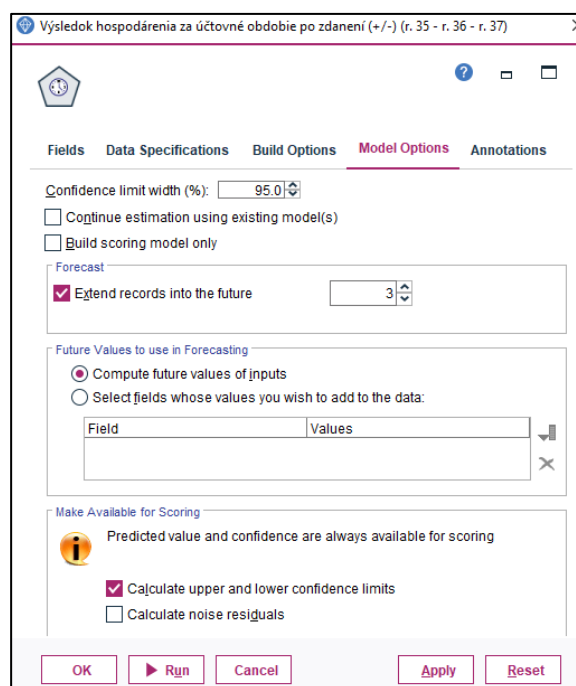


Zdroj: Vlastné spracovanie

V grafe č.3 sme si vybrali tri pomerové ukazovatele, ktoré súvisia s časovými intervalmi. V roku 2018 na začiatku založenia podniku si môžeme všimnúť, že všetky ukazovatele mali pomerne vysoké hodnoty. Vo všeobecnosti platí, že nižšia doba inkasa pohľadávok je lepšia

pre zdravie firmy. Ak by sa náhodou niekoľko odberateľov dostalo do platobnej neschopnosti, mohli by veľmi negatívne ovplyvniť podnik a tým pádom zvýšiť dobu splatenia záväzkov. Práve opačná situácia nastala v roku 2019. Odberatelia mali výbornú platobnú disciplínu a doba inkasa pohľadávok sa znížila z 244 dní iba na 48 dní v roku 2019. Doba obratu aktív v roku 2018 bola najvyššia a takmer dosiahla hodnotu 280 dní. Tento ukazovateľ vplyva na rentabilitu podniku čím je nižší, tak je priaznivejší pre podnik, pretože dochádza k lepšiemu využitiu aktív. Doba splatenia záväzkov mala veľmi podobný priebeh ako doba inkasa pohľadávok. V roku 2018 na začiatku firmy sa pohybovala na výške vyše 170 dní. V ďalších rokoch sa ustálila na hodnotách blízkom inkasa doby pohľadávok. V softvéri SPSS Modeler taktiež existuje možnosť vytvorenia prognózy údajov. Pred prognózou údajov sme museli nastaviť stĺpec alebo stĺpce údajov, ktoré chceme prognózovať. Nastavenie parametrov sme zmenili v uzli *Type* kde sme vybrali [Výsledok hospodárenia za účtovné obdobie po zdanení (+/-) (r.35 - r.36 - r.37)] ako náš cieľ prognózy, ktorý je zároveň aj vstupom. Prognóza údajov sa vytvára časovým uzlom Time series, kde sme museli nastaviť parametre. V záložke *Fields* sme nechali automatické nastavenie.

Obrázok č. 13 Nastavenie uzla Time Series v SPSS Modeleri

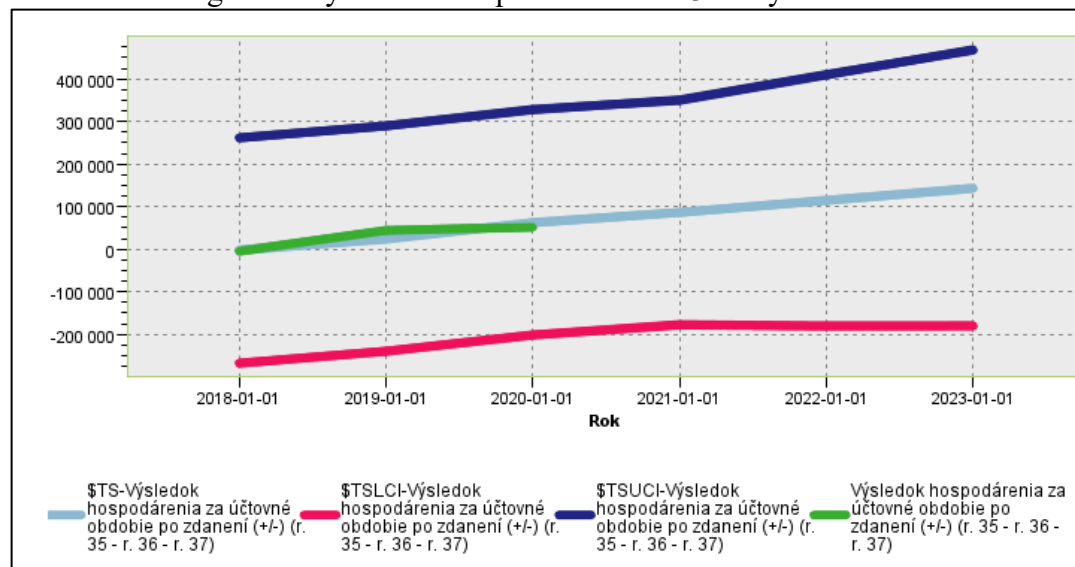


Zdroj : Vlastné spracovanie

V záložke *Data Specifications* sme museli nastaviť stĺpec s časovými hodnotami a časový interval na roky. Takéto nastavenie by nám vytvorilo iba údaje do konca roka 2020. Nastavenie prognózy je v záložke *Model Options* kde môžeme nastaviť interval spoľahlivosti

aj počet rokov prognózy. V dolnej časti výberu uzla sme museli zaškrtnúť možnosť kalkulácie hornej a spodnej hranice intervalu prognózy.

Graf č. 4 Prognóza Výsledku Hospodárenia na 3 roky v softvéri SPSS Modeler



Zdroj: Vlastné spracovanie

Ako môžeme vidieť na grafe č.4 prognóza výsledku hospodárenia má omnoho väčšie rozpätie ako v softvéri PowerBI. Jeden z dôvodov môže byť, že model berie do úvahy všetky vstupy a prehodnocuje ich oproti PowerBI, kde prepočítava hodnoty iba výsledku hospodárenia za minulé obdobia. Priemerná stredná hranica v svetlomodrej farbe predpovedá model najlepšie. Ako v predchádzajúcej kapitole sme porovnali presnosť modelu s reálnym výsledkom hospodárenia za rok 2021.

Tabuľka č. 10 Porovnanie prognózy oproti reálnemu výsledku hospodárenia – SPSS Modeler

Rok 2021	Skutočná hodnota	Spodná hranica	Rozdiel	Priemerná hodnota	Rozdiel	Horná hranica	Rozdiel
Výsledok hospodárenia po zdanení	64 276,- €	-177 871,- €	-376,7%	86 710,- €	34,90%	351 291,- €	446,54%

Zdroj: Vlastné spracovanie

Oproti PowerBI model zachytil nový výsledok hospodárenia vo svojom intervale spoľahlivosti 95 %. Na druhej strane to rozpätie hodnôt bolo omnoho vyššie ako môžeme vidieť v tabuľke č. 10. V priemernej hodnote sa vypracovaný model priblížil ku reálnemu výsledku iba s odchýlkou 34,90 %. Kde v softvéri PowerBI bol rozdiel priemernej

prognózovanej hodnoty 34,92 %. Môžeme povedať, že obidve prognózy rovnako predpovedali priemernú hodnotu a líšia sa maximom a minimom.

3.3 Vyhodnotenie Králičkovho rýchleho testu

V kapitole 1.5.2 sme si predstavili Králičkov rýchly test. Pri nastavení rýchleho testu sme museli vytvoriť nové stĺpce a nastaviť vyhodnotenie každého ukazovateľa na stupnici od 1 až do 5. Nastavenie uzlu hodnotenia stupňa samofinancovania je podobné vloženiu vzorca v Exceli, ale zároveň existujú rozdiely ako znázorňuje obrázok č. 14.

Obrázok č. 14 Označenie vzorca na vyhodnotenie rýchleho testu

Hodnotenie samofinancovania

Derive as: Formula

Settings Annotations

Mode: ☒ Single ☐ Multiple

Derive field:

Hodnotenie samofinancovania

Derive as: Formula

Field type: <Default>

Formula:

```
1 if Samofinancovanie<0
2 then 5
3 else (if Samofinancovanie<10
4 then 4
5 else (if Samofinancovanie<20
6 then 3
7 else (if Samofinancovanie<30
8 then 2
9 else (if Samofinancovanie>=30
10 then 1
11 else 0
12 endif) endif) endif) endif) endif
```

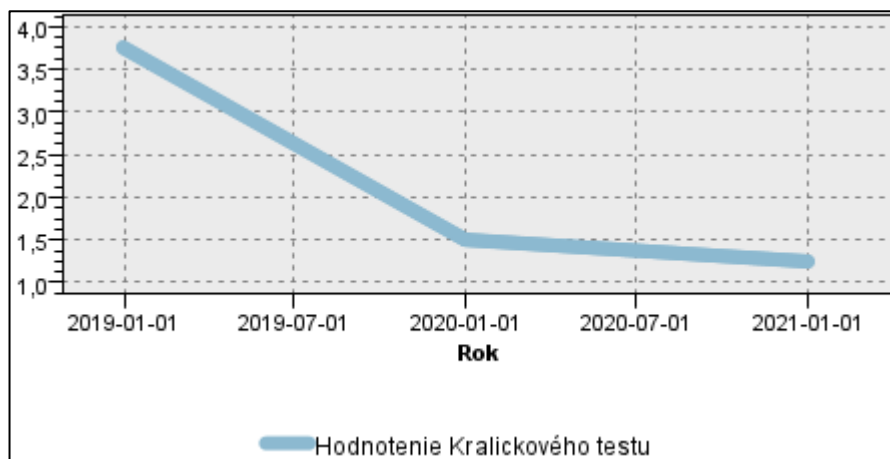
OK Cancel Apply Reset

Zdroj: Vlastné spracovanie

Využili sme vzorec „if statement: s podmienkami, ak hodnota v stĺpci samofinancovanie bude nižšia ako nula, tak potom bude hodnotenie päť bodov, ak bude hodnota menšia ako desať, tak potom hodnotenie bude štyri body až nakoniec po jeden bod. Graf sme

implementovali pomocou uzlu *Multiplot*. Kde na osi x sme dosadili stĺpec s rokmi a na os Y sme dosadili priemer štyroch ukazovateľov rýchleho Testu.

Graf č. 5 Vyhodnotenie rýchleho testu počas 2018 až 2020



Zdroj: Vlastné spracovanie

Tabuľka č. 11 Vyhodnotenie položiek rýchleho testu počas 2018 až 2020

Rok	Hodnotenie Samofinancovania	Hodnotenie Doby splácania dlhu	Hodnotenie CF v % tržieb	Hodnotenie rentability kapitálu	Vyhodnotenie testu
2018	1	4	5	5	3,75
2019	1	1	3	1	1,50
2020	1	1	2	1	1,25
	Hodnota	Hodnota	Hodnota	Hodnota	
2018	37,11%	15,39 r.	-1,86%	-2,41%	x
2019	37,80%	-1,01 r.	7,12%	36,06%	x
2020	45,11%	-1,528 r.	9,16%	28,85%	x

Zdroj: Vlastné spracovanie

Ako môžeme vidieť na grafe č. 5 a tabuľke č. 11 podnik mal v rokoch 2018 až 2020 hodnotenie stupňa samofinancovania alebo podielu vlastného kapitálu ako „veľmi dobrý“. Predpoklad budúceho vývoja by mohol byť taktiež na úrovni veľmi dobrý.

Ukazovateľ hodnotenia doby splácania dlhu v analyzovaných rokoch začal na vysokej hodnote s bodom 4, to znamená hodnotenie „zlý“. Napriek ťažkému začiatku sa podarilo podniku opraviť tento nežiadúci stav na hodnotenie „veľmi dobrý“.

Rentabilita tržieb alebo podiel z peňažných tokov z výkonov sa pohybuje v rozpätí od -1,86 % - 9,16 %. Podnik sa v bodovom hodnotení dostal zo zlého hodnotenia do dobrého hodnotenia. To predpokladá pozitívny vývoj do budúcnosti.

Rentabilita celkového kapitálu (ROA) sa v rokoch 2018 – 2020 pohybuje medzi -2,41 % - 28,85 %. Tento ukazovateľ predstavuje zárobnú schopnosť podniku a čím je ukazovateľ vyšší, tým je celkový kapitál efektívnejší. Najlepšie sa darilo podniku v roku 2019, kedy kde rentabilita celkového kapitálu dosiahla až 36,06 %. Tento ukazovateľ predpokladá pozitívny vývoj do budúcnosti.

Celkové hodnotenie Králičkovho rýchleho testu sa vykoná aritmetickým priemerom počtu bodov vo všetkých štyroch ukazovateľoch. Podľa P. Králička (1993) ak je výsledná hodnota nižšia ako dva, podnik je vyhodnotený ako bonitný. Ak sa podnik dostane do hodnôt vyšších ako je tri tak sa považuje za podnik, ktorému v budúcnosti hrozí bankrot a hodnotenie 4 a vyššie znamená, že podnik je v značných finančných problémoch. Podnik sa dostal zo zlej finančnej situácie v roku 2018 a s celkovým hodnotením 1,25 ho hodnotíme ako „výborný“. Celkové zdravie podniku rýchly test predpokladá pozitívny vývoj do budúcnosti.

3.3.1 Rýchly test podnikov v odvetví podľa SK NACE

Ako ukážku využitia Králičkovho rýchleho testu sme vykonali analýzu všetkých účtových závierok za rok 2020. V údajovom súbore sme mali údaje o všetkých účtových jednotkách a sme si vyfiltrovali iba firmy podľa SK NACE s číslom 78100 alebo podľa oficiálneho označenia, podľa vyhlášky Štatistického úradu Slovenskej republiky č. 306/2007 Z. z. ako „78.10.0 Činnosti agentúr sprostredkujúcich zamestnania“ (Zdroj: nace.sk).

Tabuľka č. 12 Počet účtovných závierok za rok 2020 s SK NACE 781 00

Druh vlastníctva	Malá UZ	Veľká UZ	Spolu
Vlastníctvo združení, politických strán a cirkví	0	1	1
Súkromné tuzemské	279	117	396
Zahraničné	37	36	73
Medzinárodné s prevažujúcim súkromným sektorom	17	20	37
Spolu	333	174	507

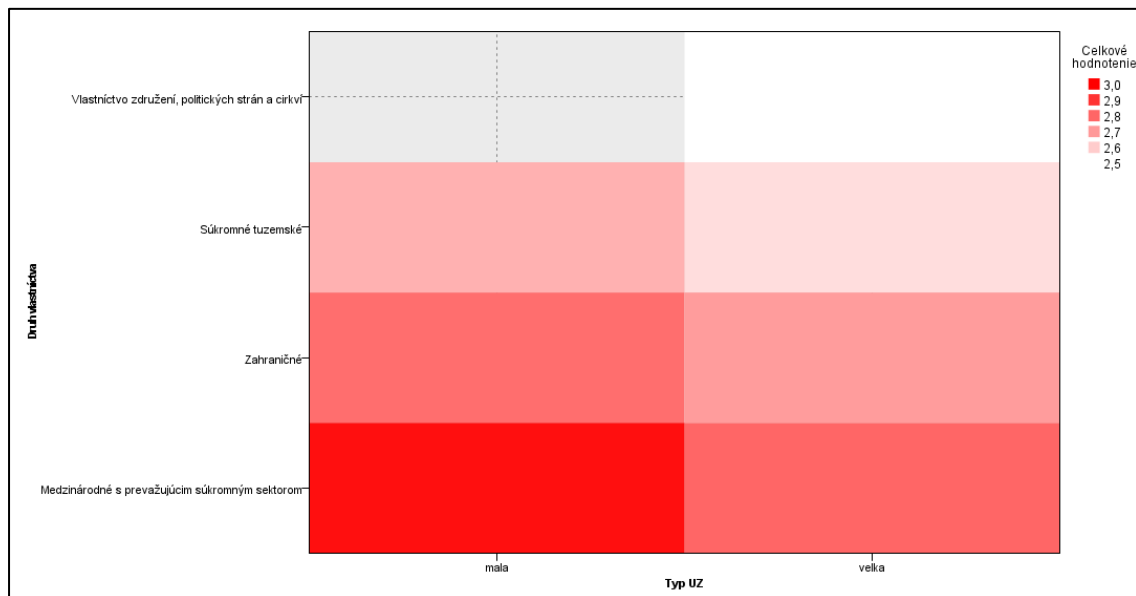
Zdroj: Vlastné spracovanie

Ako máme znázornené v tabuľke č. 12 za rok 2020 bolo podaných 507 účtovných závierok s hlavnou činnosťou - agentúry sprostredkujúce zamestnanie. Účtovné jednotky sú rozdelené podľa druhu vlastníctva a veľkosti účtovnej závierky. Najviac podnikov na Slovensku mali súkromné tuzemské vlastníctvo, ale našiel sa aj jeden podnik s formou vlastníctva združenia, politických strán a cirkví.

Tento sumár bol vytvorený pomocou SPSS modeleru s exportným uzlom matice. Ako si môžeme všimnúť na obrázku č. 15 na grafe hustoty podnikov. Tento uzol sme si vytvorili s názvom *Graphboard* a pri nastavení vizualizácie sme si vybrali heatmap.

Tento druh vizualizácie nám pomôže zobrazit' priemerné hodnotenie Králičkovho rýchleho testu podnikov v odvetví a zároveň aký druh vlastníctva podnikov má lepšie hodnotenie.

Obrázok č. 15 Heatmap hodnotení podnikov za rok 2020 podľa SK NACE



Zdroj: Vlastné spracovanie

Tabuľka č. 13 Priemer hodnotení rýchleho testu podľa SK NACE

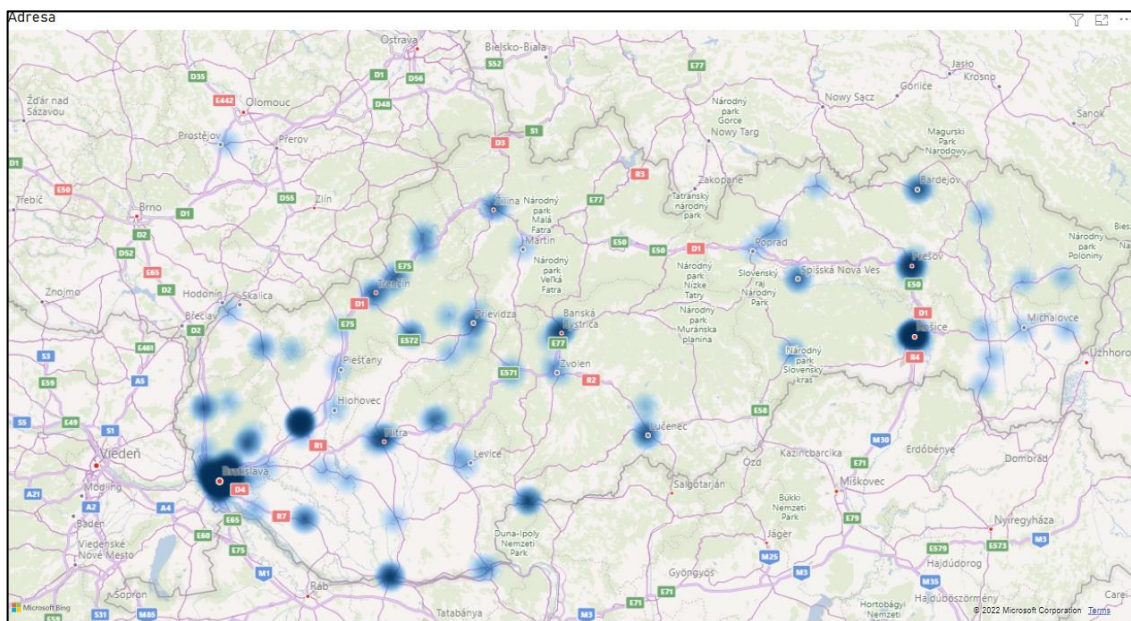
Druh vlastníctva	Malá UZ	Veľká UZ
Vlastníctvo združení, politických strán a cirkví	X	2,5
Súkromné tuzemské	2,652	2,566
Zahraničné	2,784	2,694
Medzinárodné s prevažujúcim súkromným sektorom	2,971	2,80

Zdroj: Vlastné spracovanie

Z tabuľky a grafu môžeme vidieť aké priemerné hodnotenie dostali podniky na základe veľkosti účtovnej závierky a druhu vlastníctva. Všeobecne môžeme povedať, že za rok 2020 sa darilo lepšie podnikom, ktorý podali účtovnú závierku typu veľká. Hlavný vplyv na tento rozdiel mala pandémia COVID-19, ktorá zapríčinila celoštátny lockdown a práve odberatelia pracovných agentúr znížili dopyt po zamestnancoch a tým pádom odberatelia, ktorí si potrebovali nájsť zamestnancov sa obrátili na väčšiu agentúru. Na grafe taktiež môžeme vidieť najhoršie hodnotené podniky s medzinárodným vlastníctvom a s veľkostným typom závierky malá. Tieto podniky s počtom 17 z 507 mali najhorší priemer Králičkovho testu približujúce sa ku hodnoteniu „stredný“, čo znamená spoločnosti,

ktorým hrozí bankrot v blízkej budúcnosti. Celkový priemer v odvetví sa takmer veľmi nelíši od stredného hodnotenia rýchleho testu preto je možné, že niekoľko podnikov s hroziacim bankrotom ovplyvnili celkový priemer a zvýšili ho na horšie hodnoty. Preto ak nás zaujímajú napríklad najlepšie podniky tak si ich môžeme vyfiltrovať v nasledujúcom grafe. Údajový súbor nám poskytol nefinančné údaje a to je adresa spoločnosti. V softvéri PowerBI existuje možnosť vytvorenia mapového vizuálu, ktorý podporuje slovenské adresy a poštové smerovacie čísla, ktoré podniky uvádzajú na titulnú stranu účtovnej závierky.

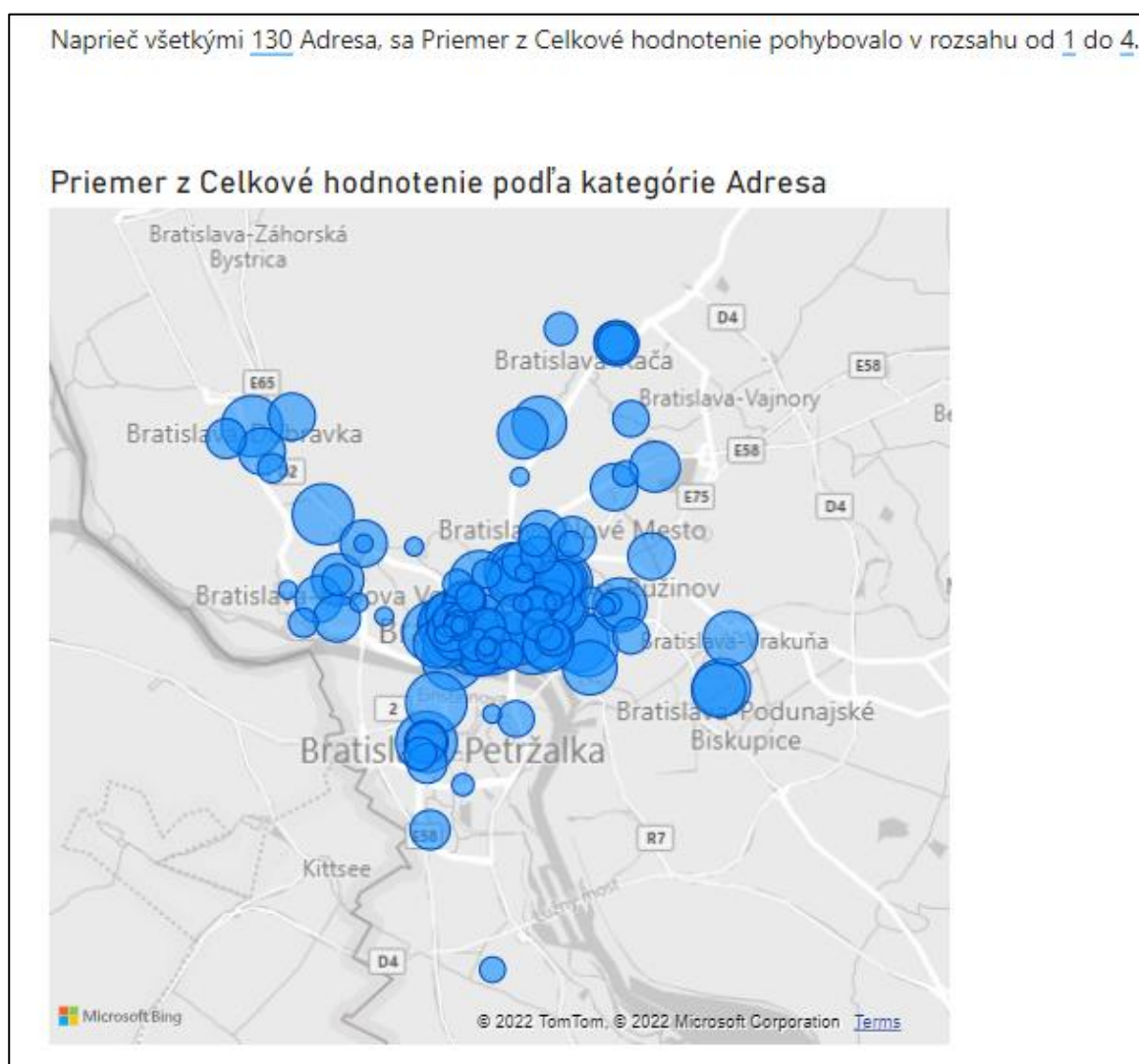
Obrázok č. 16 Hustota firiem na Slovensku podľa SK Nace v softvéri PowerBI



Zdroj: Vlastné spracovanie

Na obrázku č. 16 si môžeme všimnúť najväčšiu hustotu podnikov, ktorý ponúkajú podobné činnosti podľa Štatistického úradu. Najväčšie sústredenie podnikov sa nachádza v krajských mestách ako sú Bratislava, Košice a Prešov. Niekoľko podnikov má sídlo mimo Slovenskej republiky. Obrázok č. 17 nám znázorňuje, že až 130 podnikov z celkových 507 má sídlo v Bratislave. To znamená, v prepočte vyše 25 % podnikov, ktoré vykonávajú činnosť agentúr sprostredkujúcu zamestnanie sa nachádza v hlavnom meste. To by mohlo korelovať s vysokou koncentráciou ostatných podnikov, ktorí si žiadajú služby personálnych agentúr, aby im sprostredkovali zamestnancov a vzdialenosť tu hrá značnú časť.

Obrázok č. 17 Distribúcia podnikov v Bratislave podľa SK NACE



Zdroj: Vlastné spracovanie

Na obrázku si môžeme všimnúť slovný súhrn mapy podľa filtra celkové hodnotenie. Softvér PowerBI na základe strojového učenia dokáže vytvoriť jednoduché sumarizačné vety podľa typu grafu a parametrov, kde používatelia si môžu doplniť svoje vlastné premenné.

4 Diskusia

V rámci spracovávanía účtovných údajov pomocou softvéru IBM SPSS modeler a PowerBI od Microsoftu sme našli niekoľko prekážok, ktoré sme museli náročne obísť. Najväčšia prekážka pre obidva softvéry bolo nevyplnenie prázdnych riadkov vo výkazoch nulou. Problém nastal v tom ako SPSS modeler nedokázal prečítať údaje so stĺpca bežné účtovné obdobie a výpočty sa nedali vykonávať s týmto stĺpcom. Riešenie tohto problému by bolo jednoduché implementovať ako medzikrok nahrania do databázy finančnej správy. Keďže sa už dopredu vie, keď daný riadok výkazu nemá žiadne numerické údaje, jeho hodnota sa rovná nule. Dané podniky by nemuseli vyplňať do prázdnych riadkov nuly, ale ak doteraz boli riadky prázdne, databáza finančnej správy by ich mohla konvertovať na číslo 0. Na druhej strane existuje mnoho rôznych vládnych a štatistických softvérov, ktoré sú priamo napojené na údaje z účtovných závierok a ich zmena aj keď na prvý pohľad jednoduchá by mohla odstaviť veľa systémov.

Porovnateľnosť je jedna z vlastností, ktorú by mal mať účtovný systém. Problém s porovnateľnosťou v účtovných výkazoch nastal v tom bode, keď sa mali porovnať mikro účtovné jednoty, malé účtovné jednoty a veľké účtovné jednotky. Účtovná závierka mikro účtovnej jednotky používa iné tlačivo ako ostatné účtovné jednotky. Počet riadkov je pre mikro účtovnú jednotku omnoho nižší ako pre malé a veľké účtovné jednotky. Pri agregácii údajov, keď sa transponovali údaje, mikro účtovná jednotka mala hodnoty v stĺpcoch kde by nemala mať. Náš návrh by bol tiež vytvorenie medzikroku od podania účtovnej závierky až po jej zverejnenie, aby sa priradili položky z tlačiva pre malú a veľkú účtovnú jednotku na tlačivo pre mikro účtovnú jednotku a tie riadky, ktoré neobsahuje tlačivo pre mikro účtovnú jednotku by sa automaticky nastavili na číslo nula. Táto zmena by neovplyvnila dané tlačivo pre mikro účtovnú jednotku, ale len stiahnutie výkazov v Exceli, aby mali správny počet riadkov a tie nepotrebné by mali hodnotu nula. Táto zmena by vylepšila konzistentnosť medzi všetkými účtovnými výkazmi za minimálne úsilie. Taktiež ako v prvom odporúčaní existuje mnoho softvérov pripojených na údaje z účtovnej závierky, ktorí používajú napríklad verejné API (Application programming interface), ktorí úplne obchádzajú tieto dva problémy ako je napríklad stránka finstat.sk.

5 Záver

Cieľom diplomovej práce bolo vysvetlenie procesu spracovania údajov v účtovníctve na konkrétnom podniku s pomocou využitia dvoch rôznych softvérov. Údajovú analýzu sme vykonali v spoločnosti, ktorá vykonáva služby v oblasti ľudských zdrojov a sprostredkovania zamestnania.

V kapitole Čo je data mining v účtovníctve sme najprv uviedli, čo znamenajú údaje. V nej sme si definovali ciele a výzvy, ktoré môžu nastať pri analýze Big Data. Druhou podkapitolou bol prehľad hĺbkovej analýzy údajov. V nej sme uviedli základné techniky data miningu a vysvetlili celkový proces spracovania údajov. Na základe získaných poznatkov sme vedeli správny postup prípravy údajov pri finančnej analýze. V ďalšej podkapitole sme si výkazy v účtovníctve, ktoré môžeme analyzovať a akú majú štruktúru. V podkapitole softvér používaný pri data miningu sme si priblížili tri rôzne softvéry a pomocou dvoch z nich sme vypracovali praktickú časť diplomovej práce. V ďalšej podkapitole s názvom Finančné a nefinančné údaje sme si definovali s akými sa môžeme stretnúť v účtovníctve. V tejto podkapitole sme sa venovali teoretickým poznatkom finančnej analýzy a ako vypočítat jednotlivé ukazovatele. Na základe teoretických poznatkov sme vedeli správne interpretovať dané ukazovatele. V tejto podkapitole sme taktiež teoreticky opísali Králičkov rýchly test s ktorým sme značne pracovali v praktickej časti diplomovej práce. V praktickej časti diplomovej práce na základe všetkých týchto poznatkov spracovali údaje na konkrétnom podniku a vedeli vyvodit' z nich záver a odporúčania na zlepšenie celkového procesu.

Druhá kapitola sa venuje cieľu práce. Najpodstatnejšou úlohou tejto kapitoly bolo vztýčenie hlavného cieľa diplomovej práce. Na základe hlavného cieľa sme presne vedeli akým smerom sa máme pohnúť v praktickej časti práce.

Tretia kapitola sa venuje finančnej analýze daného podniku a zhodnotenie vybraných ukazovateľov. Na začiatku kapitoly sa venujeme základnej charakteristike podniku a neskôr si definujeme všetky výpočty dodatočných stĺpcov potrebných na finančnú analýzu a vypracovanie rýchleho testu. V prvej podkapitole praktickej časti sme sa sústredili na prípravu a zobrazenie postupu finančnej analýzy v dvoch rozdielnych softvéroch a porovnali ich postup. Následne sme porovnali aj vizuálne výstupy v oboch softvéroch a opísali jednotlivé ukazovatele. V tejto podkapitole sme taktiež porovnali prognózu výsledku hospodárenia na niekoľko rokov dopredu a porovnali výsledky oboch softvérov. Poslednou podkapitolou je Králičkov rýchly test. V tejto podkapitole sme

definovali výpočet hodnotenia podnikov a porovnali sme daný podnik oproti minulým rokom a neskôr sme definovali celé odvetvie podnikov s podobným predmetom podnikania podľa SK NACE.

V diskusii sme uviedli aké negatíva nás postihli pri spracovaní údajov z účtovníctva a uviedli sme aj dve odporúčania, ktoré by štát mohol zmeniť pri uľahčení spracovávanía údajov.

Podľa nášho názoru sme splnili hlavný cieľ, ktorý bol opísanie procesu spracovania údajov. Taktiež ako parciálny cieľ využitia dvoch softvérov na vykonanie finančnej analýzy. Spracovanie údajov nám poskytlo cenné poznatky a vedomosti ako sa pripravujú údaje a načo si dávať pozor. Na základe spracovania údajov sme vedeli odporučiť zmeny, ktoré by pomohli ostatným spracovať údaje jednoduchšie.

Zoznam Použitej Literatúry

Knižné diela:

1. FETISOVOVÁ, E. a kol. 2009. Podnikové financie. 1. vyd. Bratislava : Iura Edition spol. s r.o., ISBN 978-80-8078-259-7
2. HORNER, D. 2017. Accounting for non-accountants. Jedenáste vydanie Londýn: Kogan Page. ISBN 978-0-7494-806-9
3. JANOŠCOVÁ, R. 2016. Manažérstvo kvality a data mining. ISBN 978-80-89306-32-9
4. KANTARDZIC, M. 2011. Data mining: concepts, models, methods, and algorithms. John Wiley & Sons, ISBN: 978-1-119-51604-0
5. KOTULIČ, R. – KIRÁLY, P. RAJČÁNIOVÁ, M. 2018. Finančná analýza podniku. Bratislava: Wolters Kluwer SR s.r.o.. ISBN 978-80-8168-888-1.
6. KRALICEK, P. 1993. Základy finančního hospodaření. Přeložil Josef Spal. Praha : Linde Praha, ISBN 80-85647-11-7.
7. MATISKOVÁ, D. & Šebej, P. 2012. Finančná analýza v praxi. ISBN: 978-80-971152-1-0
8. MÁZIKOVÁ A KOL. 2006. Účtovníctvo. Bratislava: Ekonomická univerzita, 271s, ISBN 80-8078-088-9
9. ORESKÝ, M. 2017. Finančná a ekonomická analýza obchodného podniku. Bratislava: Wolters Kluwer SR s.r.o. ISBN 978-80-8168-763-1
10. SHMUELI, G., et al. 2017. Data mining for business analytics: concepts, techniques, and applications in R. John Wiley & Sons. ISBN 978-1-118-87936-8
11. ŠLOSÁR, R. – SPITZOVÁ, A. – ĎURICOVÁ, O. 2012. Účtovníctvo pre 3. ročník obchodných akadémií. 8 vyd. Bratislava : Iura Edition, 239 s. ISBN 978-80-8078-508-6
12. ŠLOSÁROVÁ, A – BLAHUŠIAKOVÁ, M. 2017. Analýza účtovnej závierky, Bratislava: Wolters Kluwer SR s.r.o. ISBN 978-80-818-589-7
13. ŠLOSÁROVÁ, A. 2014. Analýza účtovnej závierky. Bratislava : EKONÓM, ISBN 978-80-225-3800-8
14. ŠLOSÁROVÁ, A. a kol. 2009. Účtovníctvo B, Bratislava: IURA EDITION spol s r.o., ISBN 978-80-8078-244-3
15. ŠLOSÁROVÁ, A. et al. 2016. Účtovníctvo. Druhé, prepracované a doplnené vydanie. Bratislava: Wolters Kluwer SR s.r.o. 296 s. ISBN 978-80-8168-444-9.

16. TILO Wendler, Sören Gröttrup. 2021. Data mining with SPSS Modeler Theory, Exercises and Solutions ISBN 9783030543389

Internetové zdroje:

- 1 ALTON L.: The 7 Most Important Data Mining Techniques. 2017. [online] [cit.2021-11-12] Dostupné na: <https://www.datasciencecentral.com/profiles/blogs/the-7-most-important-data-mining-techniques>
- 2 HOLST, A. : Volume of data/information created, captured, copied, and consumed worldwide from 2010 to 2025. 2021 [online] [cit.2021-11-12] Dostupné na: <https://www.statista.com/statistics/871513/worldwide-data-created/>
- 3 KROS, s.r.o. . 2018 . Cash flow od roka 2015 – nepriama metóda [online] [cit.2021-11-13] Dostupné na: https://new.kros.sk/wp-content/uploads/2018/12/Cash_flow.pdf
- 4 ORESKÝ, M. Ukazovatele zadlženosti ,ukazovatele aktivity, ukazovatele rentability. 2017 [online] Dostupné na : <https://www.oresky.eu/wp-content/uploads/2017/04/Prednaska-6-Ukazovatele-zadlzenosti-aktivity..pdf>
- 5 SAS Enterprise Miner. 2021 [online] [cit.2021-11-13] Dostupné na: https://www.sas.com/sk_sk/software/enterprise-miner.html
- 6 SK NACE. 2021 [online] [cit. 2021-11-12] Dostupné na: <http://www.nace.sk/nace/78-10-0-cinnosti-agentur-sprostredkujucich-zamestnania/>
- 7 SUJA, R.: Big Data. 2014. [online] [cit.2021-11-12] Dostupné na: http://www.infostat.sk/web2015/sk/publikacie/Big_Data.pdf
- 8 The Modern Finance Forum. 2021 [online] [cit.2021-11-13] Dostupné na: <https://www.ibm.com/downloads/cas/5PA5MAQY>
- 9 Top Data mining software. 2021 [online] [cit.2021-11-13] Dostupné na: <https://www.predictiveanalyticstoday.com/top-data-mining-software/>