



# **BAKALÁŘSKÁ PRÁCE**

Business Intelligence v oblasti predikce poptávky

Business Intelligence in field of activity prection of demand

## **STUDIJNÍ PROGRAM**

Ekonomika a management

## **STUDIJNÍ OBOR**

Řízení a ekonomika průmyslového podniku

## **VEDOUCÍ PRÁCE**

Doc. Ing. Martin Zralý, CSc.

KATEŘINA

POKORNÁ

**2017**

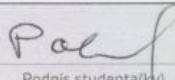
## I. OSOBNÍ A STUDIJNÍ ÚDAJE

Příjmení:	Pokorná	Jméno:	Kateřina	Osobní číslo:	437815
Fakulta/ústav:	Masarykův ústav vyšších studií (MÚVS)				
Zadávací katedra/ústav:	Oddělení ekonomických studií				
Studijní program:	Řízení a ekonomika				
Studijní obor:	Řízení a ekonomika průmyslového podniku				

## II. ÚDAJE K BAKALÁŘSKÉ PRÁCI

Název bakalářské práce:	Business Intelligence v oblasti predikce poptávky		
Název bakalářské práce anglicky:	Business Intelligence Tools in Demand Forecasting		
Pokyny pro vypracování:	<p>CÍL: Cílem této bakalářské práce je navrhnout prediktivní model poptávky pomocí nástrojů Business Intelligence pro společnost Avnet, s. r. o.</p> <p>PŘÍNOS: Z předem vybraných dat společnosti Avnet, s. r. o. nejdříve vytvořím prediktivní model budoucí poptávky v produktu IBM SPSS® Modeler, na který následně vytvořím report s návrhem řešení pro zlepšení řízení zásob společnosti.</p> <p>OSNOVA: 1 Cíl, úkoly a obsah BP, 2 Analýza problému, 3 Popis IBM SPSS® Modeler, 4 Relevantní teorie, 5 Návrh řešení a doporučení k implementaci, 6 Shrnutí výsledků.</p>		
Seznam doporučené literatury:	POUR, Jan, MARYŠKA, Miloš, NOVOTNÝ, Ota. Business Intelligence v podnikové praxi. PROFESSIONAL PUBLISHING NOVOTNÝ, Ota, Jan POUR a David SLÁNSKÝ. Business intelligence: jak využít bohatství ve vašich datech. Grada TRVDÍKOVÁ, Milena. Aplikace moderních informačních technologií v řízení firmy. GRADA HORÁKOVÁ, Helena, Jiří KUBÁT, Řízení zásob: Logické pojetí. SEKURKON		
Jméno a pracoviště vedoucí(ho) bakalářské práce:	doc. Ing. Martin Zralý, CSc., MÚVS ČVUT v Praze, oddělení ekonomických studií		
Jméno a pracoviště konzultanta(ky) bakalářské práce:	Ing. Jiří Bradáč, Avnet, s. r. o; Ondřej Székely, IBM, spol. s. r. o.		
Datum zadání bakalářské práce:	5.12.2016	Termín odevzdání bakalářské práce:	5.5.2017
Platnost zadání bakalářské práce:	31.8.2018		
			
Podpis vedoucí(ho) práce	Podpis vedoucí(ho) ústavu/katedry	Podpis děkana(ky)	

## III. PŘEVZETÍ ZADÁNÍ

29-03-2017	
Datum převzetí zadání	Podpis studenta(ky)

POKORNÁ, Kateřina. *Business Intelligence v oblasti predikce poptávky*. Praha: ČVUT 2017. Bakalářská práce. České vysoké učení technické v Praze, Masarykův ústav vyšších studií.



**MASARYKŮV ÚSTAV  
VYŠŠÍCH STUDIÍ  
ČVUT V PRAZE**

## **Prohlášení**

Prohlašuji, že jsem svou bakalářskou práci vypracovala samostatně. Dále prohlašuji, že jsem všechny použité zdroje správně a úplně citovala a uvádím je v příloženém seznamu použité literatury.

Nemám závažný důvod proti zpřístupňování této závěrečné práce v souladu se zákonem č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon) v platném znění.

V Praze dne: 19. 05. 2017

Podpis:

## **Poděkování**

Děkuji Doc. Ing. Martinu Zralému, CSc. za vedení bakalářské práce, za cenné rady, věcné připomínky a vstřícnost při konzultacích. Mé poděkování také patří Ing. Jiřímu Bradáčovi ze společnosti Avnet, s.r.o. a Bc. Ondřeji Székelymu ze společnosti IBM ČR, spol. s. r. o. za konzultace v oblasti praktické části mé bakalářské práce. V neposlední řadě děkuji mé rodině za podporu a důvěru, kterou ve mne při studiích vkládali.

# **Abstrakt**

Tato práce se zabývá nástroji Business intelligence, konkrétně analyzuje řešení pro predikci poptávky pomocí IBM® SPSS® Modeler od společnosti IBM, spol. s.r.o., ve kterém je z dat reprezentačního podniku minulých období navrhnut model budoucí poptávky.

Model je následně porovnán se současným způsobem předpovědi poptávky a skutečným prodejem v dané společnosti. Na základě porovnání je navrhnuo řešení pro zvýšení efektivnosti této predikce.

## **Klíčová slova**

Business Intelligence, řízení zásob, prediktivní analýza, poptávka, predikce poptávky, IBM® SPSS® Modeler

# **Abstract**

This thesis deals with business intelligence tools while it specifically analyzes solution for demand forecasting using IBM® SPSS® Modeler, created by IBM, spol. s. r. o.

Data of a representative company, which were acquired in previous periods, serves as a model of future demand, which is then compared with the current way of demand forecasts and actual sales in the given company. Based on the comparison a solution is suggested to increase the efficiency of this prediction.

## **Key words**

Business Intelligence, inventory control, prediction analyse, demand, prediction of demand, IBM® SPSS® Modeler

# Obsah

<b>1</b>	<b>Cíl, úkoly a obsah BP .....</b>	<b>5</b>
<b>2</b>	<b>Analýza problému .....</b>	<b>6</b>
2.1	Business Intelligence .....	6
2.2	Predikce poptávky.....	6
2.3	Společnost Avnet, Inc. ....	6
2.3.1	Avnet Technology Solutions, Tech Data Corporation.....	7
2.3.2	Technology Solutions ČR .....	7
2.3.3	Analýza problému predikce poptávky společnosti Technology Solutions .	8
<b>3</b>	<b>Popis IBM SPSS® Modeler .....</b>	<b>9</b>
3.1	Společnost IBM, spol. s. r. o.....	9
3.1.1	Řešení Business Intelligence.....	9
3.1.2	Stávající zákazníci společnosti IBM v oblasti Business Intelligence .....	10
3.1.3	Konkurence nástrojů Business Intelligence .....	10
3.2	Řešení SPSS® Modeler společnosti IBM, spol. s. r. o.....	11
3.2.1	Produkty IBM SPSS® Modeler .....	12
3.2.2	Modelovací techniky IBM SPSS® Modeler .....	13
<b>4</b>	<b>Relevantní teorie .....</b>	<b>14</b>
4.1	Business Intelligence .....	14
4.1.1	Definice.....	14
4.1.2	Historický vývoj.....	15
4.1.3	Nástroje .....	15
4.2	Predikce poptávky.....	21
4.2.1	Definice.....	22
4.2.2	Význam předpovídání poptávky .....	22
4.2.3	Proces tvorby plánu pro předpověď poptávky .....	23
4.2.4	Business Intelligence v oblasti predikce poptávky .....	23
<b>5</b>	<b>Návrh řešení a doporučení k implementaci.....</b>	<b>24</b>
5.1	Příprava dat.....	24
5.2	Modelování.....	26
5.2.1	Načtení dat.....	27



5.2.2	Datová manipulace.....	27
5.2.3	Výstup .....	29
5.3	Porovnání prediktivního modelu se stávající metodou predikce poptávky .	31
5.4	Doporučení k implementaci.....	37
<b>6</b>	<b>Shrnutí výsledků .....</b>	<b>39</b>
<b>7</b>	<b>Odkazy .....</b>	<b>40</b>
<b>8</b>	<b>Seznam obrázků.....</b>	<b>43</b>
<b>9</b>	<b>Seznam tabulek.....</b>	<b>44</b>

# 1 Cíl, úkoly a obsah BP

Cílem této bakalářské práce je navrhnout prediktivní model poptávky pomocí nástrojů Business Intelligence pro společnost Technology Solutions ČR (dříve Avnet, s. r. o.).

Pro modelování je využit nástroj SPSS® Modeler společnosti IBM, spol. s. r. o, která je největším poskytovatelem řešení a služeb informačních technologií na světě s dlouhou tradicí inovací (IBM, 2017). Cílem aplikace Business Intelligence v dané společnosti je zlepšení rozhodování pomocí tvorby prediktivních modelů budoucí poptávky.

V rámci mé bakalářské práce využiji aplikaci produktu SPSS® Modeler na data společnosti Technology Solutions, která je jedním z největších distributorů elektronických součástek, počítačových produktů, technologických služeb a řešení na světě (Avnet, 2017).

V produktu SPSS® Modeler z předem vybraných dat jsem nejdříve utvořila prediktivní model budoucí poptávky, který jsem porovnála se současným způsobem předpovědi a následně jsem navrhla řešení pro zlepšení řízení zásob společnosti.

Tato bakalářská práce slouží zejména manažerským pozicím, které uvažují nad zavedením nebo změnou nástroje Business Intelligence v oblasti predikce poptávky, a také pro zaměstnance společnosti Technoly Solutions ČR, která poskytla svá data pro tvorbu prediktivního modelu.

## 2 Analýza problému

V následující kapitole je vysvětlen význam využívání nástrojů Business Intelligence a předpovídání poptávky v podniku. Následně je popsána společnost Technology Solutions ČR (dříve Avnet, s. r. o.) a provedena analýza problému predikce poptávky této firmy.

### 2.1 Business Intelligence

Nástroje Business Intelligence jsou vymezeny například takto: „V prostředí stále tvrdší konkurence musí podnikoví analytici a manažeři rozhodovat pod časovým tlakem a současně s vysokou zodpovědností. To znamená, že tato rozhodnutí musí mít dostatek relevantních a objektivních informací, které jsou dostupné rychle, s minimální technickou náročností na manipulaci, a přitom s možností rychle formulovat nové požadavky na další informace odpovídající aktuální obchodní nebo výrobní situaci.“ (Novotný, 2005)

Business Intelligence, zkráceně BI, se využívá pro plánování a analýzy podnikových dat, kterých je dosaženo pomocí různých softwarových procesů, aplikací a technologií. Ty následně slouží pro účinnou a účelnou podporu rozhodovacích procesů, které jsou stavebním kamenem pro analytické a plánovací činnosti podniků. Společnosti BI využívají především pro identifikaci neefektivních podnikových procesů a rychlého zajištění validních dat potřebných pro strategické řízení a rozhodování. Na tyto data je možné se podívat z několika multidimenzionálních pohledů, což zaručí celkovou komplexnost a provázanost. (Novotný, 2005)

### 2.2 Predikce poptávky

„Odhad budoucího vývoje poptávky je důležitým předpokladem pro účinné a hospodárné uspokojování potřeb zákazníků v příštích časových obdobích. Umožňuje rovněž případnou orientaci na efektivnější zdroje i na snižování potřeby v důsledku dokonalejšího využívání zdrojů.“ (Horáková, 1999)

Předpovídání poptávky je velmi důležitá součást podnikového plánování, jelikož formuje základy pro strategická i operativní rozhodování v podniku. Výsledky předpovědí jsou používány nejen ve výrobě a distribuci, ale i dalších útvarech podniku jako jsou marketing, finance nebo personální útvar. (Hambálková, 2009)

### 2.3 Společnost Avnet, Inc.

Společnost Avnet, Inc. prodává a distribuuje produkty předních světových dodavatelů elektronických součástek, výrobců podnikových počítačů a poskytovatelů vestavěných

systemů. Tato společnost působí na více než 300 místech po celém světě, odkud obsluhuje 70 zemí. Svým 100 000 zákazníkům nabízí celou řadu schopností, např. optimalizaci skladových zásob, řízení logistiky, sestavování a pomoc s konstrukcí produktů. (Avnet, 2017) Součástí společnosti Avnet, Inc. je obchodní jednotka Technology Solutions (dříve Avnet Technology Solutions), která bude popsána v následujícím odstavci.

### **2.3.1 Avnet Technology Solutions, Tech Data Corporation**

V následujících odstavcích jsou popsány dvě společnosti, jelikož v průběhu psaní mé bakalářské práce došlo k akvizici obchodní jednotky Avnet Technology Solutions a společnosti Tech Data Corporation.

Avnet Technology Solutions byla provozní skupina společnosti Avnet, Inc, která působila na trhu jako přední distributor podnikových počítačových produktů, softwaru a služeb. Jako globální organizace působila ve více než 34 zemích. (Avnet, 2017)

Společnost Tech Data Corporation sídlící na Floridě je předním distributorem produktů informačních technologií ve více než 100 zemích po celém světě. (Avnet, 2016)

K 19. září 2016 se společnost Avnet, Inc., sídlící v Arizoně, dohodla na odprodeji obchodní jednotky Avnet Technology Solutions společnosti Tech Data Corporation. Akvizice byla podle plánů úspěšně dokončena dne 27. února 2017, kdy se ze skupiny Avnet Technology Solutions stala divize Technology Solutions společnosti Techdata a vznikl tak jedinečný globální distributor s širší škálou IT řešení. Důvodem této akvizice bylo zejména rozšíření segmentu distribuce, geografického pokrytí a způsobilosti k pronikání na trhy. (Tech Data, 2017)

### **2.3.2 Technology Solutions ČR**

České zastoupení Technology Solutions pod vedením současného oblastního manažera Pavla Saláka, působí na trhu již 18 let, sídlí v pražských Strašnicích a zaměstnává více než 60 zaměstnanců.

Společnost nabízí široké spektrum IT produktů, řešení a služeb s přidanou hodnotou (Value Added Distribution) od společností Aruba, EMC Dell, Hewlett Packard Enterprise, IBM, Lenovo, Oracle, Palo Alto, Symantec, Veritas a Vmware. (Avnet, 2017)

Zaměstnanci zde pracují v divizích, které se jednotlivě specializují na prodej výrobků určitého dodavatele, čímž společnost poskytuje špičkové služby a řešení. V mé bakalářské práci se budu zabývat predikcí poptávky v divizi IBM.

### 2.3.3 Analýza problému predikce poptávky společnosti Technology Solutions

Společnost Technoly Solutions se zabývá prodejem IT produktů s přidanou hodnotou (neboli Value Added Distribution), kde je velmi dominantní projektový charakter obchodu. Tento charakteristický rys je do značné míry velmi těžko předvídatelný a ovlivňuje jej velké množství faktorů. Tyto faktory se liší podle druhu sféry, do které se produkt dodává. Státní sféru například ovlivňují jiné faktory, než je tomu u sféry komerční. Díky těmto faktorům je velmi obtížné poptávku v této společnosti předpovídat.

V současné době společnost Technology Solutions ČR využívá kombinaci 3 technik pro předpověď poptávky:

- Rozbor dat vývoje poptávky v předchozích obdobích, tedy analýza hrubých dat a jejich vývoj v čase
- Orientaci dle aktuálního projektového listu a pravděpodobnosti uzavření daného obchodu, kdy společnost rozlišuje 3 úrovně:
  - stretch (velmi malá)
  - at risk (střední)
  - commit (vysoká)
- Přidání osobní konstanty—čistě subjektivní a lidský faktor, kdy dochází k úpravě výsledného plánu

V této práci jsem vytvořila prediktivní model budoucí poptávky, který společnosti může pomoci při rozhodování v oblasti budoucího prodeje. K tvorbě jsem využila software od společnosti IBM, spol. s r. o. IBM® SPSS® Modeler, který slouží pro získávání dat, ze kterých tvoří prediktivní model při využití obchodních znalostí a jejich aplikaci do obchodních operací za účelem zlepšení rozhodování. (Acrea, 2017) Výsledný model je poté porovnán se současným způsobem predikce poptávky společnosti Technology Solutions a na základě výsledků porovnání je navrženo řešení pro zlepšení efektivity předpovědi poptávky.

## **3 Popis IBM SPSS® Modeler**

V první části druhé kapitoly představím společnost IBM, spol. s. r. o. (dále jen IBM), její řešení, stávající zákazníky a konkurenci v oblasti Business Intelligence. V druhé části této kapitoly se věnuji produktu IBM SPSS® Modeler od společnosti IBM, spol. s. r. o., ve kterém jsem utvořila prediktivní model pro praktickou část mé bakalářské práce.

### **3.1 Společnost IBM, spol. s. r. o.**

První pobočka IBM v České republice byla založena již v roce 1932 jako první pobočka v regionu střední a východní Evropy a jako šestá v Evropě. Převažující činností IBM v České republice je prodej širokého spektra IT technologií od serverů a systémů pro ukládání dat až po software a IT služby včetně konzultačních služeb. K hlavním cílům společnosti IBM patří poskytování komplexních služeb systémového integrátora a prosazování výhod elektronického obchodu do každodenního života firem. Integrované části strategie IBM jsou také programy firemní společenské odpovědnosti, jimiž IBM přispívá k řešení ekologických a sociálních problémů společnosti. (IBM, 2017)

#### **3.1.1 Řešení Business Intelligence**

Společnost IBM, spol. s. r. o. nabízí hned několik řešení Business Intelligence, a proto následující odstavce budou obsahovat jen ty nejpodstatnější.

##### **Cognos**

Software IBM Cognos nabízí vše, co společnost potřebuje k dosahování špičkového výkonu díky využití poznatků na základě analýz. Zahrnuje řešení pro reporting, analýzy, modelování, plánování a řízení výkonnosti podniku. Software je nabízen jak pro jednotlivé uživatele (Cognos Insight), pracovní skupiny nebo oddělení (Cognos Express), tak i pro středně velké a velké podniky, kterým pomáhá rozhodovat v zájmu lepších současných i budoucích obchodních výsledků (Cognos TM1). Jednotlivé nástroje umožňují vzájemnou spolupráci a velmi často jsou kompatibilní i s nástroji třetích stran. (IBM, 2017)

##### **Infosphere – ELT operace**

InfoSphere je softwarová platforma pro integraci dat, která pomáhá organizacím získat větší hodnotu ze složitých a různorodých informací rozptýlených v jejich systémech. Zajišťuje, aby strategické systémy dodávaly přesné a úplné informace firemním uživatelům v rámci celého podniku. (IBM, 2016)

Watson Analytics

Inteligentní analýzu dat a vizualizaci dat umožňuje nástroj Watson Analytics, který pomáhá rychle objevit smysl dat. Nástroj díky automatizovaným prediktivním analýzám a kognitivním schopnostem pomáhá získat odpovědi v přirozeném jazyce. (IBM, 2017)

### **3.1.2 Stávající zákazníci společnosti IBM v oblasti Business Intelligence**

Informace o zákaznících jsou velice choulostivé, a proto si jej společnosti velmi často střeží. Z tohoto důvodu se tento odstavec nése ve velmi orientačním duchu. Nejvíce obchodů se uskutečňuje ve Spojených státech amerických, Rusku či Německu. Přesuneme-li se na území České republiky, počet zákazníků se pohybuje přibližně v desítkách. Nejčastěji nástroje Business Intelligence využívají podniky v oblasti bankovníctví, pojišťovnictví, telekomunikace a také podniky výrobní. Mezi zákazníky společnosti IBM na českém trhu se řadí například banka ČSOB či Fakultní nemocnice u sv. Anny v Brně. (IBM, 2017)

### **3.1.3 Konkurence nástrojů Business Intelligence**

Trh s nástroji Business Intelligence je opravdu široký a různorodý, a proto v tomto odstavci také uvádím jen některé ze společností, které tato řešení poskytují. Každá z těchto společností také obvykle poskytuje více než jeden takový produkt, a proto v následném odstavci vyzdvihnu pouze ty nejpodstatnější.

Microsoft

Mezi základní aplikace, které poskytuje společnost Microsoft, patří produkt Sharepoint, zejména tedy SQL Server, jehož nástroje umožňují sjednocení dat, provádění pokročilých analýz na OLAP datových kostkách, reporting a řízení rizik, vizualizaci a další. Ty mohou fungovat samostatně jako část systému Sharepoint nebo v plné integraci s kancelářským balíčkem MS Office. (Microsoft, 2017)

Oracle

Společnost Oracle nabízí na trhu produkt se stejnojmenným názvem Oracle BI, který vhodným způsobem doplňuje ERP systémy, aby mohl snadno a rychle poskytovat manažerům důležité informace pro jejich rozhodování. Výstupem tohoto produktu jsou přehledné a srozumitelné informace, včetně jejich vzájemných vztahů, trendů a různých pohledů dle potřeb uživatelů. (Algotech, 2017)

SAP

Německá společnost SAP bývá označována za tržního lídra v oblasti podnikových aplikací a nabízí nespočet produktových řešení. Nejznámějším produktem této společnosti je software „MySAP Business Solutions“, který slouží jako podpora řízení podniku, čímž se řadí mezi ERP systémy. MySAP zahrnuje hned několik komponent přispívajících

k optimalizaci obchodních procesů – SAP CRM, SAP FM, SAP HR, SAP PLM, SAP SCM a SAP SRM. (STechies, 2017)

## SAS

Mezi přední dodavatele řešení a služeb v oblasti Business Analytics a Business Intelligence také patří společnost SAS, která jako firmy předešlé nabízí široké portfolio produktů. SAS Business Intelligence napomáhá efektivnějšímu rozhodování, umožňuje tvorbu analýz, reporting, vizualizace, statistiky, plánování a dolování dat. V oblasti Business Intelligence společnost SAS nabízí následující produkty:

- SAS Enterprise BI Server
- SAS Enterprise Guide
- SAS Office Analytics
- SAS Visual Analytics
- SAS Visual Analytics for UN Comtrade
- SAS Visual Statistics (SAS, 2017)

## Inekon Systems

Společnost Inekon Systems se zabývá poskytováním komplexní podpory manažerského řízení a plánování v segmentech rychloobrátkového zboží, obchodu a logistiky, v automobilovém a ostatním průmyslu. Ve svém portfoliu nabízí Business Navigation System (BNS), který poskytuje řešení pro strategické řízení a projektování změn, taktické plánování či analýzu výsledků. (Fixová, 2016)

## **3.2 Řešení SPSS® Modeler společnosti IBM, spol. s r. o.**

IBM® SPSS® Modeler je sada nástrojů pro získávání dat, která umožňuje rychlou tvorbu prediktivních modelů při využití obchodních znalostí a jejich aplikaci do obchodních operací za účelem zlepšení rozhodování. (Acrea, 2017)

Nástroje jsou navrženy podle metodologie CRISP-MD, která rozděluje proces dobývání znalostí z databází do šesti základních etap:

- Porozumění problematice (Business Understanding)
- Porozumění datům (Data Understanding)
- Příprava dat (Data Preparation)
- Modelování (Modeling)
- Vyhodnocení výsledků (Evaluation)
- Využití výsledků – implementace vytvořeného modelu (Deployment) (IBM, 2017)

IBM® SPSS® Modeler nabízí širokou škálu metod modelování dat převzatých ze strojového učení, tedy podoblasti umělé inteligence zabývající se rozhodováním, případně i předpovědí budoucího vývoje na základě vstupních dat. Tyto metody získávají nové informace z vašich dat a následně z nich tvoří prediktivní modely. Každá metoda se



hodí pro určité situace. SPSS Modeler je možné zakoupit jako samostatný produkt nebo jako uživatelský účet v kombinaci s SPSS Modeler Server. (IBM, 2016)

### **3.2.1 Produkty IBM SPSS® Modeler**

V následující kapitole představuji rodinu produktů IBM SPSS® Modeler a s ním i související software, které společnost nabízí.

#### IBM SPSS Modeler

Je funkčně kompletní verze určená pro instalaci a práci na osobním počítači. Může být využíván v lokálním modu nebo jako samostatný produkt či v kombinaci s IBM SPSS Modeler serveru, který slouží ke zvýšení výkonnosti při větším objemu dat.

SPSS Modeler se využívá pro rychlou a intuitivní tvorbu modelů bez zbytečného programování. Díky unikátnímu vizuálnímu rozhraní dokáže zobrazit celý proces sbírání dat. Na základě tohoto pokrokového systému může uživatel objevit předchozí skryté vzorky a trendy v datech. Vytváří také modely výsledků a tím pomáhá porozumět faktorům, které jej ovlivňují. Dále pak umožňuje vzít v potaz příležitosti a případné riziko. Nástroj je k dostání ve verzích – Gold, Personal, Professional, Premium. (IBM, 2016)

#### IBM SPSS Modeler Server

SPSS Modeler Server je samostatně licencovaný produkt, který běží nepřetržitě na serveru hostitele. Tímto způsobem SPSS Modeler Server poskytuje vynikající výkon při práci na velkých datových souborech, jelikož jsou tyto náročné operace prováděny na serveru hostitele bez nutnosti stahování dat do klientského počítače. IBM® SPSS® Modeler Server také poskytuje podporu pro optimalizaci SQL a in-databázi modelovací funkce a přináší další výhody ve výkonu a automatizaci. (IBM, 2017)

#### IBM SPSS Modeler Administration Console

Aplikace Modeler Administration Console poskytuje sdílené grafické uživatelské rozhraní pro připojení, monitorování a konfiguraci instalace SPSS Modeler Server. Aplikaci lze nainstalovat pouze na počítačích se systémem Windows a pro stávající zákazníky SPSS Modeler Server je zcela zdarma. (IBM, 2017)

#### IBM SPSS Modeler Batch

SPSS® Modeler je také možné spustit bez uživatelského rozhraní, tedy přesněji řešeno z příkazového řádku pomocí nástroje IBM SPSS Modeler Batch. Ten uživatelé mohou využít například při dlouhotrvajících nebo opakujících se úlohách, které nepotřebují zásah uživatele. S tímto produktem musí být také nainstalován také SPSS Modeler Server. (IBM, 2017)

#### IBM SPSS Modeler Solution Publisher

IBM® SPSS® Modeler Solution Publisher je výkonný nástroj pro dolování dat, který podporuje každodenní obchodní rozhodování. Tento software může být využíván na externím zařízení nebo jako externí aplikace, čímž umožňuje rychlé modelování dat. Nástroj nabízí více než jen jednoduché exportování modelů, protože umožňuje provádět přípravu dat a následující zpracování, jako je například shromažďování údajů či výběr dat před vytvořením prediktivního modelu. (IBM, 2017)

### **3.2.2 Modelovací techniky IBM SPSS® Modeler**

IBM SPSS® Modeler nabízí hned několik modelovacích technik, které stručně charakterizují v následujícím odstavci:

- **Klasifikační algoritmy**  
Slouží pro tvorbu předpovědí budoucího chování na základě historických dat pomocí modelovacích technik, jako jsou klasifikační stromy, neuronové sítě a další. Nabízí také funkci automatického modelování, které se využívá především pro opakované odhady.
- **Segmentační algoritmy**  
K hledání neobvyklých vzorů slouží právě segmentační algoritmy, které automaticky seskupují, detekují anomálie a neuronové sítě. Současně také dokáží vyzkoušet a následně vybrat nejvhodnější metodu.
- **Asociační algoritmy**  
Kombinace jevů a vztahy v posloupnostech událostí pomáhají objevit asociační algoritmy (Apriori, CARMA a sekvenční asociace)
- **Časové řady**  
Časové řady umožňují vytvořit předpovědi pomocí statistických modelovacích technik.
- **Rozšíření jazykem R**  
SPSS Modeler také umožňuje používat transformace, modely a výstupy v jazyce R, což je programovací jazyk sloužící pro prostředí statistické analýzy.
- **Monte Carlo simulace**  
V případě Monte Carlo simulace se dá do predikčních modelů zahrnout také prvek nejistoty. Výsledek pak může přispět k zodpovězení komplexních otázek. (Acrea, 2017)

## 4 Relevantní teorie

V následující kapitole se zabývám definicí, historickým vývojem, nástroji a principy Business Intelligence. Dále definuji predikci poptávky, popisuji její význam a proces předpovědi. V závěru kapitoly se věnuji predikci poptávky pomocí Business Intelligence.

### 4.1 Business Intelligence

V dnešní době nepřehledného množství informací musí podnikatel umět tyto údaje správně využívat, aby mohl být vůči ostatním podnikům konkurenceschopný, jelikož tato činnost tvoří jednu z hlavních konkurenčních výhod. Proto podniky používají různé manažerské nástroje, jako jsou například systémy ERP (pro plánování zdrojů), CRM (pro řízení vztahu se zákazníky) či SCM (pro řízení dodavatelského řetězce). Tyto nástroje však společnosti nemusí stačit, jelikož nejsou provázané a tím mohou již zmíněné správné využívání informací překazit. V těchto podnicích poté hledají řešení na vzniklou situaci. Většina firem následně zvolí právě nástroje Business Intelligence, které zkvalitňují informovanost uvnitř podniku a umožňují jejich provázanost. (Gála, 2015)

Technologie Business Intelligence mohou mít mnoho způsobů využití, a proto uvádím pouze některé z nich. Můžou jimi být například:

- měření výkonů nebo stanovení základní úrovně
- analýzy trendů a predikce
- sdružené seskupování neboli analýza tržního koše či segmentace
- řízení výkonu
- asociativní analýzy neboli dolování dat
- analýzy předmětných oblastí (Laberge, 2012)

#### 4.1.1 Definice

Pojem Business Intelligence vznikl již v roce 1958, kdy jej poprvé použil výzkumník společnosti IBM Hans Peter Luhn ve svém článku A Business Intelligence System. Jednalo se spíše o teoretické zpřesnění pojmu a jeho definice zněla jako "*schopnost pochopit vzájemné vztahy prezentovaných faktů takovým způsobem, který umožní provést akci k dosažení požadovaného cíle*". (Martin, 2012)

V současné době pro pojem Business Intelligence existuje mnoho definic, a proto zde uvádím jen vybrané. Prvním autorem je Ing. Panec, který ve svém článku - Co je to Business Intelligence? v časopise IT Systems definoval Business Intelligence jako "*ucelený efektivní princip k práci s firemními daty, který má vliv na správnost strategických rozhodnutí, a tím i na obchodní úspěch společnosti*". (Panec, 2003)

Definici Business Intelligence jako "komplex činností, úloh a technologií, které dnes stále častěji tvoří běžnou součást řízení podniků a jejich informačních systémů" je publikována v knize Business Intelligence: Jak využít bohatství ve vašich datech. (Novotný, 2005)

Poslední definici použiji z knihy Podnikové informační systémy pánů Basla a Blažička, kde je pojem Business Intelligence vysvětlen jako "sada konceptů a metod určených pro zkvalitnění rozhodovacích procesů firmy. BI je výraz pro procesy, znalosti, aplikace, platformy, nástroje, technologie, které podporují porozumění datům, jejich vztahům a trendům. BI poskytuje podnikům prostředky pro sběr a analýzu dat, které usnadňují reporting, dotazování a ostatní analytické činnosti". (Basl, 2012)

### **4.1.2 Historický vývoj**

Jak již jsem psala v předešlé podkapitole, pojem Business Intelligence byl teoreticky zpřesněn již v roce 1958. První řešení, která podporovala manažerské a analytické úlohy, se začala objevovat na konci 70. let minulého století v souvislosti s rozvojem online zpracování dat. Hlavním činitelem těchto prvotních pokusů byla společnost Lockheed dodávající letecké armádní technologie ve Spojených státech Amerických.

Dalším mezníkem je rok 1985, kdy přišly na americký trh komerční produkty označované jako EIS (Executive Information System), což jsou systémy podporující řízení pomocí vícerozměrného uložení a zpracování dat. Tyto produkty byly velmi rychle rozvíjeny a od roku 1993 se začaly využívat i na českém ICT trhu. Ve stejném období se v Americe také začaly častěji využívat pojmy jako je datový sklad a datová tržiště, která slouží k ukládání a následnou analýzu dat. (Gála, 2015)

V současné době se trh Business Intelligence a poptávka po těchto nástrojích rozrůstá. K tomuto růstu přispívá rozšíření oblasti nasazení BI z typických podniků (bank a prodejních řetězců) i do středních a menších společností, které potřebují nadstavbový systém nad jejich dosavadní informační systémy. Růst zaznamenávají také objemy dat, které Business Intelligence zpracovává, a proto dochází k neustálému zvyšování výkonu těchto nástrojů, aby nedocházelo ke zvyšování časových odezev. Dochází také k rozšíření nástrojů Business Intelligence do všech úrovní řízení firmy, a proto musí být pro tyto uživatele snadno ovladatelné. (Tvrdíková, 2008)

### **4.1.3 Nástroje**

V příspěvku Business Intelligence bez obalu a s příklady jsou nástroje Business Intelligence popsány jako nástroje, které za využití matematického aparátu a případně grafické interpretace zpracovávají data z podnikových informačních nástrojů (tj. i více najednou) takovým způsobem, aby na základě těchto výstupů získali manažeři rychlejší a lepší přehled o chodu společnosti a mohli tak činit svá rozhodnutí i na základě velkého množství údajů. (Zikmund, 2012)

Business Intelligence je velmi široký pojem, a proto existuje více pohledů na danou problematiku. Jeden z pohledů může být takový, že nástroje Business Intelligence chápeme jako široký rámec, který začíná u manažerských aplikací a končí u reportingu. Jiný tento pojem vysvětluje „pouze“ jako jeden z nástrojů nad datovými sklady a tržišti. V následujícím textu budu pracovat s prvním pohledem na tuto problematiku. (Novotný, 2005)

Nástroje Business Intelligence by měly splňovat následující požadavky:

- rozšířenost možností – zajišťují přímé použitelnosti
- rychlost – reagují na požadavky
- aktuálnost – jsou dostupná
- přesnost – lze se spolehnout na kvalitu
- užitečnost – poskytují hodnotu (Laberge, 2012)

V následujícím textu popíšu jednotlivé nástroje a aplikace, které k Business Intelligence neodmyslitelně patří.

Produkční (zdrojové) systémy

S těmito systémy se můžeme setkat také pod označením primární, transakční, OLTP či „legacy“ a slouží jako zdroje dat pro aplikace Business Intelligence. Oproti aplikacím Business Intelligence nejsou navrženy pro analytické úlohy a jsou tedy určeny pouze pro ukládání a modifikaci dat v reálném čase. Do této skupiny můžeme na příklad zařadit ERP, SCM, CRM, specializované systémy personálních útvarů či finančních útvarů a další. Jako zdroj dat se nevyužívají pouze systémy vnitřní, ale i vnější jako například telefonní seznamy či výstupy statistických úřadů. (Gála, 2015)

Dočasná úložiště dat (DSA)

Pro dočasné uložení vybraných dat z produkčních systémů před jejich zpracováním do samotných aplikací Business Intelligence slouží dočasná úložiště. Ty mají za úkol k prvotnímu ukládání netransformovaných dat také urychlit výběr těchto dat, což přispívají ke snížení vytížení zdrojových systémů. (Tvrdíková, 2008)

Operativní úložiště dat (ODS)

Zásadní rozdíl mezi ODS a DSA je ve způsobu přístupu k datům. Zatímco ODS jsou budována za účelem zpřístupnit uživatelům nebo ostatním systémům data pro analýzy nebo dotazy s minimálním zpožděním od jejich vzniku, do DSA nemají koncoví uživatelé žádný přístup. (Tvrdíková, 2008)

Transformační nástroje (ELT)

Pro převod dat ze zdrojových datových struktur do cílového datového úložiště využíváme takzvané transformační nástroje neboli ELT či datové pumpy. Zkratka ELT je složena z počátečních písmen slov extraction, transformation, load, česky přeloženo extrakce, transformace a vložení. Během extrakce dochází k převzetí dat z datových

zdrojů do zdrojových struktur. Poté následuje transformace dat, která připraví vybraná data na načtení do datových úložišť, jelikož data nemusí být vždy úplná a v požadovaném stavu. Dojde tedy k jejich kontrole, doplnění, převodu na stejný formát a odstranění nekonzistence. Posledním krokem je pak vložení těchto dat do prostoru datového skladu, kdy jsou již připravena pro pokládání dotazů. (Tvrdíková, 2008)

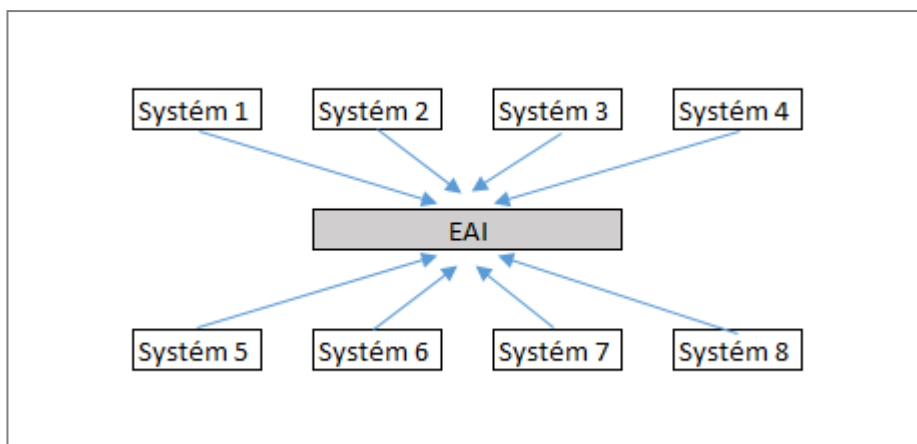
Transformační nástroje přenášejí data mezi dvěma či více datovými systémy a pracují v takzvaném dávkovém režimu, K přenosu dat tak dochází v určitých časových intervalech – denně, týdně či měsíčně. (Novotný, 2005)

Integrační nástroje (EAI)

Pro účinnou spolupráci a správu aplikací využíváme EAI integrační nástroje, které jsou charakterizovány jako „množina přístupů, metod a technologií, které umožňují propojení nekompatibilních dílčích řešení nebo informačních systémů“. (Tvrdíková, 2008)

Nástroje EAI pracují na dvou úrovních – datové integrace a aplikační integrace. Na úrovni datové integrace se platformy využívají pouze pro integraci a distribuci dat. V případě aplikační integrace se tyto nástroje využívají nejen pro integraci a distribuci dat, ale i ke sdílení vybraných funkcí informačního systému. (Novotný, 2005)

Princip funkce integračních nástrojů je ilustrován na níže uvedeném obrázku.



Obrázek 1 Princip EAI

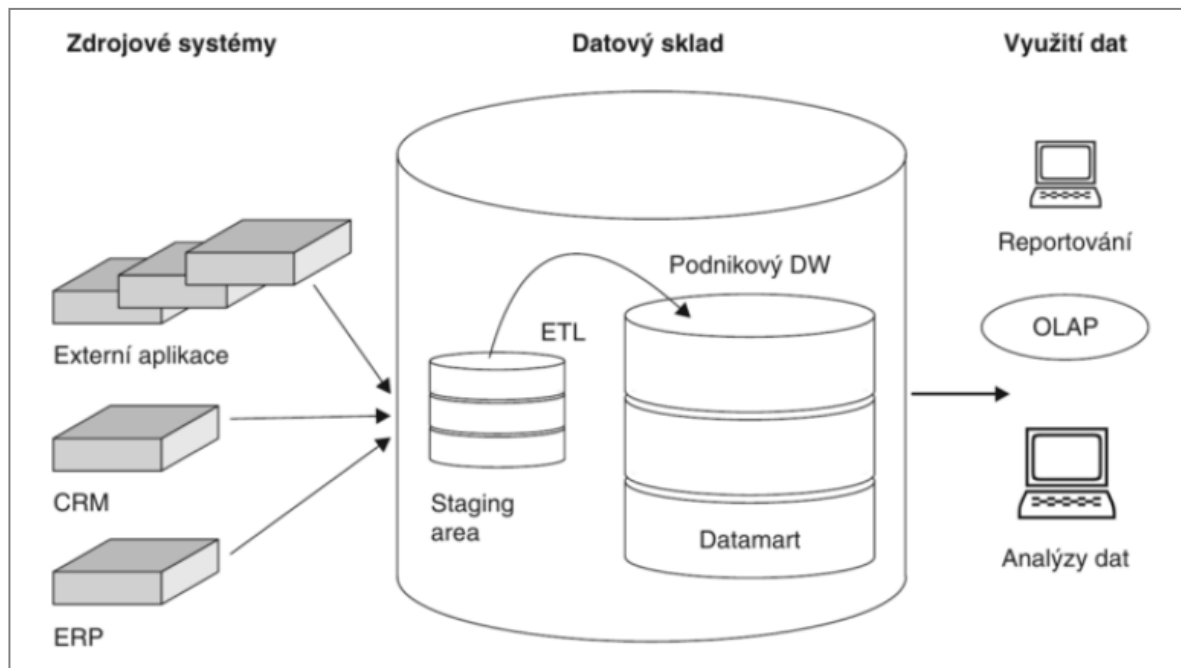
Zdroj: (Novotný, 2005)

Tyto platformy na rozdíl od nástrojů ETL pracují v reálném čase a umožňují tak vznik nové generace datových skladů. (Tvrdíková, 2008)

Datové sklady (DWH)

Stavebním kamenem pro nástroje Business Intelligence jsou datové sklady, které fungují na základě nástrojů ELT, jejichž princip byl popsán výše. Pro tvorbu datového skladu jsou velmi důležitá data, která pochází nejen z interních, ale i externích zdrojů. Ty jsou zpracovány ELT nástroji a následně v datovém skladu ukládány po jednotlivých

časových úsecích (např. noční přenos či víkendový přenos). DWH je tedy dlouhodobá ucelená databáze, která slouží pro optimalizované dotazování a tvorbu analýz v aplikacích umožňujících tyto výstupy. (Tvrdíková, 2008)



Obrázek 2 Princip datového skladu

Zdroj: (Novotný, 2005)

Dotazování probíhá různými formami. Mohou mít podobu od jednoduchých dotazů, analýz trendů dat za určité období, komparativních analýz, dolování dat pro asociativní analýzu, až po extrapolaci neboli prediktivní analýzu budoucího vývoje. (Novotný, 2005)

Cílem datového skladu je poskytovat taková data, která budou důvěryhodná, čitelná, organizovaná a v reálném čase dostupná, čímž přispějí k lepšímu rozhodování v daném podniku. Bill Inmon zakladatel datového skladu definuje tento pojem jako „*integrovaný, subjektivě orientovaný, stálý a časově rozlišitelný souhrn dat, uspořádaný pro podporu potřeb managementu.*“ (Tvrdíková, 2008)

Tuto definici můžeme přesněji specifikovat následovně:

- subjektivě orientovaný – Data nejsou rozdělena podle zdrojových aplikací, nýbrž podle jejich druhu.
- integrovaný – Ukládání dat se uskutečňuje v rámci celého podniku.
- stálý – Žádná data nevznikají ručním pořízením, ale jsou načítána ze zdrojových databází. Tyto data také nelze dodatečně měnit.
- časově rozlišený – Data jsou uložena i s jejich historií (Novotný, 2005)

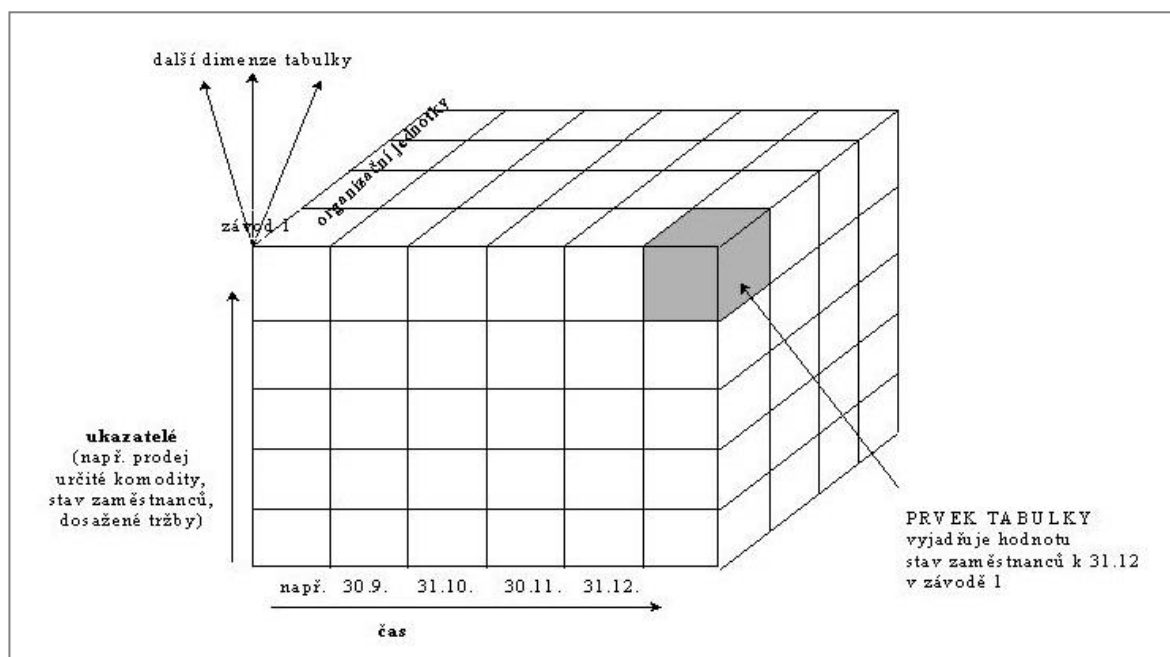
## Datová tržiště

Dalším nástrojem pro aktualizaci a ukládání dat jsou datová tržiště, která pracují na velmi podobném principu jako datové sklady. Jsou to v podstatě „nižší“ orgány datového skladu, které slouží pouze pro určitý okruh uživatelů, čímž je například divize, pobočka či oddělení. Někdy se také využívají jako mezistupeň při transformacích dat z produkčních databází do datového skladu. (Tvrdíková, 2008)

Datové tržiště tedy pokrývá určitou konkrétní problematiku daného okruhu uživatelů a umožňuje tak zkrácení doby návratnosti investic, snížení nákladů a zmenšení rizika při zavádění. (Tvrdíková, 2008)

## OLAP databáze

OLAP databáze slouží k řešení analytických dotazů a uspořádání rozsáhlých databází do jedné nebo více OLAP kostek. (obr. 4) Jednotlivé krychle jsou pak uspořádány a přepracovány tak, aby usnadňovaly vytváření potřebných kontingenčních tabulek a grafů. Přínosem těchto databází je rychlý přístup k datům, a to z důvodu vícerozměrné struktury kostek. (Microsoft, 2017)



Obrázek 3 Princip OLAP

Zdroj: (Novotný, 2005)

Realizace technologie OLAP může probíhat v následujících 4 variantách – DOLAP, HOLAP, MOLAP, ROLAP.

Nejmladší architekturou jsou databáze DOLAP (Desktop OLAP), které umožňují připojení k centrální datové kostce a následné stažení podmnožiny kostky na lokální počítač. Pro další analytické operace v podmnožině pak nemusí být uživatel připojen k centrální databázi, což je velmi výhodné pro mobilní aplikace a mobilní uživatele. (Novotný, 2005)



MOLAP technologie (Multidimensional OLAP) využívá speciální multidimenzionální databázi, která je navržena jako množina multidimenzionálních matic. Tyto množiny jsou v pravidelném intervalu aktualizovány a doplňovány.

Přímý přístup k datům do relačního primárního systému umožňuje ROLAP (Relational).

Poslední HOLAP (Hybrid OLAP) je kombinací předchozích dvou přístupů. Využívá tedy data z primárních zdrojů a jejich část je ukládána do multidimenzionálních matic (MOLAP). (Tvrdíková, 2008)

### Reporting

Činnosti spojené s dotazováním se do databází pomocí standardních rozhraní těchto databází (např. SQL příkazy) nazýváme reporting, který slouží především pro nižší a střední úroveň řízení. Výstupem jsou pravidelné podporné dokumenty, například přehledy či výkazy.

Tento nástroj má dvě možné podoby:

- standardní reporting (pravidelné předpřipravené dotazy)
- ad hoc reporting (většinou jednorázové specifické dotazy vytvořené explicitně uživatelem) (Novotný, 2005)

### EIS (Executive Information Systems)

Systémy EIS poskytují on-line přístup k informacím potřebným pro podporu manažerských procesů (např. plánování, rozhodování...) a slouží především jako analytické a prezentační nástroje.

Podle knihy Business Intelligence má systém EIS několik následujících specifik:

- je speciálně navržen pro získávání „manažerských“ informací
- integruje interní a externí zdroje
- je schopný přistupovat ke konkrétním datům stejně jako k agregovaným
- poskytuje nástroje pro on-line analýzu
- není složitý na ovládání
- využívají jej přímo manažeři bez dalšího zprostředkování (Novotný, 2005)

Tyto systémy spadají do skupiny OLAP produktů, čímž umožňují využití mechanismu vícekritériální analýzy, což umožňuje rychlé a jednoduché vytváření nových pohledů na data. (Tvrdíková, 2008)

### Dolování dat (Data Mining)

Dolování dat, které umožňuje vyhledávání souvislostí a vzájemných vztahů ve velkém objemu dat, se využívá především při řešení složitých datových analýz. Cílem Data Miningu může být nejen řešení konkrétního problému, ale i nalezení způsobu zlepšení

určitého procesu. Tento cíl musí být předem jasně definovaný a slouží jako základ pro následující výběr dat. (Tvrdíková, 2008)

K objevování informací využívá dolování dat speciální algoritmy, které poskytují strategické informace manažerům v celé organizaci. Na jejich základě mohou objevovat nové skutečnosti, testovat hypotézy či objevovat skryté korelace mezi ekonomickými proměnnými. Pro dosažení nejlepších výsledků při dolování dat využíváme kombinaci různých přístupů, příklady uvádím v následujícím odstavci. (Novotný, 2005)

Příklady metod, které jsou využívány pro Data Mining:

- odhady hodnot vysvětlované proměnné (regresní analýza, neuronové sítě)
- klasifikace (diskriminační analýza, logistická regresní analýza, rozhodovací stromy, neuronové sítě)
- segmentace – shlukování (shluková analýza, genetické algoritmy, neuronové shlukování – Kohonenovy mapy)
- analýza vztahů (asociační algoritmus pro odvozování pravidel typu „if X the Y“)
- predikce v časových řadách (Boxova-Jenkinsonova metoda, neuronové sítě)
- detekce odchylek (Tvrdíková, 2008)

Nástroje pro zajištění kvality dat

Nezbytnou základní vlastností datových skladů a úložišť je kvalita dat. Taková data by měla odpovídat realitě, jsou úplná a také stabilní. Nástroje, které jejich kvalitu zajišťují, jsou řešena jako množina dvou procesů – analýzy kvality dat, korekce a opravy dat. Tyto procesy se neustále opakují a tím vzniká proces zvaný Data Supply Chain (DSC). (Tvrdíková, 2008)

V první fázi Data Supply Chain automaticky přenáší data z provozních systémů do datového skladu a následně ve druhé fázi provádí analýzu zdrojů a čištění dat, která jsou nakonec uložena do datového skladu. (Novotný, 2005)

Nástroje pro správu metadat

Nedílnou součástí dat jsou i informace o nich samotných, které nazýváme metadata. Technická metadata vypovídají o nastavení jednotlivých informačních zdrojů a jejich technických procesů. Naopak věcná metadata podávají informace o věcném řešení obsahu.

## **4.2 Predikce poptávky**

Při každém rozhodování člověk vychází alespoň z letmého odhadu budoucí situace. V případě, že se podnik nebude připravovat na svůj budoucí vývoj, může být později velmi překvapen, a to nejen v dobrém slova smyslu.

## 4.2.1 Definice

Predikování poptávky neboli také předpovídání či prognózování je definováno v knize Řízení zásob jako „proces utváření názoru na budoucí vývoj určitého jevu. Výsledkem tohoto jevu je predikce (předpověď, prognóza)“. (Horáková, 1999)

Ing. Formánek ve svém článku Demand Planning v praxi definuje předpověď jako „budoucí poptávky jako proces určující, jaké produkty, kdy, kde a v jakém množství jsou potřeba“. (Formánek, 2004)

## 4.2.2 Význam předpovídání poptávky

Poptávka je určité množství statku, které je poptávající (kupující) ochoten nakoupit při dané ceně. Charakterizujeme ji tedy jako chování kupujícího na trhu. (Hřebík, 2013)

Předpovídání neboli prognózování se zabývá předvídaním budoucího vývoje. Jeho cílem je získání představy o budoucím stavu, která následně slouží pro racionální rozhodování. Tyto prognózy se dále využívají v oblasti strategického řízení, řízení rizik a plánování. (Management Mania, 2015)

Předpověď poptávky je součástí podnikového plánování. Tvoří stavební kámen nejen pro strategická, ale i operativní rozhodnutí, a tím se stává důležitým prvkem každého podnikového procesu. Je nedílnou součástí řízení materiálových toků a jejich následné efektivnosti. Umožňuje také pružnější reakci na změnu poptávky, zvyšování dostupnosti produktu, efektivnější plánování marketingových akcí, zvyšování úrovně zákaznických služeb a v neposlední řadě nabízí podniku možnost konkurenční výhody. Jejím hlavním cílem je minimalizace chyb mezi předpovědí a aktuálním stavem poptávky. (Formánek, 2004)

Mnoho českých podniků na predikci poptávky zapomíná a pro zbylé podniky je typická špatná koordinace komunikace mezi potřebnými odděleními. Výsledky praxe však dokazují, že úspěšné začlenění předpovídání poptávky v podniku dokáže výrazně ovlivnit efektivitu ostatních podnikových procesů, což je hlavním požadavkem pro efektivní řízení podniku. (Formánek, 2004)

Předpověď poptávky se využívá v následujících oblastech:

- Distribuce
- Finance – investice do výroby a vybavením, tvorba rozpočtů
- Marketing – rozložení prodejních sil, plánování nových výrobků, propagace
- Personalistika – plánování pracovní síly
- Výroba – plánování výroby, výše zásob, agregované plánování (Formánek, 2004)

Mezi základní úkoly podnikového plánování patří předpověď poptávky. Přesná a včasná predikce prodeje je zásadní pro řízení zásob, kterou ovlivňuje velké množství faktorů a tím se stává velmi složitým úkolem. (Beránek, 2012)

### **4.2.3 Proces tvorby plánu pro předpověď poptávky**

Ing. Formánek popisuje proces předpovědi poptávky v následujících krocích:

1. Porozumět cílům předpovědi
2. Integrovat systémy pro předpověď a plánování
3. Identifikovat hlavní faktory, které mají vliv na úroveň poptávky
4. Identifikovat a porozumět zákaznickým segmentům
5. Zvolit vhodné předpovědní techniky
6. Vybudovat systém měření výkonnosti a chybovosti předpovědí (Formánek, 2004)

### **4.2.4 Business Intelligence v oblasti predikce poptávky**

Mezi nejčastější způsoby vyjádření prognózy budoucí poptávky pomocí nástrojů Business Intelligence patří grafické modely, které jsou vytvořeny na základě analýzy dat minulých období. Na jejich základě pak společnost odhaduje budoucí objemy podnikových prodejů pro určitý časový úsek, na jejichž základě přijímá nové rozhodnutí a tím přispívá ke zlepšení svých obchodních výsledků.

Jedním z těchto nástrojů je i produkt IBM SPSS® Modeler, který slouží jako sada nástrojů pro získávání dat a umožňuje rychlou tvorbu prediktivních modelů. (Acrea, 2017)  
V mé práci tento software použiji při tvorbě předpovědi budoucí poptávky.

# 5 Návrh řešení a doporučení k implementaci

V následující kapitole popisuji a obrázkově ilustruji postup tvorby prediktivního modelu poptávky v nástroji IBM SPSS® Modeler na základě dat z prodeje softwarových licencí společnosti Technology Solutions ČR. Výsledné hodnoty jsem následně porovnávala se současným způsobem předpovědi poptávky společnosti Technology Solutions ČR a skutečným množstvím prodaných výrobků za dané období. Na základě těchto porovnání jsem pak dále navrhla řešení současné situace v podniku pro zefektivnění předpovědi poptávky.

Celý proces je rozdělen do následujících kroků:

1. Příprava dat
2. Modelování
3. Porovnání prediktivního modelu se stávající metodou predikce poptávky

## 5.1 Příprava dat

Zdrojovým systémem dat pro tvorbu prediktivního modelu je podnikový informační systém od společnosti SAP, ve kterém jsou ukládány veškeré informace o prodeji všech produktů. Z tohoto systému jsem data vyexportovala do formátu .xls, s nímž budu dále pracovat.

Data ve vyexportovaném dokumentu se dále musí zkontrolovat, zda jsou úplná a v požadovaném stavu. V případě společnosti Technology Solutions jsem zvolila pouze potřebné informace ke tvorbě předpovědi poptávky prodeje softwarových licencí, kterými jsou:

- Billing date (datum prodeje)
- Partner (komu byl produkt prodán)
- Product Hierarchy Level 3 (prodaný produkt)
- Product Hierarchy Level 4 (nová licence x obnovená licence)
- Industry Sector (odvětví)
- Qty (počet prodaných produktů)
- Revenue € (tržba v €).

Takto zpracovaná data jsou vyobrazena na obrázku č. 5, který se nachází na následující straně, a jsou připravena pro další krok k tvorbě prediktivního modelu.

export - Excel  
Katerina Pokorná  
Soubor Domů Vložení Rozložení stránek Vzorce Data Revize Zobrazení Vytvořář Řekněte mi, co chcete udělat. Sdílet

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
Billing Date	Partner	Product Hierarchy Level 3	Product Hierarchy Level 4	Industry Sector	Qty	Revenue €				
1	1.2.2014 ITS a.s.	WebSphere Core	New License	Prof. Services and Legal	20230	828216,2				
3	1-9.2014 IBM Česká republika, spol. s r.o.	IM Data Management	New License	Media & Telco	8610	487085,76				
4	21.1.2015 dolphin consulting s.r.o.	IBM Cognos	Renewal	Finance & Insurance	6720	396524,8				
5	29.9.2014 IBM Česká republika, spol. s r.o.	IM Data Management	Renewal	Media & Telco	34440	366684,82				
6	28.12.2015 IBA CZ s.r.o.	WebSphere Business Process Mgt	Renewal	Nonclassifiable	7200	303875,79				
7	30.12.2015 Unicorn Systems a.s.	Collab Sol Portal	Renewal	Manufacturing	2200	293832				
8	31.12.2014 Unicorn Systems a.s.	Lotus Portal	Renewal	Manufacturing	2200	265848				
9	13.1.2015 IBA CZ s.r.o.	IBM FileNet	New License	Media & Telco	3360	257711,46				
10	28.12.2015 IBA CZ s.r.o.	WebSphere Business Process Mgt	New License	Nonclassifiable	4200	256414,01				
11	2.4.2015 ITS a.s.	WebSphere Business Process Mgt	Renewal	Finance & Insurance	3360	218758,4				
12	3.11.2014 IMPROMAT-COMPUTER s.r.o.	IBM FileNet	Renewal	Finance & Insurance	3630	217606,4				
13	22.5.2015 H.T.D. spol. s r.o.	Tivoli	New License	Manufacturing	600	207258				
14	23.12.2015 IBM Česká republika, spol. s r.o.	IM Data Management	Renewal	Retail	4200	205533,08				
15	30.10.2015 IBM Česká republika, spol. s r.o.	Tivoli	Renewal	Media & Telco	615	190653,45				
16	4.11.2014 IBM Česká republika, spol. s r.o.	WebSphere Core	New License	Manufacturing	4560	174366,19				
17	30.10.2015 IBM Česká republika, spol. s r.o.	Tivoli	New License	Media & Telco	205	167840,68				
18	23.12.2014 Adastra s.r.o.	IBM Cognos	New License	Prof. Services and Legal	560	165429,6				
19	30.11.2015 IBM Česká republika, spol. s r.o.	Tivoli Enterprise Asset Management	New License	User Details Unavailable	98	163850,75				
20	2.4.2014 DATASYS, s.r.o.	Enterprise Mktg Mgmt	New License	Media & Telco	34	159219,28				
21	21.1.2015 dolphin consulting s.r.o.	IBM Cognos	Renewal	Finance & Insurance	1908	158961,84				
22	30.10.2015 IBM Česká republika, spol. s r.o.	Tivoli	Renewal	Media & Telco	585	145162,71				
23	2.12.2014 dolphin consulting s.r.o.	IBM Cognos	Renewal	Finance & Insurance	2240	140336				
24	24.1.2014 GC System a.s.	IM Data Management	Renewal	Finance & Insurance	3200	134037,03				
25	27.12.2014 DATASYS, s.r.o.	WebSphere Core	Renewal	Media & Telco	5040	132473,6				
26	30.10.2015 IBM Česká republika, spol. s r.o.	Tivoli	New License	Media & Telco	195	127548,96				
27	28.12.2015 IBA CZ s.r.o.	WebSphere Business Process Mgt	Renewal	Nonclassifiable	12600	121191,91				
28	30.12.2014 DATASYS, s.r.o.	IBM FileNet	Renewal	Media & Telco	5562	116799,24				
29	29.6.2015 Trask solutions a.s.	Expert Integrated Systems	New License	Manufacturing	3	113713,92				

Připraven Sheet1 100%

Obrázek 4 Vstupní data

Zdroj: Vlastní zpracování

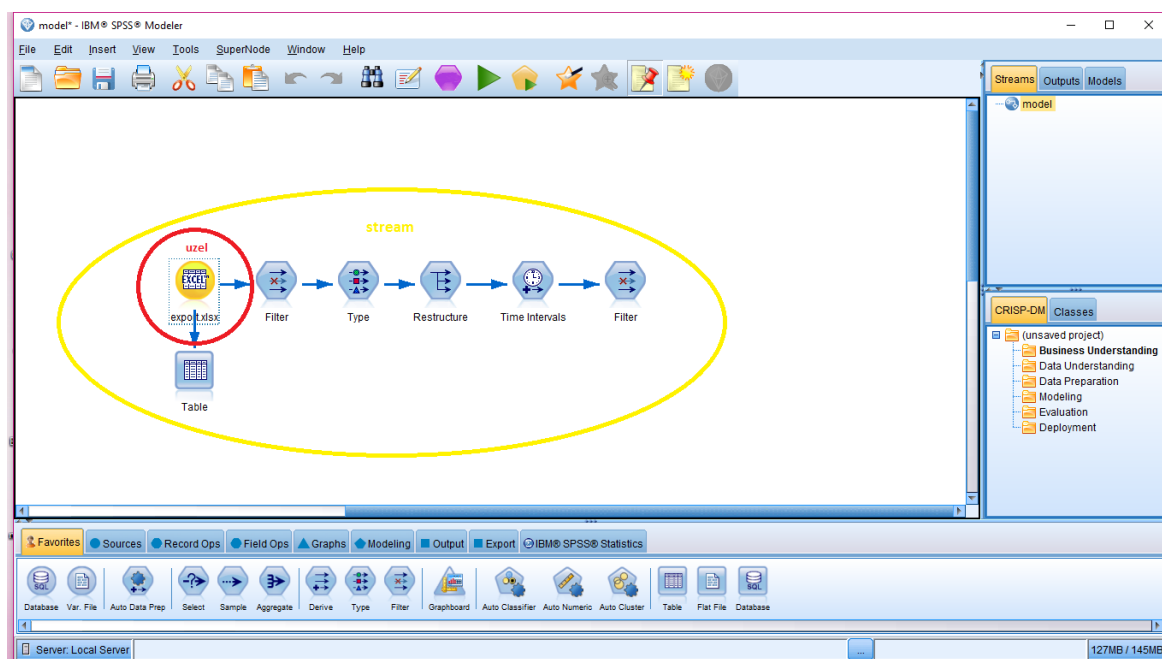
## 5.2 Modelování

Dalším krokem pro tvorbu prediktivního modelu je modelování dat, k němuž využijí nástroj IBM SPSS® Modeler, který pro modelování využívá vizuální nástroje ovládání.

Celý proces tvorby data miningového modelování se dá zjednodušeně popsat ve třech krocích – načtení dat, datová manipulace a výstup. Tyto kroky jsou v následujícím textu podrobněji rozepsány a ilustrovány pomocí print screenů získaných při tvorbě modelu.

Jednotlivé kroky jsou dále složeny z jedné nebo více činností, které jsou zastoupeny ikonami neboli uzly. Každý uzel pak reprezentuje část procesu v jednotlivém kroku. Uzlem může být například načtení dat ze souboru .xls nebo tvorba grafu z vybraných dat. Z jednotlivých uzlů se poté tvoří proudy neboli streamy, které posloupně tvoří danou operaci, ze které nakonec získáme konečný výsledek, v mém případě model budoucí poptávky.

Na obrázku č. 6 je názorně vysvětlen pojem uzel a stream, které v této práci budu velmi často využívat.



Obrázek 5 Tvorba streamu

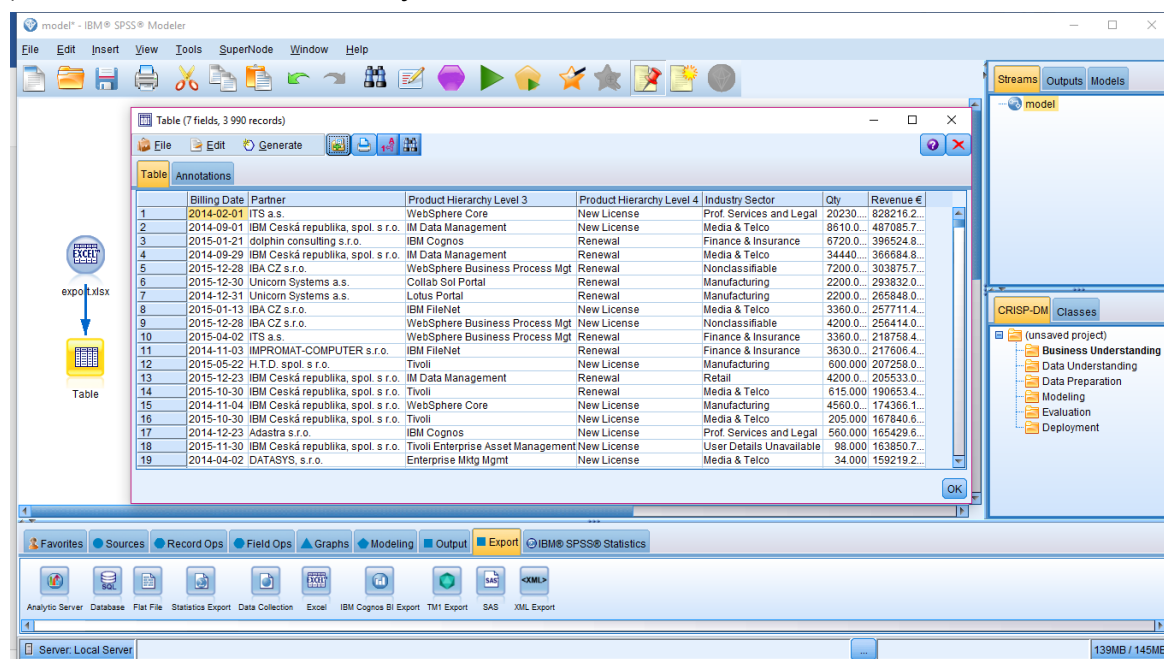
Zdroj: Vlastní zpracování

Data jsou připravena v požadované kvalitě a princip tvorby modelu je vysvětlen, tudíž mohu přejít k prvnímu kroku celého data-miningového procesu a začít tak tvořit stream, jehož výsledkem bude prediktivní model budoucí poptávky.

## 5.2.1 Načtení dat

Jak již bylo zmíněno v předchozím odstavci, pro načtení dat do nástroje využiji export podnikového informačního systému SAP ve formátu .xls, který jsem zkontrolovala, zda je úplný a připravila pro načtení do nástroje IBM SPSS® Modeler.

K načtení využiji uzel umožňující načítání dat ve formátu .xls a následně jej propojím s uzlem tabulky, ve které se data zobrazí. (obr. 7) Tato možnost zdroje dat je pro společnost nejvýhodnější, jelikož tímto způsobem využije stávajícího datového skladu podnikového informačního systému SAP.



Obrázek 6 Načtení dat

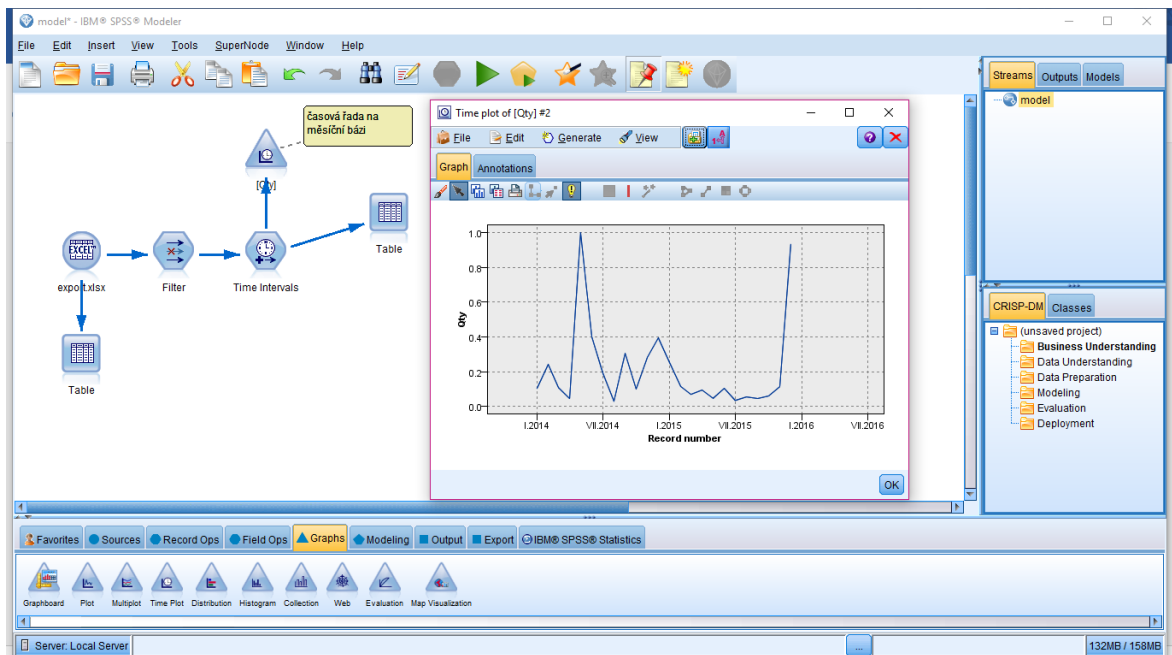
Zdroj: Vlastní zpracování

## 5.2.2 Datová manipulace

Po úspěšném načtení dat postupně utvořím stream pomocí jednotlivých uzlů. Jednotlivými uzly definuji jak a z kterých dat má prediktivní model vzniknout. Uzel s názvem Filler slouží pro „vynechání“ dat, které dále nebudu při modelování využívat. Times Intervals uzel slouží k sestavení časové řady na měsíční bázi, v mém modelu tedy slouží k sečtení celkového množství licencí za měsíc, jelikož je ve zdrojovém dokumentu uvedeno množství produktů za každý den. Časovou řadu jsem dále zobrazila pomocí tabulky a grafu.

Grafický výstup zaznamenává vývoj prodeje licencí v čase. Z grafu je patrné, že se hodnoty v letech 2014 a 2015 výrazně měnily. Nejvyšších prodejů společnost dosáhla v prvním pololetí roku 2014 a druhé polovině roku 2015. Naopak nejnižší hodnoty byly zaznamenány v prvním pololetí roku 2015. (obr. 8)

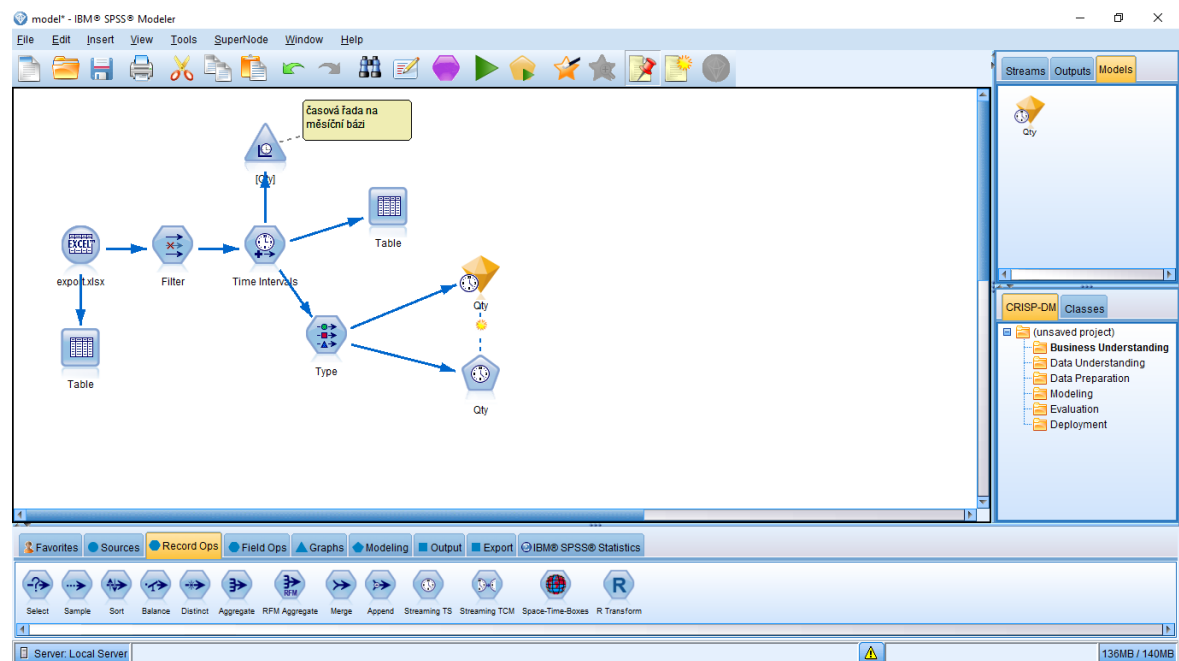




Obrázek 8 Tvorba časové řady

Zdroj: Vlastní zpracování

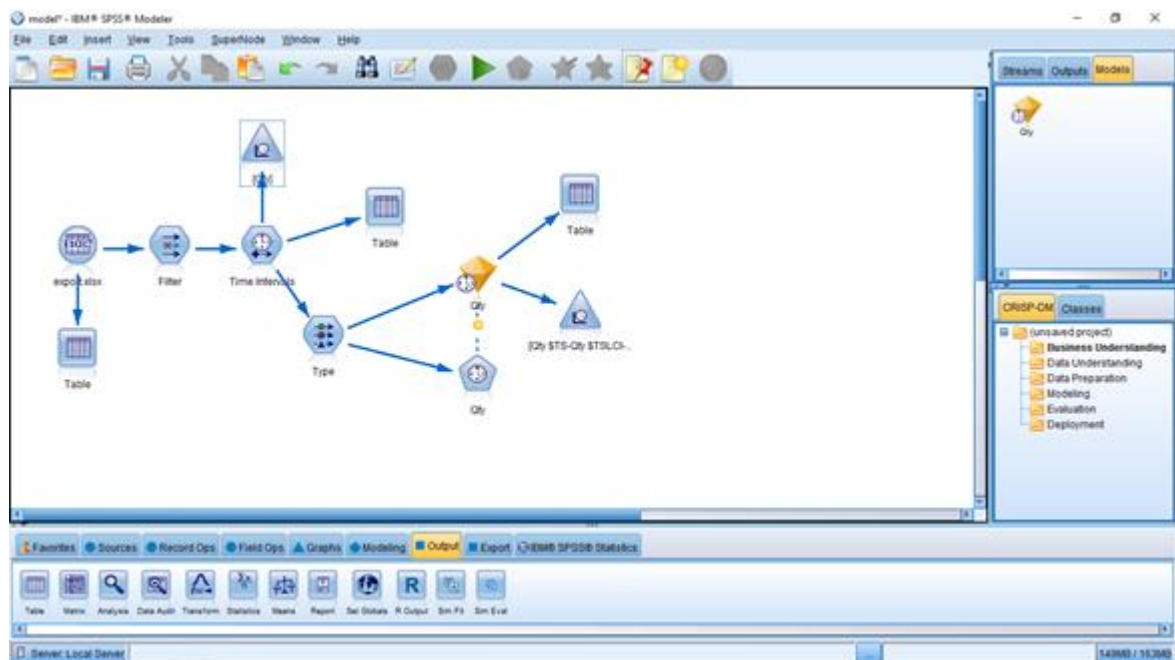
Dále je pro tvorbu modelu potřeba vybrat správná data, ze kterých bude vytvořen. Pro tento krok jsem zvolila připojení uzlu Type, který při tvorbě modelu určuje, jaká data budou vstupem. V mém případě bude vstupními daty počet prodaných licencí za roky 2014 a 2015. Posledním připojovaným uzlem Streaming TS určím, jakým způsobem má být prediktivní model vytvořen a vznikne jím nový uzel s výsledky. Způsob tvorby modelu jsem zvolila Expert Modeler, který využije veškerá vybraná data pro predikci následujících čtyř období, v mém případě měsíců. (obr. 9)



Obrázek 7 Určení způsobu tvorby modelu

Zdroj: Vlastní zpracování

Pro zobrazení výsledku znovu využijí uzel časové řady na měsíční bázi, kterým vznikne konečný graf (obr. 10), a uzel table, který zobrazí výsledné hodnoty pomocí tabulky.



Obrázek 9 Konečný stream

Zdroj: Vlastní zpracování

Tyto výstupy jsou uvedeny a podrobněji popsány na obrázcích v následující podkapitole (obr. 11 a 12).

### 5.2.3 Výstup

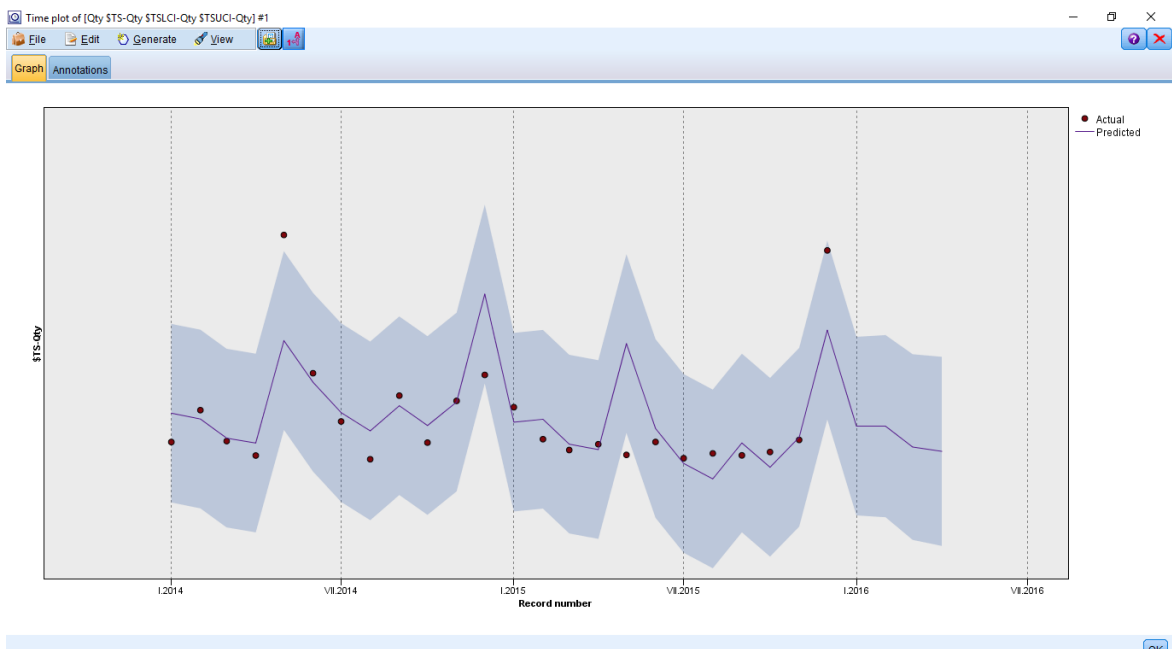
Výstupem výše popsaného streamu je konečná tabulka a graf, ve kterých jsou zobrazeny počty prodaných licencí za minulé období a predikce prodejů budoucích. Na základě této předpovědi může management lépe přijímat rozhodnutí v oblasti budoucího vývoje společnosti.

Na následujícím obrázku je konečná tabulka, která obsahuje hodnoty minulých prodejů (sloupec Qty), dále pak časové údaje, ve kterých byl prodej proveden a pro model velmi podstatné hodnoty časové řady (\$TS-Qty), ze kterých je na řádcích 25 – 27 vy-predikováno budoucí množství prodaných licencí (obrázek č. 11).

Qty	STL_TimeIndex	STL_TimeLabel	STL_Year	STL_Month	STL_Count	STL_Future	STS-Qty	STSLCI-Qty	STSUCCI-Qty
21224.0...	1 I 2014		2014	1	197	0	46690.659	-32248.660	125629.977
49367.0...	2 II 2014		2014	2	107	0	41554.255	-37365.064	120493.573
21994.0...	3 III 2014		2014	3	129	0	24621.254	-54318.064	103560.573
9294.000	4 IV 2014		2014	4	98	0	20322.963	-58616.355	99262.262
20424.2	5 V 2014		2014	5	98	0	110880.291	31940.972	189819.609
82017.0...	6 VI 2014		2014	6	252	0	74120.804	-4818.515	153060.122
39401.0...	7 VII 2014		2014	7	119	0	47208.308	-31731.011	126147.626
5988.000	8 VIII 2014		2014	8	76	0	31075.403	-47863.916	110014.721
62192.0...	9 IX 2014		2014	9	110	0	53303.939	-25635.380	132243.257
20670.0...	10 X 2014		2014	10	159	0	36797.415	-43141.903	114736.734
57594.0...	11 XI 2014		2014	11	240	0	56593.005	-22356.314	135522.323
80519.0...	12 XII 2014		2014	12	335	0	151986.178	73046.860	230925.497
51975.0...	13 I 2015		2015	1	164	0	38766.088	-40173.230	117705.407
23740.0...	14 II 2015		2015	2	113	0	41361.230	-37578.088	120300.549
14124.0...	15 III 2015		2015	3	84	0	19344.134	-59595.185	98283.452
19278.0...	16 IV 2015		2015	4	511	0	14527.316	-64412.002	93466.635
9854.000	17 V 2015		2015	5	106	0	108241.918	29302.600	187161.236
21238.0...	18 VI 2015		2015	6	154	0	32152.649	-45766.669	112091.968
6873.000	19 VII 2015		2015	7	70	0	2279.854	-76659.465	81219.172
11142.0...	20 VIII 2015		2015	8	116	0	-11374.967	-90314.285	67564.352
9425.000	21 IX 2015		2015	9	78	0	20369.836	-58569.483	99309.154
12382.0...	22 X 2015		2015	10	122	0	-1101.652	-80040.970	77837.667
23078.0...	23 XI 2015		2015	11	180	0	25403.250	-53536.069	104342.568
19057.0...	24 XII 2015		2015	12	344	0	120137.335	41198.017	199076.654
0	\$null\$	25 I 2016	2016	1	0	1	35290.369	-43658.949	114219.688
0	\$null\$	26 II 2016	2016	2	0	1	35234.347	-45266.439	115735.134
0	\$null\$	27 III 2016	2016	3	0	1	16739.786	-65292.751	98772.324
0	\$null\$	28 IV 2016	2016	4	0	1	12966.682	-70569.524	96502.889

Obrázek 10 Výstup streamu - tabulka

V grafickém zobrazení je zanesen skutečný stav počtu prodaných výrobků na dané období (actual), predikované množství (predicted) na dané období a rozpětí množství predikce (šedá barva). Toto rozpětí značí oblast, ve které se bude pochybovat skutečný počet prodaných výrobků. Je zde také zobrazena predikovaná poptávka na další 3 období, což bylo cílem této bakalářské práce.



Obrázek 11 Výstup streamu – graf

Zdroj: Vlastní zpracování

## 5.3 Porovnání prediktivního modelu se stávající metodou predikce poptávky

V současné době společnost Technology Solutions ČR využívá kombinaci 3 technik pro předpověď poptávky, které jsou následující:

- První technika predikce je založena na rozboru dat vývoje poptávky v předchozích obdobích, tedy na analýze hrubých dat a jejich vývoji v čase.
- Dále pak vychází z aktuálního projektového listu a pravděpodobnosti uzavření daného obchodu, kdy společnost rozlišuje 3 úrovně – stretch (velmi malá), at risk (střední) a commit (vysoká).
- Poslední technikou je přidání osobní konstanty, což je čistě subjektivní a lidský faktor, kdy dochází k úpravě výsledného plánu.

V současné době se poptávka ve společnosti Technology Solutions předpovídá pouze na základě odhadu prodeje z minulých období, dále na základě pozorování zákaznických zájmů a technologickém vývoji v odvětví. Z tohoto důvodu jsem se rozhodla využít prediktivní nástroj IBM SPSS® Modeler, který slouží k podpoře rozhodování v oblasti předpovídání, a utvořit v něm model budoucí poptávky. Tyto metody dále porovnat a na základě výsledků navrhnout řešení dané situace.

Cílem této podkapitoly je tedy porovnání současného způsobu predikce poptávky s predikcí vytvořenou pomocí výše zmíněného nástroje a skutečným množstvím prodaných licencí. Pro názornější srovnání jsem utvořila tabulku, která obsahuje data skutečného množství prodaných produktů, oba dva způsoby predikce poptávky a ke každé z nich rozdíl oproti skutečnému prodeji, který je dále přepočten na procenta. Dále je zde zaznamenáno, zda byly hodnoty predikce nižší či vyšší než skuteční množství prodaných licencí, což je rozlišeno červenou a černou barvou. Černá barva značí vyšší hodnoty než skutečný prodej a červená barva naopak nižší (tab. 1)

Z této tabulky a následujícího grafu je patrné, že obě metody jsou pro takové účely velmi nepřesné, jelikož se jejich hodnoty v některých obdobích liší o desetitisíce kusů licencí a v ojedinělých případech i o statisíce kusů licencí, což je způsobeno druhem projektu, do kterého jsou dané produkty dodávány. V případě přepočtení na procenta, jsou některá vypredikovaná množství až o 1000 % vyšší než je skutečný prodej.

Projekty ze státní správy ovlivňují na příklady tyto faktory:

- Politické rozložení
- Preference či averze na určité technologie z hlediska předchozích zkušeností
- Dotační programy
- Zákonná opatření (např. Zákon o kybernetické bezpečnosti)

Projekty komerční sféry jsou ovlivněny na příklad těmito faktory:

- Silná preference či averze na určité technologie z hlediska předchozích zkušeností decision makerů
- Zákonná opatření (GDPR atd.)

Řešení této situace navrhnou v následující kapitole – doporučení k implementaci.

Období	Počet prodaných licencí (ks)	Modeler			Technology Solutions		
		předpověď (ks)	rozdíl (ks)	rozdíl (%)	předpověď (ks)	rozdíl (ks)	rozdíl (%)
I 2014	21 224	46 691	25 467	120%	35 000	13 776	65%
II 2014	49 367	41 554	7 813	16%	45 000	4 367	9%
III 2014	21 994	24 621	2 627	12%	20 000	1 994	9%
IV 2014	9 294	20 323	11 029	119%	14 000	4 706	51%
V 2014	204 242	110 880	93 362	46%	15 000	189 242	93%
VI 2014	82 017	74 121	7 896	10%	49 000	33 017	40%
VII 2014	39 401	47 208	7 807	20%	58 000	18 599	47%
VIII 2014	5 988	31 075	25 087	419%	7 000	1 012	17%
IX 2014	62 192	53 304	8 888	14%	5 000	57 192	92%
X 2014	20 670	35 797	15 127	73%	23 000	2 330	11%
XI 2014	57 594	56 583	1 011	2%	31 000	26 594	46%
XII 2014	80 519	151 986	71 467	89%	105 000	24 481	30%
I 2015	51 975	38 766	13 209	25%	37 000	14 975	29%
II 2015	23 740	41 361	17 621	74%	37 000	13 260	56%
III 2015	14 124	19 344	5 220	37%	16 000	1 876	13%
IV 2015	19 278	14 527	4 751	25%	12 000	7 278	38%
V 2015	9 854	108 242	98 388	998%	140 000	130 146	1321%
VI 2015	21 238	33 153	11 915	56%	67 000	45 762	215%
VII 2015	6 873	2 280	4 593	67%	32 000	25 127	366%
VIII 2015	11 142	11 375	22 517	202%	7 000	4 142	37%
IX 2015	9 425	20 370	10 945	116%	43 000	33 575	356%
X 2015	12 382	1 102	13 484	109%	14 000	1 618	13%
XI 2015	23 078	25 403	2 325	10%	38 000	14 922	65%
XII 2015	190 557	120 137	70 420	37%	65 000	125 557	66%
I 2016	34 964	35 280	316	1%	39 000	4 036	12%
II 2016	26 786	35 234	8 448	32%	36 000	9 214	34%
III 2016	29 453	16 740	12 713	43%	19 000	10 453	35%
IV 2016	31 673	12 967	18 706	59%	15 000	16 673	53%
<b>aritmetický průměr</b>	41 823	43 944	21 184	101%	36 571	29 854	115%
<b>směrodatná odchylka</b>	47 831	36 567			29 516		

Tabulka 1 Porovnání způsobů predikce

Zdroj: Vlastní zpracování

Při porovnávání jsem v tabulce aplikovala výpočet statistických veličin – aritmetický průměr a směrodatnou odchylku. Aritmetický průměr vyjadřuje typickou hodnotu, která popisuje soubor daných hodnot. Směrodatná odchylka pak určuje rozptýlení hodnot od průměru hodnot a signalizuje odlišnosti od zkoumaných čísel. Čím je menší, tím jsou hodnoty podobnější a naopak.

vzorec pro výpočet aritmetického průměru:  $\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i$

vzorec pro výpočet směrodatné odchylky:  $\sigma = \sqrt{\frac{N}{1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$

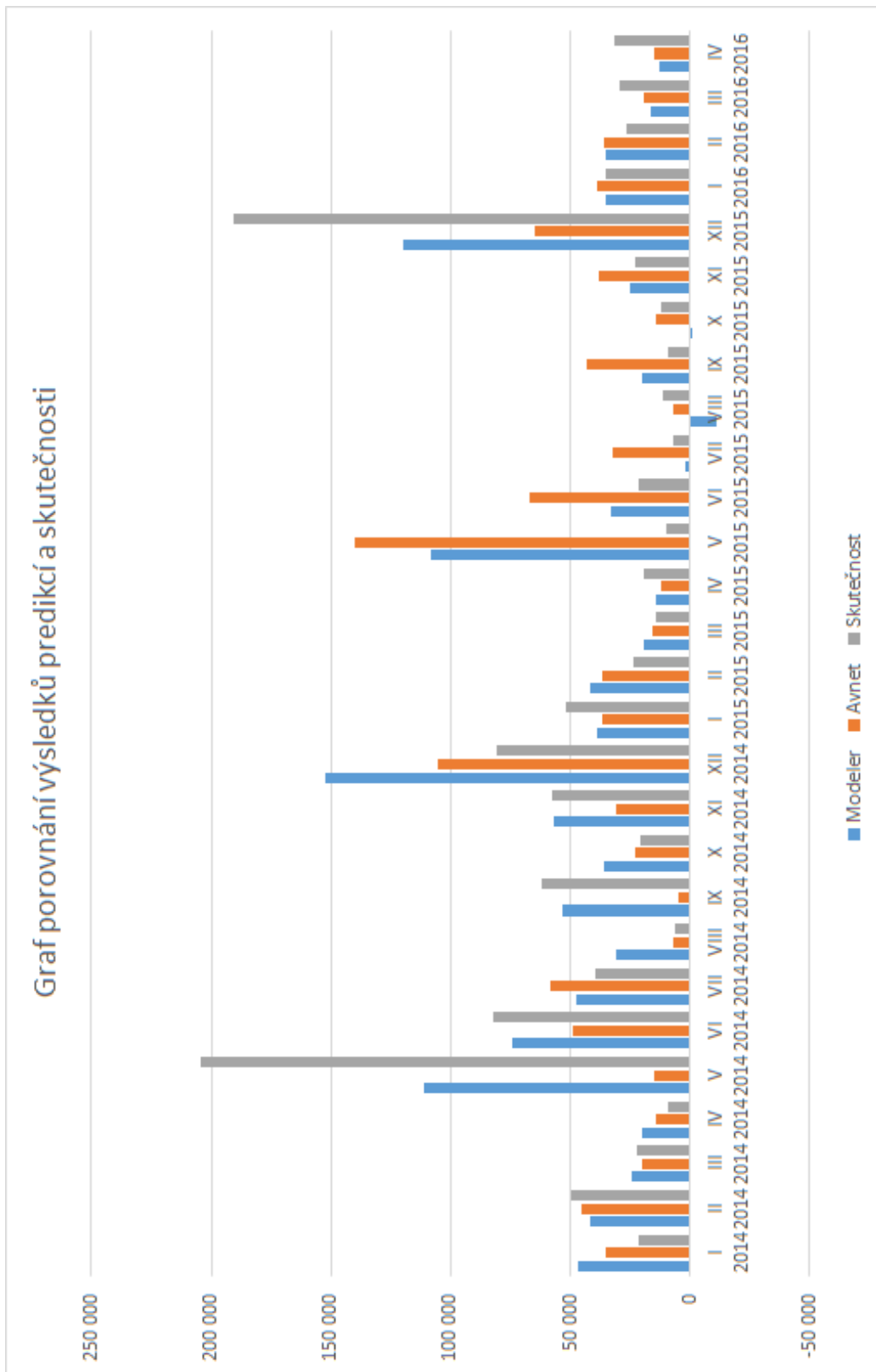
Průměrná výše skutečného prodeje licencí za měsíc je 41 823 ks. Nejblíže skutečnému prodeji je pak průměr z predikce v nástroji IBM SPSS® Modeler, který se liší o necelé 2 000 ks. Průměr současného způsobu predikce poptávky ve společnosti Technology Solutions ČR se od průměru skutečného prodeje liší přibližně o 6 000 ks, což je více než je tomu u predikce v nástroji IBM SPSS® Modeler.

Porovnávala jsem také aritmetický průměr rozdílů mezi skutečným prodejem a současným způsobem predikce a předpovědí poptávky v nástroji IBM SPSS® Modeler. Aritmetický průměr rozdílů v nástroji IBM SPSS® Modeler oproti skutečnosti je přibližně 20 000 ks, což je méně než je tomu u průměru rozdílů mezi skutečným prodejem a současným způsobem predikce společnosti Technology Solutions ČR, která je přibližně o 8 500 ks vyšší.

Směrodatná odchylka při porovnání obou způsobů predikcí vyšla nižší u současného způsobu predikce společnosti Technology Solutions přibližně o 7 000 ks, což je méně než u předpovědi pomocí nástroje IBM SPSS® Modeler.

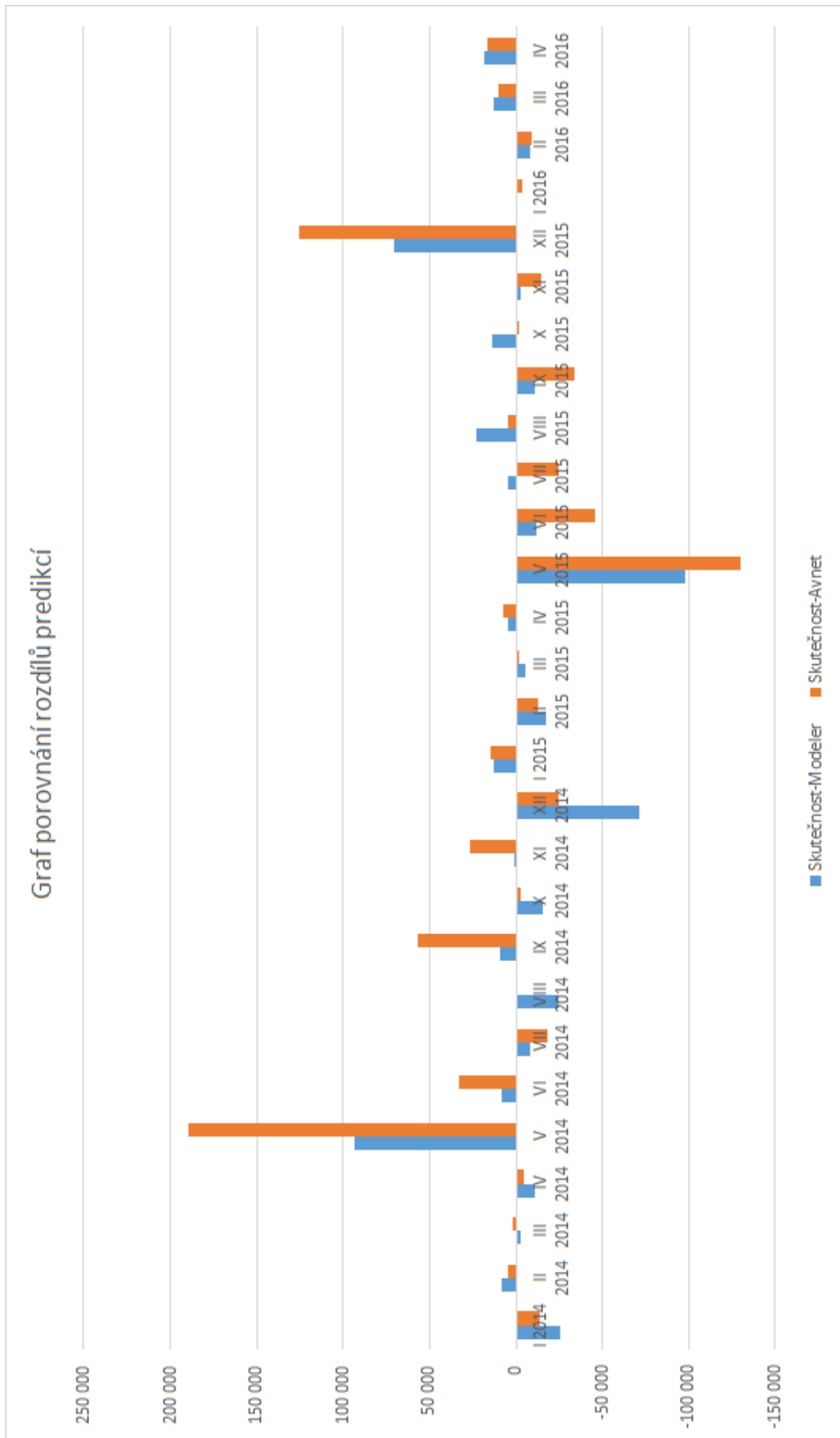
Data obsažená v tabulce jsem také zpracovala do grafického provedení. První graf (obr. 13) vykresluje vývoj skutečného prodeje, predikce v nástroji IBM SPSS® Modeler a současný způsob předpovědi poptávky v čase. V druhém grafu je zaznamenán vývoj rozdílů predikce v nástroji IBM SPSS® Modeler a současného způsobu predikce oproti skutečnému prodeji. (obr. 14)

V následující kapitole navrhuji řešení pro zlepšení efektivity predikce poptávky, jelikož oba způsoby předpovědi jsou pro společnost nevyhovující a nesplňují tak požadavky na zefektivnění.



Obrázek 12 Porovnání výsledků predikcí a skutečnosti

Zdroj: Vlastní zpracování



Obrázek 13 Porovnání rozdílů predikcí

Zdroj: Vlastní zpracování



Na předešlém obrázku (obr. 13) je zpracováno grafické porovnání rozdílů predikcí v nástroji IBM SPSS® Modeler a současného způsobu předpovědi poptávky společnosti Technology Solutions ČR. Rozdíly oproti skutečnému prodeji jsou v některých měsících menší než skutečný prodej a v jiných měsících naopak vyšší. V květnu 2014 byl rozdíl mezi skutečným prodejem a předpovědí společnosti Technology Solutions vyšší o necelých 200 000 ks. Naopak v květnu 2015 byla predikce Modeleru o necelých 100 000 ks nižší než skutečný prodej.

## 5.4 Doporučení k implementaci

V této kapitole jsou vyhodnoceny rozdíly porovnání obou způsobů predikce poptávky se skutečným počtem prodaných počtů licencí a následně je navrženo řešení vzniklé situace.

Výsledkem porovnání obou způsobů predikce poptávky bylo zjištění velkých rozdílů oproti skutečnému prodeji. Tyto rozdíly u dosavadního způsobu metody predikce poptávky jsou způsobeny několika následujícími faktory:

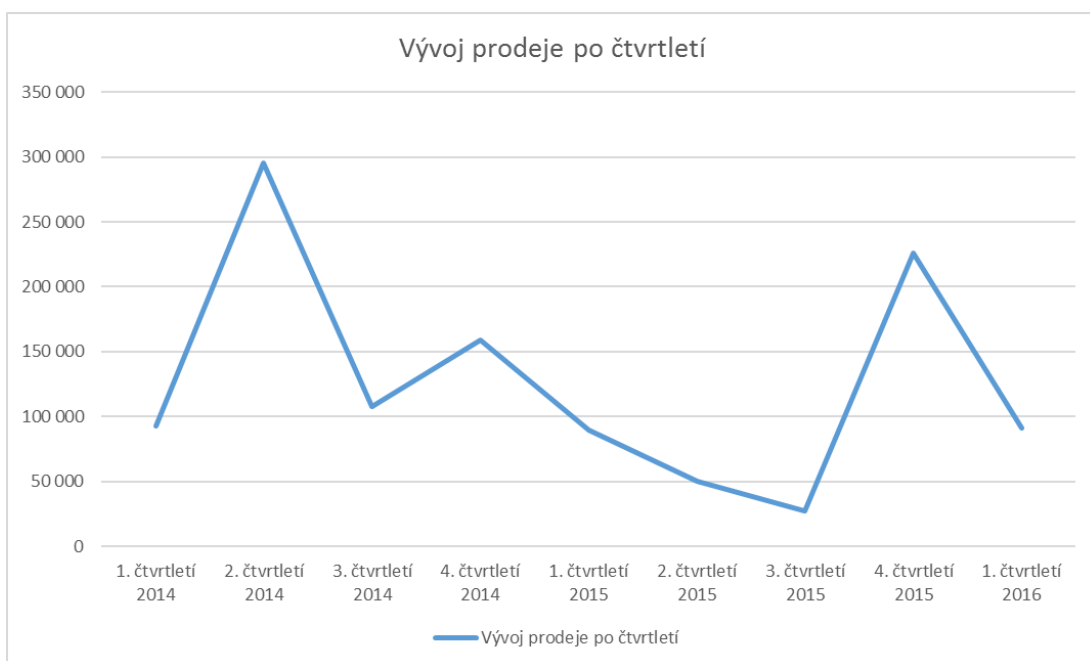
- 1 Jedním z nich je nedostačující množství vstupních dat z minulých období, ze kterého je model pomocí algoritmů vypočítán. Tento problém bohužel není v této chvíli řešitelný, jelikož společnost Technology Solutions ČR má k dispozici pouze data stará dva roky, což je v současné chvíli pro tvorbu prediktivního modelu nevyhovující, jelikož v tak dynamickém prostředí nelze provádět predikci z minulých dat.
- 2 Dále je predikce velmi ovlivněná působením různých faktorů jako je například druh projektu, do kterého jsou licence dodávány, což je popsáno v předešlých kapitolách.

Aby bylo možné tyto odchylky odstranit bude za potřebí zahrnout tyto faktory do tvorby prediktivního modelu při tvorbě streamu, což je v tuto chvíli z důvodu již výše zmíněného nedostačujícího množství dat v datovém skladu velmi obtížné.

Pro zlepšení efektivnosti predikce jsem navrhla provádět predikci poptávky pro delší časové úseky, což by mohlo zredukovat velmi výrazné rozdíly v prodeji jednotlivých měsíců. Vytvořila jsem tedy nový model, jehož cílem bylo snížit výrazné rozdíly ve vývoji prodeje v čase. Tento model jsem vytvořila na čtvrtletní bázi na rozdíl od modelu předešlého. (tab. 2, obr. 16)

Období	Počet licencí (ks)
1. čtvrtletí 2014	92 585
2. čtvrtletí 2014	295 553
3. čtvrtletí 2014	107 581
4. čtvrtletí 2014	158 783
1. čtvrtletí 2015	89 839
2. čtvrtletí 2015	50 370
3. čtvrtletí 2015	27 440
4. čtvrtletí 2015	226 017
1. čtvrtletí 2016	91 203
aritmetický průměr	126 597
směrodatná odchylka	81 125

Tabulka 2 Návrh nového řešení - tabulka  
Zdroj: Vlastní zpracování



Obrázek 14 Návrh nového řešení - graf

Zdroj: Vlastní zpracování

Z tabulky i grafu je patrné, že toto řešení nezefektivní předpověď poptávky, jelikož rozdíly mezi jednotlivými čtvrtletími jsou velmi markantní, nejvyššího prodeje dosáhla společnost 2. čtvrtletí roku 2014 a naopak nejnižšího prodeje v 3. čtvrtletí roku 2015.

Společnosti Technology Solutions nedoporučuji v současné době zavádět nástroje Business Intelligence a využívat jej k predikci poptávky. Dále společnost navrhuji vypracování projektu na zlepšení data-miningových funkcí vnitropodnikového informačního systému, jelikož jsou základem pro navrhované nástroje, a vylepšit tak svůj datový sklad, jelikož jeho současná podoba je nedostačující.

Pro zlepšení data-miningových nástrojů se nabízí následující varianty:

- 1 První variantou je doplnění polí do stávajícího vnitropodnikového systému, což přispěje k rozšíření sběru informací o prodeji. Nově sbíranou informací může být například zda se jedná o opakovaný nákup či nikoliv. Tato varianta však nemusí být vhodná, jelikož úprava stávajícího systému nemusí být vždy možná nebo může být pro podnik velice nákladná.
- 2 Druhou variantou je pak zavedení nového vnitropodnikového systému, který bude ten stávající doplňovat oblasti data-miningu. Podnik tak nemusí zasahovat do současného systému.

## 6 Shrnutí výsledků

Cílem této bakalářské práce bylo navrhnout prediktivní model poptávky pomocí nástrojů Business Intelligence pro společnost Technology Solutions (dříve Avnet, s. r. o.).

V rámci této práce byl vytvořen stream pro tvorbu prediktivního modelu v nástroji SPSS® Modeler společnosti IBM. Cílem tvorby tohoto modelu bylo zlepšení rozhodování v oblasti předpovídání prodeje na další období v dané společnosti a následné porovnání výsledků modelu s výsledky současné metody predikování a skutečnými výsledky prodeje. Tento model byl vytvořen na základě hodnot za 24 měsíců.

Na základě tohoto porovnání byly odhaleny velmi výrazné rozdíly a odchylky mezi těmito hodnotami. V případě rozdílů mezi skutečným prodejem a současným způsobem předpovědi poptávky jsou výrazné odchylky způsobeny různými faktory jako je například druh projektu, do kterého jsou licence dodávány, jelikož každý projekt nese určitá rizika.

Na základě těchto poznatků jsem vypracovala nový model, který na rozdíl od prvního modelu předpovídá poptávku čtvrtletně. Ani tento model však není dostačující pro efektivní predikci poptávky ve společnosti Technology Solutions ČR, jelikož v tak dynamickém prostředí nelze provádět predikci z minulých dat.

Společnosti Technology Solutions tedy nedoporučuji v současné době zavádět nástroje Business Intelligence a využívat je k predikci poptávky.

Dále společnosti navrhuji vypracování projektu na zlepšení data-miningových funkcí vnitropodnikového informačního systému, jelikož jsou základem pro navrhované nástroje, a vylepšit tak svůj datový sklad, jelikož jeho současná podoba je nedostačující.

V prvním kroku by měl podnik velmi pečlivě promyslet a určit, jaké informace pro budoucí předpověď bude potřebovat a jakou formou je tedy bude získávat. Na základě těchto rozhodnutí je potřeba zvolit způsob, kterým data-mining společnosti zlepší. Nabízí se 2 varianty pro zlepšení dosavadní získávání informací. Jednou z nich je doplnění polí do stávajícího vnitropodnikového systému. Druhou variantou je pak zavedení nového vnitropodnikového systému, který bude stávající systém doplňovat.

Pro společnost Technology Solutions je přínosem, že bylo odhaleno nedostatečné množství dat pro tvorbu prediktivního modelu, a proto společnost nejdříve musí zlepšit svůj datový sklad a až poté řešit otázku zavedení Business Intelligence do oblasti predikce poptávky.

## 7 Odkazy

- ACREA, 2017. *IBM SPSS Modeler* [online]. In: . [cit. 2017-03-15].
- ALGOTECH, 2017. *Oracle BI* [online]. [cit. 2017-03-05]. Dostupné z: <http://www.algotech.cz/oracle-business-intelligence/>
- AVNET, 2016. *Společnost Avnet se dohodla o prodeji obchodní jednotky Technology Solutions společnosti Tech Data za 2,6 miliardy USD* [online]. Phoenix: Avnet, Inc. [cit. 2016-12-04]. Dostupné z: [http://www.ts.avnet.com/cz/tiskove\\_centrum/press\\_release/11200/spolecnost\\_a\\_vnet\\_se\\_dohodla\\_o\\_prodeji\\_obchodni\\_jednotky\\_technology\\_solutions\\_spolecnosti\\_tech\\_data\\_za\\_26\\_miliardy\\_usd.html](http://www.ts.avnet.com/cz/tiskove_centrum/press_release/11200/spolecnost_a_vnet_se_dohodla_o_prodeji_obchodni_jednotky_technology_solutions_spolecnosti_tech_data_za_26_miliardy_usd.html)
- AVNET, 2017. *O nás* [online]. Avnet [cit. 2016-11-12]. Dostupné z: [http://www.ts.avnet.com/cz/tiskove\\_centrum/about\\_us.html](http://www.ts.avnet.com/cz/tiskove_centrum/about_us.html)
- BASL, Josef a Roman BLAŽÍČEK, 2012. *Podnikové informační systémy: podnik v informační společnosti*. 3., aktualiz. a dopl. vyd. Praha: Grada. Management v informační společnosti. ISBN 978-80-247-4307-3.
- BERÁNEK, Ladislav, 2012. Predikce prodeje s pomocí kontextové analýzy. *IT SYSTEMS* [online]. 2012(11) [cit. 2017-02-11]. Dostupné z: <https://www.systemonline.cz/business-intelligence/predikce-prodeje-s-pomoci-kontextove-analyzy.htm>
- FIXOVÁ, Tereza, 2016. *Business Intelligence v oblasti rychloobrátkového zboží*. Praha: ČVUT. Diplomová práce. České vysoké učení technické, Masarykův ústav vyšších studií, Katedra managementu.
- FORMÁNEK, Tomáš, 2004. Demand Planning v praxi. *IT SYSTEM* [online]. 2004(6) [cit. 2017-02-19].
- FORMÁNEK, Tomáš, 2004. Demand planning: Brána k úspěšnému supply chain managementu. *IT SYSTEMS*. 2004(9).
- GÁLA, Libor, Jan POUR a Zuzana ŠEDIVÁ, 2015. *Podniková informatika: počítačové aplikace v podnikové a mezipodnikové praxi*. 3., aktualizované vydání. Praha: Grada Publishing. Management v informační společnosti. ISBN 978-80-247-5457-4.
- HAMBÁLKOVÁ, Petra, 2009. *Proces předpovědi poptávky a prodejů v podniku chemického průmyslu*. Pardubice. Diplomová práce. Univerzita Pardubice, fakulta chemicko-technologická.
- HORÁKOVÁ, Helena a Jiří KUBÁT, 1999. *Řízení zásob: logistické pojetí, metody, aplikace, praktické úlohy*. 3. přeprac. vyd. Praha: Profess. Poradce controllingu. ISBN 80-852-3555-2.
- HŘEBÍK, František, 2013. *Obecná ekonomie*. 3., upr. vyd. Plzeň: Vydavatelství a nakladatelství Aleš Čeněk. ISBN 978-80-7380-467-1.
- IBM, 2016. *SPSS Modeler 18.0 PDF Documentation*. *IBM Support* [online]. IBM USA: IBM [cit. 2016-12-03]. Dostupné z: <http://www-01.ibm.com/support/docview.wss?uid=swg27046871#en>

IBM, 2017. *O IBM* [online]. IBM [cit. 2016-11-12]. Dostupné z: [https://www.ibm.com/ibm/cz/cs/?lnk=fab\\_czcs](https://www.ibm.com/ibm/cz/cs/?lnk=fab_czcs)

IBM, 2017. *IBM Watson Analytics* [online]. [cit. 2017-02-16]. Dostupné z: <https://www.ibm.com/ms-en/marketplace/watson-analytics>

IBM, 2017. *IBM Watson Analytics* [online]. [cit. 2017-04-22]. Dostupné z: <https://www.ibm.com/ms-en/marketplace/watson-analytics>

IBM, 2017. *CRISP-DM View* [online]. [cit. 2017-04-23]. Dostupné z: [https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SS3RA7\\_15.0.0/com.ibm.spss.modeler.help/mainwindow\\_projectcrisptab.htm](https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SS3RA7_15.0.0/com.ibm.spss.modeler.help/mainwindow_projectcrisptab.htm)

IBM, 2017. *IBM SPSS Modeler Server* [online]. [cit. 2017-02-16]. Dostupné z: [http://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SS3RA7\\_15.0.0/com.ibm.spss.modeler.help/clem\\_family\\_clientserver.htm](http://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SS3RA7_15.0.0/com.ibm.spss.modeler.help/clem_family_clientserver.htm)

IBM, 2017. *Using IBM SPSS Modeler Administration Console* [online]. [cit. 2017-02-16]. Dostupné z: [https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/SS3RA7\\_15.0.0/com.ibm.spss.modeler.help/admin\\_pem\\_intro.htm](https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/SS3RA7_15.0.0/com.ibm.spss.modeler.help/admin_pem_intro.htm)

IBM, 2017. *IBM® SPSS Modeler Batch* [online]. [cit. 2017-02-16]. Dostupné z: [https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/SS3RA7\\_17.0.0/clementine/entities/clem\\_family\\_batch.html](https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/SS3RA7_17.0.0/clementine/entities/clem_family_batch.html)

IBM, 2017. *IBM SPSS Modeler Solution Publisher* [online]. [cit. 2017-02-16]. Dostupné z: [https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SS69YH\\_6.0.0/com.ibm.spss.publisher.doc/clementine/solutionpublisher/publishernode\\_general.html](https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SS69YH_6.0.0/com.ibm.spss.publisher.doc/clementine/solutionpublisher/publishernode_general.html)

LABERGE, Robert, 2012. *Datové sklady: agilní metody a business intelligence*. 1. vyd. Brno: Computer Press. ISBN 978-80-251-3729-1.

MANAGEMENT MANIA, 2015. Prognózování (Forecasting). *MANAGEMENT MANIA* [online]. [cit. 2017-02-19]. Dostupné z: <https://managementmania.com/cs/prognozovani>

MARTIN, Zimkund, 2012. *Business Intelligence bez obalu a příklady* [online]. [cit. 2017-03-04]. Dostupné z: <http://www.businessvize.cz/informacni-systemy/business-intelligence-bez-obalu-a-s-priklady>

MICROSOFT, 2017. *Business intelligence v systému SQL Server* [online]. [cit. 2017-04-22]. Dostupné z: <https://www.microsoft.com/cs-cz/sql-server/sql-business-intelligence>

MICROSOFT, 2017. *Přehled technologie OLAP* [online]. [cit. 2017-03-10]. Dostupné z: <https://support.office.com/cs-cz/article/P%25C5%2599ehled-technologie-OLAP-Online-Analytical-Processing-15d2cdde-f70b-4277-b009-ed732b75fdd6?ui=cs-CZ&rs=cs-CZ&ad=CZ&fromAR=1>

NOVOTNÝ, Ota, Jan POUR a David SLÁNSKÝ, 2005. *Business intelligence: jak využít bohatství ve vašich datech*. 1. vyd. Praha: Grada. Management v informační společnosti. ISBN 80-247-1094-3.

PANEC, Zdeněk, 2003. Co je to Business Intelligence?. *IT Systems*. 2003(6).

SAS, 2017. *Business Intelligence & Analytics* [online]. [cit. 2017-04-22]. Dostupné z: [https://www.sas.com/en\\_us/software/business-intelligence.html](https://www.sas.com/en_us/software/business-intelligence.html)

STECHIES, 2017. *SAP MySAP* [online]. [cit. 2017-03-10]. Dostupné z: <https://www.stechies.com/mysap/>

TECH DATA, 2017. *TECH DATA ZÍSKÁ DIVIZI TECHNOLOGY SOLUTIONS SPOLEČNOSTI AVNET* [online]. [cit. 2017-03-14]. Dostupné z: <http://www.techdata.cz/akvizice/>

TVRDÍKOVÁ, Milena, 2008. *Aplikace moderních informačních technologií v řízení firmy: nástroje ke zvyšování kvality informačních systémů*. 1. vyd. Praha: Grada. Management v informační společnosti. ISBN 978-80-247-2728-8.

## 8 Seznam obrázků

OBRÁZEK 1 PRINCIP EAI .....	17
OBRÁZEK 2 PRINCIP DATOVÉHO SKLADU .....	18
OBRÁZEK 3 PRINCIP OLAP .....	19
OBRÁZEK 4 VSTUPNÍ DATA .....	25
OBRÁZEK 5 TVORBA STREAMU .....	26
OBRÁZEK 6 NAČTENÍ DAT .....	27
OBRÁZEK 7 URČENÍ ZPŮSOBU TVORBY MODELU .....	28
OBRÁZEK 8 TVORBA ČASOVÉ ŘADY .....	28
OBRÁZEK 9 KONEČNÝ STREAM .....	29
OBRÁZEK 10 VÝSTUP STREAMU .....	30
OBRÁZEK 11 VÝSTUP STREAMU – GRAF .....	30
OBRÁZEK 12 POROVNÁNÍ VÝSLEDKŮ PREDIKCÍ A SKUTEČNOSTI .....	34
OBRÁZEK 13 POROVNÁNÍ ROZDÍLŮ PREDIKCÍ .....	35
OBRÁZEK 14 NÁVRH NOVÉHO ŘEŠENÍ - GRAF .....	38



## 9 Seznam tabulek

TABULKA 1 POROVNÁNÍ ZPŮSOBŮ PREDIKCE .....	32
TABULKA 2 NÁVRH NOVÉHO ŘEŠENÍ - TABULKA .....	37

