



**VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ**  
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



**FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ**  
**ÚSTAV POČÍTAČOVÉ GRAFIKY A MULTIMÉDIÍ**  
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY  
DEPARTMENT OF COMPUTER GRAPHICS AND MULTIMEDIA

# **ALGORITMICKÉ OBCHODOVÁNÍ NA BURZE S VYU- ŽITÍM UMĚLÝCH NEURONOVÝCH SÍTÍ**

ALGORITHMIC TRADING USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

**DIPLOMOVÁ PRÁCE**

MASTER'S THESIS

**AUTOR PRÁCE**

AUTHOR

**Bc. JAN ŠEDA**

**VEDOUCÍ PRÁCE**

SUPERVISOR

**Ing. IGOR SZÓKE, Ph.D.**

BRNO 2016

## Abstrakt

Určení vývoje ceny na světových trzích je aktuální problematikou, která v posledních dekádách nabývá na významu. Důležitou roli v tom sehraává rozvoj výpočetní techniky. V této práci je navržen mechanismus pro predikci budoucí ceny na trhu. Na základě toho je pak sestavena obchodní strategie. Jádrem predikčního systému používá pro svou činnost umělé neuronové sítě. Vstupem sítě jsou pak vybrané indikátory technické analýzy trhu. Obchodní systém byl implementován a úspěšně ověřen na historických datech.

## Abstract

The capability to be able to determine the future progression on the world's stock exchange is an important issue, which has become discernible in the last decades. An important role of this progression lies within the fast advancements in computerized technology. Aforementioned document describes a mechanism used for prediction of the future price of a certain stock. The strategy of trading is built upon this mechanism, and the core of this prediction system is an artificial neural network. Inputs used in this network are indicators derived from technical analysis. This trading system was implemented into historical trades and successfully tested.

## Klíčová slova

burza, umělé neuronové sítě, technická analýza, indikátory, predikce vývoje, časové řady

## Keywords

stock exchange, artificial neural networks, technical analysis, indicators, prediction, time series

## Citace

ŠEDA, Jan. *Algoritmické obchodování na burze s využitím umělých neuronových sítí*. Brno, 2016. Diplomová práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta informačních technologií. Vedoucí práce Szóke Igor.

# Algoritmické obchodování na burze s využitím umělých neuronových sítí

## Prohlášení

Prohlašuji, že jsem tuto diplomovou práci vypracoval samostatně pod vedením pana Ing. Igora Szókeho, Ph.D. Uvedl jsem všechny literární prameny a publikace, ze kterých jsem čerpal.

.....

Jan Šeda

29. července 2016

## Poděkování

Velmi rád bych poděkoval svému konzultantovi Ing. Igoru Szókemu, Ph.D. za jeho odborné vedení a ochotnou pomoc s problémy, které vyvstaly při řešení této práce.

© Jan Šeda, 2016.

*Tato práce vznikla jako školní dílo na Vysokém učení technickém v Brně, Fakultě informačních technologií. Práce je chráněna autorským zákonem a její užití bez udělení oprávnění autorem je nezákonné, s výjimkou zákonem definovaných případů.*

# Obsah

<b>1</b>	<b>Úvod</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Burzy</b>	<b>5</b>
2.1	Historie . . . . .	5
2.2	Kde je možné obchodovat . . . . .	5
2.3	S čím je možné obchodovat . . . . .	6
2.4	Přístup na burzu . . . . .	7
2.5	Způsoby obchodování . . . . .	7
2.6	Reprezentace burzovních dat . . . . .	7
2.7	Slovník pojmů . . . . .	8
<b>3</b>	<b>Technická analýza</b>	<b>10</b>
3.1	Technická analýza není všelék . . . . .	10
3.2	Indikátory . . . . .	11
3.2.1	Dělení indikátorů . . . . .	11
3.2.2	Jednoduchý klouzavý průměr . . . . .	12
3.2.3	Exponenciální klouzavý průměr . . . . .	13
3.2.4	MACD . . . . .	14
3.2.5	CCI . . . . .	16
3.2.6	RSI . . . . .	17
3.3	Shrnutí . . . . .	17
<b>4</b>	<b>Data a jejich reprezentace</b>	<b>19</b>
4.1	Burzy s digitální měnou . . . . .	19
4.2	Sběr dat . . . . .	20
4.2.1	Návrh databáze . . . . .	20
4.2.2	Komunikační rozhraní . . . . .	22
4.2.3	Sběrač dat . . . . .	23
4.3	Výpočet indikátorů a reprezentace dat . . . . .	24
<b>5</b>	<b>Neuronové sítě</b>	<b>28</b>
5.1	Formální neuron . . . . .	28
5.1.1	Aktivační funkce neuronu . . . . .	29
5.2	Architektura neuronové sítě . . . . .	30
5.3	Učení neuronových sítí . . . . .	30
5.3.1	Učení bez učitele . . . . .	31
5.3.2	Učení s učitelem . . . . .	31
5.4	Vícevrstvá perceptronová síť . . . . .	31

5.4.1	Architektura sítě . . . . .	31
5.4.2	Vybavování ve vícevrstvé perceptronové síti . . . . .	32
5.4.3	Učení ve vícevrstvé perceptronové síti . . . . .	33
<b>6</b>	<b>Základní obchodní systémy</b>	<b>34</b>
6.1	Datová sada . . . . .	34
6.1.1	Trénovací období . . . . .	35
6.1.2	Testovací období . . . . .	35
6.2	Metriky a simulace . . . . .	36
6.2.1	Primární metrika . . . . .	36
6.2.2	Sekundární metriky . . . . .	38
6.3	Strategie . . . . .	39
6.3.1	Základní strategie . . . . .	39
6.4	Naivní prediktor . . . . .	40
6.4.1	Způsob predikce . . . . .	40
6.4.2	Parametrizace . . . . .	41
6.4.3	Dosažené výsledky . . . . .	42
6.5	Prediktor založený na neuronové síti . . . . .	42
6.5.1	Vstupy . . . . .	42
6.5.2	Normalizace . . . . .	43
6.5.3	Parametrizace sítě . . . . .	45
6.5.4	Výstupy . . . . .	45
6.5.5	Dosažené výsledky . . . . .	46
<b>7</b>	<b>Navržená vylepšení systému</b>	<b>47</b>
7.1	Přidání parametru času na vstup neuronové sítě . . . . .	47
7.1.1	Dosažené výsledky . . . . .	47
7.2	Přidání parametru objemu obchodů na vstup neuronové sítě . . . . .	47
7.2.1	Dosažené výsledky . . . . .	48
7.3	Úprava obchodní strategie . . . . .	49
7.3.1	Dosažené výsledky . . . . .	49
7.4	Spojení předešlých vylepšení . . . . .	49
7.4.1	Dosažené výsledky . . . . .	49
7.5	Shrnutí . . . . .	50
<b>8</b>	<b>Nástroje</b>	<b>52</b>
<b>9</b>	<b>Závěr</b>	<b>53</b>
	<b>Literatura</b>	<b>55</b>
	<b>Přílohy</b>	<b>57</b>
	Seznam příloh . . . . .	58
<b>A</b>	<b>Obsah CD</b>	<b>59</b>
<b>B</b>	<b>Časové rozložení sběračů</b>	<b>60</b>

# Kapitola 1

## Úvod

Dokument popisuje tvorbu automatického obchodního systému. V práci jsou rozebrány teoretické základy, na nichž je potom vystavěn vlastní obchodní systém, jehož jádro tvoří umělé neuronové sítě.

Obchodování na burzách je velmi komplexní proces. Navíc jej každý obchodník pohybující se v tomto prostředí chápe odlišně. Cíl je ovšem pro všechny stejný a je jím zisk<sup>1</sup>.

Základní princip řídicí se úslovím "*levně koupit, draze prodat*" je velmi jednoduchý a všeobecně známý. Aplikace toho principu požaduje po obchodníkovi schopnost relativně přesně předpovědět budoucí cenový vývoj obchodované věci, neboli určit, jaký bude budoucí poměr nabídky a poptávky. Pro naplnění těchto myšlenek vznikla v moderním prostředí burz velká řada teorií a možných přístupů. Všechny tyto metody, ať už jakkoliv úspěšné, spojuje fakt, že žádná z nich nedokázala složité a velmi proměnlivé prostředí burz přesně popsat. Nikdo nedokáže se stoprocentní jistotou předpovědět budoucí vývoj. Toto tvrzení je platné, ať se jedná o jakkoliv vzdálenou budoucnost. Nedá se ani říci, že pro bližší budoucnost by existovala větší pravděpodobnost úspěšné předpovědi.

Přestože nelze přesně určit budoucí vývoj burzovních cen, existují přístupy, které se v historii ukázaly jako ziskové. Účelem práce je tyto přístupy najít, analyzovat, vylepšit a popřípadě spojit více přístupů dohromady, aplikovat a zhodnotit dosažené výsledky. Cílem není konstrukce přesného predikčního nástroje. Hlavní snahou bude vymyslet systém, ve kterém převáží zisky nad ztrátami. Zřetel bude brán pouze ty přístupy, které je možné přenést do počítače. To ovšem neznamená, že by byly jediné možné.

Čtenář by měl mít na paměti, že žádný ze zmiňovaných přístupů nelze formálně verifikovat. Tyto metody se jeví úspěšné vzhledem k jejich aplikaci v minulosti. Historické výsledky na poli burzovního obchodování ve své podstatě nic neříká o úspěšnosti v budoucnosti.

V kapitole 2 je blíže popsáno spleť prostředí burz. Dále jsou vysvětleny některé základní pojmy z finančního prostředí, jejichž znalost je nezbytná pro další výklad. Kapitola 3 o technické analýze trhu popisuje jeden ze způsobů obchodování. Informace získané z historického burzovního vývoje je potřeba vhodně abstrahovat a modelovat pro zpracování počítačem. Tato data a jejich reprezentaci popisuje kapitola 4. Vzhledem k tomu, že v této práci jsou použity umělé neuronové sítě, jsou nezbytné základy tohoto nástroje popsány v kapitole 5. Kapitola 6 popisuje navržený obchodní systém, který vychází z teoretické přípravy z předešlých kapitol. Vylepšení obchodního systému představeném v kapitole 6 jsou popsána v kapitole 7. Shrnutí nástrojů, které byly použity pro vytvoření obchodního

---

<sup>1</sup>Ať už je řeč o čistém finančním zisku, nebo zisku v podobě pořízení požadovaného aktiva za co nejnižší cenu.

systemu, je v kapitole 8. Závěrečná kapitola 9 shrnuje dosažené výsledky a další možnosti vývoje.

# Kapitola 2

## Burzy

Tato kapitola popisuje burzovní prostředí, pro které je konstruován výsledný obchodní systém. Je tedy nezbytné správně pochopit hlavní principy burzy. V návaznosti na to je zaveden slovník pojmů používaný obchodníky. Informace poskytnuté v kapitole byly čerpány z [2] a [1].

### 2.1 Historie

Slovo burza pochází z latinského slova *burse*, které se překládá jako *kožený měšec*. V průběhu času se toto slovo stalo označením pro směnné prostředí. Důležitou roli hraje rodina belgických obchodníků *Van der Buerse*<sup>1</sup>. Hostince v Bruggách provozované touto rodinou sloužily na konci 14. století jako místo, kde se potkávali obchodníci z celé Evropy a uzavírali zde obchody. Prostředí těchto hostinců se začalo označovat jako burzy.

Prvním oficiální burzou, na které došlo rovněž k první emisi obligací, se stala v roce 1531 instituce v Antverpách. Bylo zde možné nakupovat a prodávat směnky, zlaté a stříbrné mince. Postupem času začala vznikat další podobná místa. Roku 1745 vzniká londýnská burza a o něco později v roce 1792 vzniká slavná newyorská burza. S jejich rozvojem vznikají i nové obchodní techniky a poprvé se objevuje přístup označovaný jako spekulace.

Rozvoji burz pomohl i technologický pokrok. Důležitý v této souvislosti je vynález a zavedení telefonu a telegrafu. Roku 1929 přichází 24. října černý čtvrtek a krach na newyorské burze, po kterém následovala celosvětová hospodářská krize. V poválečném období se začíná burzovní prostředí formovat do podoby, kterou známe dnes. Hlavní faktory ovlivňující tento vývoj jsou rozvoj výpočetní techniky a globalizace ekonomiky.

### 2.2 Kde je možné obchodovat

V současné době existuje všude po světě řada větších a menších burz, na kterých je možné obchodovat. Mezi nejznámější a největší burzy patří:

- **NYSE** New York Stock Exchange,
- **NASDAQ** National Association of Securities Dealers Automated Quotations,
- **LSE** London Stock Exchange,

---

<sup>1</sup>Rodinný erb obsahuje tři měšce.



- **TSE** Tokyo Stock Exchange.

Na těchto burzách se pak prostřednictvím moderních technologií setkávají v jednu chvíli tisíce obchodníků z celého světa. S ohledem na tuto práci je dobré poznamenat, že jak malé, tak velké burzy mohou být vhodné pro obchodování. Záleží hlavně na zvoleném přístupu k obchodování. Velké burzy nesou výhodu vysoké likvidity, na druhou stranu jejich vývoj je zákonitě ovlivněn daleko širším spektrem faktorů. Výběr burzy je jednou z kritických částí, protože ne na všechny burzy se dá přistupovat prostřednictvím počítače.

## 2.3 S čím je možné obchodovat

Obchody se soustřeďují na tzv. podkladová aktiva nebo z nich odvozené finanční deriváty. Způsob obchodování je rozdílný. U podkladových aktiv v době nákupu dochází k reálnému vypořádání. V okamžiku koupě dojde k úhradě na základě smluvené ceny a my se stáváme majiteli. Mezi základní podkladová aktiva se řadí:

- **akcie**,
- **akciové indexy**,
- **ETFs** Exchange Trated Funds,
- **komodity**,
- **dluhopisy**.

U derivátů patřících do skupiny termínovaných obchodů je situace odlišná. Nákupem derivátu dochází k uzavření obchodu a nastavení podmínek ceny a množství, v jakém bude obchod realizován. K reálnému vypořádání dojde až v budoucnu. Přesné datum dokončení celého obchodu je dopředu stanoveno. Známé a často obchodované deriváty jsou:

- **Futures**,
- **Forwards**,
- **Opce**,
- **Spready**.

Trochu bokem stojí mezinárodní obchodní systém Forex, který je určen pro směnu měnových párů. Střední kurzy tohoto trhu jsou považovány za oficiální kurzy pro dané měnové páry. Ceny jsou odvozeny od síly ekonomik, inflacemi a úrokovými sazbami<sup>2</sup>. Zajímavosti o Forexu:

- Pro obchodování stačí účet fundovaný pouze 200\$. Vzhledem k tomu, že pro komoditní trhy se základní vstupní kapitál pohybuje kolem 5000\$, může být Forex vhodný pro první kroky začínajícího obchodníka.
- Forex funguje 24 hodin denně na rozdíl od ostatních.
- Je rovněž doporučován pro automatické obchodní systémy pro svou stabilitu. Například v publikaci [11].
- Je to nejlikvidnější trh s největším objemem obchodů.

<sup>2</sup>Zde jsem si vědom jisté nepřesnosti, protože Forex není burza. Vzhledem k povaze této práce se dá tato nepřesnost akceptovat.

## 2.4 Přístup na burzu

Na burzu není možné vstupovat přímo. Obchod musí provádět licencovaný subjekt. Vzhledem k cenám pořízení licence jsou obchody nejčastěji realizovány přes prostředníka, který je majitelem licence. Tito prostředníci jsou v obchodní praxi označováni jako brokeři. Výběr vhodného brokera je jedním z prvních vážných rozhodnutí, které musíme provést, pokud chceme vstoupit na burzu. Každý broker si účtuje svoje služby podle jiných kritérií. Burzy a trhy, na kterých mohou jednotliví brokeři operovat, se rovněž liší. Stejně tak je odlišný přenos příkazů mezi brokerem a jeho klientem. Příkazy je možné zadávat prostřednictvím počítače, telefonu nebo osobně.

## 2.5 Způsoby obchodování

V současné době existují dva hlavní způsoby obchodování na burzách. Vždy se jedná o celou filozofii, jak posuzovat aktuální vývoj cen. Klíčem pro klasifikaci je způsob rozhodování, zda nakoupit, nebo prodat. Jedná se o tyto přístupy:

- **Fundamentální** - Fundamentální obchodování je založeno na úsudku obchodníka, který posuzuje celkový kontext situace. Například obchodník posuzuje situaci v nějakém odvětví a na základě toho se rozhodne investovat do akcií určité firmy.
- **Technická analýza** - Technická analýza naproti tomu posuzuje nákup a prodej aktiva čistě na základě matematických vzorců. Blíže je problematika technické analýzy rozebrána v kapitole 3.

Třetím typem je pak kombinace dvou hlavních směrů.

Způsob obchodování lze rozlišovat ještě na základě doby, po kterou držíme dané aktivum. Pro účely této práce rozlišujeme pouze dvě kategorie. První je tzv. *intradenní* obchodování, kdy se nákup i prodej uskuteční v rámci jednoho obchodního dne. Aktivum tedy není drženo přes noc. Do druhé kategorie, označované jako poziční, budeme zařazovat vše ostatní.

## 2.6 Reprezentace burzovních dat

Základní jednotkou určující vývoj cen je jeden uzavřený obchod. O proběhlých obchodech jsou dostupné tyto informace:

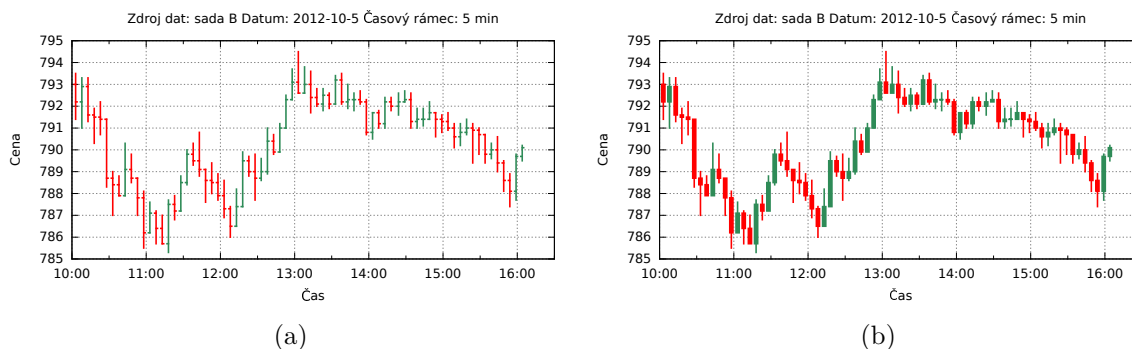
- **přesný čas** - kdy byl obchod uzavřen
- **cena** - za jakou cenu bylo aktivum koupeno (respektive prodáno)
- **objem** - s jakým množstvím bylo obchodováno

Z pozice dalšího hráče na trhu není tedy možné dohledat, kdo se obchodu účastnil, a další z toho plynoucí informace.

Typicky jsou data zobrazována do grafu, jako např. na obrázku 2.1a, kde je použit tzv. sloupcový graf. Svíčkový graf na obrázku 2.1b je pouze jinou formou popsaná stejná situace.

Svíčka nebo sloupec pak zachycují časové období (rámec), v tomto případě pět minut a podávají čtyři základní informace. Pro tyto informace je zažité anglické označení:

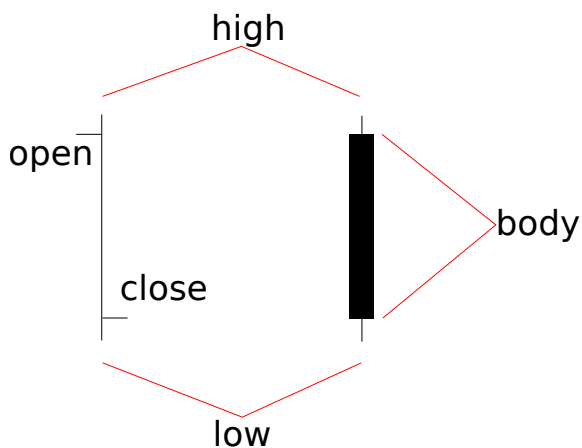
- **open** - otevírací cena časového rámce



Obrázek 2.1: Ukázka různých variant zobrazení burzovních dat

- **high** - nejvyšší cena ve sledovaném období
- **low** - nejnižší cena ve sledovaném období
- **close** - uzavírací cena ve sledovaném období

Popis sloupce a svíčky je na obrázku 2.2. Jak je vidět, vyjadřovací síla je stejná. U sloupce je patrné, zda došlo k poklesu nebo růstu ceny. V případě svíčky se tato situace rozlišuje barvou těla.



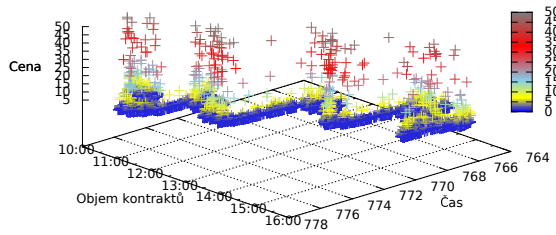
Obrázek 2.2: Popis sloupce a svíčky

Grafy na obrázcích 2.1a a 2.1b jsou nejtýpější formou zobrazení dat, kde je zachycen vývoj cen v závislosti na čase. Protože máme údaj o objemu obchodů, je možné všechna tato data zobrazit do jednoho 3D grafu, který poskytuje rozšířenou perspektivu na data. Možné 3D zobrazení zachycuje obrázek 2.3, který ukazuje stejnou situaci ze dvou různých úhlů.

## 2.7 Slovník pojmů

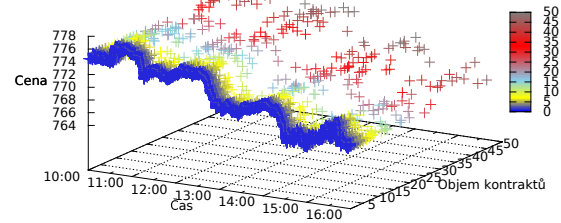
Slovník burzovních obchodníků je velice rozsáhlý. I když se většinou jedná o jednoduché pojmy nemusí být z názvu přímo patrné. Vzhledem k tomu, že se s těmito pojmy v omezené míře bude pracovat i v tomto textu, je zařazen slovník základních pojmenování a označení.

Zdroj dat: sada B Datum: 15.12.2012 Časový rámec: 5 min



(a)

Zdroj dat: sada B Datum: 15.12.2012 Časový rámec: 5 min



(b)

Obrázek 2.3: Zobrazení obchodů v závislosti na objemu

- **býčí trh** - cena aktiva roste
- **dlouhá pozice** - situace, kdy se nakupuje aktivum s předpokladem, že jeho cena poroste
- **krátká pozice** - situace, kdy se aktivum prodává s předpokladem, že jeho cena bude padat. Důležité je, že aktivum není potřeba v době prodeje vlastnit. Takovou operaci však není možno provést na všech trzích, pouze např. na komoditních trzích.
- **medvědí trh** - cena aktiva klesá
- **profit-target** - velikost požadovaného zisku pro jednu pozici
- **překoupení a přeprodání** - situace, ve kterých dochází k obratu trendu
- **resistance** - nejvyšší cena, za kterou jsou obchodníci ochotni aktivum koupit
- **spread** - cenový rozdíl mezi nabídkou a poptávkou
- **stop-loss** - hranice ztráty, kterou je možné ještě akceptovat
- **support** - nejnižší cena, za kterou jsou obchodníci ochotni aktivum prodat
- **trend** - dlouhodobý vývoj ceny jedním směrem
- **typická cena** - cena počítaná pro sloupec (respektive svíčku)

$$TP = \frac{high + low + close}{3} \quad (2.1)$$

- **volatilita** - kolísavost trhu

## Kapitola 3

# Technická analýza

Jak bylo uvedeno v kapitole 2, jedním ze způsobů snadnějšího pochopení aktuálního cenového dění na burzách je technická analýza. Tato oblast vychází z několika myšlenek, které byly definovány v knize [5]:

- Cena vyjadřuje vše. Není tedy nutné se zabývat studiem fundamentálních informací.
- Historie se opakuje. Cenový vývoj tvoří formace (respektive obrazce), které se v čase opakují. Tyto formace pak před svým vznikem vysílají jasné signály o svém vzniku, které se snažíme pomocí technické analýzy zachytit.
- Ceny mají tendenci se pohybovat v trendech. Cena může růst, klesat, nebo jde takzvaně do strany, tzn. neroste ani neklesá. V momentě, kdy se vývoj v delším časovém úseku drží v jednom z těchto směrů, jde o tzv. trend. Předpokladem technické analýzy je, že trendy mají setrvačnou schopnost, kdy se snaží držet stále ve vytyčeném směru vývoje ceny.
- Obchodníka nezajímá, proč je cena taková, jaká je. Obchodníka zajímá pouze výše aktuální ceny a její vztah k minulým cenám.

O výše zmíněné principy se pak opíráme při tvorbě nástrojů technické analýzy. Ty pak mají obchodníka informovat, jak se na trhu chovat. Zda je dobré otevřít pozici, uzavřít ji, nebo čekat. Výhodou technické analýzy je, že ji lze bez rozdílu aplikovat na všechna aktiva i bez ohledu na časový rámec, přes který nazíráme na trh.

Technická analýza zkoumá trhy pomocí dvou hlavních nástrojů. Prvním jsou indikátory, které podle matematického vzorce transformují cenový vývoj většinou s ohledem na historii. Indikátory tvoří významnou část technické analýzy a mají i významnou roli pro tvorbu obchodního systému prezentovaného v této práci. Blíže jsou indikátory popsány v podkapitole 3.2.

Co se týče technické analýzy, je potřeba mít na paměti fakt, jež je často vzpomínán ve všech publikacích zaměřených na toto téma. Obchodování pomocí technické analýzy je spíše uměním než vědou.

### 3.1 Technická analýza není všelék

Jako každý přístup i technická analýza má svá pro a proti. Některé problémy technické analýzy byly popsány v knize [5]. Shrnutí slabých míst:

- Historie se opakuje. Neopakuje se ale úplně přesně, což vede k problému rozpoznání klíčových cenových formací.
- Cenové formace je možno interpretovat více způsoby.
- Vždy pouze část formací a parametrizací indikátorů funguje pro danou situaci na trhu.
- I když dostáváme z technické analýzy správné informace o vytvoření trendu, velmi často je dostáváme opožděně.
- Z hlediska obchodníka jako člověka vyvstává problém výběru správného nástroje z ne-přeberné množiny možností.

## 3.2 Indikátory

Indikátory jsou jednou z hlavních částí technické analýzy. V historii bylo vytvořeno množství indikátorů, jejichž počet jde do tisíců. V této kapitole budou uvedeny většinou základní indikátory a pouze ty, s nimiž pracuje výsledný obchodní systém. Důvody pro použití základních indikátorů jsou dva.

Prvním důvodem je obecné tvrzení objevující se v mnoha knihách, např. [5] a [11]. Tvrdí, že se v obchodnické praxi nejvíce osvědčily ty nejjednodušší přístupy. Hledat pomocnou berličku v podobě složitějšího indikátoru se nevyplácí. S tím se dá souhlasit. Čím složitější indikátor, tím úžeji je ve výsledku zaměřen. Složitý indikátor potom důležitou část informace obsažené v ceně musí logicky zanedbávat a deformovat. Tak je možné se domnívat, že jeho aplikace bude velmi omezená.

Druhým důvodem pro výběr těchto indikátorů je fakt, že jsou obecně mezi obchodníky považovány za vhodné a u každého indikátoru je uvedena práce, která dokládá jeho úspěšné použití na větším vzorku dat.

Čtenář by měl mít neustále na paměti, že i když situace vyobrazené v mnoha knihách ukazují perfektní aplikaci, indikátory nejsou křišťálovou koulí. Možná těžko přijímanou skutečností je, že indikátor pouze přepočítává aktuální cenu vzhledem k historii. Sám indikátor o budoucím vývoji neříká vůbec nic a poskytuje pouze jinou perspektivu dané situaci na trhu.

### 3.2.1 Dělení indikátorů

Indikátory je možné klasifikovat do několika kategorií. Základní znalost jednotlivých kategorií a jejich zástupců je velmi žádoucí. Vede k lepšímu pochopení určení aplikace indikátorů, a zabraňuje tak případným ztrátám. Nutno ovšem podotknout, že zde zmíněné dělení, byť vychází z odborné literatury [5], je spíše orientační, protože řada jiných zdrojů, např. [10], klasifikuje indikátory podle odlišného klíče.

- **Monetární indikátory.** Účelem je identifikovat investiční prostředí, např. na základě úrokové míry. Přinášejí informaci o bezpečnosti investování (respektive stabilitě instrumentu) a výši možných zisků.
- **Trendové indikátory.** Jak je patrné již z názvu, tento typ indikátorů je určen pro rozpoznání dlouhodobých směrových pohybů. Do této kategorie spadají indikátory založené na klouzavých průměrech. Jmenovitě to pak jsou například *EMA* a *MACD*.

- **Netrendové indikátory.** Do netrendových indikátorů řadíme především tzv. oscilátory, které poskytují informace o tom, kdy dojde k obratu trendu. Typickým zástupcem je například *RSI*.
- **Indikátory volatility.** Popisují velikost cenových výchylek za určený časový úsek. Relevantní je u těchto indikátorů pouze velikost nikoliv směr změny. Indikátorem spadajícím do této kategorie je *Bollinger bands*.
- **Indikátory sentimentu.** Indikátory mapují očekávání investorů ještě dříve, než se stačí projevit v ceně. Logika zde použitá říká, že pokud všichni obchodníci věří, že cena bude růst, neexistují už žádní obchodníci, kteří by cenu mohli pozvednout.
- **Indikátory momenta.** V případě, že jde trh tzv. do strany, jinak řečeno nenachází se v žádném trendu, přichází na řadu indikátory momenta. Využívanou schopností je včasné upozornění na přeprodání nebo překoupení trhu.

Pro úplnost je třeba zmínit, že kniha [5] je zaměřena na obchodování na Forexu, ale nebude to chápáno jako překážka. Technickou analýzu je možné použít na všech trzích, přičemž i tato práce se bude orientovat především na Forex <sup>1</sup>.

### 3.2.2 Jednoduchý klouzavý průměr

Tento indikátor je naprostým základem a je jako první zmiňován snad ve všech učebnicích zaměřených na technické obchodování. V anglických textech je označován jako *simple moving average*. Indikátor klouzavého průměru má mnoho mutací. Velmi podrobný přehled všech možných forem nabízí kniha [14] v kapitole *Moving Averages for Financial Data Smoothing*.

Jak již bylo zmíněno v části 3.2.1, tento indikátor spadá do kategorie takzvaných trendových indikátorů. Výpočet *SMA* se v této práci řídí obecně užívaným vzorcem 3.1, který je možno nalézt v práci [7] nebo [4].

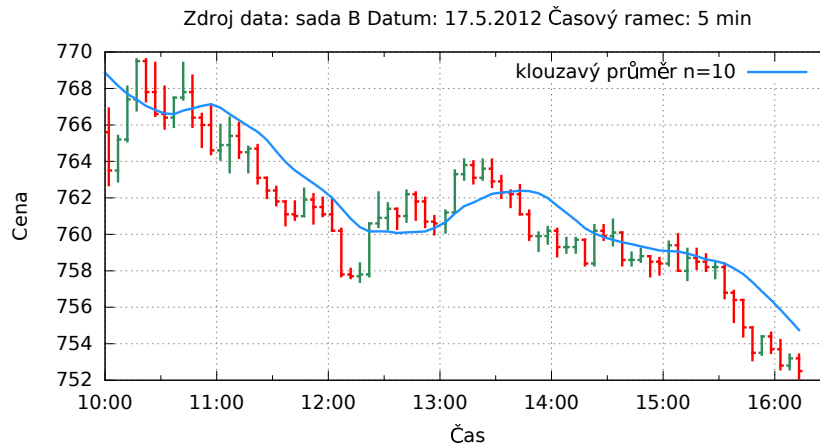
$$SMA_t(n) = \frac{P_{t-n} + P_{t-(n-1)} + \dots + P_t}{n} \quad (3.1)$$

Vstupní proměnná  $n$  ve vzorci 3.1 je perioda klouzavého průměru, která určuje, z kolika historických svíček bude průměr počítán.  $P_t$  proměnná značí cenu v čase  $t$ . Tuto cenu odečítáme ze svíček pro všechny prvky *SMA* libovolným, ale vždy stejným způsobem. Vstupní cenou tedy můžou být ceny *low*, *high* atd.

Efekt aplikace indikátoru je patrný z obrázku 3.1. Obecně dojde k vyhlazení křivky. S narůstající periodou křivka silněji reprezentuje dlouhodobější trend. Na druhou stranu s narůstající periodou křivka slaběji a později reaguje na aktuální změny trendu.

Obchodování založené pouze na jednoduchých klouzavých průměrech pak ukazuje obrázek 3.2. Křížení průměrů značí změnu trendu. Směr nového trendu pak určuje, zda průměr s menší periodou protne druhou křivku zespodu, nebo shora. Problémem u tohoto způsobu obchodování je nalezení vhodné parametrizace. V minulosti vznikly teorie pro správné zvolení periody. Navzdory mnoha teoriím se obchodování na základě jednoduchých klouzavých průměrů v obchodní praxi moc neujalo.

<sup>1</sup>Důvody k tomuto rozhodnutí jsou popsány dále v textu.



Obrázek 3.1: Ukázka výpočtu klouzavého průměru



Obrázek 3.2: Ukázka obchodování pomocí klouzavého průměru

### 3.2.3 Exponenciální klouzavý průměr

Klouzavý exponenciální průměr (v angličtině *exponential moving average*) je další indikátor z rodiny klouzavých průměrů. Rovněž se jedná o trendový indikátor. Snahou je aktuálním cenám přiřadit větší váhu oproti starším. Tím se zrychluje reakce na aktuální změny trendu oproti jednoduchému klouzavému průměru. Pro účely této práce je využíván vzorec 3.2, který byl použit v práci [4], kde  $\alpha$  vyjadřuje stupeň poklesu váhy pro starší ceny. Výpočet tohoto vyhlazovacího faktoru je  $\alpha = \frac{2}{n+1}$ . Proměnná  $P_t$  je pak, obdobně jako u jednoduchého klouzavého průměru, cena v čase  $t$ .

$$EMA_t(n) = \alpha \cdot P_t + (1 - \alpha) \cdot EMA_{t-1} \quad (3.2)$$

Ukázka výpočtu a porovnání  $EMA$  a  $SMA$  se stejným vstupním parametrem  $n$  je na obrázku 3.3, kde je dobře patrné, že  $EMA$  reaguje daleko pružněji na změnu trendu v porovnání



s *SMA*. Způsob obchodování založený primárně na exponenciálním klouzavém průměru by byl velmi podobný jako u jednoduchého klouzavého průměru. Vycházel by z křížení křivek.



Obrázek 3.3: Ukázka práce indikátoru exponenciálního klouzavého průměru

### 3.2.4 MACD

Jak bylo vidět u předchozích variant klouzavých průměrů, při jejich správné kombinaci a parametrizaci jsou tyto indikátory schopny generovat velmi spolehlivé signály. Způsob správné kombinace řeší právě indikátor *MACD*. Název pochází z anglického *Moving Average Convergence Divergence*. Jedná se o indikátor velmi oblíbený mezi obchodníky a v silně trendujících trzích i velmi úspěšný.

$$MACD_t = EMA_t(p_2) - EMA_t(p_1) \quad (3.3)$$

$$Signal = EMA_t^{MACD_t}(p_3) \quad (3.4)$$

Ze vzorce je patrné, že indikátor *MACD* je založen na trendových indikátorech, což ho logicky rovněž řadí mezi trendové. Proměnné  $p_1, p_2, p_3$  jsou periody exponenciálních průměrů. Parametrizace kombinací 26 – 12 – 9 je nejčastěji zmiňována v literatuře. Práce využívající tuto parametrizaci jsou například [3] nebo [15]. Jinou často užívanou parametrizací je 5 – 34 – 7.

Indikátor se zobrazuje do grafu v podobě dvou křivek a jednoho histogramu. První křivku, počítanou podle vzorce 3.3, tvoří rozdíl exponenciálních průměrů s periodami 12 a 26, druhá křivka je tzv. signální a tvoří ji typicky exponenciální průměr s periodou 9. Vstupními hodnotami ovšem nejsou ceny, ale hodnoty *MACD* počítané podle 3.3. Poslední zobrazovaný údaj u indikátoru *MACD* je histogram spočítaný jako rozdíl první křivky a signální křivky. Původně byl *MACD* tvořen pouze první zmiňovanou křivkou. V roce 1986 byl dokonalem Thomas Aspray a doplněn o signální křivku. Způsob výpočtu byl převzat z knihy [3]. Názorná ukázka je na obrázku 3.4.

U tohoto indikátoru se na chvíli zastavíme a rozebereme ho trochu důkladněji. Důvodem je fakt, že indikátor *MACD* je použit i v rámci obchodního systému prezentovaného v této



Obrázek 3.4: Ukázka indikátoru *MACD*

práci. Využívá se, protože oblíbený mezi obchodníky. Navíc byl úspěšně použit v kvalifikační práci [12] a [7]. V práci [7] se navíc při správném nastavení ukázal jako nejziskovější.

### Překřížení

Základním pravidlem pro obchodování s indikátorem *MACD* je reagovat na překřížení equilibria (nulové linky) histogramem. Respektive být pozorný v situacích, kdy signální a *MACD* křivka změni vůči sobě pozice. Tato situace je dobře patrná na obrázku 3.4 v čase 11:00, kdy po dobře čitelném překřížení dochází k silnému propadu.

### Překoupení a přeprodání trhu

Na překoupení nebo přeprodání trhu upozorňuje indikátor silným růstem *MACD* křivky v daném směru. Přesné podmínky pro překoupení a přeprodání trhu je nutné stanovit individuálně pro každé obchodované aktivum.

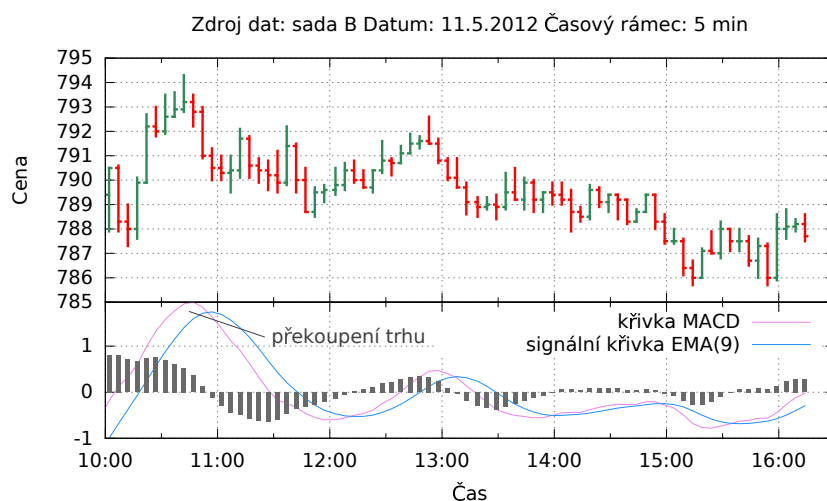
### Divergence

Divergence nastává v situaci, kdy se *MACD* odchýlí od podkladového aktiva. Přesněji řečeno pokud podkladové aktivum vytvoří nové maximum (respektive minimum) a křivka *MACD* nezareaguje stejným způsobem. Tento jev nastává typicky při obratu trendu.

### Rozbor nekorektního použití

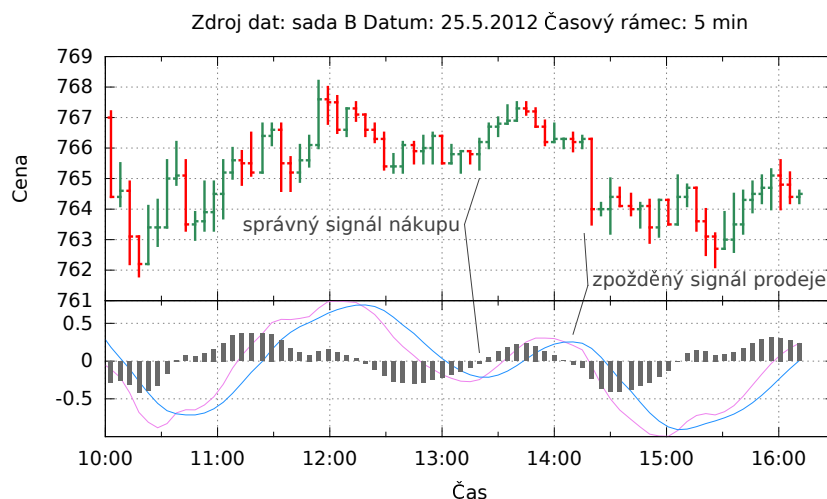
Pro dobré pochopení je potřeba rozumět i případům, kdy indikátor nedává správné signály. *MACD* je trendový indikátor, nebude tedy dobře fungovat, pokud jde graf tzv. do strany. Situace, kdy vývoj trhu silně netrenduje, je na obrázku 3.6<sup>2</sup>. Je zde zachycená situace, při níž sice indikátor poskytuje správný vstup do pozice, ale signál výstupu přichází příliš pozdě. To by nejspíš vedlo k celkové ztrátě. Jak již bylo zmíněno, *MACD* patří do skupiny trendových indikátorů. U trendu se obecně předpokládá, že mají schopnost vytrvávat ve svém směru.

<sup>2</sup>Legenda grafu je kvůli místu odstraněna záměrně. Křivky mají stejný význam jako v obrázku 3.4.



Obrázek 3.5: Ukázka indikace překoupení/přeprodání trhu

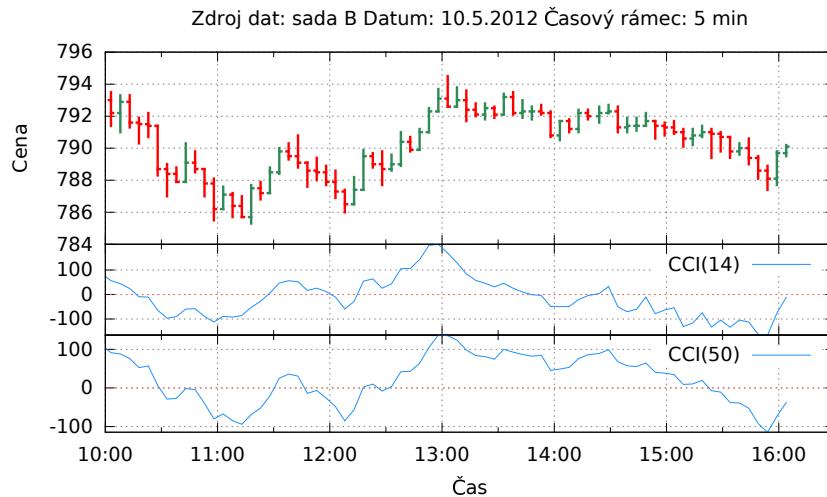
Na tomto principu jsou konstruovány i trendové indikátory, které samozřejmě nemohou v netredových dobách správně fungovat.



Obrázek 3.6: Ukázka špatné signalizace MACD

### 3.2.5 CCI

Název pochází z anglického *Commodity Channel Index*. I když má indikátor ve svém názvu *Commodity*, lze jej použít pro libovolné podkladové aktivum. Indikátor *CCI* podává informaci o tom, jak cena kolísá kolem svého statistického průměru. Pokud tedy hodnoty *CCI* rostou, znamená to, že je cena vysoko nad svým dlouhodobým průměrem. Analogicky jsou interpretovány nízké hodnoty *CCI*. Překročení hranice 100 (respektive  $-100$ ) je obecně chápáno jako signál pro možnou změnu trendu. Přesnou představu o výpočtu dokresluje vzorec 3.7, který se shoduje s principy výpočtů prezentovaných v publikacích [6] a [5].



Obrázek 3.7: Ukázka indikátoru CCI s různou parametrizací

$$TP = \frac{High + Low + Close}{3} \quad (3.5)$$

$$Mean\ Deviation = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} |TP_{t-i} - SMA_n^{TP}|}{n} \quad (3.6)$$

$$CCI = \frac{TP - SMA_n^{TP}}{0.015 * Mean\ Deviation} \quad (3.7)$$

Parametrizace zvolená pro výpočet, který zachycuje obrázek 3.7, je převzata z publikace [11]. Rozhodnutí použít tento indikátor vychází z jeho úspěšného využívání v této knize.

### 3.2.6 RSI

Označení indikátoru pochází z anglického *Relative strength index*. Jde o indikátor ze skupiny oscilátorů. Rozpětí oscilačních hodnot je mezi 0 až 100. Výpočet probíhá podle vzorce z knihy [3]. Názorná ukázka je na obrázku 3.8. Obchodování s tímto indikátorem je založeno na hledání divergencí, kdy podkladové aktivum vytvoří nové maximum (respektive minimum) a křivka RSI nezareaguje stejným způsobem.

$$U = EMA_{close}^{gains}(p_1) \quad (3.8)$$

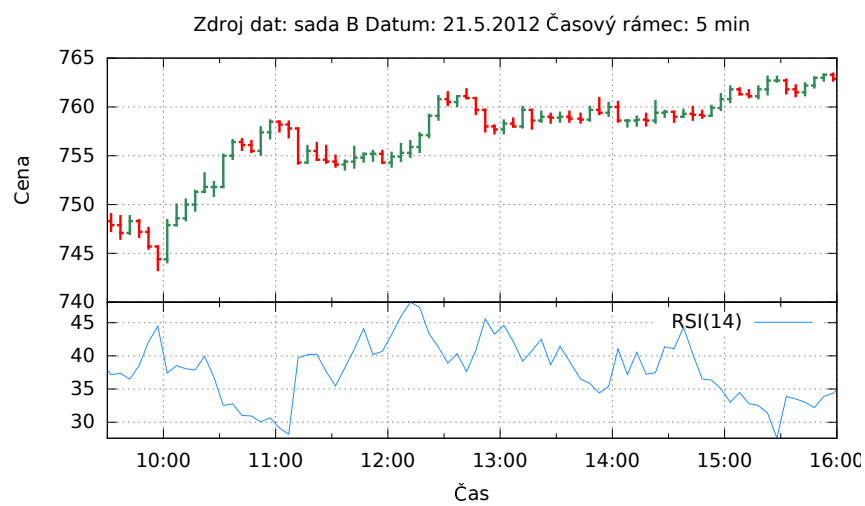
$$D = EMA_{close}^{losses}(p_1) \quad (3.9)$$

$$RS = \frac{U}{D} \quad (3.10)$$

$$RSI = 100 - \left(100 * \frac{1}{1 + RS}\right) \quad (3.11)$$

## 3.3 Shrnutí

V této kapitole byly představeny možnosti technické analýzy trhu. Byly zde vysvětleny základní myšlenky technické analýzy a popsány principy obchodování na základě jejich



Obrázek 3.8: Ukázka indikátoru RSI(14)

výstupů.

## Kapitola 4

# Data a jejich reprezentace

V této kapitole jsou popsány datové zdroje. Jsou zde rozebrány důvody pro volbu těchto zdrojů. Dále je vysvětlen způsob perzistentního ukládání nashromážděných dat. Poslední část tvoří popis datových struktur sloužící pro reprezentaci obchodních dat v době běhu programu.

### 4.1 Burzy s digitální měnou

Vzhledem ke snaze nasadit systém v reálném prostředí bylo potřeba rozhodnout, kde bude systém fungovat. Toto rozhodnutí je poměrně zásadní, protože se od něj odvíjí vše, počínaje sběrem dat a konče sestavením obchodní strategie. Možností je celá řada, viz rozdělení burz v teoretické části. Každá možnost má své klady a zápory. Po zvážení všech možností byly zvoleny burzy s digitální měnou, kde je hlavním obchodním artiklem bitcoin. Důvodem jsou nízké bariéry vstupu a to jak finanční, tak technické. Pro představu o obchodování prostřednictvím významného světového brokera Interactive Brokers, který navíc poskytuje vlastní API, je aktuální výše minimálního požadovaného zůstatku na účtu 10 000 USD. Naproti tomu na trzích s digitální měnou tyto limity nejsou a jediným limitem je stanovení minimální obchodovatelné jednotky. Například na burze Kraken je toto minimum nastaveno na 0.01 podkladové měny. V případě bitcoinu to při aktuálních cenách znamená 6.5 USD. Druhá zmíněná bariéra je čistě technická a týká se aplikačního uživatelského rozhraní brokera nebo burzy. V mnoha případech aplikační uživatelské rozhraní není dostupné, nebo je značně komplikované. Výjimku právě tvoří burzy s digitální měnou, které v drtivé většině případů mají svá aplikační rozhraní, která jsou stavěna nad HTTPS protokolem. Dokumentace a stabilita těchto rozhraní jsou na dobré úrovni. Pro praktickou část byly vybrány následující burzy:

- Bitfinex,
- Bitstamp,
- Btcc,
- Btce,
- Kraken,
- Okcoin.

Procesor	Paměť	Diskový prostor	Operační systém
2.4 GHz	2GB	20 GB	Debian 8

Tabulka 4.1: Popis server

## 4.2 Sběr dat

První problém, který bylo třeba vyřešit, je ukládání dat z burz. Tato data jsou pro funkci celého systému stěžejním bodem. Informace, které je možné získat, jsou:

- *details aktuálně uzavřených obchodů*  
Přesně se jedná o cenu, množství, typ a čas, ve kterém obchod nastal. Typ udává, kdo celou transakci inicioval ve smyslu nabízející a poptávající.
- *aktuální stav knihy příkazů*  
Zde jsou nabídky obchodníků jak ze strany nabídky tak poptávky, které čekají na svůj odpovídající protějšek.

K perzistentnímu ukládání burzovních dat bylo možno přistoupit různě. Na začátku systém ukládal data do textových souborů. Přestože bylo řešení jednoduché a přímočaré, záhy se ukázalo, že je málo flexibilní, a pro ukládání dat byla zvolena databáze.

Při návrhu databáze a sběračů burzovních dat bylo potřeba řešit následující otázky:

- Jak se vypořádat s nesourodým rozhraním jednotlivých burz?
- Jak navrhnout sběrač?
- Jak zajistit co největší konzistenci dat?
- Jak optimalizovat funkci sběrače s ohledem na zatížení serveru z pohledu výpočetního výkonu?
- Jak optimalizovat funkci sběrače s ohledem na zatížení serveru z pohledu síťového přenosu?
- Jak optimalizovat funkci sběrače s ohledem na zatížení databáze?
- Jak ukládat data s ohledem na velikost diskového prostoru serveru?
- Jak organizovat data pocházející z více burz pro různé měnové páry?
- Jak zajistit, aby data neunikala?

Řešení každé z těchto otázek je věnován následující text. Pro doplnění uvádím, že celý systém běží na zpoplatněném soukromém serveru. Technický popis severu je v tabulce 4.1.

### 4.2.1 Návrh databáze

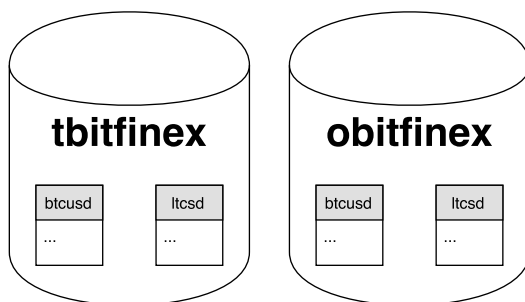
Při návrhu organizace a struktury databáze bylo potřeba rozhodnout následující problémy:

- Budou se data ukládat agregována, nebo s maximální možnou granularitou?
- Jaká má být struktura tabulek a jejich příslušnost do databází?

- Jak budou řešena přístupová práva, aby byla zajištěna co největší bezpečnost a konzistence dat?
- Budou se ukládat údaje, které se dají dopočítat?

V otázce, zda ukládat data v surové nebo agregované podobě, bylo rozhodnuto, že je třeba záznamy z burzy uchovávat v původní podobě. Agregací totiž dochází ke ztrátě informací, které by se mohly v budoucnu ukázat jako klíčové. Pravidlo má jednu výjimku, a to ukládání informací o obchodech na čínských burzách, kde je celkový objem obchodů řádově vyšší než ve zbytku světa. Během sekundy zde proběhne více jak 10 obchodů. Vzhledem k tomu, že jsou tyto obchody z pohledu ceny prakticky stejné, jsou zde data agregována na úrovni jedné vteřiny. Tím se ušetří diskový prostor a granularita zůstane zachována. Výpočet ceny v jedné takovéto agregované vteřině je průměrem všech cen a objem obchodů je sumou.

Problémy organizace databáze a řešení přístupových práv jsou velmi úzce provázány. Vzhledem k tomu, že je potřeba uchovávat údaje o obchodech a otisky příkazových knih z šesti burz, kde na každé z nich existují různé měnové páry, byla zvolena struktura, zachycená na obrázku 4.1 a vysvětlena na příkladu burzy Bitfinex. Pro uchovávání dat z jedné burzy jsou vytvořeny dvě databáze, které mají stejnou příponu obsahující jméno burzy – tomto případě *Bitfinex*. Předponou, která obě databáze odlišuje, je pro obchody *t* (z anglického "trades") a pro příkazy *o* (z anglického spojení "orderbook"). Tabulky potom nesou název podle měnového páru.



Obrázek 4.1: Databáze uchovávající data z burzy Bitfinex

Tabulka pro ukládání obchodů obsahuje identifikátor, který je předáván přímo burzou, dále pak jednotkovou cenu, za kterou bylo prodáno uvedené množství. Typ obchodu udává v jakém směru došlo ke spárování nabídky a poptávky. Časové razítko je pak čas uskutečněný obchodu ve standardním *Epoch time* formátu, který se udává v počtu vteřin od 1. 1. 1970. Schéma tabulky je na obrázku 4.2.

Obrázek 4.3 přibližuje tabulku zachycující knihu příkazů. Ve skutečnosti databázová tabulka neobsahuje pole, ale každá buňka pole je expandována na dvojici (*cena, množství*). Potom jeden řádek tabulky popisuje otisky knihy příkazů v daném čase. V každém otisku je zachyceno dvacet nespárovaných příkazů ze strany nabídky a dvacet ze strany poptávky.

Pro přístup k jednotlivým databázím existují vždy dva uživatelé. Jeden s právy, umožňujícími zapisovat do tabulky, a druhý uživatel, který je oprávněn pouze číst. Přístupové údaje uživatele oprávněného k zápisu má pak pouze jeden jediný konkrétní sběrač.

Vzhledem k omezeným diskovým možnostem serveru bylo rozhodnuto, že všechny údaje, které je možné dopočítat, nebudou do databáze ukládány. Důvodem je zřejmá snaha šetřit



btcsud
id
cena
množství
typ
časové razítko

Obrázek 4.2: Schéma databázové tabulky pro ukládání obchodů

btcsud
id
časové razítko
poptavka[20]
nabídka[20]

Obrázek 4.3: Schéma databázové tabulky pro snímek knihy příkazů

paměťovým prostorem. Výpočetní výkon severu je dostatečný, aby si poradil s dopočítáním údajů, jako je například klouzavý průměr atp.

#### 4.2.2 Komunikační rozhraní

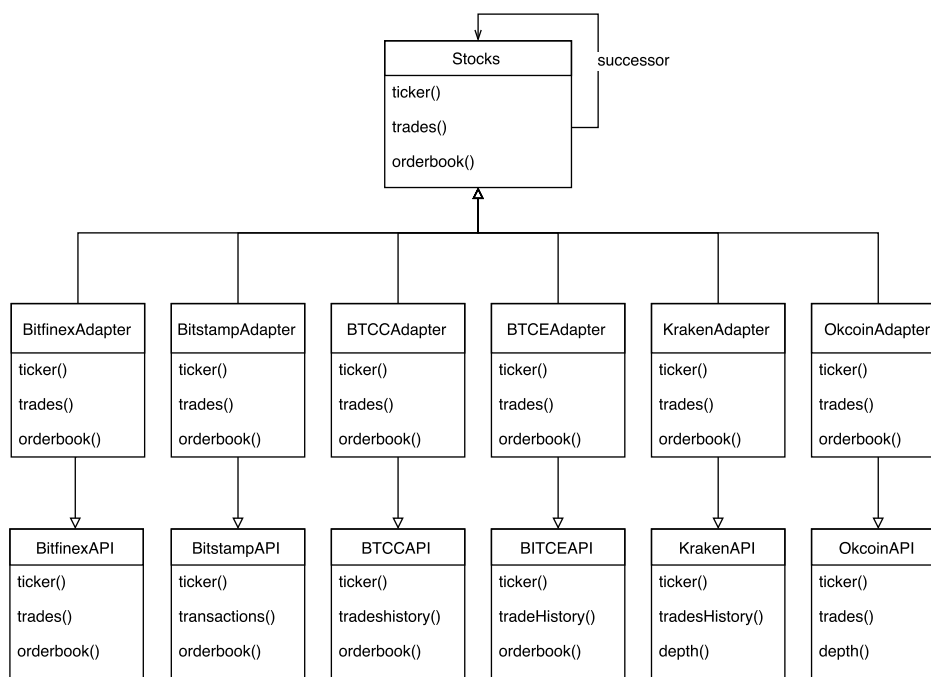
Interakce obchodního systému a burzy zajišťuje komunikační rozhraní. Tvorba komunikačního rozhraní byla rozdělena do tří fází:

1. implementace aplikačního rozhraní pro každou burzu zvlášť,
  - (a) veřejné rozhraní
  - (b) privátní rozhraní
2. unifikace aplikačního rozhraní,
3. spojení sjednocených aplikačních rozhraní do jednoho celku.

První fáze, při které bylo implementováno rozhraní vybraných burz, může být rozdělena na dva další bloky. První se týká implementace veřejného rozhraní obsahující takové funkce, které umožňují zjišťovat aktuální cenu, obchody uskutečněné v nedávné minulosti a číst knihu příkazů čekajících na zpracování. Veřejné rozhraní bylo implementováno pro všechny vybrané burzy. Oproti tomu privátní rozhraní poskytuje přístup ke konkrétním účtům a umožňuje se dotazovat na zůstatek, otevřené pozice, účetní knihu a především umožňuje zadávat příkazy na nákup a prodej. Implementace tohoto rozhraní vyžaduje správné pochopení podpisových mechanismů, které byly na každé burze nastaveny jinak. Privátní rozhraní bylo naprogramováno pro Bitfinex, Btce, Kraken a Okcoin. Pro zbylé burzy implementováno nebylo z důvodu, že toto rozhraní není stěžejní z pohledu zadání diplomové práce. Pro úplnost je nutno zmínit, že uživatelské aplikační rozhraní je postaveno nad protokolem HTTP, respektive jeho šifrované podobě.

Úkolem druhé fáze bylo sjednotit různorodá veřejná rozhraní všech burz. Nejednotnost rozhraní nespočívala pouze v jiném pojmenování funkcí, ale především v rozdílném chování a formátu odpovědí. Pro sjednocení byl použit návrhový vzor *Adaptér*. Jeho aplikace je zachycena na obrázku 4.4.

Třetí fáze byla orientovaná na spojení unifikovaných rozhraní do jednoho celku. Výhodou tohoto spojení je možnost parametricky udávat nejenom měnový pár, nad kterým má být operace provedena, ale i burzu. To má pozitivní dopad na konstrukci sběrače burzovních dat, který je díky tomu mnohem jednodušší. Pro dosažení tohoto cíle byl použit návrhový vzor *Chain of responsibility*. Výsledný objektový návrh je na obrázku 4.4.



Obrázek 4.4: Struktura modulu pro komunikaci s burzami

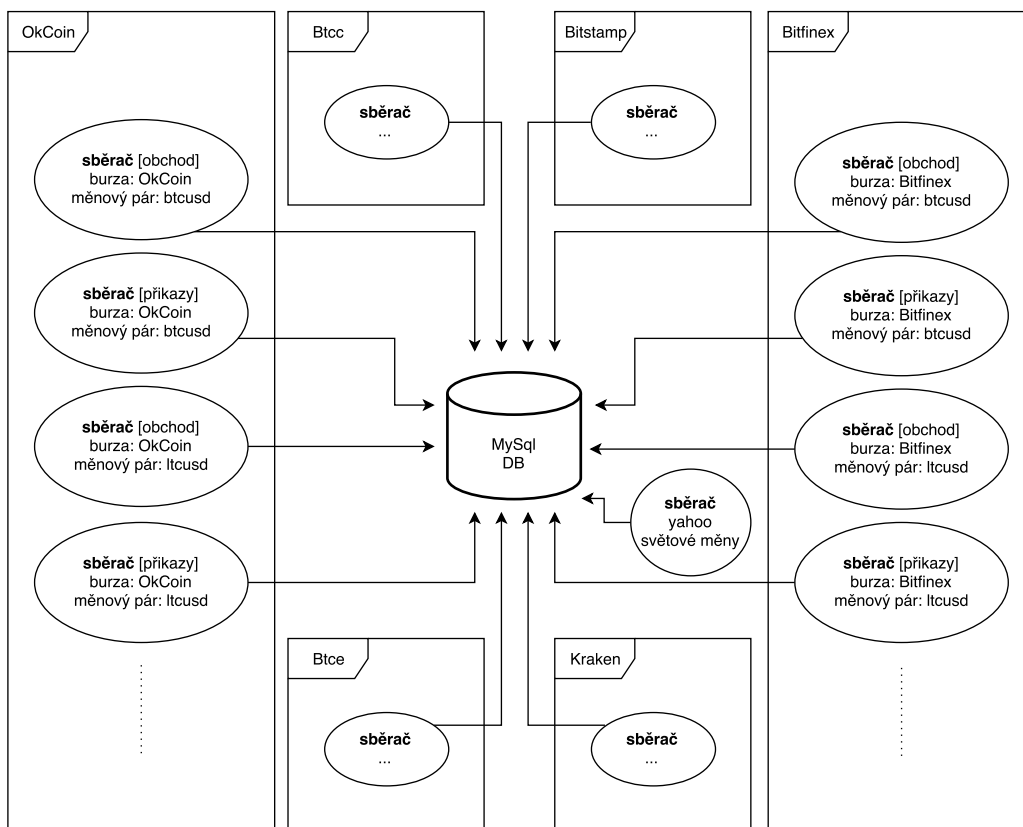
### 4.2.3 Sběrač dat

Sběrač dat je koncipován jako samostatně běžící proces, který sbírá data pro vybranou dvojici burza a měnový pár. Tím, že každá dvojice má svůj vlastní proces pro záznam informací, je docíleno zvýšení bezpečnosti a stability celého systému, protože při výpadku jednoho z procesů jsou dopady minimální a zbylé sběrače fungují dále. Přestože se to může zdát jako nedůležité, praxe ukázala tento přístup jako velmi vhodný. K výpadkům nejčastěji dochází při komunikaci s čínskými servery. Příčiny výpadků si můžeme pouze domýšlet. Větší frekvence výpadků čínských serverů může být způsobena:

- velká vytíženost,
- čínský firewall,
- větší síťovou vzdáleností.

V systému existují dva hlavní typy sběračů a jeden vedlejší. Hlavními jsou sběrač pro ukládání údajů o proběhlých obchodech a pro snímání otisků příkazových knih. Vedlejším

typem je pak samostatný sběrač pro uchovávání vývoje cen světových měn. Tyto informace mohou nabídnout možnost srovnání pro hledání korelací ve vývoji. Schéma organizace sběračů je zachyceno na obrázku 4.5.



Obrázek 4.5: Schéma organizace sběračů dat

Posledním problémem je časové rozložení sběračů, respektive periody, kdy sběrače čtou údaje o nových obchodech tak, aby byla optimalizována zátěž procesoru, sítě i samotné databáze. To znamená zajistit, aby:

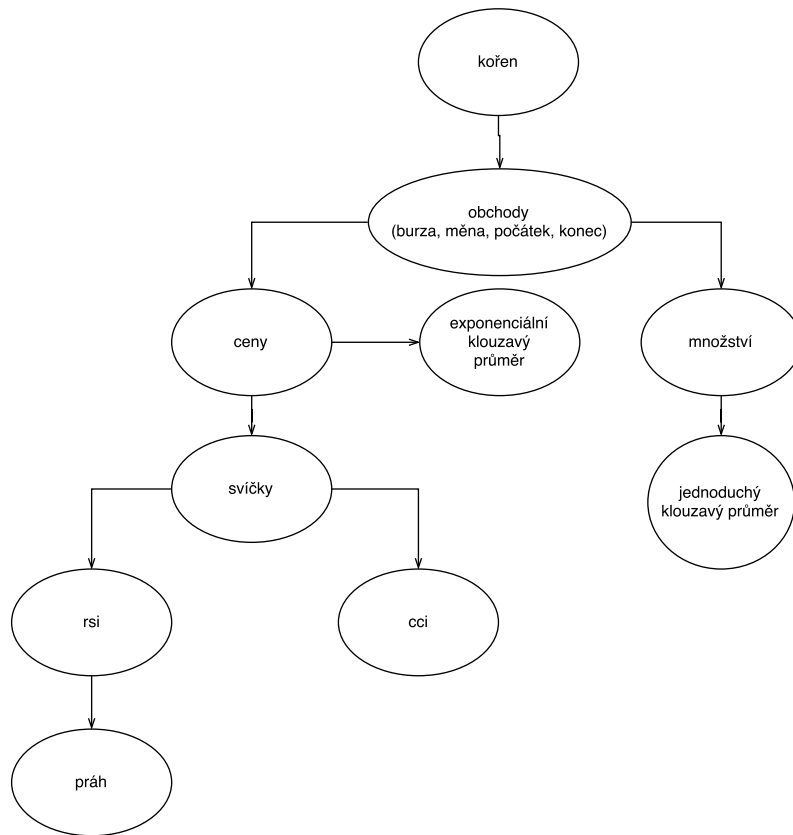
- nedocházelo k úniku dat,
- se najednou do databáze nenahrávalo příliš mnoho dat.

Při zvažování všech možných variant nastavení jsem se řídil dokumentací Mysql. Konkrétně časové rozložení je v tabulce B.1. Sběr otisků příkazových knih probíhá periodicky každých třicet vteřin.

### 4.3 Výpočet indikátorů a reprezentace dat

Data uložená v databázi jsou v podobě detailů jednotlivých obchodů, jak bylo popsáno v sekci 4.2 o sběru dat. Tato data je možno transformovat pomocí různých funkcí od indikátorů až po prahování a normalizaci. Z praktického hlediska bylo důležité navrhnout datovou strukturu a její výpočetní model tak, aby bylo možno datové transformace flexibilně řetěžit. Možnost řetěžení transformací je zachycena na schématickém obrázku 4.6.

Při tom bylo potřeba si uchovat informaci, jak výsledná data vznikala, respektive z čeho byla spočítána.

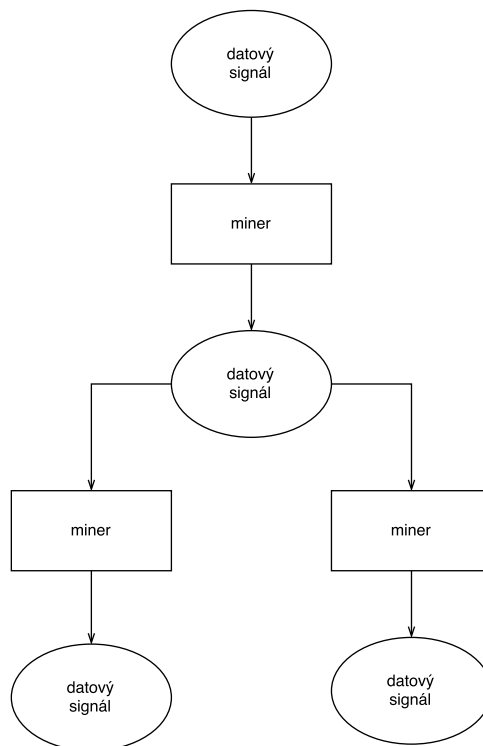


Obrázek 4.6: Ukázka cest výpočtu nad daty z databáze

Hlavní problémy vyplývající z výše zmíněných požadavků jsou:

- Jak minimalizovat zátěž databáze?
- Jak si udržet povědomí o postupné transformaci data prostřednictvím funkcí?
- Jak navrhnout celé řešení modulární tak, aby bylo možno snadno přidávat další funkce pro výpočty indikátorů?
- Jak zohlednit fakt, že některé funkce pracují pouze nad svíčkovým grafem?

Řešením byla vhodně zvolená datová struktura. Základní návrh je strom, který je obohacen o funkční prvky, které se starají o transformaci dat. Uzly stromu tvoří objekty modelující signál. Každý signál je popsán množinou dále nedělitelných prvků. Jedná se o dvourozměrné atomické jednotky, které mají svůj konkrétní čas a hodnotu. Iniciální signály jsou v tomto případě *cena* a *množství*, které jsou extrahovány z historie obchodů. Pro snížení zátěže databáze jsou záznamy o obchodech čteny pouze na začátku celého výpočtu. Následně dojde k separaci signálu ceny a množství. Každý signál ve stromu má svého rodiče a rovněž své synovské signály. Pomocí toho je vždy možné zjistit, jak byl daný signál vypočítán. Signál je pak schopen nad sebou samým vykonat požadovanou transformaci a vytvořit svého potomka. To umožňuje řetězení transformací. Výpočetní model v podobě stromu, kde jsou dva typy uzlů datové (signál) a výpočetní, je popsán na obrázku 4.7.



Obrázek 4.7: Výpočetní model

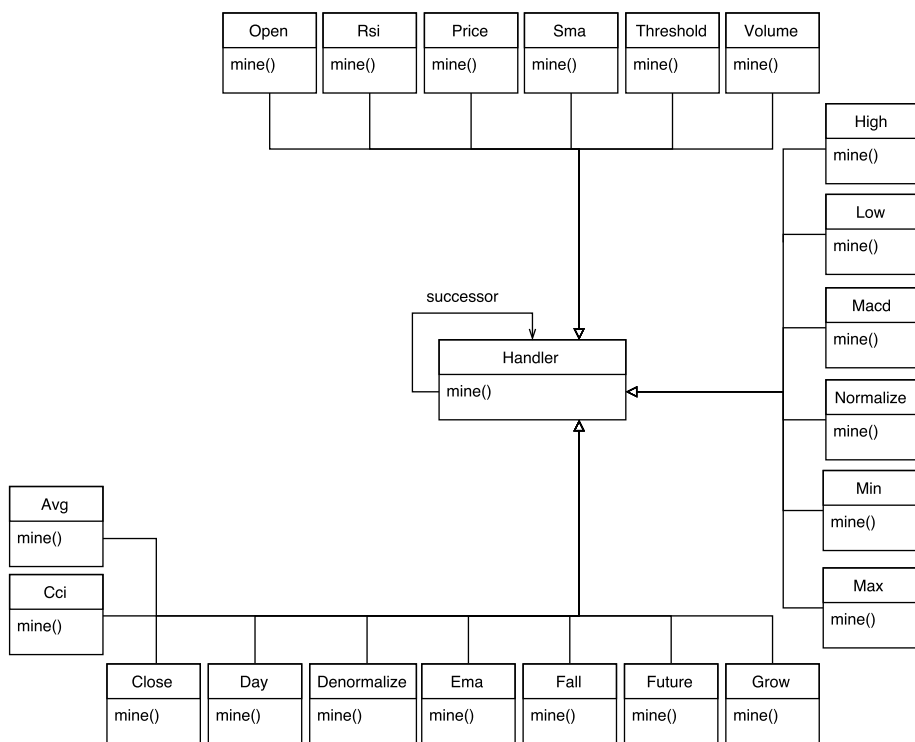
Výpočetní uzly jsou v tomto případě označeny anglickým slovem *miner*. Běh výpočtu je navržen tak, aby požadovaný signál byl vypočítán až v případě, že se na něj uživatel dotazuje. Jinými slovy nedochází k žádnému předpočítání.

Z pohledu architektury softwaru bylo požadováno, aby řešení bylo modulární, jinak řečeno, aby bylo možno snadno přidávat další transformační funkce. To se později ukázalo jako velmi rozumný požadavek. Řešením tohoto problému byl návrhový vzor *Chain of responsibility*. Na obrázku 4.8 je vidět použití návrhového vzoru a všechny transformační funkce, které jsou v systému implementovány<sup>1</sup>. Zodpovědnost za správné řetězení transformací byla ponechána na uživateli.

Praktickým výsledkem byl vznik rozhraní, které představuje pseudodotazovací jazyk na data. Ukázkou takového dotazu v jazyce Python je možné vidět na zápisu 4.1, kde je výsledný signál spočítán ze signálu ceny transformovaným klouzavým průměrem s periodou 10. Tento signál je následně normalizován na úrovni dne a na závěr prahován s hodnotou prahu 0.7.

$$\text{root}[\text{price}()][\text{sma}(10)][\text{normalize}(d)][\text{threshold}(0.7)] \quad (4.1)$$

<sup>1</sup>Všechny indikátory jsem od základu implementoval a nepoužíval jsem žádné předpřipravené moduly.



Obrázek 4.8: Schéma organizace transformátorů dat

## Kapitola 5

# Neuronové sítě

Tato kapitola vychází z informací uvedených v [16], [8] a [9]. Umělé neuronové sítě jsou výpočetním modelem pro strojové učení, které nacházejí využití především ve složitých úlohách, jejichž řešení nelze uspokojivě popsat algoritmem. U umělých neuronových sítí se rozlišují dvě pracovní fáze. První z nich je fáze *adaptivní*, během níž se síť učí. Druhou pracovní fází je fáze *aktivní*, při níž síť vykonává naučenou činnost. To se obvykle označuje jako *vybavování*. Síti je předložen vstup, čímž ve vstupní vrstvě sítě vznikne nerovnovážený stav. Hodnoty uložené v síti se v důsledku toho začnou měnit (aktualizovat) až do chvíle, kdy síť dosáhne znovu stabilního rovnovážného stavu. Ve výstupní vrstvě sítě je pak k dispozici požadovaná odezva na poskytnutý vstup.

Typické oblasti použití neuronových sítí jsou rozpoznávání (klasifikace), predikce, expertní systémy, asociace, optimalizace a další. V této práci bude neuronová síť použita pro rozpoznávání. To lze charakterizovat jako rozhodování o tom, do které z předem známých kategorií zařadit předmět popsany vektorem hodnot, který slouží jako vstup sítě.

### 5.1 Formální neuron

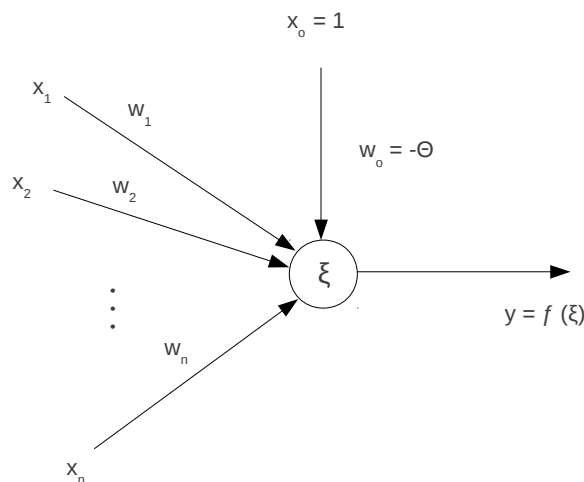
Základem matematického modelu umělé neuronové sítě je formální neuron (dále jen neuron). Strukturu formálního neuronu schematicky znázorňuje obrázek 5.1.

Lze jej charakterizovat jako výpočetní jednotku s  $n$  vstupy, které modelují funkci dendritů u biologického neuronu. Ke každému ze vstupů přísluší i synaptická váha, která je udána obecně reálným číslem (v souladu s neurofyziologickým předobrazem může být i záporné). Tak jako biologický neuron i formální neuron má pouze jediný výstup, jehož velikost je dána hodnotou funkce vážené sumy vstupů. Matematický zápis výpočtu výstupní hodnoty neuronu je ukázán v rovnici 5.1

$$y = S\left(\sum_{i=1}^N w_i x_i + \Theta\right), \quad (5.1)$$

kde:

- $x_i$  jsou vstupy neuronu (celkem je jich  $n$ )
- $w_i$  jsou synaptické váhy jednotlivých vstupů
- $S$  je přenosová funkce neuronu



Obrázek 5.1: Model formálního neuronu. Zdroj: autor dle [9]

- $\Theta$  je práh

Často se používá formální úprava, kde je práh neuronu nahrazen váhou  $w_0$  dalšího formálního vstupu  $x_0$ , který má konstantní jednotkovou hodnotu. Tato váha je označována jako tzv. *bias*. Výraz v závorce je označován jako vnitřní potenciál neuronu. Hodnota potenciálu je argumentem aktivační funkce neuronu, jejíž výsledek je distribuován na výstup. Dle povahy vstupních dat lze neurony dělit na:

- **neurony binární**, které zpracovávají dvouhodnotová vstupní data
- **neurony vícehodnotové (spojité)**, které zpracovávají vícebitovou vstupní informaci

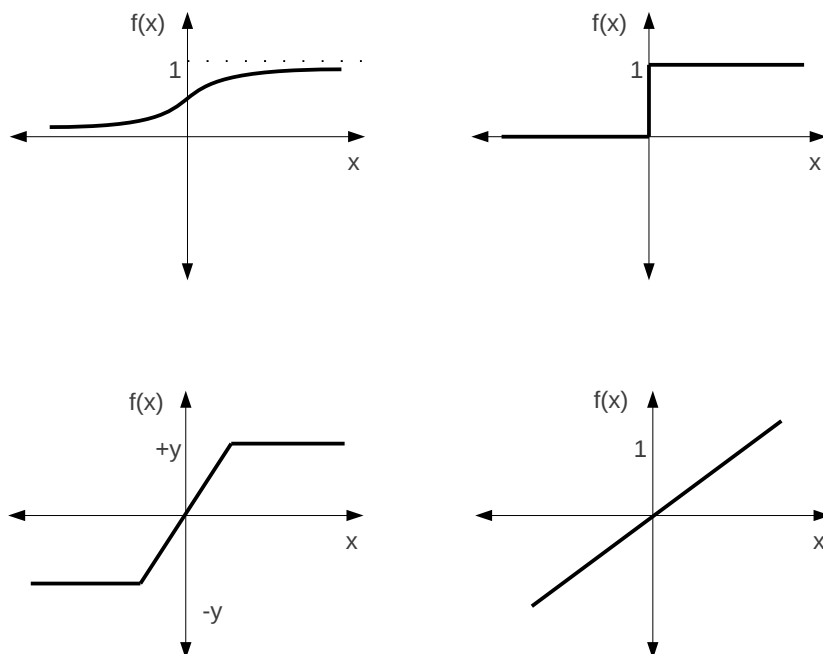
### 5.1.1 Aktivační funkce neuronu

Výstup neuronu je dán hodnotou jeho aktivační funkce v bodě vnitřního potenciálu neuronu (viz výše). O aktivační (někdy označované i přenosové) funkci neuronu pak lze tvrdit, že převádí vstup (vnitřní potenciál) do předem definovaného oboru výstupních hodnot. Ten je většinou (ale ne vždy) vymezen intervalem  $[0,1]$ . Nejčastěji se používají následující čtyři přenosové funkce:

- lineární
- skoková aktivační funkce
- omezená
- sigmoida

Grafy těchto funkcí jsou znázorněny na obrázku 5.2. Aktivační funkce určuje, zda je neuron binární (skoková aktivační funkce), nebo spojitý (lineární, omezená, sigmoida).





Obrázek 5.2: Grafy nejpoužívanějších aktivačních funkcí. Zdroj: autor dle [8]

## 5.2 Architektura neuronové sítě

Samotný neuron je dostačující pouze pro nejjednodušší úlohy. Pro řešení složitějších úkolů je potřeba uspořádat neurony do větších celků – *neuronových sítí*. Počet neuronů v síti a způsob, jakým jsou mezi sebou tyto neurony propojeny, se označuje jako architektura (topologie) sítě. Ta je obvykle znázorňována grafem, jehož uzly odpovídají neuronům a hrany spojům mezi nimi. V rámci neuronové sítě lze z hlediska funkce a využití rozlišovat:

- neurony vstupní
- neurony skryté (pracovní)
- neurony výstupní

## 5.3 Učení neuronových sítí

Před použitím neuronové sítě pro řešení daného problému je nutné, aby se síť pro tuto úlohu adaptovala. Tento proces se nazývá učení neuronové sítě a obvykle je realizován nastavováním vah mezi uzly sítě. Nezbytnou podmínkou k započetí učení je existence vzorku dat, který dostatečně přesně popisuje všechny platné vstupy sítě. Tato data se označují pojmem *trénovací množina*. Před zahájením učení je potřeba provést inicializaci hodnot jednotlivých vah sítě. V praxi jsou vahám při inicializaci přiřazeny buďto náhodné hodnoty, nebo hodnoty vhodně zvolené podle podobného případu. Během samotného procesu učení jsou sítě postupně předkládány vzory z trénovací množiny, na něž síť poskytuje odezvu (výstup),

a podle zvoleného učicího algoritmu jsou nastavovány váhy. Popsaný proces se iterativně opakuje, dokud není dosaženo kritéria pro ukončení učení. Jedna iterace, při níž jsou neuronové síti předloženy všechny vzory z trénovací množiny, se nazývá *epocha*. Existují dva typy učení neuronové sítě: s učitelem a bez učitele.

### 5.3.1 Učení bez učitele

Při učení bez učitele není k dispozici žádné vnější kritérium správnosti výstupu. Síť se během procesu učení adaptuje tak, aby dokázala vzory z trénovací množiny sama třídit dle jejich podobnosti. Na základě této charakteristiky je učení bez učitele označováno jako *samoorganizace*. Mezi metody pro učení bez učitele patří například Hebbovské učení, kompetice nebo min-max učení.

### 5.3.2 Učení s učitelem

Zatímco pro učení bez učitele jsou zapotřebí pouze vektory vstupních hodnot, v nichž síť hledá podobnosti, učení s učitelem vyžaduje i existenci vektoru, který popisuje požadovaný výstup. S jeho využitím se v síti během učení nastavují váhy v závislosti na tom, jak se výstup poskytnutý neuronovou sítí liší od požadovaného výstupu daného vektorem vstupních hodnot. Pro učení s učitelem se používají algoritmy, které zaručují postupné snižování chyby – rozdílu mezi skutečným a požadovaným výstupem. Zřejmě nejznámější metodou pro učení s učitelem je učení algoritmem zpětného šíření. Mezi další metody patří: posilované učení, učení s korekcí chyby a další.

## 5.4 Vícevrstvá perceptronová síť

Zřejmě nejznámějším a nejpoužívanějším typem neuronové sítě je vícevrstvá perceptronová síť. Její základní prvek, perceptron, byl popsán F. Rosenblattem v roce 1957. Avšak algoritmus jejího učení, metoda zpětného šíření, byl popsán až v roce 1986 v [13]. S jeho využitím lze s pomocí sítě tří neuronů vyřešit problém XOR. Vícevrstvá perceptronová síť využívá učení s učitelem a pro její trénování je tedy potřeba znát požadovaný výstup. Aktivační funkcí sítě je sigmoida. Hodnota výstupu jednoho perceptronu v síti je tedy dána rovnicí

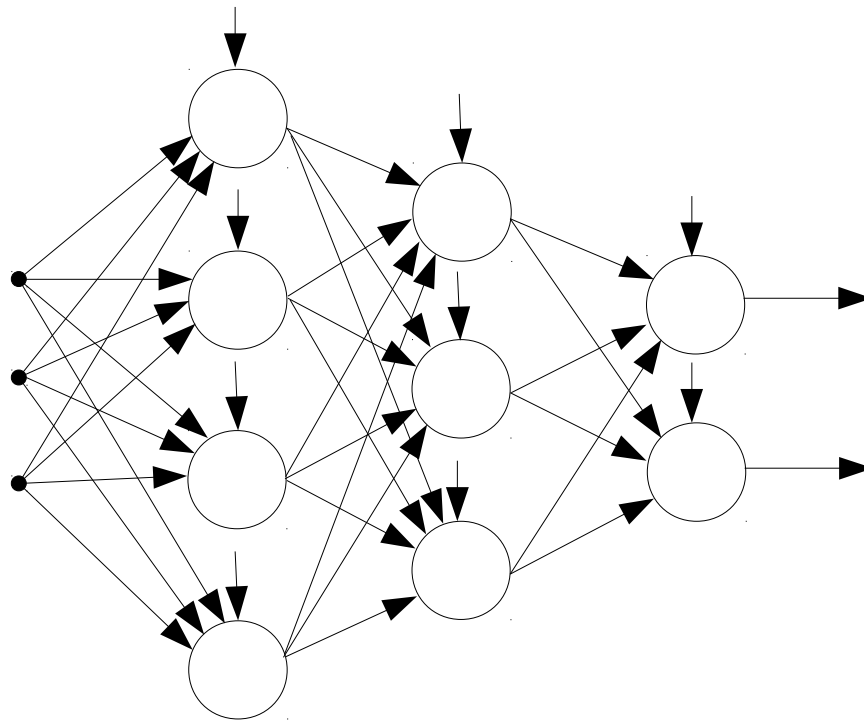
$$f(\xi) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda\xi}} \quad (5.2)$$

kde  $\lambda$  je *parametr strmosti* určující míru změny hodnoty sigmoidy v okolí počátku a  $\xi$  je vnitřní potenciál perceptronu.

### 5.4.1 Architektura sítě

Vícevrstvá perceptronová síť je složena z několika vrstev neuronů. Jedná se o síť dopřednou – výstupy neuronů jsou distribuovány do všech neuronů následující vrstvy a tvoří tak *úplný bipartitní graf*. Na základě popsaného dělení neuronů v neuronové síti (viz 5.2) lze potom o architektuře vícevrstvé perceptronové sítě tvrdit, že udává počet vstupů, množství skrytých vrstev sítě a neuronů v nich a počet výstupů sítě. Ten se rovná počtu klasifikovaných tříd. Graf znázorňující architekturu třívrstvé sítě se třemi vstupy a dvěma výstupy je na obrázku 5.3.

Volba počtu neuronů v jednotlivých vrstvách sítě je netriviálním problémem. Při malém počtu neuronů dochází ke špatnému rozpoznávání předkládaných vzorů. Příliš velký počet



Obrázek 5.3: Graf znázorňující architekturu třívrstvé perceptronové sítě se třemi vstupy, čtyřmi neurony v první skryté vrstvě, třemi neurony ve druhé skryté vrstvě a dvěma výstupy. Zdroj: autor dle [9]

neuronů na druhou stranu prodlužuje dobu učení a při nevhodně zvolené velikosti trénovací množiny obvykle vede ke zhoršení schopnosti generalizace. Tento jev je označován jako *přeučení* (overfitting). V praxi je potřeba volit počet vrstev sítě a počet neuronů v každé z nich v závislosti na charakteru úlohy, kterou má neuronová síť řešit.

#### 5.4.2 Vybavování ve vícevrstvé perceptronové síti

Ve fázi vybavování jsou neuronům vstupní vrstvy předány hodnoty vstupního vektoru reprezentujícího daný vzor. Odezva na hodnoty předané vstupní vrstvě se pak přes váhy neuronů v jednotlivých vrstvách s využitím aktivační funkce v síti dopředně šíří až k výstupní vrstvě. Získané hodnoty výstupních neuronů odpovídají požadované odezvě na vstup a tvoří výstupní vektor. Obecně jsou výstupní hodnoty reálnými čísly a pokud tedy mají odpovídat jednotlivým třídám při klasifikační úloze, je nutné je vhodně kvantifikovat (například prahováním).

### 5.4.3 Učení ve vícevrstvé perceptronové síti

Učení sítě obecně je procesem, při kterém se hledá takové nastavení synaptických vah, aby odchylka (chyba) mezi poskytnutými a požadovanými vstupy sítě byla pro zvolenou trénovací množinu minimální. Chyba sítě je definována rovnicí

$$E = \sum_k E_k, \quad (5.3)$$

kde  $k$  je indexem  $k$ -tého vzoru v trénovací množině a  $E_k$  je chyba, která tomuto vzoru odpovídá. Pro její výpočet je použit vztah

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_j (y_j - d_{kj}), \quad (5.4)$$

kde  $j$  odpovídá  $j$ -tému neuronu výstupní vrstvy a  $d_{kj}$  je  $j$ -tá hodnota požadovaného výstupního vektoru pro  $k$ -tý vzor.

Před zahájením učení jsou váhy včetně biasů inicializovány na malé náhodné hodnoty. Na základě heuristik se doporučuje, aby hodnoty spadaly např. do intervalu  $\langle -\frac{2}{n}, \frac{2}{n} \rangle$ , kde  $n$  určuje počet vstupů neuronu, pro něž jsou váhy nastavovány.

Po inicializaci jsou síti předkládány jednotlivé vzory z trénovací množiny a pro každý z nich se vypočítá chyba dle 5.4. Na konci každé epochy je pak vypočtena celková chyba ze vztahu 5.3 a podle ní jsou upraveny hodnoty vah v síti. Úprava hodnot je provedena na základě vzorce:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}, \quad (5.5)$$

kde změny vah jsou vypočteny z rovnice

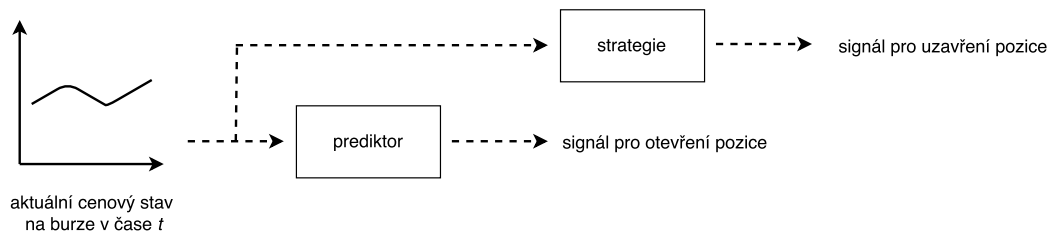
$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (5.6)$$

$\eta$  se nazývá parametr učení a je volen v intervalu  $\langle 0, 1 \rangle$ . Výpočet  $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$  je předmětem algoritmu zpětného šíření chyby (*backpropagation*) a je odvozen v [9]. Minimalizace chyby probíhá gradientní metodou, a hrozí tak její uváznutí v lokálním minimu.

## Kapitola 6

# Základní obchodní systémy

Pod pojmem obchodní systém je možno si představit systém sestávající ze dvou základních prvků, jimiž jsou prediktor a strategie. Jak je již z názvu patrné, hlavním úkolem prediktoru je předpovědět možný budoucí vývoj trhu. Tyto předpovědi od prediktoru posléze přebírá strategie, která zajišťuje vhodnou reakci na očekávaný vývoj – v tomto případě tedy otevření nové, nebo uzavření staré pozice, či případně vyčkání na vhodnější příležitost (v tuto chvíli tedy systém nepodnikne žádnou akcí). Je možné říci, že prediktor a strategie společně sdružené v obchodním systému mají za úkol vhodným způsobem reagovat na tržní vývoj.



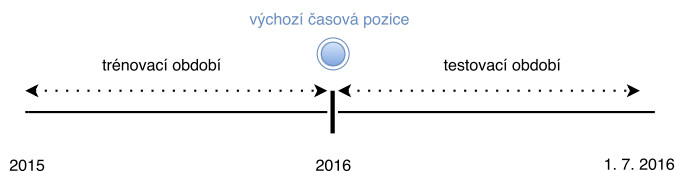
Obrázek 6.1: Schéma kooperace prediktoru a strategie

Spolupráci prediktoru a strategie v rámci obchodního systému ilustruje obrázek 6.1. V následující kapitole je nejprve popsána datová sada využitá pro optimalizaci obchodních systémů a jejich testování. Dále se kapitola věnuje dvěma základním obchodním systémům, z nichž první vychází z naivního prediktoru a druhý z prediktoru založeného na výstupech poskytovaných umělou neuronovou sítí. Pro účely srovnání prediktorů je u obou popsaných obchodních systémů využita stejná strategie, která je blíže popsána v sekci 6.3. Dále je také v této kapitole věnován prostor definici metrik využitých pro srovnání úspěšnosti obchodních systémů.

### 6.1 Datová sada

Jak již bylo naznačeno výše, pro účely optimalizace a testování obchodních systémů bylo zapotřebí zajistit dostatečně obsáhlou sadu burzovních dat. Tato byla rozdělena na dvě části, z nichž první slouží k optimalizaci a druhá k testování obchodních strategií. Toto rozdělení bylo provedeno na základě času - data z roku 2015 jsou určena pro účely optimalizace (dále bude vzhledem k přítomnosti časového hlediska využito i označení trénovací období) a data z první poloviny roku 2016 pro testování a vyhodnocení výsledků (dále také

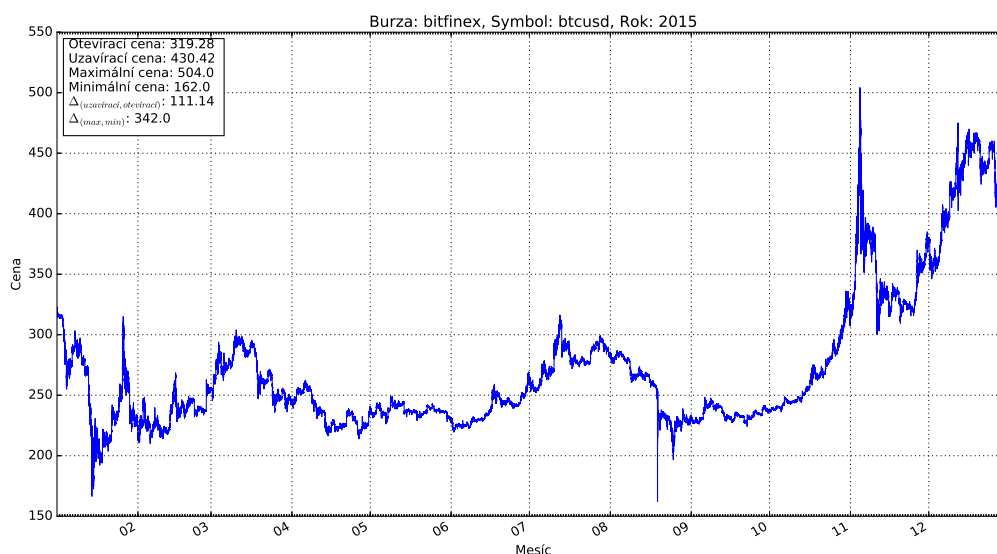
jako testovací období). Toto rozdělení názorně ilustruje obrázek 6.2, který obě množiny vymezuje na časové ose. Jak je vidět, pomyslně stojíme na začátku roku 2016. Všechny do té doby proběhlé cenové pohyby jsou nám známé. Jsou využívány na trénování neuronové sítě nebo optimalizaci parametrů strategie. Naopak vše, co se událo v roce 2016, je pro nás z pohledu simulace neznámé. Dále je na tomto místě vhodné upřesnit zdroj dat, kterým je burza Bitfinex. Data tedy zachycují pohyb ceny bitcoinu na této burze v daném období.



Obrázek 6.2: Vymezení testovacího a trénovacího období

### 6.1.1 Trénovací období

Trénovací období tvoří data z roku 2015. Cenový vývoj je zachycen na obrázku 6.3. Je možné si všimnout, že v průběhu daného období se vyskytly všechny tři základní tržní situace - vzestup, pokles i stagnace trhu. Z tohoto hlediska lze tedy data trénovacího období označit za vhodná pro daný účel.



Obrázek 6.3: Vývoj cen v roce 2015

### 6.1.2 Testovací období

Pro vyhodnocení výsledků obchodních systémů bylo, jak je již naznačeno výše, vybráno období prvních šesti měsíců roku 2016. Měnový pár tvoří bitcoin a dolar. Délka testovacího období je dostatečná na prokázání robustnosti nebo naopak nedostatečnosti zvolené varianty obchodního systému. Při bližším pohledu na jednotlivé měsíce je zřejmé, že každý z nich obsahuje výrazné momenty. To dobře ilustruje obrázek 6.4. Zde je uveden jejich stručný popis:

1. (leden) – celkový propad ceny, na začátku velmi strmý propad ceny,
2. (únor) – celkový růst bez výrazných propadů,
3. (březen) – celkový propad s velmi prudkým poklesem na začátku měsíce,
4. (duben) – celkový růst, na konci velmi strmý pokles,
5. (květen) – dlouhá doba stagnace s velmi prudkým růstem na konci měsíce,
6. (červen) – měsíc s velmi prudkým růstem a následným propadem uprostřed období.

## 6.2 Metriky a simulace

Z důvodu potřeby jednoznačně a průkazně hodnotit úspěšnost obchodního systému jsou zavedeny metriky. Pro účely této práce je možné metriku charakterizovat jako číslo, které se v průběhu simulace obchodování mění v závislosti na čase a dostatečně průkazně odráží dosaženou úspěšnost obchodního systému (jeho schopnost dosahovat zisku). Díky zavedení metrik je posléze možné s jejich využitím vyhodnotit (a také vzájemně porovnat) jednotlivé obchodní strategie.

V rámci práce je definována primární metrika, která je základním ukazatelem pro hodnocení obchodních strategií a která plně vyhovuje výše uvedeným požadavkům. Dále jsou popsány také vhodně (s ohledem na primární metriku) zvolené sekundární metriky sloužící pro zachycení určitých aspektů, které primární metrika pomíjí a které mohou také ovlivňovat úspěšnost obchodního systému při jeho reálném nasazení. Sekundární metriky tedy mají roli určitého doplňku k primární metrice a samostatně, na rozdíl od primární metriky, zcela nenaplnují požadavky popsané výše.

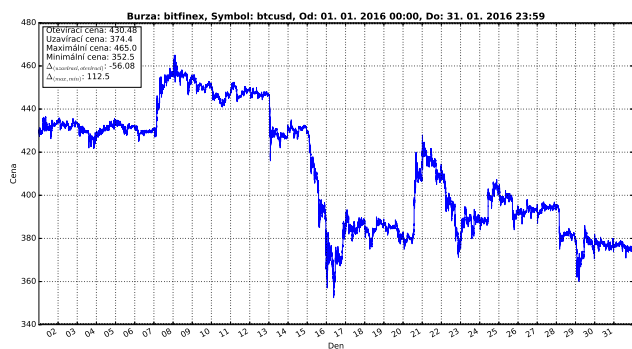
### 6.2.1 Primární metrika

Primární metrika je volena tak, aby odrážela potenciální možný zisk (respektive ztrátu), a je konstruována následovně:

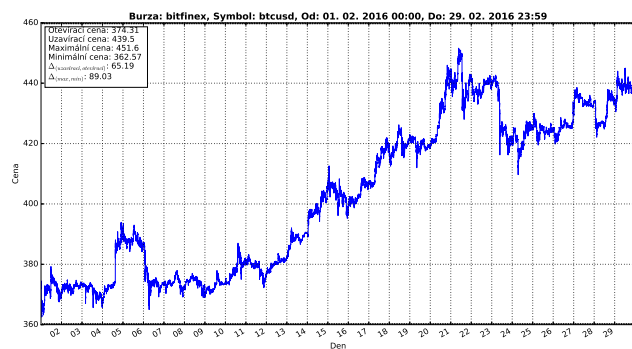
- Na počátku je možný zisk nulový.
- Vyhodnocení konkrétní obchodní pozice je založeno na rozdílu otevírací a uzavírací ceny. Pořadí hodnot v počítaném rozdílu je závislé na typu pozice. Pro tzv. dlouhé pozice tuto situaci ilustruje obrázek 6.5 a pro úplnost je uveden i vzorec (viz 6.1). Vzorec 6.2 pak popisuje ohodnocení krátké pozice. Od získaného rozdílu jsou posléze odečteny poplatky za uzavření obchodu (viz vzorec 6.3). Způsobu výpočtu poplatků je věnována část 6.2.1.
- Hodnota metriky v čase  $t$  je rovna součtu ohodnocení všech do té doby uzavřených pozic.

$$\Delta_{dlouha} = uzaviraci - oteviraci \quad (6.1)$$

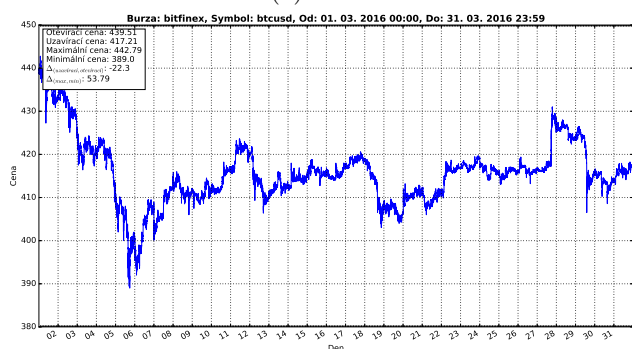
$$\Delta_{kratka} = oteviraci - uzaviraci \quad (6.2)$$



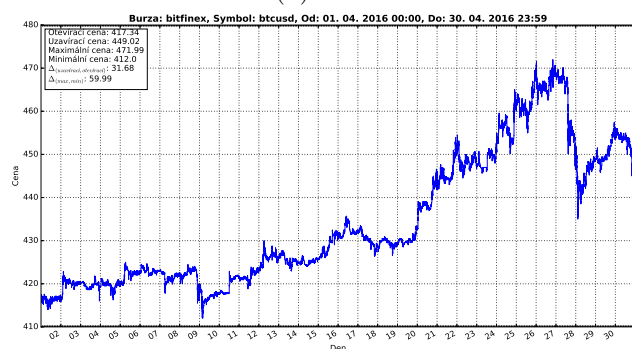
(a) leden



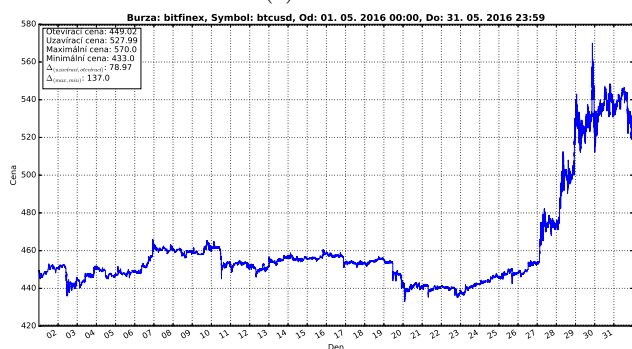
(b) únor



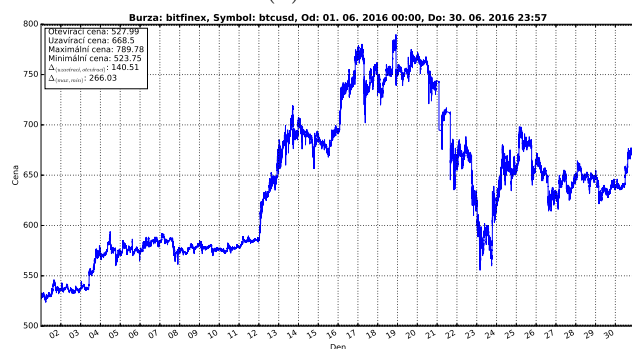
(c) březen



(d) duben

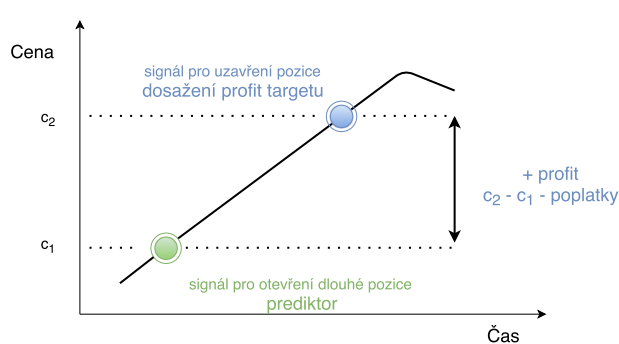


(e) květen

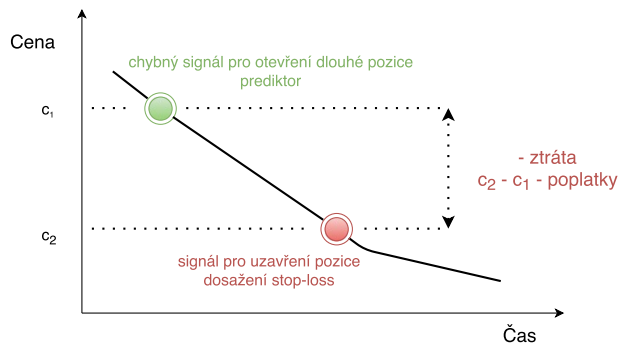


(f) červen

Obrázek 6.4: Testovací období



(a) Profit



(b) Ztráta

Obrázek 6.5: Vyhodnocení dlouhé pozice s využitím primární metriky



$$zisk = \Delta_x - poplatky \quad (6.3)$$

Pro správnou interpretaci hodnot metriky je potřeba zdůraznit několik významných aspektů:

- Zisk je pouze potenciálně dosažitelný. Nelze tedy přímo spojovat úspěch obchodní metody podložený touto metrikou s možností úspěšného reálného nasazení.
- Metrika nepracuje s množstvím. Všechny pozice jsou vztaženy vzhledem k aktuální jednotkové ceně bitcoinu.
- V simulacích není zahrnuta možnost tzv. pákového obchodování.
- Při simulaci není limitován počet současně otevřených pozic.
- Tato metrika hodnotí především schopnost otvírat správné druhy pozic ve správném čase.

Z výše uvedeného popisu je patrné, že primární metrika plně neodráží obchodování na reálném účtu. Při její volbě byl kladen důraz na její jednoduchost a snadné pochopení. Jednoduchost se kladně promítá v eliminaci případných chyb vzniklých snahou simulace reálného obchodního prostředí se všemi náležitostmi. Další výhodou je snazší pochopení silných a slabých stránek prediktoru, které nejsou zamlženy složitým mechanismem vyhodnocení metriky.

Pro hodnocení úspěšnosti obchodního systému bude použita výhradně primární metrika, přičemž největší význam je přiřazen její hodnotě na konci testovacího období. Pro zachycení vývoje hodnoty metriky jsou dále při simulaci zaznamenávány její hodnoty na konci každého z obchodních dnů testovacího období. S využitím těchto hodnot je pak možno sestavit graf průběžného vývoje metriky v průběhu daného období.

## Poplatky

Způsob účtování poplatků je stejný napříč všemi zde uvedenými burzami s digitální měnou. Poplatek 0.002% je horní hranicí, na které začíná každý nový obchodník. V reálném provozu se výše poplatků snižuje s objemem provedených obchodů. Tento aspekt v práci modelován není. Přesný výpočet popisuje vzorec 6.4.

$$poplatky = oteviraci * 0.002 + uzaviraci * 0.002 \quad (6.4)$$

### 6.2.2 Sekundární metriky

Jak již bylo zmíněno v úvodu kapitoly, tyto metriky jsou doplňkovými metrikami. Jejich význam spočívá v možnosti lépe popsat určité aspekty dané situace, které primární metrika pomíjí, a díky tomu situaci lépe ilustrovat. Pro tento účel byly zvoleny následující údaje:

- počet pozic, které byly otevřeny a uzavřeny během daného dne,
- počet aktuálně otevřených dlouhých pozic,
- počet aktuálně otevřených krátkých pozic.

Tyto metriky slouží mj. ke zhodnocení, jak obchodní systém naplňuje požadavek na vysokou frekvenci obchodů. Jak již bylo napsáno dříve, celý obchodní systém je stavěn a orientován tak, aby dělal velké množství obchodů s menšími zisky, přičemž sekundární metriky pomáhají určit úspěšnost systému v tomto směru.

## 6.3 Strategie

V následující podkapitole bude text práce věnován strategii jako jednomu ze dvou základních komponentů obchodního systému. Ačkoliv je strategie poslední součástí obchodního systému a přijímá signály pro vstup do pozice od prediktoru (jak již bylo krátce popsáno v úvodu kapitoly 6), v rámci textu práce je její popis řazen před podkapitulu věnující se prediktorům. Důvodem je skutečnost, že pro zachování možnosti srovnání prediktorů je pro oba popisované obchodní systémy využito též strategie. Z tohoto pohledu tedy jednotná strategie slouží jako společný bod, který je v rámci obchodních systémů neměnný. Spojením strategie se zvoleným prediktorem tedy lze dostat daný obchodní systém, a proto se jeví jako vhodnější zařadit popis strategie na toto místo.

Obecný princip fungování je následující: strategie přijímá signály pro vstup do pozice od prediktoru. V případě, že jsou splněny všechny podmínky dané konkrétní strategií a nejsou vyčerpány veškeré zdroje, je otevřena nová pozice. V průběhu času, při kterém se cena podkladového aktiva mění, je pozice v určitém bodě uzavřena. Uzavření pozice může být úspěšné, nebo neúspěšné. Úspěšné uzavření nastává v momentě, kdy byl dosažen požadovaný zisk. Neúspěšné uzavření nastává, pokud šel vývoj ceny opačným směrem, než bylo očekáváno, a ztráta je větší, než je možné akceptovat.

Z předchozího textu vyplývají jednotlivé aspekty strategie, které je potřeba definovat při kompletním popisu strategie:

- požadavky na otevření pozice,
- požadavky na úspěšné otevření pozice,
- definice únosného rizika.

### 6.3.1 Základní strategie

V této sekci je charakterizována základní strategie použitá v popisovaných obchodních systémech. Její základ tvoří využití parametrů hranice zisku a ztráty, které jsou blíže popsány dále, a ve zkratce je možné říci, že tyto hranice slouží jako základní ukazatel pro uzavírání otevřených pozic. Zvolený přístup je poměrně jednoduchý, přičemž důvody k tomu jsou následující:

- Jedná se o často používanou metodu.
- Interpretace dosažených výsledků obchodního systému bude snazší.
- Nízký počet parametrů usnadní jejich optimalizaci.

#### Hranice zisku

Tato hranice je v angličtině označována jako *profit-target*. Jde o hranici, kdy jsme spokojeni s výší zisku a dochází k uzavření pozice. Ideální nastavení tohoto parametru je řešeno dále v podkapitole věnované naivnímu prediktoru (viz 6.4). Vyhledané optimální nastavení je následně použito jak pro prediktor naivní, tak pro prediktor založený na neuronové síti. Důvodem je zachování stejné parametrizace pro možnost přímého srovnání, což vyhovuje i výše popsanému využití totožné strategie pro oba obchodní systémy (tedy včetně její parametrizace). Totéž platí pro nastavení hranice ztráty popsané níže.

## Hranice ztráty

Hranice ztráty je moment (v anličtině označován jako *stop-loss*), kdy jsou naše ztráty již tak velké, že není možné akceptovat jejich výši. Parametrizaci této veličiny se věnuje kapitola (6.4). Pro doplnění lze konstatovat, že vzhledem k výši cen v testovacím období a výslednému nastavení *stop-loss* je respektován jeden ze základních požadavků risk managementu, který říká, že riskovat bychom měli v rozmezí 2% - 5%.

## Obchodní portfolio

Jak již bylo popsáno v sekci věnované metrikám (viz 6.2), v rámci daných simulací se pracuje pouze s rozdílem cen, přičemž je vše vztaženo k jednotkové ceně. Současně se předpokládá, že je vždy možné otevřít novou pozici. Obchodní systém zde tedy není limitován zůstatkem nebo tzv. *margin call*, tzn. mechanismem sloužícím pro automatické uzavření pozice. Zde by mohlo čtenáře se zkušenostmi z obchodováním napadnout zda nejsou výsledky simulací zkresleny absencí zmiňovaného mechanismu *margin call*. Vzhledem k tomu, že ceny v testovacím období se pohybují nad hranicí 400 USD a zvolený *stop-loss* je 14 USD (a jedná se tedy o jednotky procent z původní ceny), je možné prohlásit, že ne. Problém by nastal až v momentu, kdy by zvolený *stop-loss* byl větší než 20%.

## 6.4 Naivní prediktor

Základní komponentou obchodního systému je prediktor budoucího vývoje, který říká, kdy vstoupit do jaké pozice. Na něj pak navazuje strategie, která na základě své specifikace vyhodnotí tyto signály. Pro hodnocení úspěšnosti dvojice prediktor – strategie byly v části 6.2 navrženy vhodné metriky. To je ovšem jen způsob popisu. K vyhodnocení, zda navržený obchodní systém přináší zlepšení, je potřeba mít možnost srovnání s určitým základním systémem. Tuto roli plní právě naivní prediktor. Aby dále obchodní systémy (resp. jejich prediktory) byly vzájemně porovnatelné, bude pro různé prediktory použita stejná strategie popsaná v předchozí podkapitole (viz 6.3). Naivní prediktor je pro účel poskytnutí základní úrovně pro srovnání obchodních systémů navržen tak, aby do určité míry odpovídal způsobu predikce trhu začínajícího obchodníka.

### 6.4.1 Způsob predikce

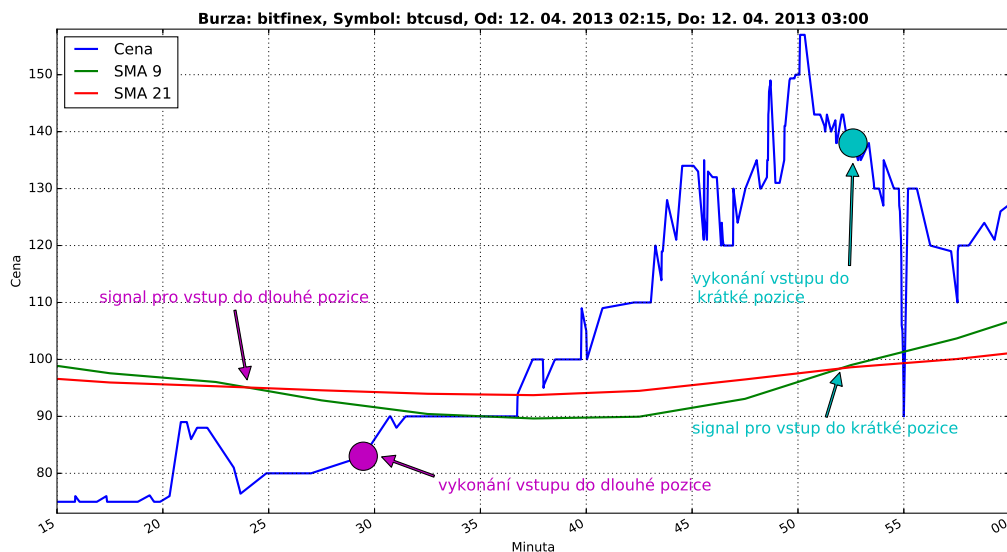
Zde popsáný naivní prediktor stojí na dvou klouzavých průměrech, které mají rozdílné periody. V textu bude průměr s kratší periodou označován jako *rychlý*. Naopak průměr s delší periodou bude nazýván jako *pomalý*.

#### Signál vstupu do dlouhé pozice

Pokud *rychlý* průměr protne *pomalý* seshora, prediktor vyhodnotí situaci jako příhodnou pro vstup do dlouhé pozice. Očekává se tedy, že cena podkladového aktiva bude v budoucnu růst. V případě, že strategie vyhodnotí situaci jako vhodnou pro otevření pozice, následuje pokyn pro nákup. Ilustrace této situace je na obrázku 6.6.

#### Signál vstupu do krátké pozice

Pokud *rychlý* průměr protne *pomalý* zespodu, prediktor vyhodnotí situaci jako příhodnou pro vstup do krátké pozice. Očekává se tedy, že cena podkladového aktiva bude v následu-



Obrázek 6.6: Křížení klouzavých průměrů

jícím období klesat. V případě, že strategie vyhodnotí situaci jako vhodnou pro otevření pozice, následuje pokyn pro prodej.

### Výstup z pozice

O uzavření pozice v této práci rozhoduje vždy až strategie. Popis výchozí strategie je v sekci [6.3](#).

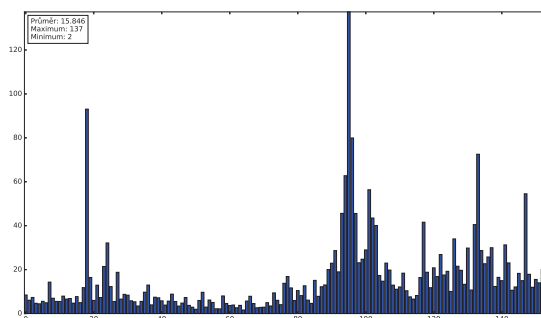
#### 6.4.2 Parametrizace

Parametry spojené s naivním prediktorem jsou:

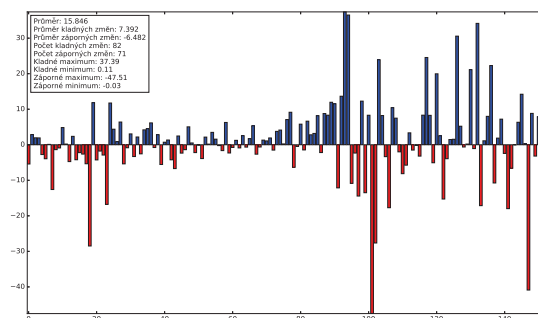
- časový rámec,
- periody klouzavých průměrů,
- *profit-target* a *stop-loss*.

Na hledání nejlepšího ohodnocení všech parametrů lze pohlížet jako na prohledávání nekonečného stavového prostoru. Pro zvládnutí celé úlohy v rozumném čase je tedy nutné zavést některé dodatečné předpoklady, které stavový prostor omezí. Velikost časového rámce stanovíme na hodnotu 30 minut. To odpovídá snaze mít větší počet menších obchodů. U period klouzavých průměrů vyjdeme z indikátoru MACD, kde pomalý průměr má hodnotu 26 vzorků a rychlý 9 vzorků [3], [15]. Hodnotu rychlé periody již dále zkoumat nebudeme a spokojíme se s ní. Hodnotu pomalé periody budeme zkoumat na dvě hodnoty 26 vzorků a 34 vzorků. Hodnota 34 vzorků je volena s ohledem na to, že perioda 26 vzorků je poměrně blízko rychlé periodě 9 vzorků, a mohla by tak být náchylnější na generování falešných signálů.

Pro tyto hodnoty parametrů se snažíme najít optimální nastavení *profit-target* a *stop-loss*. Vzhledem k tomu, že při simulacích se nacházíme na konci roku 2015 a testovat budeme na prvních šesti měsících roku 2016, můžeme pro hledání parametrů použít pouze informace



(a) Denní rozdíly mezi maximem a minimem



(b) Denní rozdíly mezi otevírací a uzavírací cenou

Obrázek 6.7: Denní výkyvy v posledních pěti měsících roku 2015 na burze Bitfinex

dostupné do té doby (konce roku 2015). Určitou představu o nastavení *profit-target* a *stop-loss* nám mohou dát grafy 6.7. Graf 6.7a ukazuje rozdíl mezi nejvyšší a nejnižší cenou pro daný den. Graf 6.7b potom zobrazuje rozdíl mezi otevírací a uzavírací cenou pro daný den.

Jasnou odpověď na otázku nejlepšího nastavení *profit target* a *stop-loss* dává simulace pro různá nastavení. Výsledky pro nastavení *pomalé* periody na hodnotu 26 vzorků je v grafu 6.8. Výsledek pro nastavení *pomalé* periody na hodnotu 34 vzorků je v grafu 6.9. Na ose  $x$  jsou zkoumané hodnoty pro parametr *profit-target*. Na ose  $y$  jsou zkoumané hodnoty pro parametr *stop-loss*. Rozsahy byly voleny s ohledem na výsledky zobrazené v grafu 6.7. Na ose  $z$  jsou hodnoty výsledného zisku nebo ztráty pro danou parametrizaci. Vyhodnocení bylo provedeno v souladu s primární metrikou popsanou v části 6.2. Z grafu je jasně patrné, že nejvýhodnější dvojice *profit-target* a *stop-loss* je 35 USD a 14 USD. Vhodnější *pomalou* periodou se oproti předpokladům ukázala být ta s hodnotou 26 vzorků.

### 6.4.3 Dosažené výsledky

S ohledem na výše nalezené optimální ohodnocení parametrů bylo provedeno testování na prvních šesti měsících roku 2016. Výsledek testování vyhodnocený primární metrikou je v grafu 6.10. Hodnoty sekundárních metrik pro dané období jsou zobrazeny v grafu 6.11.

Dosažené hodnoty jsou průměrné a v souladu s očekáváním. Pokud bychom neuvažovali poplatky, nebo kdyby poplatky byly nižší, naivní prediktor by byl schopen dosáhnout v některých měsících malého zisku. Kladně se dá hodnotit průběh křivky primární metriky, která nikdy zásadním způsobem hluboce nepropadla pod nulovou linii a osciluje kolem 0.

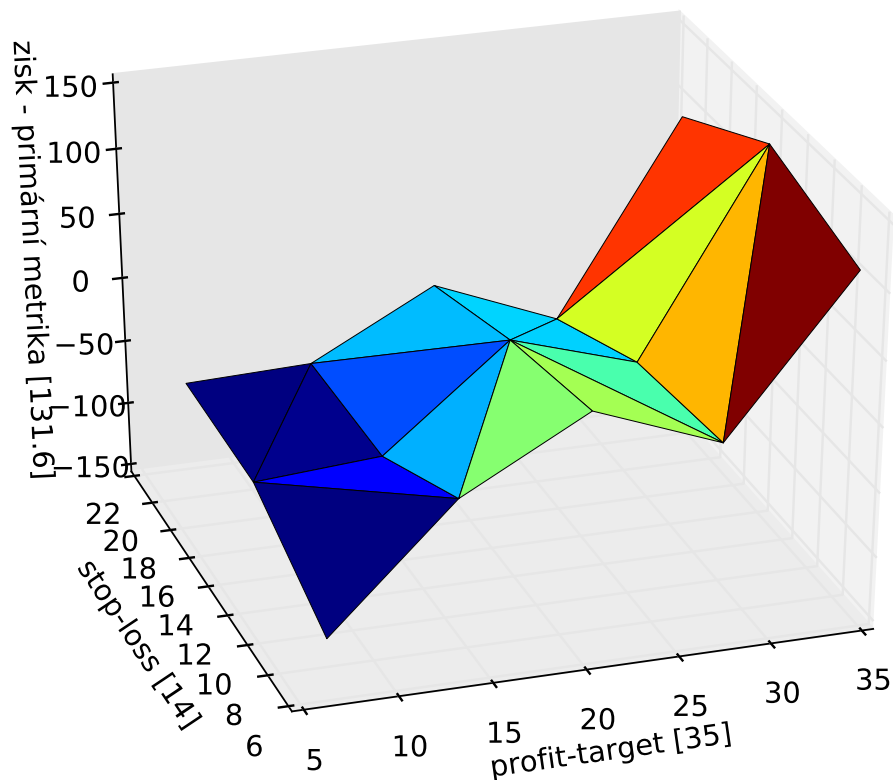
## 6.5 Prediktor založený na neuronové síti

Základní myšlenka tohoto predikčního systému vychází z podobného konceptu, jaký byl uveden v práci [12]. Systém, který je zde prezentován, je výsledkem mnoha iterací, při kterých jsem se snažil najít nejlepší parametrizaci.

### 6.5.1 Vstupy

Základ tvoří jedna centrální neuronová síť, do které vstupují hodnoty získané z technické analýzy burzovního vývoje. Konkrétně se jedná o tyto hodnoty:

- cena,



Obrázek 6.8: Výsledky simulace parametrizací naivního prediktoru pro pomalou periodu nastavenou na 26 vzorků

- jednoduchý klouzavý průměr s periodou 10,
- exponenciální klouzavý průměr s periodou 20,
- *MACD* indikátor s nastavením 26 – 12 – 9,
- indikátor *CCI* s periodou 50,
- indikátor *RSI* s periodou 14.

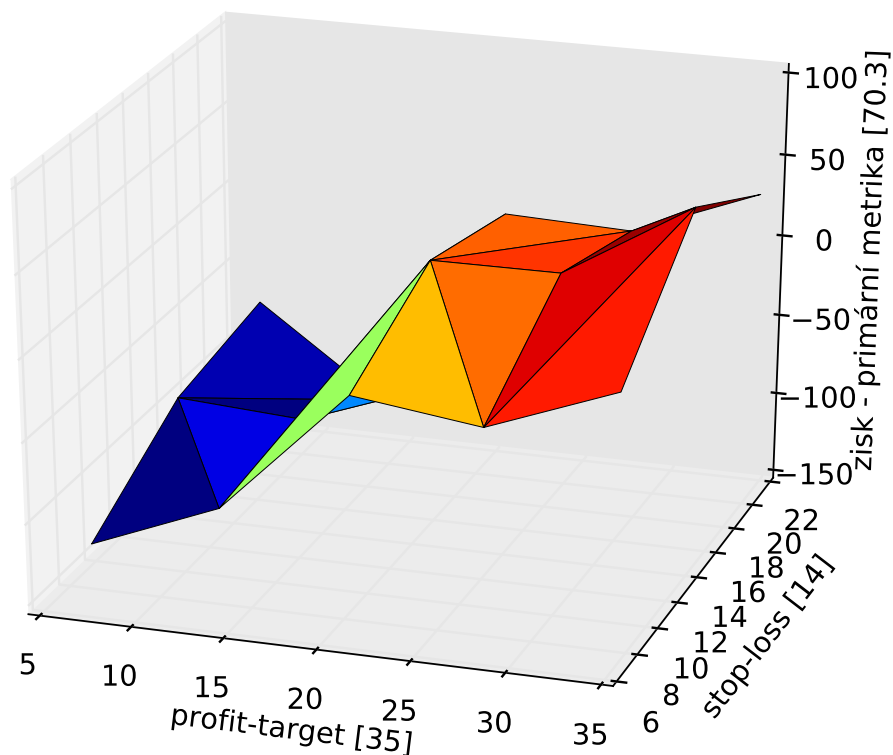
Od každého vstupu je bráno 10 historických hodnot. Indikátory jsou počítány nad 30 minutovým svíčkami.

### 6.5.2 Normalizace

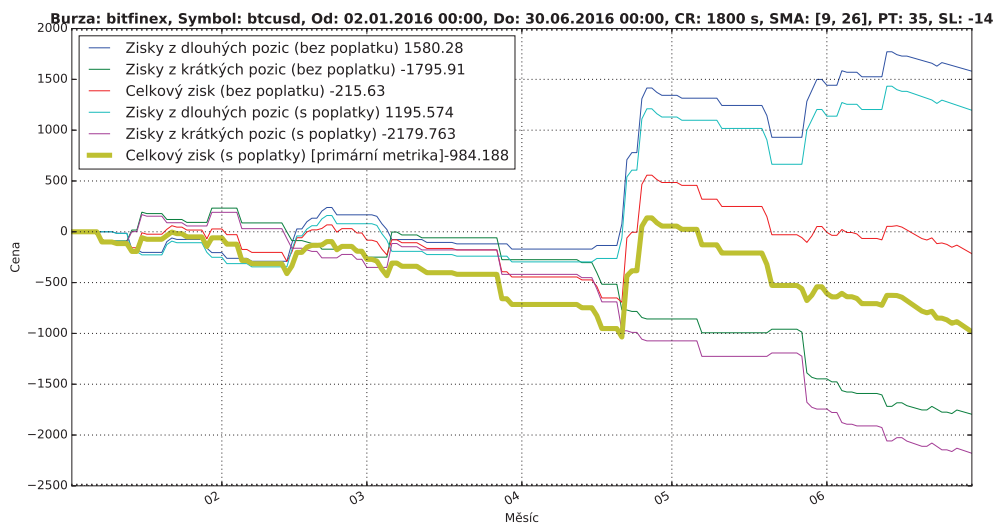
Vstupní data jsou normalizována do rozsahu 0 až 1 podle vzorce 6.5. Proměnná  $h$  je hodnota, kterou je potřeba převést do požadovaného rozsahu. Hodnoty  $max$  a  $min$  jsou maximální a minimální hodnoty, kterých nenormalizovaná proměnná  $h$  může nabývat.

$$\frac{h - min}{max - min} \quad (6.5)$$

Při testování systému byly vyzkoušeny dva přístupy normalizace. První hledal maxima a minima na celém rozsahu vstupní množiny. Druhý přístup normalizoval hodnoty pouze

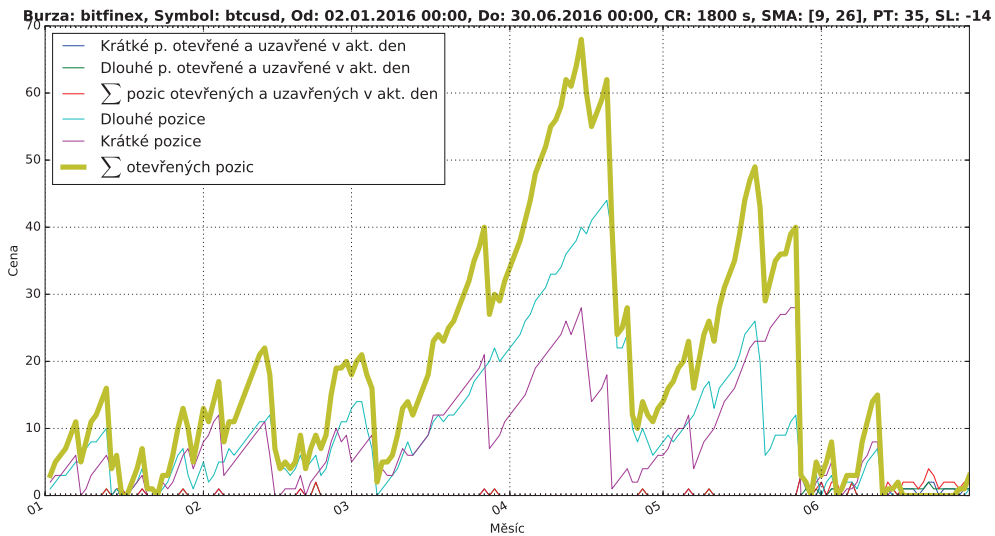


Obrázek 6.9: Výsledky simulace parametrizací naivního prediktora pro pomalou periodu nastavenou na 34 vzorků



Obrázek 6.10: Výsledky dosažené naivním prediktorem na testovací sadě

v rámci dnů. Hlavní nevýhodou prvního přístupu je, že příliš vyhladí pohyby na úrovni dní, což je v případě intradenního obchodování nežádoucí. Z tohoto důvodu byl použit druhý



Obrázek 6.11: Hodnoty sekundárních metrik pro simulaci naivního prediktoru na testovací sadě

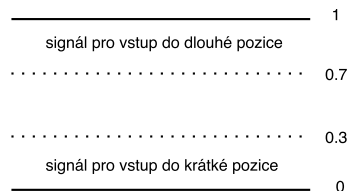
zmiňovaný přístup, kdy jsou vstupní data normalizována v každém dni zvlášť.

### 6.5.3 Parametrizace sítě

Sít má standardně jednu vstupní a jednu výstupní vrstvu. Mezi nimi jsou dvě skryté vrstvy. První skrytá vrstva obsahuje 150 neuronů. Druhá vrstva má 100 neuronů. Správný počet neuronů ve skrytých vrstvách byl stanoven na základě experimentování. Aktivační funkce je nastavena pro všechny stejně. Nejlépe se chovala sigmoidální funkce např. v porovnání s tzv. *relu*.

### 6.5.4 Výstupy

Výstupem systému je jeden signál, který udává pravděpodobnost toho, zda bude cena růst nebo padat v blízkém časovém horizontu. Přesně řečeno – síť se učí zda v následujících 5 hodinách vzroste hodnota na úroveň poloviny *profit-target*. Trénování výstupu proběhlo na 15 500 vzorcích extrahovaných z trénovací datové sady. Výstup je mezi 0 a 1. Pokud je výstupní hodnota blízká nule, je to považována za signál pro vstup do krátké pozice. V opačném případě pokud je výstup blízký hodnotě 1, je to považováno za signál pro vstup do dlouhé pozice. Celou situaci názorně ilustruje obrázek 6.12.

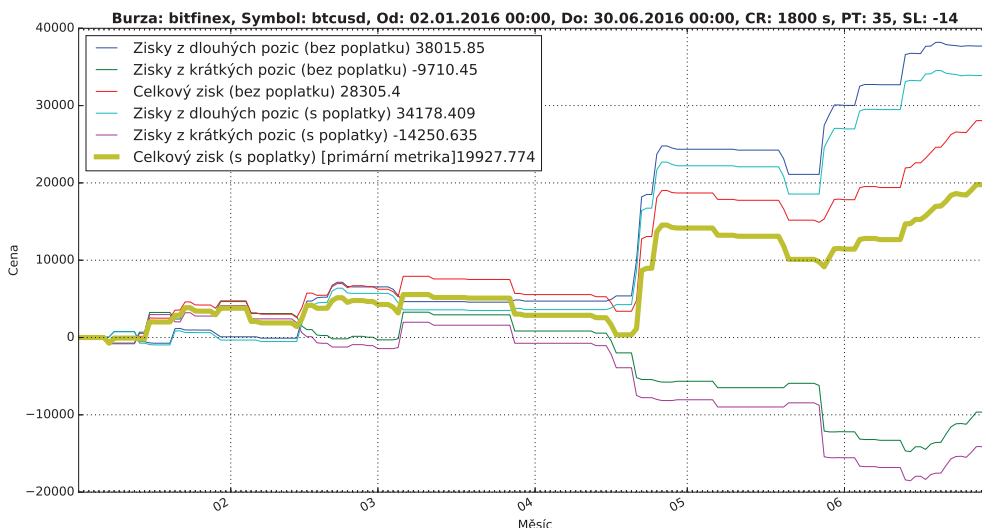


Obrázek 6.12: Interpretace výstupu neuronové sítě

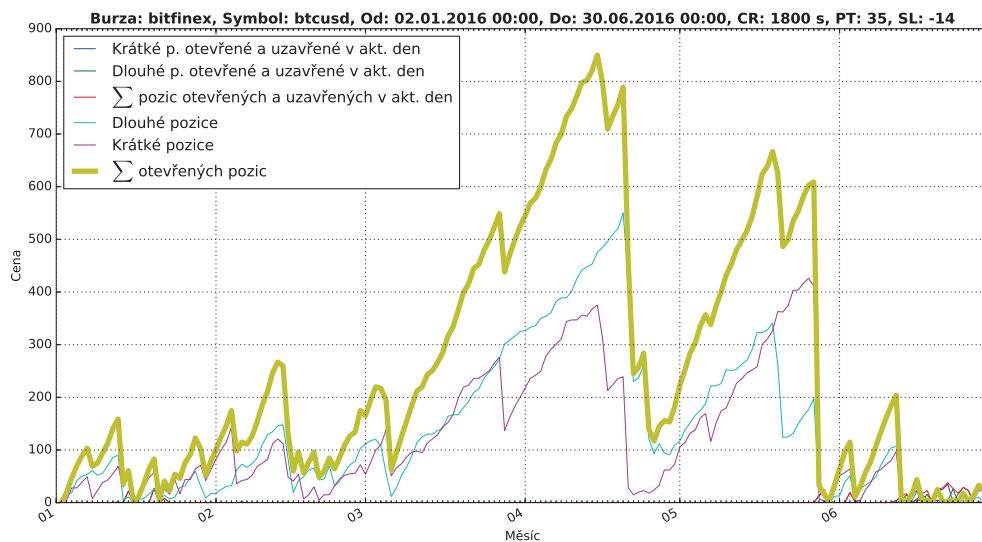


### 6.5.5 Dosažené výsledky

Testování prediktoru s neuronovou sítí probíhalo za stejných podmínek jak testování naivního prediktoru. Tzn. byly zachovány parametry časového rámce, způsob vyhodnocení strategie, výše *profit-target* a *stop-loss*. Naivní prediktor skončil po simulaci šesti měsíců v lehké ztrátě (po odečtení poplatků). Výsledky prediktoru s neuronovou sítí jsou na obrázku 6.13. Sekundární metriky jsou zachyceny v grafu 7.5.



Obrázek 6.13: Dosažené výsledky prediktorem s neuronovou sítí



Obrázek 6.14: Sekundární metriky testování prediktoru s neuronovou sítí

## Kapitola 7

# Navržená vylepšení systému

V této kapitole jsou popsána provedená vylepšení obchodního systému. Jako výchozí systém pro implementaci vylepšení byl využit obchodní systém používající prediktor založený na umělé neuronové síti (viz 6.5). Celkem bylo experimentováno se čtyřmi vylepšeními. První dvě se týkají doplnění vstupů neuronové sítě představené v části 6.5. Třetí úprava se zaměřuje na změny ve strategii. Poslední vylepšení je kombinací předešlých úprav. Cílem navržených vylepšení je dosáhnout zlepšení oproti výchozímu obchodnímu systému (viz výše). Zlepšení bude standardně posuzováno podle primární metriky. Pro připomenutí doplňme, že obchodní systém používající naivní prediktor dosáhl na testovacím období výsledku -984.2 USD. Obchodní systém s prediktorem založeným na neuronové síti dosáhl hodnoty 19927.8 USD.

### 7.1 Přidání parametru času na vstup neuronové sítě

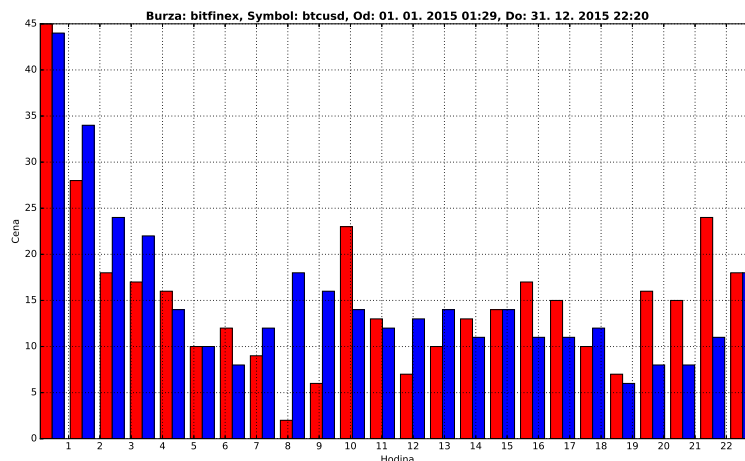
Při nákladnější analýze dat z roku 2015 vyšla najevo zajímavá skutečnost. Při bližším pohledu na statistiku výskytu denního maxima a minima v závislosti na denním čase, kdy se tyto dva extrémy objevovaly, si lze povšimnout, že jejich rozložení není rovnoměrné. Jinými slovy v některých denních hodinách se častěji vyskytují maximální nebo minimální hodnoty. Celou situaci zachycuje obrázek 7.1. V něm červené sloupce představují maximální, modré sloupce potom minimální denní hodnoty. Na základě těchto informací byl jako vstup neuronové sítě přidán čas (konkrétně denní hodina).

#### 7.1.1 Dosažené výsledky

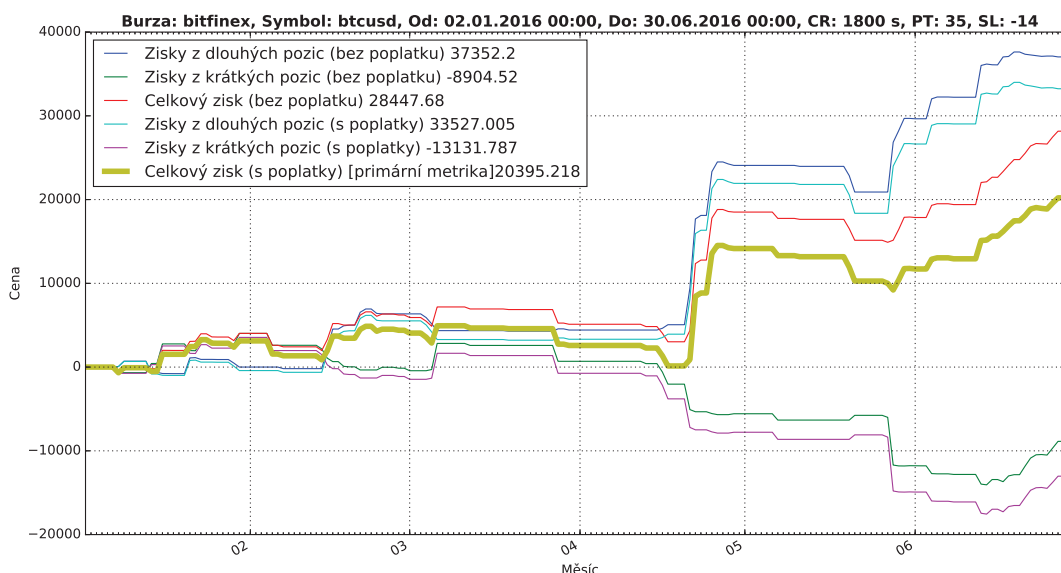
Při simulaci obchodování byla pro primární metriku dosažena výsledná hodnota 20395.2 USD. Vzhledem k tomu, že se oproti původnímu výsledku 19927.8 nejedná o výrazné zlepšení, lze usoudit, že čas nebyl, minimálně pro danou testovací sadu, příliš významným faktorem.

### 7.2 Přidání parametru objemu obchodů na vstup neuronové sítě

Objem jednotlivých obchodů je vedle ceny druhou a poslední důležitou informací, ke které máme jako obchodníci přístup. Z pohledu rychlého a správného rozpoznání nového trendu



Obrázek 7.1: Výsledky simulace – s přidáním hodnoty denní hodiny na vstup výchozí neuronové sítě

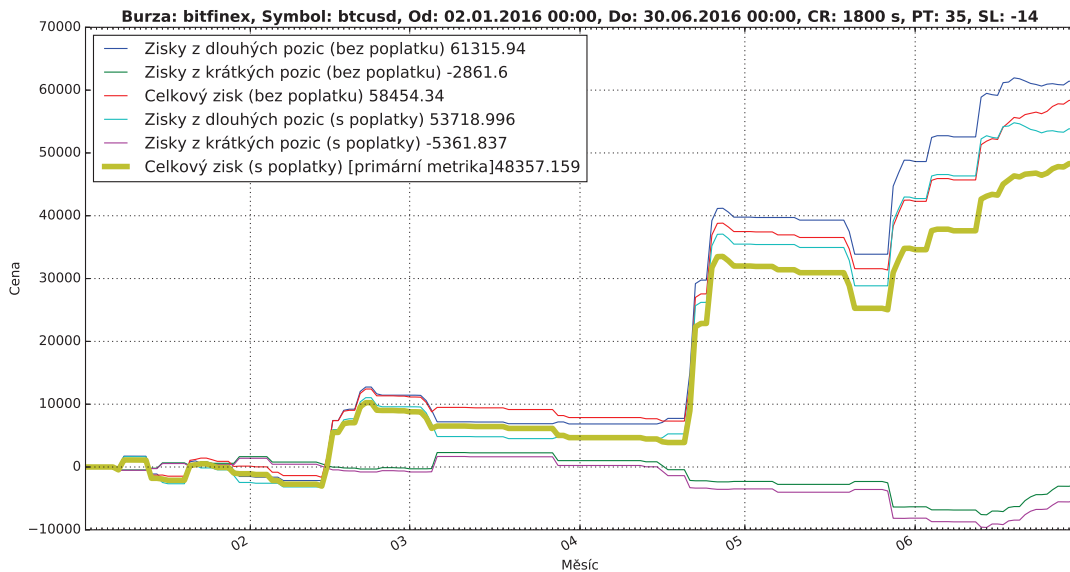


Obrázek 7.2: Výsledky obchodní simulace s přidáním hodnoty denní hodiny na vstup výchozí neuronové sítě (pro vyhodnocení byla využita primární metrika)

je podle mnoha obchodníků nejdůležitějším faktorem. Touto problematikou se zabývá například publikace [11] ve své obchodní strategii nazvané *finwin*. Na základě toho tedy byl na vstup neuronové sítě přiveden signál objemu obchodů. Konkrétně se jedná o deset vzorků odečtených od aktuální pozice směrem do minulosti.

### 7.2.1 Dosažené výsledky

Primární metrika po provedení simulace dosáhla hodnoty 48357.2 USD, a více než dvojnásobně tak překonává výchozí obchodní systém. Lze tedy jednoznačně říct, že informace o objemu obchodů hrají zásadní roli při rozhodování a výběru vhodného okamžiku pro otevření pozice.



Obrázek 7.3: Výsledky obchodní simulace s přidáním hodnoty objemu obchodů na vstup výchozí neuronové sítě (pro vyhodnocení byla využita primární metrika)

## 7.3 Úprava obchodní strategie

Kromě doplnění vstupů neuronové sítě je možné dosažené výsledky zlepšit také úpravou obchodní strategie. Vzhledem k poměrně přímočaré parametrizaci obchodní strategie zde lze uvažovat zejména úpravy spočívající v dynamickém přizpůsobení parametrů *target-profit* a *stop-loss* v závislosti na výstupu poskytnutém neuronovou sítí. Provedená úprava spočívá v dynamickém přizpůsobení parametru *target-profit* v situacích, kdy výstup neuronové sítě svou hodnotou výrazně indikuje otevření určitého typu pozice. Konkrétně pro dlouhou pozici je při hodnotě výstupu neuronové sítě v rozmezí 0,8-0,9 zvýšena hodnota *target-profit* o 10 % a při hodnotě v rozmezí 0,9-1 dokonce o 20 %. Analogicky je potom *target-profit* zvýšen při výstupech blížících se 0 (tedy rozmezí 0,2-0,1 a 0,1-0) při otevření krátké pozice.

### 7.3.1 Dosažené výsledky

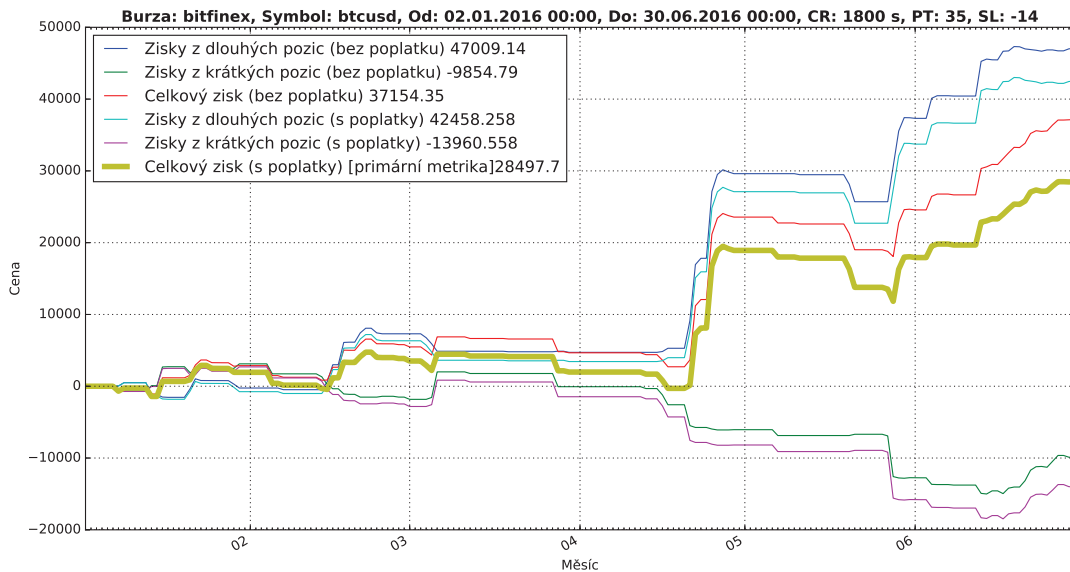
Výsledná hodnota primární metriky po otestování popsané úpravy byla stanovena na 28497.7 USD. Z toho lze usoudit, že úprava obchodní strategie byla úspěšná a při výraznějším výstupním signálu neuronové sítě se vyplatí otvírat riskantnější pozice.

## 7.4 Spojení předešlých vylepšení

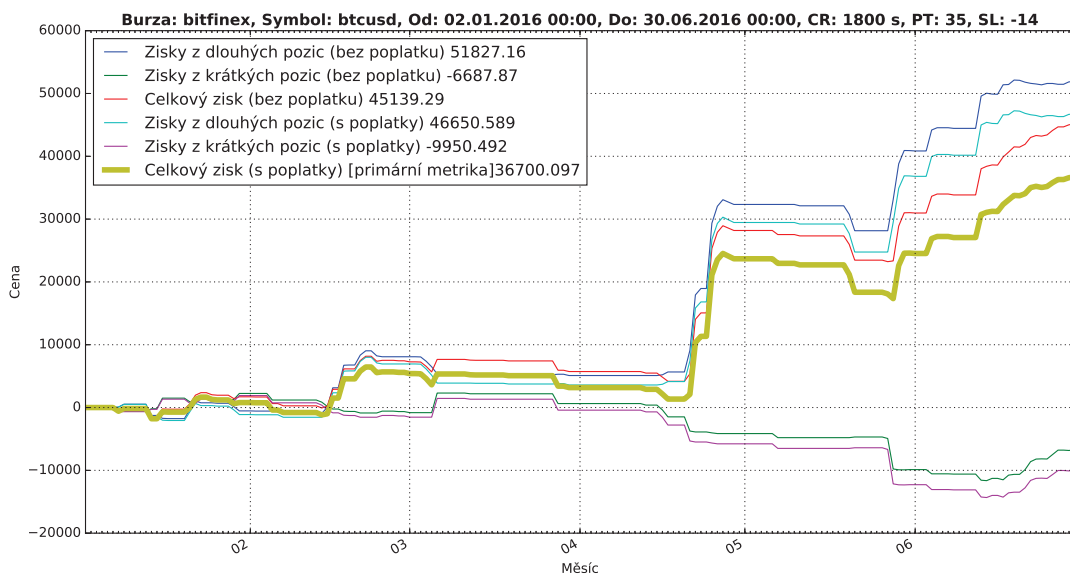
Poslední experiment kombinuje všechny předešlé úpravy, přičemž vychází z toho, že každá z úprav přinesla samostatně zlepšení výsledku. Zde nás především zajímá, zda se kladný dopad změny strategie a přidání množství na vstup neuronové sítě znásobí, nebo vyruší.

### 7.4.1 Dosažené výsledky

Výsledná hodnota primární metriky pro implementované vylepšení spočívající v kombinaci předchozích návrhů byla 36700 USD. Kombinace úprav tedy nepřinesla zlepšení větší než



Obrázek 7.4: Výsledky simulace s upravenou obchodní strategií (pro vyhodnocení byla využita primární metrika)



Obrázek 7.5: Výsledky obchodní simulace při kombinaci předešlých úprav (pro vyhodnocení byla využita primární metrika)

samostatná úprava založená na přidání objemu obchodů do vstupů neuronové sítě. Z toho lze usoudit, že efekt provedených návrhů se při společné aplikaci spíše vyruší.

## 7.5 Shrnutí

Všechny představené návrhy na zlepšení se ukázaly jako správné (při posouzení s využitím definované primární metriky). Shrnutí všech výsledků je možno nalézt v tabulce 7.1. Nej-

<b>Metoda</b>	<b>Primární metrika [USD]</b>
Naivní prediktor	-984.2
Základní prediktor s NS	19927.8
Prediktor s NS (čas)	20395.2
Prediktor s NS (množství)	48357.2
Prediktor s NS (strategie)	28497.7
Prediktor s NS (kombinace)	36700

Tabulka 7.1: Dosažené výsledky pro představené úpravy výchozího obchodního systému

významnější posun ve výsledcích nastal při doplnění vstupu neuronové sítě (dále použita zkratka NS) o objem obchodů. Oproti tomu navrhované vylepšení spočívající v doplnění vstupů NS o denní hodinu výrazné zlepšení nepřineslo. Zahrnutí tohoto vylepšení do jejich kombinace v posledním experimentu tak mohlo mít částečný podíl na vyrušení efektů jednotlivých zbývajících úprav.

## Kapitola 8

# Nástroje

Nosnou platformou pro celý systém je *Python* verze 3.5. Standardní moduly pythonu byly doplněny velkým balíkem *anaconda3* pro podporu pokročilých výpočtů. V rámci tohoto balíku byl doinstalován modul *numpy*, který je fundamentálním modulem vědeckých výpočtů. Grafy prezentované v této práci byly automaticky vytvořeny pomocí modulu *matplotlib* a nástroje *gnuplot*.

Jedním ze stěžejních bodů práce je použití umělých neuronových sítí. Najít vhodný modul pro práci s neuronovými sítěmi v *Pythonu* nebylo jednoduché. Prvním zkoušeným modulem byl *neurolab*, který měl problémy s učením. Celý proces trval neúměrně dlouho k počtu trénovacích vzorů a požadované přesnosti a byl dosti nestabilní. Druhý modul pro strojové učení *Keras* pracuje bez problému a navíc má daleko širší možnosti parametrizace. Modul *Keras* využívá pro svou práci balíček *Theano* nebo *TensorFlow*. V tomto případě se používá balíček *Theano*.

Pro ukládání dat byla zvolena relační databáze *MySQL*. Pro čtení a zápis dat byl využit modul *mysqldb*. Tento modul je ze své podstaty velmi rychlý a nenáročný, protože se jedná pouze obal pro jazyk *Python*, jehož jádro je napsáno v jazyce *C*.

Verzování zdrojových kódů zajišťoval systém *Git*, který se velmi dobře doplňoval s editorem *PyCharm*. Přejít na editor *PyCharm* velmi akceleroval celý vývojový proces a byly pomocí něj vytvořeny všechny zdrojové texty této práce. Doplnujícími nástroji se pak staly *gitstat* a *cloc* pro získání statistik. Funkci celého obchodního softwaru zajišťuje operační systém *Debian* běžící na virtuálním serveru. S pomocí těchto nástrojů byla realizována práce popsána v předešlém textu.

## Kapitola 9

# Závěr

Hodnocení dosažených výsledků lze rozdělit na dvě části. Z pohledu oficiálního zadání byly všechny požadavky kompletně splněny. Byly získány teoretické znalosti z oblasti neuronových sítí a obchodování na burzách založené na technické analýze. Nad rámec svých povinností jsem si zařídil reálný obchodní účet a příležitostně jsem obchodoval, abych porozuměl burzovnímu světu. Tyto poznatky byly využity při konstrukci obchodního systému, který byl úspěšně otestován na historických datech. Objektivní posouzení obchodního systému je velmi zrádné. Přestože systém má určité schopnosti predikce vývoje burzovních cen a stojí na teoretických základech, nelze jej prohlásit za univerzální. Celkově vzato se systém učí, jaké trendy a zákonitosti vládly burze v minulosti. Není zde žádná garance, že se hlavní trendy pohybující cenou nezmění. Změnu zákonitostí burzy může vyvolat například vnější fundamentální impuls, který technická analýza nedokáže dostatečně rychle reflektovat. Ve výsledku se funkce celého systému opírá o víru, že trendy z minulosti budou burzu ovládat i v budoucnosti. V důsledku toho ani sebelepší testování a hledání optimální parametrizace nezaručuje jistotu výdělku. Pozitivním v tomto směru je fakt, že jedním z hlavních hybatelů cenou je lidská psychika, která je v obecném smyslu dosti stálá ve svém fungování.

Druhou část hodnocení dosažených výsledků tvoří dokončení navržených rozšíření. Zde bylo hlavním úkolem otestovat systém v provozu na reálných burzách. K tomu bylo velmi významně nakročeno, ale rozšíření plně dokončeno nebylo. Podařilo se však implementovat některá dílčí rozšíření:

- implementace a otestování komunikačního rozhraní včetně privátních funkcí,
- dobře navržená databáze pro ukládání údajů z burzy,
- správně fungující systém sběračů burzovních dat.

Hlavní překážkou pro dokončení rozšíření byla velká časová náročnost na integraci privátního rozhraní do obchodního systému.

Budoucí vývoj by se měl určitě zaměřit na následující body:

- Reálné nasazení a otestování v ostrém provozu.
- Využití údajů z knihy příkazů, které ve fungování popsaného obchodního systému nefigurují.
- Kombinace více neuronových sítí s různými výstupy, a například dlouhodobé a krátkodobé předpovědi.



Hlavním bodem pak zůstává reálné nasazení, protože jen to nejlépe ověří robustnost celého řešení.

Závěrem lze konstatovat, že problematika predikce vývoje cen na světových burzách je velmi komplexní. Jediným systémem, který by mohl znamenat opravdový průlom je nasazení umělé inteligence. V tomto ohledu dochází aktuálně k velmi bouřlivému vývoji. Velké firmy jako Google, IBM nebo Microsoft již nyní nabízejí veřejně svá řešení. Jak se tento technologický pokrok nakonec promítne v oblasti predikce cen na burzách je otázkou budoucnosti.

# Literatura

- [1] S čím vším můžeme obchodovat na burze?  
<http://www.tradeandfinance.eu/clanky/zaklady-obchodovani/prirucka-uspesneho-obchodovani-na-burze-kapitola-6-s-cim-vsime-muzeme-obchodovat/>.
- [2] Historie burz. <http://www.penize.cz/15865-historie-burz>, 2009.
- [3] Edwards, R.: *Technical analysis of stock trends*. Boca Raton, FL New York: CRC Press AMACOM, American Management Association, 2007, ISBN 978-0814408643.
- [4] Hansun, S.: A new approach of moving average method in time series analysis. In *New Media Studies (CoNMedia), 2013 Conference on*, Nov 2013, s. 1–4, doi:10.1109/CoNMedia.2013.6708545.
- [5] Hartman, O.; Turek, L.: *První kroky na FOREXu : Jak obchodovat a uspět na měnových trzích*. Brno: Computer Press, 2009, ISBN 978-80-251-2006-4.
- [6] Hayes, R.; Wu, J.; Chaysiri, R.; aj.: Effects of time horizon and asset condition on the profitability of technical trading rules. *Journal of Economics and Finance*, 2014: s. 1–19, ISSN 1055-0925, doi:10.1007/s12197-014-9291-5.
- [7] Kučera, R.: *Technická analýza a její využití na mezinárodním měnovém trhu [online]*. Diplomová práce, Masarykova univerzita, Ekonomicko-správní fakulta, 2010 [cit. 2014-12-30].
- [8] M. Šnorek, M. Jiřina: *Neuronové sítě a neuropočítače*. Vydavatelství ČVUT, 1996, ISBN 80-210-01455-X, 124 s.
- [9] Mařík, V.: *Umělá inteligence*. Praha: Academia, 1993, ISBN 80-200-1044-0.
- [10] Murphy, J.: *Technical analysis of the financial markets : a comprehensive guide to trading methods and applications*. New York: New York Institute of Finance, 1999, ISBN 978-0735200661.
- [11] Nesnídal, T.; Podhajský, P.: *Jak se stát intradenním finančníkem*. Praha: Centrum finančního vzdělávání, 2008, ISBN 978-80-903874-4-7.
- [12] Putna, L.: *Predikce vývoje kurzu pomocí umělých neuronových sítí [online]*. Diplomová práce, FIT VUT v Brně, 2011.
- [13] Rumelhart, David E. and McClelland, James L. and PDP Research Group, Corporate (editor): *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1986, ISBN 0-262-68053-X, 318–363 s.

- [14] Skersys, T.: *Information and software technologies : 19th International Conference, ICIST 2013, Kaunas, Lithuania, October 2013. Proceedings*. Heidelberg: Springer, 2013, ISBN 978-3-642-41947-8.
- [15] Vasiliou, D.; Eriotis, N.; Papathanasiou, S.: How rewarding is technical analysis? Evidence from Athens Stock Exchange. *Operational Research*.
- [16] Šíma, J.: *Teoretické otázky neuronových sítí*. Praha: Matfyzpress, 1996, ISBN 80-85863-18-9.

# Přílohy

## Seznam příloh

<b>A</b>	<b>Obsah CD</b>	<b>59</b>
<b>B</b>	<b>Časové rozložení sběračů</b>	<b>60</b>

# Příloha A

## Obsah CD

- CD
  - `text` - zdrojové soubory tohoto textu.
  - `src` - zdrojové soubory obchodního systému
    - `db` - zdrojové soubory sloužící pro inicializaci databáze MySQL
    - `instalation` - záznam popisující co vše bylo do čistého OS Debian doinstalováno
    - `modules` - adresář obsahující hlavní moduly obchodního systému
      - `collectors`
      - `db`
      - `graphs`
      - `indicators`
      - `miners`
      - `predictor`
      - `quants`
      - `signals`
      - `simulations`
      - `stocks`
  - `tests` - podrobné testy vše částí obchodního systému
  - `gitstats` - statistiky vývoje exportovaných ze systému Git

## Příloha B

# Časové rozložení sběračů

<b>7 sekund</b>	
Okcoin	btcny ltcny
Btcc	btcny
<b>2 minuty</b>	
Okcoin	btcusd ltcusd
Kraken	btceur
Btce	btcusd
<b>15 minut</b>	
Kraken	btcusd ltcusd
Btce	ltcbtc
	ltcusd
Bitfinex	btcusd
<b>45 minut</b>	
Bitstamp	btcusd
<b>1 hodina</b>	
Btcc	ltcny ltcbtc
<b>4 hodiny</b>	
Bitfinex	ltcusd ltcbtc
Btce	btczur btceur lczur ltceur
Kraken	ltceur
Kraken	btcltc
<b>12 hodin</b>	
Btce	usdrur eurusd
Btce	eurrur

Tabulka B.1: Časové skupiny