Vysoká škola ekonomická v Praze

Fakulta financí a účetnictví

Katedra Bankovnictví a pojišťovnictví



Aplikace neuronových sítí a Elliotových vln na vybraný vzorek akcií

Autor: Bc. Soňa Poláková

Vedoucí diplomové práce: doc.Ing. Jitka Veselá, Ph.D.

Rok obhajoby: 2010

Čestné prohlášení:

Prohlašuji, že diplomovou práci na téma „Aplikace neuronových sítí a Elliotových vln na vybraný vzorek akcií“ jsem vypracovala samostatně a veškerou použitou literaturu a další prameny jsem řádně označila a uvedla v přiloženém seznamu.

V ……..……. dne …….……..

……..…

podpis

Poděkování

Na tomto místě bych ráda poděkovala mojí rodině za podporu při mém studiu a vedoucí mé práce, doc.Ing. Jitce Veselé, Ph.D., za odborné konzultace a cenné připomínky v průběhu zpracování této diplomové práce.

Anotace

Tato práce je syntézou moderních metod predikce akciových kurzů založených na objektivním a subjektivním přístupu. Největší důraz je kladen na predikce budoucího trendu kurzu akcií pomocí umělých neuronových sítí, zejména na optimalizaci parametrů v procesu učení neuronové sítě. Identifikace pozice v rámci systému Elliotových vln a následná predikce budoucího vývoje trendu kurzu akcií je druhým zkoumaným přístupem. Na základě shody obchodních signálů, generovaných těmito dvěma metodami, a ex-post skutečného signálu přinášejícího zisk, je vyhodnocena úspěšnost využívání těchto modelů pro predikce na akciových trzích.

Annotation

Using modern methods of share quotations forecasting is the main goal of this thesis. The special accent is placed on forecasting the trend by means of artificial neural network especially on the optimalization of variables in the training process. Elliot´s wave theory is applied in the second part of the thesis, particularly on prediction of future share quotation progress. Buying or selling signal generated by these two methods is consequently compared with ex-post signal yielding a profit. Lastly, successfulness of using these methods for forecasting at stock market is evaluated.

Obsah

ÚVOD 6

1. UMĚLÁ INTELIGENCE A NESTANDARDNÍ METODY TECHNICKÉ ANALÝZY 9

1.1. CHARAKTERISTIKA NESTANDARDNÍCH METOD TECHNICKÉ ANALÝZY 9

1.1.1. NUTNÉ PODMÍNKY PRO MOŽNOST APLIKACE TECHNICKÉ ANALÝZY 9

1.1.2. PREDIKCE ČASOVÝCH ŘAD V TECHNICKÉ ANALÝZE AKCIÍ 10

1.1.3. FIBONACCIHO POSLOUPNOSTI 11

1.1.4. ELLIOTOVY VLNY 12

1.2. UMĚLÉ NEURONOVÉ SÍTĚ 14

1.2.1. VYUŽÍVÁNÍ UMĚLÝCH NEURONOVÝCH SÍTÍ 14

1.2.2. ARCHITEKTURA UMĚLÝCH NEURONOVÝCH SÍTÍ 15

1.2.3. JEDNOTLIVÉ FÁZE PROCESU PREDIKCE POMOCÍ NEURONOVÉ SÍTĚ 18

1.2.3.1. FÁZE UČENÍ 20

1.2.3.2. FÁZE OVĚŘOVÁNÍ 21

1.2.3.3. FÁZE TESTOVÁNÍ EX-POST PREDIKCE 23

1.2.4. VÝHODY A NEVÝHODY POUŽÍVÁNÍ UMĚLÝCH NEURONOVÝCH SÍTÍ 24

1.3. OSTATNÍ METODY UMĚLÉ INTELIGENCE 25

1.3.1. FUZZY ALGORITMY 26

1.3.2. EVOLUČNÍ ALGORITMY 26

2. APLIKACE UMĚLÝCH NEURONOVÝCH SÍTÍ 27

2.1. PŘÍPRAVA VSTUPNÍCH DAT 27

2.2. VYTVOŘENÍ UMĚLÉ NEURONOVÉ SÍTĚ 28

2.2.1. UČENÍ NEURONOVÉ SÍTĚ 28

2.2.1.1. VOLBA PARAMETRŮ VAH W 29

2.2.1.2. VOLBA POČTU SKRYTÝCH VRSTEV 30

2.2.1.3. VOLBA TYPU A POČTU VYTVÁŘENÝCH SÍTÍ 30

2.2.2. OVĚŘOVÁNÍ KVALITY NEURONOVÉ SÍTĚ 31

2.2.3. EX-POST PREDIKCE NEURONOVÉ SÍTĚ 32

2.2.3.1. OBCHODNÍ SYSTÉM 33

2.3. PREDIKCE VYBRANÝCH NEURONOVÝCH SÍTÍ A GENEROVANÉ OBCHODNÍ SIGNÁLY 34

2.3.1. H.J.HEINZ COMPANY 34

2.3.2. J.P.MORGAN 37

2.3.3. FURMANITE 39

2.3.4. OWENS ILLINOIS 41
2.3.5. RENAISSANCE RE 42
2.4. VYHODNOCENÍ ÚSPĚŠNOSTI EX-POST PREDIKCE NEURONOVÉ SÍTĚ 44

3. APLIKACE ELLIOTOVÝCH VLN PRO PREDIKCE KURZŮ VYBRANÝCH AKCÍÍ 47

3.1. ELLIOTOVY VLNY 47
3.1.1. NALEZENÍ AKTUÁLNÍ POZICE V SYSTÉMU ELLIOTOVÝCH VLN 47
3.2. METODY ZALOŽENÉ NA APLIKACI ELLIOTOVÝCH VLN 48
3.2.1. ELLIOTŮV OSCILÁTOR 48
3.3. PREDIKCE ZALOŽENÉ NA ELLIOTOVÝCH VLNÁCH 50
3.3.1. J.P.MORGAN 51
3.3.2. H.J.HEINZ COPANY 53
3.3.3. RENAISSANCE RE 55
3.3.4. FURMANITE 57
3.3.5. OWENS ILLINOIS 60
3.4. VYHODNOCENÍ ÚSPĚŠNOSTI EX-POST PREDIKCÍ 62

ZÁVĚR 66

POUŽITÁ LITERATURA A PRAMENY 70

PŘÍLOHA 72

SEZNAM OBRÁZKŮ, TABULEK, ALGORITMŮ, VZORCŮ A PŘÍLOH 73

Úvod

Cílem každého investora je zbohatnout. Jak ale nalézt vhodný instrument[1], který dokáže tento sen splnit? Lze investovat podle citu, doporučení známého či podle historicky dosažených výsledků dané společnosti. Jinou možností je využívat různé druhy analytických nástrojů. Tyto nástroje umožní pravdivěji odhalit, který instrument bude, při zohlednění přijatelného rizika, do budoucna výnosný. K prvotnímu výběru vhodného titulu k obchodování slouží fundamentální analýza zabývající se rozborem makroekonomických, odvětvových a firemních faktorů. Jak ale nalézt vhodný okamžik pro nákup či prodej již nalezeného instrumentu? K tomuto účelu slouží technická analýza, která zkoumá závislosti na historické časové řadě kurzu daného akciového titulu. Je nutné zohlednit i psychologické faktory ovlivňující pohyb akciových kurzů. Emoce a nálady obchodníků na akciovém trhu sleduje psychologická analýza. Co ovšem do prognóz nikdy nelze zahrnout, jsou náhlé živelní katastrofy, politická rozhodnutí, války a epidemie, které vyvolají nepředvídatelný pohyb kurzu.

Akciové tituly, se kterými ve své práci analyzuji, jsem nevybírala na základě provedení fundamentální analýzy. Aby výsledky predikcí této práce nebyly zpochybněny z důvodu subjektivně zvolených společností, byly analyzované akciové tituly, obchodované na New York Stock Exchange (NYSE), vybrány pomocí generátoru náhodných čísel. Domnívám se, že v případě zahrnutí fundamentální, technické i psychologické analýzy do této diplomové práce by výsledky, mnou analyzované části technické analýzy, byly zastíněny na úkor obsáhlosti souhrnné analýzy. Nezohledňovala jsem tedy všechny fundamentální ani psychologické faktory, které by bylo možné použít. Výsledky, ke kterým jsem v závěru své práce došla, jsou tedy jen částí celé skládanky, která by měla zahrnovat posloupnost kroků od výběru vhodného titulu k obchodování (fundamentální analýza), predikce budoucího vývoje kurzu akcie a správného načasování jejího nákupu (technická analýza) až ke zvážení typu emocí a tedy i druhů obchodníků na trhu (psychologická analýza).

Na základě důležitosti, jaká je přisuzována grafickým či statisticko – matematickým metodám, je možné se na technickou analýzu dívat jako na vědu nebo jako na umění. V rámci své diplomové práce jsem pracovala zejména s jejími moderními a grafickými metodami. Mezi moderní metody technické analýzy jsem zařadila predikce na základě využívání umělých neuronových sítí. Spolu s ostatními moderními metodami umělé inteligence využívanými na

[1] Pozn.: Zde uvažuji pouze akciové nástroje a nikoli kurzy měn, komodity, dluhopisy či jiný druh aktiv.

finančních trzích, jako jsou např. fuzzy či evoluční algoritmy, mají společný přístup k predikování budoucích hodnot časových řad na základě informací obsažených v historické časové řadě analyzovaného aktiva (zde kurzu akcie). Ve své práci predikuji budoucí hodnoty časové řady kurzu akcie pouze na základě historických údajů, bez využívání dodatečných informací makroekonomické či psychologické povahy.

V první části diplomové práce se věnuji obecnému vysvětlení architektury umělých neuronových sítí a možnostem jejich využívání pro predikce na finančních trzích. Velkou pozornost soustředím vysvětlení optimalizace parametrů v procesu učení neuronové sítě, který hraje klíčovou roli pro budoucí kvalitní předpovědi akciových kurzů.

Druhou část věnuji aplikaci vytvořených neuronových sítí v programu *Statistica* na historické časové řady kurzů vybraných amerických akcií obchodovaných na burze New York Stock Exchange (NYSE). Analyzuji správnost predikcí neuronových sítí na základě minimální odchylky predikce od ex - post známých hodnot historické časové řady této akcie. Na základě predikcí neuronových sítí budou generovány obchodní signály. Úspěšnost obchodních signálů, z hlediska dosaženého zisku[2], porovnám s ex-post správným obchodním signálem, který na historické časové řadě vedl k zisku. Předpokládám, že bude-li predikce ex-post kvalitní, je vysoká pravděpodobnost, že i predikce ex-ante by mohla mít vysokou vypovídací schopnost. Aplikace neuronových sítí pro predikce na akciových trzích by v tomto případě mohla najít své uplatnění.

Ve třetí části budu v programu *AmiBroker* aplikovat na časové řady kurzů vybraných akcií nestandardní metody technické analýzy - Elliotovy vlny. Elliotovy vlny byly do této práce vybrány záměrně z důvodu vyváženosti prováděných analýz. Neuronové sítě jsou velice specifickým statisticko – matematickým nástrojem, jehož výsledky přinášejí jednoznačnou interpretovatelnost. Na druhé straně, Elliotovy vlny jsou grafickým nástrojem technické analýzy, který je ryze subjektivní. Při aplikaci systému vln je nutné dodržovat určité empiricky ověřené zásady, avšak identifikace pozice v rámci vln je založena na subjektivním „odhadu“ analytika. Predikce vytvářené pomocí aplikace teorie Elliotových vln poté poslouží pro generování obchodních signálů. Úspěšnost ziskovosti generovaných signálů bude následně vyhodnocena na základě skutečných ziskových predikcí na původní historické časové řadě této akcie.

[2] Pozn.: Ve své práci předpokládám možnost krátkého prodeje akcií.

Na závěr své práce zhodnotím, který přístup technické analýzy akcií, zda moderní, objektivní, pomocí umělých neuronových sítí, či klasický, subjektivní, pomocí nástrojů grafické analýzy, přináší kvalitnější výsledky z hlediska správnosti generování nákupních či prodejních signálů.

1. Umělá inteligence a nestandardní metody technické analýzy

V první kapitole se budu zejména věnovat teoretickému vymezení využívaných analytických nástrojů pro predikce na akciových trzích a postupu při jejich aplikaci na historické časové řady kurzových dat.

1.1. Charakteristika nestandardních metod technické analýzy

Tradiční technická analýza využívá pro predikce vývoje kurzu akcií metody grafické či sofistikovanější matematicko – statistické metody. Mezi *metody moderní technické analýzy* jsem zařadila modely využívající pro predikce vývoje akciových kurzů umělou inteligenci. Umělé neuronové sítě mají s tradiční technickou analýzou shodná vstupní data, v podobě historické časové řady, avšak pro predikce je využíván zcela jiný postup. Jedná se o specifickou architekturu neuronových sítí, která je schopna vytvořit, na základě znalosti historických vazeb v časové řadě, kvalitní predikci, aniž by byl znám přesný algoritmus výpočtu či předpis funkce generující předpovědi. Do skupiny *nestandardních metod technické analýzy* jsem pro svoji analýzu vybrala aplikaci grafických formací Fibonacciho posloupností a Elliotových vln. Obě metody je možné zahrnout i do skupiny tradičních grafických metod, avšak domnívám se, že tyto nástroje nejsou, na rozdíl od matematicko-statistických metod, příliš využívány. Tomuto faktu přispívá nejspíš i neprůhlednost jejich predikcí založená na tajemném, psychologickém kouzlu některých čísel, k jejichž násobku jsou kurzy akcií „přitahovány“.

1.1.1. Nutné podmínky pro možnost aplikace technické analýzy

Základním předpokladem, který charakterizuje technickou analýzu, je **příčinná souvislost mezi minulostí a budoucností**. Na základě této podmínky jsou techničtí analytici schopni, ačkoli přistupují k analýze odlišným způsobem, predikovat budoucí vývoj kurzu akcie. Existují dvě skupiny technických analytiků:

- První skupina se zabývá zkoumáním historického vývoje časové řady akciových kurzů v grafickém vyjádření. Analytici sledují, zda v současném grafu vývoje akciového kurzu nedojde k opakování určitých grafických formací (tj. graficky znázorněných standardizovaných pohybů kurzu akcie), které nastaly v minulosti. Příčina, která v minulosti vytvořila tuto grafickou formaci, vyvolá v budoucnosti, v případě opětovného výskytu, stejný pohyb. Následek (chování dnešního akciového kurzu) je chápán jako jednoznačný důsledek události, která se v minulosti již opakovala.
- Druhá skupina technických analytiků dává přednost matematicko – statistickým metodám, které se snaží popsat vývoj historické časové řady prostřednictvím

matematických funkcí. Na základě znalosti předpisu funkce, která danou časovou řadu vygenerovala, odhadují budoucí trend této časové řady. Při analýzách využívají např. funkce klouzavých průměrů, oscilátory a indikátory založené na velikosti objemu obchodování.

Neefektivnost trhu, na kterém je akciový titul obchodován[3], je další nezbytnou podmínkou pro možnost využívání technické analýzy. Ekonomické časové řady jsou tvořeny nestacionárními stochastickými procesy[3], které jsou způsobeny v čase se měnícími parametry procesu – střední hodnotou a rozptylem. Hypotéza efektivního trhu předpokládá, že pohyb akciového kurzu je určen náhodnou procházkou, tedy, že není možné na základě minulé hodnoty kurzu odvodit jeho budoucí hodnotu, neboť ta je určována náhodně. Tato hypotéza tedy zpochybňuje základní předpoklad možnosti uplatnění technické analýzy. Náhodný šum zastupuje novou informaci, která znemožní určení nového kurzu akcie na základě minulého. Hypotéza efektivního trhu přichází s tvrzením, že akciové trhy nemají krátkodobou paměť.

[1.1]

$$\mathbf{X_t = X_{t-1} + a_t} \text{ , kde}$$

X_t, X_{t-1} je kurz akcie v čase t a t-1

a_t je náhodný šum

Neméně důležitou podmínkou pro kvalitní technickou analýzu akciových instrumentů je četnost obchodování s daným titulem vyjádřená **vysokým objemem obchodování**. Likvidní trh by měl být široký s velkým počtem obchodníků. Pouze kontinuální obchodování umožní promítání kurzotvorných informací do kurzů akcií.

1.1.2. Predikce časových řad v technické analýze akcií

Finanční časové řady se odlišují od klasických časových řad zejména vysokou frekvencí hodnot a téměř neznatelnou sezónní složkou[4]. Pro kvalitní predikci je nutné, aby data v časové řadě byla uspořádána ve stejných časových intervalech a některé údaje nechyběly.

Pro analýzu časových řad a následnou predikci hodnot vycházejících z této časové řady se používají tři druhy metod. První jsou *statistické metody* využívající např. modely Boxovy-Jenkinsovy metodologie (ARIMA) či kointegrační analýzu. Druhým souborem metod jsou *moderní metody*, které používají nástroje umělé inteligence, jako např. neuronové sítě, fuzzy algoritmy a evoluční algoritmy. Tyto moderní metody mají shodný přístup k řešení problému

[3] Pozn. Na základě studie Haugen, R.A.: The New Finance: The Case Against Efficient Markets. 1999.
[4] Arlt, J.: Finanční časové řady. Grada Publishing, 2003. ISBN 80-247-0330-0

prostřednictvím tzv. „černé skříňky“, která má schopnost rozpoznat ze zadané časové řady vzájemné vazby mezi jednotlivými prvky této řady a na základě těchto vazeb umí vygenerovat předpokládanou budoucí hodnotu (či trend) dané časové řady. Tato schopnost umožňuje na základě dostatečně dlouhé časové řady využívat umělou inteligenci pro předpovědi např. v meteorologii či na burze[5]. Třetím přístupem jsou *grafické metody* technické analýzy, které sledují historický vývoj kurzu v grafickém vyjádření a hledají v něm určité zákonitosti, které se opakují. Ve své práci se věnuji dvěma nestandardním metodám tohoto přístupu, a to Elliotovým vlnám a Elliotovu oscilátoru založeném na klouzavých průměrech.

1.1.3. Fibonacciho posloupnosti

Nástroj technické analýzy využívající Fibonacciho posloupnosti vznikl na základě matematických výpočtů Leonarda Fibonacciho, který nalezl určitý vztah mezi číslicemi tvořícími posloupnost. Vzájemné poměry těchto číslic udávají klíčové hodnoty, které se využívají v technické analýze. Fibonacciho posloupnost je řadou čísel, která je tvořena součtem dvou předchozích číslic : 0, 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89, 144 atd. Blížíme – li se v posloupnosti limitně k nekonečnu, platí, že každá následující číslice je přibližně 1,618 násobek předchozí číslice a 0,618 násobek číslice následující.

V technické analýze se využívají poměry Fibonacciho čísel, které vzniknou vydělením číslic posloupnosti mezi sebou. Tyto poměry mají hodnotu 23,6%, 38,2%, 50%, 61,8% a 100% a vznikají vydělením číslic nacházejících se vedle sebe, ob jednu číslici, ob dvě číslice atd. Klíčovou roli hraje poměr 61,8%, neboť vzniká vydělením po sobě následujících číslic, např. 8/13, 89/55 atd. V grafu časové řady kurzu akcie se zvolí nejvyšší vrchol a nejhlubší dno a jejich vertikální vzdálenost se postupně dělí těmito poměry. Na těchto hladinách jsou zakresleny horizontální linie, které tvoří linie podpory či odporu, ke kterým je kurz akcie „přitahován“. Tyto linie mohou pomoci odhalit body, ve kterých dochází ke změně směru pohybu kurzu akcie a přináší tedy informaci o nákupních či prodejních signálech.

[5] Mařík a kol.: Umělá inteligence (1). Academia, AV ČR, 1993. ISBN 80-200-0496-3

Obrázek 1.1 Aplikace Fibonacciho posloupnosti v technické analýze akcií



Zdroj: www.investopedia.com/ask/answers/05/FibonacciRetracement.asp

1.1.4. Elliotovy vlny

R.N.Elliot vysledoval na přelomu třicátých a čtyřicátých let minulého století cyklickou povahu akciových trhů, ačkoliv se zdálo, že se chovají chaoticky. Elliot objevil opakující se cykly, z jejichž pozorování učinil obecně platné závěry. Elliotova teorie vlny vznikla složením psychologické analýzy a grafické části technické analýzy. Podle Elliota jsou ceny akcií ovlivněny psychologií na trhu – zejména emocemi, optimistickou či pesimistickou náladou mezi obchodníky a davovou psychózou. Zároveň svoji teorii opřel o principy Dowovy teorie, která pohyb kurzu vysvětluje pomocí trendů (primárního, sekundárního a terciálního) tvořených opakujícími se cykly. Při pozorování chování akcií nalezl v jejich grafickém znázornění neustále se, při jakémkoli zvětšení či zmenšení, opakující vzory, v dnešní době nazývané fraktály. Teorie fraktálů byla formulována až o několik desítek let později v rámci matematické teorie. Elliot objevil, že pohyby akciových kurzů mají vlastnosti podobné těmto dvěma poznatkům.

Principem Elliotova přístupu je rozpoznání konce trendu a začátku nového trendu. Tyto informace mohou pomoci určit pravděpodobné zlomy v kurzech akcií a mohou minimalizovat rizika při obchodování s akciemi. Každý trend je tvořen impulzními a korekčními vlnami. *Impulzní vlna* je tvořena vždy třemi vlnami (pěti vrcholy) v souladu s primárním trendem. Pokud bychom se zaměřili pouze na jednu z těchto tří vln, v jejím vývoji můžeme opět najít tři impulzivní vlny a takto opět dále. Zde se propojuje teorie Dowa a opakujících se vzorů - fraktálů. Každý pohyb kurzu vyvolá reakci, která se projeví v tzv. *korekční vlně* nebo v postranním trendu. Každá impulzní vlna je následně korigována dvěma vlnami (tři vrcholy), které se pohybují proti směru hlavního trendu. Každá z impulzních i korekčních vln existuje

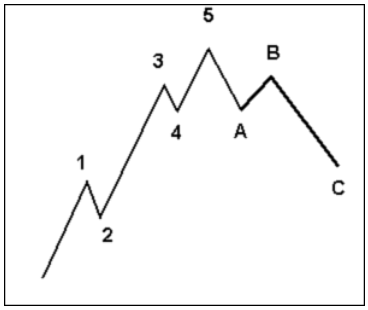
v několika variantách a deformacích, které je možné analyzovat v počítačových programech k tomu určených (viz 3. kapitola této práce).

Při analýze Elliotových vln se využívá *Elliotův oscilátor*. Tento indikátor je vyjádřen jakožto rozdíl dvou jednoduchých klouzavých průměrů o délkách 5 a 35 dnů tvořených z denních zavíracích cen akcií. Pomocí Elliotova oscilátoru lze odhalit pravděpodobný vrchol čtvrté vlny a implementovat tuto informaci do nákupních či prodejních signálů v rámci obchodního systému. Současně je možné propojit teorii Elliotových vln a Fibonacciho posloupností. V grafickém vyjádření jednotlivé vlny tendují k určitým hladinám vyjádřeným právě Fibonacciho poměry. Pravděpodobný vrchol třetí vlny lze odhadnout vynásobením výšky první vlny číslem 1,618 a přičtením k výšce druhé vlny. S vysokou pravděpodobností lze říci, že čtvrtá vlna se pohybuje v rozmezí 38,2 % – 50 % třetí vlny. V tomto případě tenduje Elliotův oscilátor k nule a pod ní.

Základní pravidla teorie Elliotových vln jsou:

- Každá impulsní vlna je následována korekční vlnou.
- Kurz se pohybuje po linii primárního trendu ve třech impulzních vlnách (viz obr.2 vrcholy 1-5) a následně je korigován dvěma korekčními vlnami (vrcholy A-C).
- Takto je obecně popsán každý cyklus.
- Popsaný cyklus se stává, podle znázornění opakujících se fraktálů, součástí následující Elliotovy vlny, ale pouze její první a druhou částí impulzní vlny.
- Tento pohyb zůstává pro každou z dalších vln shodný, ačkoliv se mění časové rozpětí vln.

Obrázek 1.2 Znázornění Elliotových vln



Zdroj: www.investopedia.com/articles/technical/111401.asp

Vlny označené čísly 1,3 a 5 jsou vlnami impulzními. Podle této teorie jsou i ony samy tvořeny „menšími“ impulzními a korekčními vlnami. Klíčovým prvkem pro identifikaci jednotlivých vln a budoucí předpovědi je jejich správné číslování. Existuje několik pravidel, které je možné

pro identifikaci vln použít. Tyto poznatky byly Elliotem vypozorovány v grafickém vyjádření kurzů ve většině případů[6]:

- Čtvrtá vlna je vždy vyšší než první vlna.
- Třetí vlna bývá nejdelší vlnou.
- Páté vlny nemusejí převýšit třetí vlny, ale druhé vlny nikdy nemohou poklesnout pod úroveň začátku první vlny.

Rozšířením teorie Elliotových vln jsou *Gannovy vějíře*, které slouží k odhadu pravděpodobného vrcholu páté vlny. V grafickém vyjádření vychází z bodu začátku impulzní vlny vějíř polopřímek, které leží v rovině pod různými úhly. Klíčovou roli hraje průsečík horizontální linie dotýkající se dna čtvrté vlny a jedné z polopřímek vějíře. Tímto bodem je vedena kolmice o velikosti výšky mezi první a třetí vlnou. Koncový bod této kolmice představuje pravděpodobný bod vrcholu páté vlny, po němž nastane zlom v pohybu kurzu akcie. K potvrzení vrcholu páté vlny je využíván navíc kanál mezi čtvrtou a pátou vlnou, při jehož proražení přichází signál o konci páté vlny a nástupu vln korekčních, které nejprve klesají na úroveň cen počátku čtvrté vlny.

1.2. Umělé neuronové sítě

S využíváním umělé inteligence je možné se setkat v běžném životě – ve zdravotnictví, v informačních technologiích, ve vědě a výzkumu a v neposlední řadě také na finančních trzích. Hlavními nástroji umělé inteligence jsou uměle vytvořené neuronové sítě, fuzzy a evoluční algoritmy. Všechny nástroje mají společný vysoký stupeň využívání počítačové technologie, prostřednictvím které dokáží řešit obtížnější výpočetní problémy, než tomu bylo při používání klasických algoritmů bez využívání umělé inteligence. Jejich velikou výhodou je schopnost zobecňování poznatků získaných na jedné časové řadě a jejich aplikace na neznámá, ale charakterem podobná data, za účelem dosažení kvalitní predikce.

1.2.1. Využívání umělých neuronových sítí

Programy využívající umělé neuronové sítě pro řešení každodenních, opakujících se problémů se staly nedílnou součástí běžného života. Uplatnění nacházejí např. při diagnostice nádorů v medicíně, rozpoznávání SPZ automobilů při přejezdu státních hranic, třídění dopisů na poštách podle PSČ, rozpoznávání obličejů v davech, při letištní kontrole zavazadel, zda neobsahují výbušninu, v mobilních telefonech při rozpoznávání hlasu či grafologickém rozboru písma a jeho převodu do počítačové podoby. Široké použití mají i v ekonomii, jakožto predikční nástroj pro makroekonomické analýzy (např. pro predikce inflace) a v oblasti

[6] Fanta, J.: Počítačové technologie na kapitálových trzích. Computer Press, 1998. ISBN 80-7226-073-1

bankovnictví jako klasifikační nástroj vhodný pro rozhodování o ratingu či úvěrové schopnosti klienta. Uplatnění na finančních trzích nalézají např. v automatizovaných obchodních systémech při obchodování na burze nebo při oceňování opcí pomocí Black-Scholesova modelu[7]. Dnešní analytické programy umožňují propojení klasické technické analýzy, přinášející nákupní a prodejní signály, s monitorováním slov důležitých pro možný pohyb kurzů ve článcích na zpravodajských portálech v reálném čase. Pomocí neuronových sítí se vyhodnocuje cenotvorná důležitost těchto informací.

1.2.2. Architektura umělých neuronových sítí

Umělé neuronové sítě jsou popisovány v odborné literatuře jako black-box modely, tedy modely, jejichž postup výpočtu je znám jen schematicky. Není možné se seznámit s algoritmem, který predikci přinesl, neboť takový algoritmus neexistuje. Celý charakteristický postup výpočtu je ukryt uvnitř struktury sítě. Samotné neuronové sítě jsou velice flexibilní, neboť musí být schopny plnit funkci univerzálních programů pro odhalování i velice složitých vazeb mezi zadanými daty. Uplatnění nalézají zejména v případech, kdy klasické parametrické modely selhávají. Podle autorů[8] však v sobě neuronové sítě neskrývají nic magického, naopak, jedná se jen o standardní nelineární statistické metody založené na regresi.

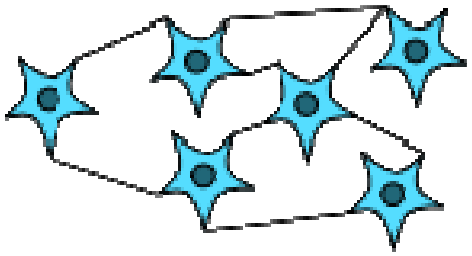
Předlohou pro vytvoření umělých neuronových sítí[9] byl lidský mozek tvořený přibližně 10 miliardami vzájemně propojených mozkových buněk (tzv. neuronů). Neuron je specifickou buňkou, která je schopna přijímat, zpracovávat a vysílat upravený signál dalším neuronům. Mozek dokáže reagovat na vnější signál (např. lidské emoce) v řádech zlomků vteřin, během kterých převede původní signál do elektricko - chemického impulzu. Průchod signálu mozkem je možný prostřednictvím vzájemných rozvětvených spojení (tzv. synapsí) neuronů, kterých se v mozku nachází asi 60 biliónů. Tyto synapse umožní zároveň (paralelně) předávat informaci dalším neuronům, které jsou na původní neuron vysílající signál napojeny. Obecné schéma umělé neuronové sítě je znázorněno na obrázku 1.3.

[7] Viz Hutchinson J., Lo A., Poggio T. : A nonparametric approach to the pricing and hedging of derivative securities via learning network. Journal of Finance, 1994

[8] Hastie, T., Tibshirami, R., Friedman, J. : The Elements of Statistical Learning. Springer – Verlag, New York, 2001.

[9] Pozn.: V roce 1943 byl poprvé teoreticky popsán neuron neurofyziologem W.McCullochem a W.Pittsem na univerzitě v Illinoiis. První umělá neuronová síť byla vytvořena F.Rosenblattem v roce 1958.

Obrázek 1.3 Schéma umělé neuronové sítě

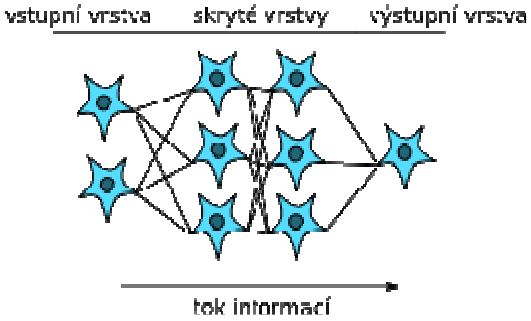


Zdroj: vlastní kresba v Inkscape

Umělá neuronová síť je tvořena jednotlivými, navzájem propojenými, shodnými prvky (neurony). Výstupní signál (ve formě reálného čísla) jednoho neuronu je zároveň vstupním signálem (taktéž reálné číslo) pro všechny neurony, které jsou na něj napojené. Neurony jsou v rámci umělé neuronové sítě rozděleny do několika vrstev, přičemž toto schéma lze znázornit jakožto orientovaný ohodnocený graf, ve kterém je jednoznačně určen směr průchodu impulsu. Podle směru toku informací se umělé neuronové sítě dělí na dopředné a rekurentní. V dopředném typu sítě prochází informace pouze směrem od vstupu k výstupu, kdežto v rekurentním typu sítě existuje i cyklus, tzn. zpětná vazba mezi jednotlivými neurony. Nejčastěji využívaným typem sítě pro analytické účely na finančních trzích je **vícevrstvá dopředná umělá neuronová síť**, jejíž neurony jsou spojené pouze s následující vrstvou neuronů a průchod informací je pouze ve směru od vstupní vrstvy k výstupní vrstvě.

Informace se v neuronové síti šíří směrem od vstupní vrstvy ke skryté vrstvě (či skrytým vrstvám) až k vrstvě výstupní[10]. Vstupní vrstva zpracovává prvotní informaci na signál, který je následně přenášen do skryté vrstvy, kde dochází ke hledání vazeb mezi vloženými daty. Skrytá vrstva vyšle signál do výstupní vrstvy, která reprezentuje výsledek. Počet skrytých vrstev je závislý na složitosti výpočetního problému (viz obrázek 1.4).

Obrázek 1.4 Jednotlivé vrstvy umělé neuronové sítě



Zdroj: vlastní kresba v Inkscape

[10] Pozn.: Ve své práci neuvažuji rekurentní umělé neuronové sítě, kde průchod sítí není jednosměrný.

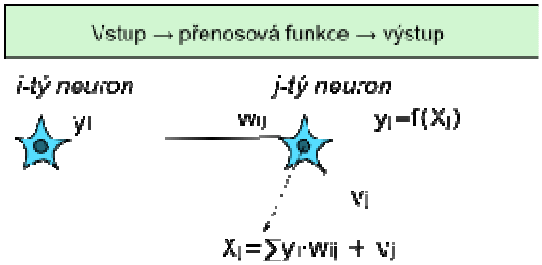
Každý neuron je schopen přijímat informace od neuronů z hierarchicky nižší vrstvy, na něj prostřednictvím výběžků napojených, a taktéž vysílat signál neuronu na vyšší vrstvě, přes vlastní výběžek k tomu určený (tzv. axon).

Součet všech signálů vstupujících do těla neuronu určuje tzv. **potenciál** tohoto neuronu. Neuron svůj potenciál zpracuje a převede ho prostřednictvím svojí **přenosové funkce** na signál, který vyšle dalším neuronům na něj napojeným. Výstupní signál *y* z neuronu (tzv. **stav**) je ovlivněn třemi faktory:

- vstupními signály *x* (vycházejícími z neuronů na nižších vrstvách),
- jejich „důležitostí“ *w* (dané tzv. vahou) a
- jednotlivými prahy neuronů *v* pro přenos informace na neuron nalézající se na vyšší vrstvě.

Zanedbáme – li zjednodušený způsob průchodu signálu ve vstupní a výstupní vrstvě, obecně lze průchod skrytými vrstvami popsat následovně: výstupní signál z *i-tého* neuronu na nižší vrstvě je po vynásobení vahou w_{ij}, zohledňující jeho vhodnost při výpočtu problému, vstupním signálem pro *j-tý* neuron na vyšší vrstvě. Proces přenosu signálu mezi dvěma neurony je znázorněn na obrázku 1.5.

Obrázek 1.5 Proces přenosu signálu v umělé neuronové síti



Zdroj: vlastní kresba v Inkscape

Ve skutečnosti je vstupní signál *j-tého* neuronu složen z několika výstupních signálů neuronů nacházejících se na nižších *i-tých* vrstvách, což je zachyceno v následujícím vzorci:

[1.2]

$$\mathbf{X_j = \sum w_{ij} * y_i + v_j} \quad \text{, kde}$$

X_j je potenciál neuronu

w_{ij} je váha charakterizující důležitost průchodu informace tímto neuronem

y_i je výstupní signál z *i-tého* neuronu, který vstupuje do *j-tého* neuronu

v_j je práh pro přenos signálu.

K aktivaci přenosové funkce, a tedy následně i k výstupu z neuronu *j*, dojde pouze za předpokladu, že vstupní signály do neuronu *j* jsou v součtu vyšší, než je hodnota prahu *v*, tzn.:

[1.3]

$$\sum w_{ij} * y_i > v_j \rightarrow y_j$$

Váhy *w* příslušející jednotlivým neuronům mají klíčový charakter. Určují důležitost vazeb mezi jednotlivými neurony, tj. schopnost takto spojených neuronů dospět ke správnému výsledku. Neznámý parametr w_{ij} vyjadřuje propustnost vzájemného spojení dvou neuronů, tzv. synapse. Tato váha se přizpůsobuje (zvětšuje), nabývá – li signál protékající tímto spojením na důležitosti. Neuronová síť je učena na základě mnoha příkladů $vstup_i$ – *správný* $výstup_i$. Je-li učení ukončeno, je síti předložen $vstup_j$, ale *správný* $výstup_j$ ji zůstane utajen. Důležitost signálu protékajícího tímto spojením je vyhodnocována na základě správnosti dosaženého výsledku ($výstup_j$) v porovnání s ex-post známou a utajovanou hodnotou (*správný* $výstup_j$), které mělo být při predikci umělou neuronovou sítí dosaženo. Čím je menší rozdíl mezi výstupem sítě a reálnými hodnotami, tím déle bude tato synapse využívána a tím vyšší ohodnocení jí bude přiděleno prostřednictvím parametru w_{ij} (viz dále Hebbovo pravidlo, 1949).

Proces zvětšování váhy synapse mezi dvěma neurony se nazývá **učení neuronové sítě**. Prostřednictvím jemného ladění těchto parametrů se síť umí přizpůsobit řešení téměř jakéhokoli problému. Paměť neuronové sítě je vymezena „cestou“, kterou vygenerují jednotlivé váhy charakterizující důležitost spojení mezi určitými neurony. Nalezení vhodných vah je velice obtížné a nikdy není zaručeno, že budou nalezeny.

Neméně důležitým parametrem pro kvalitní predikci neuronové sítě je **počet skrytých vrstev** neuronové sítě a s tím související počet neuronů v nich ukrytých. Obecně platí, že je vhodné mít více skrytých vrstev, než méně, avšak s malým počtem neuronů nebude model dostatečně flexibilní pro rozpoznání složitějších nelineárních vztahů mezi daty. Pokud bude vrstev příliš mnoho, existuje možnost, že některé váhy v modelu klesnou na nulu, bude prodloužena doba výpočtu a síť nebude schopna obecného uplatnění. Standardní počet skrytých vrstev je mezi 5 až 100, avšak vždy záleží na počtu vstupů, trénovaných vzorků a složitosti analyzovaného problému. Nejčastěji je počet skrytých vrstev určen pomocí experimentování.

1.2.3. Jednotlivé fáze procesu predikce pomocí neuronové sítě

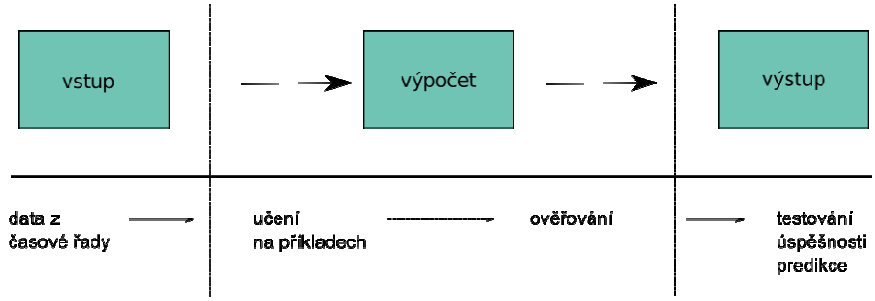
Vědci byli fascinováni lidským rozumem a schopností učit se, a proto se pokoušeli napodobit prostřednictvím počítačové technologie pochody odehrávající se v lidském mozku. Jednotlivé fáze lidského učení a rozvíjení schopností rozumově uvažovat a jednat, tj. vnímání,

rozpoznávání, učení, pochopení, ověřování znalostí a jejich následná aplikace, přenesli do tří po sobě jdoucích kroků. Jedná se o:

- proces učení (trénování),
- ověřování „naučenosti“ a
- testování správnosti predikce.

Umělá neuronová síť je schopna, stejně jako lidský mozek, vstřebávat nové informace, učit se z nich a, na základě získaných poznatků a poučením se ze svých chyb, poskytnout kvalifikovaný odhad do budoucnosti.

Obrázek 1.6 Znázornění procesu předpovídání časových řad pomocí umělé neuronové sítě



Zdroj: vlastní kresba v Inkscape

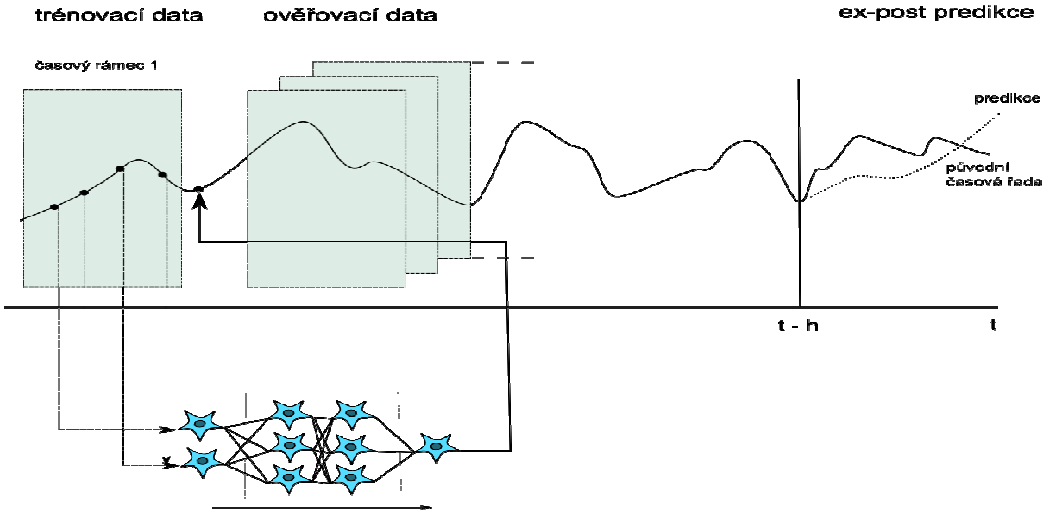
Ve své práci (v rámci druhé a třetí kapitoly) budu vycházet z obecně platného postupu procesu vytváření předpovědí[11], který přizpůsobím mnou analyzované historické časové řadě kurzu akcie. Základní postup procesu je schematicky znázorněn následujícím algoritmem:

[A.1]

Zadání úlohy → Sběr dat → Analýza dat → Výběr vhodného modelu → Testování a validace modelu → Predikce modelu →Vyhodnocení kvality predikcí modelu

[11] Montgomery, D.C., Jennings, Ch.J., Kulahci, M.: Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. John Wiley & Sons, Inc., New Jersey, 2008. ISBN 987-0-471-65397-4

Obrázek 1.7 Znázornění rozdělení původní množiny dat na trénovací a testovací množinu



Zdroj: vlastní kresba v Inkscape

1.2.3.1. Fáze učení

Na počátku procesu je nezbytné neuronovou síť začít učit, protože sama o sobě neumí dopředu určit, která „cesta“ v síti neuronů bude tou správnou. Z tohoto důvodu mají všechny neurony na začátku shodnou váhu *w*. Učení sítě probíhá prostřednictvím zpřesňování parametrů modelu (vah, popř. i prahů) tak, aby docházelo k co největší shodě mezi predikcí sítě a původní časovou řadou. Učení neuronové sítě je založené na aproximační úloze[12]. Aproximace, na rozdíl od interpolace, nehledá předpis funkce, která popisuje průběh funkce v každém jejím známém bodě, ale hledá obecný předpis funkce, který bude vyhovovat i v bodech, které neznáme (predikujeme). V rámci aproximačního procesu je vyvíjena snaha pomocí metody nejmenších čtverců minimalizovat odchylku mezi funkční hodnotou ve známém bodě a aproximovanou hodnotou.

Existují dva postupy učení neuronové sítě:

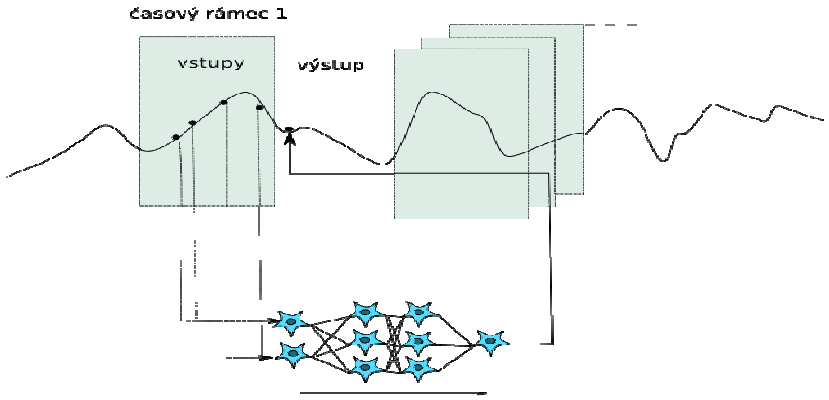
- *Self-organizing artificial neural network* je typem neuronové sítě, která je schopná sama nalézt vztahy mezi analyzovanými daty. Data třídí podle vlastností do skupin (shluků). Nově předložená data poté přiřadí do skupiny, která je jí „vlastnostmi“ nejvíce podobná.
- *Back-propagation artificial neural network* je typem neuronové sítě, která potřebuje pro fázi učení svého učitele[13]. Učení probíhá ve skryté vrstvě sítě. Učitel předkládá síti postupně jednotlivé vzorky z trénovací množiny dat, která je sama pouze částí celkové množiny analyzovaných dat. Tento vzorek (taktéž nazývaný časovým rámcem) je

[12] Berka, P.: Inteligentní systémy. VŠE Oeconomica Praha, 2008. ISBN 978-80-245-1436-9

[13] Pozn.: Ve své práci využiji tento typ učící se sítě, která využívá pro optimalizaci vah jednotlivých neuronů v průběhu učení vzorky předkládané učitelem.

tvořen „dvojicí“[14] vstup a výstup (=cílová hodnota). Na těchto „dvojicích“ se síť učí rozpoznávat vztahy, které vedly od *vstupu*$_i$ k *výstupu*$_i$ (viz obrázek 1.8).

Obrázek 1.8 Znázornění vztahů vstupu a výstupu neuronové sítě při učení



Zdroj: vlastní kresba v Inkscape

Neuronová síť se učí zpřesňovat váhy jednotlivých synapsí pomocí postupně zadávaných vzorků. Předkládaná „dvojice“ dat, na rozdíl od upřesňovaných neznámých parametrů modelu (váhy synapsí), představuje známé proměnné modelu.

Pokud je neuronové síti ponechána možnost se příliš dlouho trénovat, může dojít k tzv. **„přeučení“ sítě**. Tento stav je charakterizován neschopností odhalit obecné vazby mezi jednotlivými prvky neuronové sítě. Vztahy, které odhalí, budou konkrétní pro právě analyzovanou síť, ale nebudou kvalitní pro obecně zadaná data, např. pro časovou řadu jiného akciového titulu. U přeučené sítě je do modelu zahrnut i šum nalézající se v původním souboru dat. Existuje několik možností, jak přeučení sítě zabránit. Jedná se např. o redukci počtu neznámých parametrů, mechanické zastavení odhadu parametrů před okamžikem, než se síť naprosto identifikuje s daty z trénovací množiny a přiřazení penalt neuronům, které vedou k řešení s vyšší chybou, než je přípustná. Je hledán takový model, který neobsahuje příliš mnoho, ale ani příliš málo parametrů (tzv. „podučení“). Při „podučení“ bude nalezená vazba mezi daty příliš obecná a nebude vystihovat vlastnosti původního souboru dat.

1.2.3.2. Fáze ověřování

Ověřovací data jsou součástí původní časové řady, která však nebyla použita při učení sítě pomocí příkladů : *vstup - výstup* (viz obrázek 1.8). Prostřednictvím těchto dat je ověřováno, zda neuronová síť pracuje s dostatečně obecným modelem, který bude přinášet kvalitní odhady i pro jiné časové řady, než na kterých byla síť trénována.

[14] Pozn.: Dvojice *vstup-výstup* je myšlena obrazně. Ve skutečnosti se pod pojmem vstup skrývá krátký, po sobě jdoucí, úsek analyzované časové řady, neboli časové okno.

Po ukončení fáze učení učitel síti předloží pro ni neznámou část původního souboru analyzovaných dat a souběžně vyhodnocuje, zda výsledky, kterých, na základě předložených vstupů, dosáhla, jsou správné (tj. odchylka predikce a skutečné hodnoty časové řady je minimální). Pokud jsou výsledky správné, dochází k uplatňování tzv. *Hebbova pravidla*. Je-li synapse mezi dvěma neurony aktivní, dojde k posílení váhy této synapse a naopak. Tedy, váhy neuronů, které se podílely na správném výsledku budou zvýšeny a tím bude „zvýrazněna" cesta neuronovou sítí, která vede ke správnému výsledku. Naopak, váhy neuronů, které nevedly k tomuto výsledku, budou zeslabeny[15]. Při příštím průchodu sítí bude problém přednostně analyzován na „zvýrazněné" cestě a pouze pokud by nevedl k nejlepšímu výsledku, budou váhy neuronů tvořící tuto cestu zeslabeny na úkor těch neuronů, které povedou ke správnému výsledku. Proces opakování je prováděn do té doby, dokud není velikost chyby na akceptovatelné úrovni. Problém nastává v případě, že jsou hodnoty vah blízké nule. Funkce sigmoid je lineární a celá neuronová síť se podobá lineárnímu modelu, který dosahuje horších výsledků předpovědí a složité vazby mezi vstupními daty odhalit neumí. Počáteční hodnoty vah jsou vybírány náhodně v okolí nuly, což zabezpečí, že se síť nezačne chovat lineárně, ale naopak, ve fázi učení, bude docházet ke zvětšování hodnot těchto parametrů.

Výstup neuronu můžeme kvantifikovat prostřednictvím předpisu:

[1.4]

$$\mathbf{y_j = f(X_j)} \quad \text{, kde}$$

y_j je výstup z *j-tého* neuronu

$f(X_j)$ je přenosová funkce

X_j je potenciál neuronu daný předpisem $X_j = \sum y_i * w_{ij} + v_j$,

y_i je výstup z *i-tého* neuronu, tedy jeden ze vstupních parametrů do *j-tého* neuronu

w_{ij} je váha důležitosti přenosové cesty mezi *i-tým* a *j-tým* neuronem

v_j je práh neuronu.

Výstup neuronové sítě z *j-tého* neuronu y_j je tedy funkcí potenciálu *j-tého* neuronu (charakterizovaným signálem z *i-tého* neuronu, tj. výstupem z *i-tého* neuronu vynásobeným vahou důležitosti přenosu signálu z *i-tého* na *j-tý* neuron) a prahu neutronu v_j (viz obrázek 1.5).

Pro zjednodušení interpretace výsledků musí být přenosová funkce f, zachycující vztah mezi vstupními daty násobenými vahami přidělenými podle jejich úspěšnosti, transformována.

[15] Pozn.: P.Milner (1956) upravil Hebbovo pravidlo o možnost přiřazování záporných hodnot vah synapsí.

K této transformaci se nejčastěji využívá *sigmoid* funkce, která výstup daného neuronu převede na hodnoty v rozmezí 0 a 1. Tyto transformace je možné provádět při každém průchodu neurony nebo až ve výstupní vrstvě.

[1.5]

$$\mathbf{S = \frac{1}{1+e^{-f}}} \quad \text{, kde}$$

S je transformační funkce sigmoid

e je Eulerovo číslo

f je přenosová funkce potenciálu neuronu $X_j = \sum w_{ij} * y_i + v_j$

Proces učení je optimalizační úlohou, jejímž cílem je minimalizace velikosti chyby. Pro svoji analýzu jsem zvolila střední kvadratickou odchylku (mean square error, MSE), která je určena kvadratickým rozdílem mezi výstupem sítě a skutečným výsledkem známým z historické časové řady (viz rovnice 1.6). Odchylka predikce neuronové sítě od skutečné hodnoty původního souboru dat, ke kterému měla síť svým „výpočtem“ dospět, je minimalizována.

[1.6]

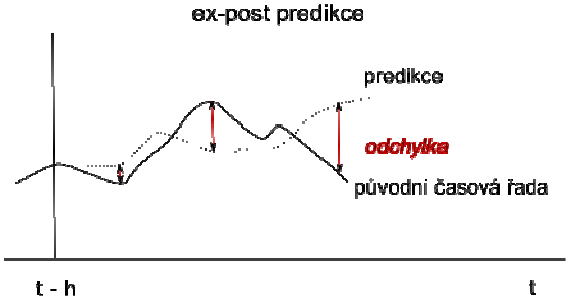
$$\mathbf{Min\ MSE = \sum \frac{(predikce - skutečnost)^2}{počet\ prvků}}$$

Při analýze ex – post je porovnáván získaný výstup (predikce) z neuronu s hodnotou vzoru z jednoho časového okna jí příslušející. Vzniklá odchylka je nazvána chybou. Některé z těchto chyb můžeme znovu předat do sítě od vstupní vrstvy k výstupní vrstvě a necháme upravit váhy neuronů, jimiž signál prochází. Po několika průchodech sítí dojde k nalezení optimální hodnoty vah jednotlivých neuronů. I nadále je sledována velikost vzniklé chyby, jejíž hodnota se bude opakovaným průchodem sítí snižovat k přijatelné úrovni. Velice důležité je sledovat průběh velikosti chyby, začne-li se zvětšovat, signalizuje to přeučení sítě, které je potřeba odstranit.

1.2.3.3. Fáze testování ex-post predikce

Úspěšnost predikce neuronové sítě budu vyhodnocovat pomocí analýzy ex-post. Existující historickou časovou řadu rozdělím na dva po sobě časově následující úseky (viz obrázek 1.9). První (delší) časový úsek do $t - h$ předložím síti k prozkoumání a nalezení vztahů. Predikované hodnoty pro časový úsek $t - h$ až t porovnám s původním časovým úsekem, který bude pro síť neznámý.

Obrázek 1.9 Znázornění vyhodnocení úspěšnosti predikce neuronové sítě



Zdroj: vlastní kresba v Inkscape

Při predikování časové řady do budoucna je možné vycházet z předpovědi jedné neuronové sítě či z průměrné hodnoty, kterou vygenerovalo více sítí lišících se od sebe počtem skrytých vrstev a neuronů v nich či velikostí vah. Predikce generovaná umělou neuronovou sítí je pouze bodovým odhadem. Pokud bychom požadovali menší chybu předpovědi na úkor její přesně stanovené hodnoty, bylo by nezbytné aplikovat předpověď intervalovou, neboť ta znázorňuje predikci v grafickém vyjádření „vějíře“, který má větší pravděpodobnost protnutí se s původním souborem dat, než bodový odhad.

1.2.4. Výhody a nevýhody používání umělých neuronových sítí

Velikou výhodou umělých neuronových sítí, oproti počítačovým programům využívajícím klasické algoritmy, je možnost paralelního výpočtu na několika neuronech zároveň. Tento přístup je nesrovnatelně rychlejší a umožňuje identifikovat i složité vazby mezi jednotlivými vstupními daty, které nemají lineární charakter a které by nebylo možné identifikovat pouze prostřednictvím regresní a korelační analýzy. Na rozdíl od klasických statistických metod predikce časových řad jsou neuronové sítě schopny pracovat i s neúplnými daty. V porovnání s lidským rozhodováním při obchodování s akciemi mají programy využívající struktury neuronových sítí neporovnatelně rychlejší reakci. Tyto neuronové „algoritmy“ mohou při svém výpočtu využít větší množství parametrů a současně programy, ať klasické či využívající umělou inteligenci, nepodléhají lidským emocím. Obrovskou výhodou (nejenom pro finanční sektor) je jejich schopnost spravedlivého přístupu ke každé zadané úloze. Např. při vyhodnocování žádosti o úvěr bude každý klient posuzován stejnými kritérii.

Nevýhodou používání umělých neuronových sítí pro běžného uživatele může být časově náročná příprava sítě v podobě učení sítě a taktéž velice často potřebná statistická úprava vstupních dat. Asi největší nevýhodou využívání neuronových sítí je jejich snadná „přetrénovanost“, která vede k velice špatným predikcím. Odhalení správného okamžiku ukončení trénování sítě a počátek predikce je proto klíčový. Nevýhodou, kterou zmiňují

statistici, je, že parametry získané minimalizací chyb nemusí vést ke globálnímu minimu funkce, nýbrž jen k jejímu lokálnímu minimu. Nesrozumitelnost postupu a neznalost přesného funkčního předpisu či algoritmu, který danou predikci vygeneroval, je další z mnoha námitek proti používání neuronových sítí jako predikčního nástroje. Celý postup „výpočtu" je skrytý v maticích vah jednotlivých neuronů, které, samy o sobě bez zadané množiny dat, nemají žádnou vypovídací schopnost. Podle autora[16] není možné ověřovat hypotézy z důvodu existence mnoha skrytých vrstev neuronové sítě. Problém proměnné stability, tj. stav, ve kterém síť není schopná pojmout další informace, aniž by nepoškodila informace už v ní „uložené", může vést až ke zhroucení celé sítě. Řešením jsou sítě typu ART (Adaptive Resonance Theory), které jsou schopny dobře přepínat mezi dvěma módy, a to učícím se a stabilním.

Pro zpřesnění předpovědí je možné používat tzv. intervenční proměnné, tzn. dodatečné relevantní informace upřesňující jednotlivé položky dané časové řady. Např. v případě analýzy časové řady akciového kurzu pro vyhodnocení vhodných okamžiků pro nákup a prodej je užitečné upřesnit, který den v týdnu je pondělí a který je pátek. Podle D.C.Montgomeryho a kol.[17] jsou umělé neuronové sítě vhodným doplňkem ostatních statistických metod predikce, ale nemohou je, zejména kvůli jejich nevýhodě v podobě nepřesně definovaného okamžiku ukončení trénování umělé neuronové sítě, nahradit.

1.3. Ostatní metody umělé inteligence

V historii existovaly předpovědi, které tvrdily, že počítač (či program na něm běžící) nikdy nedosáhne kvalit lidské inteligence a tedy, že počítače nebudou nikdy schopny samy přemýšlet. Na tuto tezi reagoval v roce 1950 A.M.Turing tzv. Turingovým testem umělé inteligence. Umělou inteligenci prokáže ten počítačový program, který dokáže odpovídat na dotazy člověka tak, že člověk z reakcí druhé strany nerozpozná, že mu odpovídá program a ne jiný člověk.

Umělé neuronové sítě umožňují díky paralelním výpočtům probíhajícím na několika neuronech zároveň velice rychlý postup zpracování informací. Nejsou však jediným nástrojem umělé inteligence využívaným ve finanční oblasti. Dalšími jsou např.:

- fuzzy algoritmy a
- evoluční algoritmy.

---

[16] Cambell, J.Y.: The Econometrics of Financial Markets. Princeton University Press, 1997. New Jersey. ISBN 0-691-04301-9

[17] Montgomery, D.C., Jennings, Ch.J., Kulahci, M.: Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. John Wiley & Sons, Inc., New Jersey, 2008. ISBN 987-0-471-65397-4

1.3.1. Fuzzy algoritmy

Fuzzy algoritmy se využívají při aplikacích v prostředí nejistoty, kterou se snaží kvantifikovat. Na rozdíl od klasické Booleovy logiky, která pracuje pouze s pojmy pravda (1), nepravda (0), fuzzy logika přiřazuje proměnným i hodnoty v rámci intervalu <0;1>. Fuzzy logika pracuje s pojmy jako jsou "částečná pravda". V rámci technické analýzy nalézají tyto metody využití v grafické analýze pomocí tzv. kagi grafu.

1.3.2. Evoluční algoritmy

Evoluční algoritmy, jak název napovídá, vycházejí z biologie. Pracují jednak s algoritmy, ale také s pojmem nahodilosti. Klíčovou roli hraje proces křížení, mutace a selekce a evoluční podmínka. Při procesu křížení vzniká „jedinec" s lepšími vlastnostmi, než měla generace původní. Pouze ten „jedinec", který splňuje evoluční podmínku, má „šanci na přežití". Ve finanční sféře se tyto algoritmy používají při hledání optimálního portfolia určitých instrumentů, které musí splňovat striktní podmínky.

2. Aplikace umělých neuronových sítí

V druhé kapitole se budu zabývat vytvářením neuronových sítí a vyhodnocováním predikcí budoucího vývoje kurzů vybraných akcií. Následně budu analyzovat úspěšnost, ve smyslu ziskovosti generovaných obchodních signálů.

2.1. Příprava vstupních dat

Analýzu využitelnosti neuronové sítě, jakožto predikčního modelu pro obchodování s akciemi, provedu na historických časových řadách kurzů amerických akcií. Aby výsledky analýzy nebyly považovány za ovlivněné subjektivním výběrem akcií, provedla jsem výběr analyzovaných akcií prostřednictvím generátoru náhodných čísel. Tímto způsobem bylo zvoleno pět akciových titulů obchodovaných na newyorské burze NYSE, a to:

- Furmanite (služby pro podporu podnikání),
- H.J.Heinz Company (potravinářství),
- J.P.Morgan (finance),
- Owens Illinois (přeprava a balící stroje) a
- Renaissance Re (zajišťovna).

Ve své práci se zaměřím na analýzu dvou období - před finanční krizí (01/2002 – 12/2007) a v průběhu finanční krize (01/2008 – 03/2010). Období od roku 2002 do roku 2010 bylo rozděleno na dvě etapy záměrně. Neuronová síť může prokázat či naopak vyvrátit svoji schopnost predikce v „klidném období“ a přizpůsobení se změnám v období finanční krize. Oddělení období klidu od „bouřlivého vývoje“ poukáže na vhodnost či nevhodnost využívání neuronových sítí.

Před přistoupením k samotnému analyzování časových řad je ve většině případů nutné vstupní data nejprve upravit, např. normalizovat, sezónně očistit či vyhladit pomocí klouzavých průměrů. Těmito přístupy může být aspoň částečně potlačena nestacionarita vstupních dat modelu. V případě predikcí prostřednictvím neuronových sítí však vstupní data normalizovat nebudu, neboť by tím byla časová řada „ochuzena“ o extrémní výkyvy a ztrácela by tím svůj specifický charakter, který se neuronové sítě snaží nalézt.

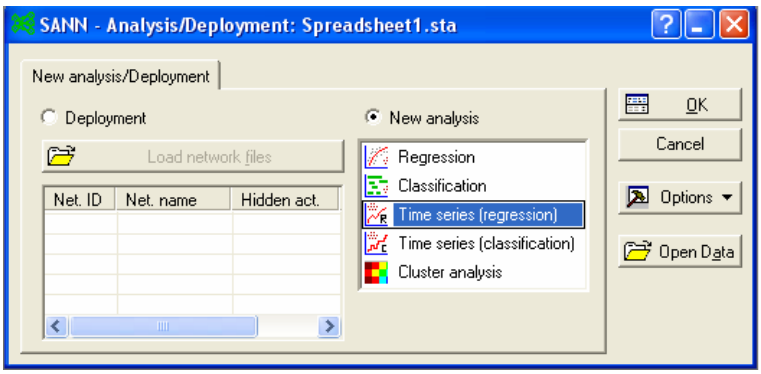
Vzhledem ke kvalitě dat poskytovaných a uchovávaných společností *Patria Finance, a.s.* je možné vyloučit, že by některá data v časové řadě chyběla z důvodu pochybení. Pokud by však nějaká vstupní data chyběla, musela by být pro analýzu neuronovými sítěmi doplněna o data, hodnotou co nejbližší chybějící hodnotě a hodnotě následující, ačkoli by tím do časové řady byl zanesen šum.

Historická časová řada akcií je následně rozdělena na několik částí – na trénovací, validační a testovací. V trénovací části (80% vstupních dat) neuronová síť hledá model, který nejlépe vystihuje vazby mezi vloženými daty. Ve validační části (20% vstupních dat) síť ověřuje vhodnost zvoleného modelu. Pokud se začne zvyšovat chyba na validačních datech, je učení na trénovacích datech ukončeno. V testovacím období (5 % dat pro síť neznámých) analytik porovnává výsledky předpovědí modelu s původní časovou řadou.

2.2. Vytvoření umělé neuronové sítě

Pro predikce časových řad prostřednictvím neuronových sítí jsem zvolila prostředí programu Statistica s aplikací Neural Networks. Jedná se o statistický software, který umožňuje uživatelským způsobem vytvářet neuronové sítě, měnit jejich nastavení a porovnávat úspěšnost predikcí jednotlivých vytvořených sítí. Nutno poznamenat, že nalezení vhodného typu sítě pro predikce jedné časové řady může trvat několik hodin, v závislosti na velikosti vstupních dat. Vstupní okno při vytváření neuronové sítě je znázorněno na obrázku 2.1.

Obrázek 2.1 Vytváření neuronové sítě



Zdroj: program Statistica

2.2.1. Učení neuronové sítě

Trénovací část procesu, neboli učení, je tvořena tzv. časovými okny. Jednotlivá časová okna, tj. kratší úseky původní časové řady shodující se v délce měřeného úseku, vznikají posunutím prvního okamžiku vůči předchozímu časovému oknu. Tato okna jsou síti předkládána a síť mezi daty tohoto okna hledá skryté vazby, které by člověk jen velice obtížně mohl charakterizovat matematickým zápisem či algoritmem. Možnost nalezení takového vztahu prostřednictvím neuronových sítí je dána paralelním výpočtem, který v jednom okamžiku zkoumá a vyhodnocuje velké množství vztahů mezi vstupními daty. Tyto vztahy jsou mezi neurony „ohodnoceny“ přiřazenou vahou charakterizující jejich důležitost při hledání vazeb co nejvíce vyhovujících původnímu souboru dat. Jedná se o algoritmus podobný průchodu orientovaným ohodnoceným grafem. Každé hraně grafu je přiřazena určitá hodnota. Hledaná, v tomto případě např. nejkratší, cesta je vyhodnocována na základě co nejmenšího součtu

hodnot hran, kterými musel algoritmus „projít“. Podobným způsobem si i neuronová síť umí zapamatovat, prostřednictvím ukládání dat do matic, která „cesta“, zde synapse mezi jednotlivými neurony, vedla k nejlepším výsledkům, tedy byla co nejbližší shodě naučených vazeb s původním souborem dat. Tuto síť, s naučenými charakteristickými vztahy na úseku historické časové řady, je možné použít pro predikce a ty následně porovnat se skutečným vývojem časové řady, který jsme před sítí „zatajili“.

Při učení neuronových sítí se nejčastěji používá algoritmus zpětného šíření chyby (*error back-propagation*), jehož slovně charakterizovaný algoritmus je možné popsat takto:

[A.2]

- přiřaď náhodná malá čísla vahám synapsí
- dokud není cyklus zastaven
    - pro každý vzorek *vstup – výstup* ze známé časové řady
        - spočítej výstup ze sítě
        - pro každý neuron spočítej chybu
        - uprav váhy jednotlivých neuronů.

Základem úspěšné predikce pomocí neuronových sítí je určení počtu skrytých vrstev sítě (a neuronů v nich) a stanovení vah synapsí jednotlivých neuronů. V programu Statistica je uživateli umožněno změnit zmíněné vstupní parametry podle uvážení. Taktéž typ aktivační funkce (v první kapitole zmíněný pouze typ sigmoid) je možné změnit na logistický, tangent či jiný.

2.2.1.1. Volba parametrů vah w

Počáteční parametry pro průchod informace sítí jsou nastaveny na velice nízké kladné číslo. Domnívám se, že přednastavení není zapotřebí měnit, neboť i program samotný se snaží, aby tyto vstupní parametry co možná nejméně ovlivňovaly následný „výpočet“. Pokud by parametry byly dostatečně významné, tzn. vysoké, mohly by samy o sobě vést výpočet nesprávným směrem. Pokud by však uživatel chtěl tyto parametry změnit, může využít funkce generátoru náhodných čísel[18], která rozmístí váhy rovnoměrně v blízkosti nuly v intervalu <-A/2;A/2> tak, jak je znázorněno ve vzorci [1.5].

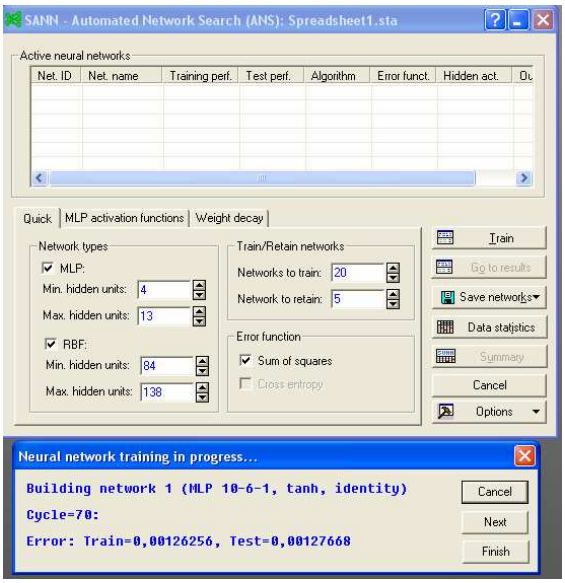
$$\mathbf{A*(random - 0{,}5)} \qquad \mathbf{[1.5]}$$

[18] Viz Mařík a kol.: Umělá inteligence (1). Academia, AV ČR, 1993. ISBN 80-200-0496-3

2.2.1.2. Volba počtu skrytých vrstev

Volba počtu skrytých vrstev hraje klíčovou roli pro správnost predikce. Pokud by bylo skrytých vrstev (a v nich nalézajících se neuronů) málo nebo příliš mnoho, předpovědi by nebyly kvalitní. Na obrázku 2.2 je znázorněný proces volby počtu neuronů ve skryté vrstvě sítě typu MLP (klasická dopředná síť) či RBF (radiální neuronová síť). Na dolním panelu obrázku 2.2 je znázorněn výpis procesu samotného učení. Síť prochází postupně jednotlivé cykly[19] a následně v panelu vypisuje trénovací a testovací chyby jednotlivých cyklů.

Obrázek 2.2 Proces volby počtu neuronů ve skryté vrstvě



Zdroj: Statistica

2.2.1.3. Volba typu a počtu vytvářených sítí

Další volbou při vytváření neuronové sítě a její přípravě pro predikce je volba počtu sítí, které mají být vytvořeny (s uživatelsky zvolenými parametry). Čím více sítí je vytvořeno, tím větší výběr je umožněn při následném hledání nejvhodnějšího typu sítě pro danou časovou řadu. Ve své práci jsem se zaměřila na dva typy neuronových sítí - klasický typ MLP (popsaný v první kapitole) a radiální typ RBF. Jednotlivé neurony radiální sítě jsou navzájem, na rozdíl od MLP, pospojovány, aniž by bylo důležité, v jaké vrstvě se nalézají. Postup „výpočtu“ je shodný u obou dvou typů neuronových sítí, odlišnost se nachází pouze v jejich architektuře.

Název sítě MLP 10-6-1 signalizuje, že se jedná o klasickou vícevrstvou dopřednou síť (*multiple perceptrons layer´s*), která má tři vrstvy. Vstupní vrstva je tvořena deseti neurony, skrytá vrstva šesti neurony a na výstupní vrstvě je neuron pouze jeden. Pro každý typ neuronové sítě (MLP i RBF) jsem hledala vhodné nastavení počtu vstupních neuronů (1 - 50),

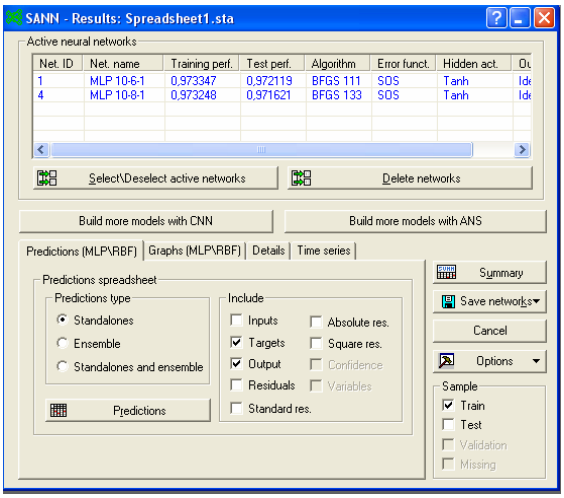
[19] Pozn.¨: V případě rozsáhlých denních dat několikaleté historické časové řady se jedná až o 10 000 cyklů.

kterým jsou předkládány k prozkoumání úseky původní časové řady, tzv. časové rámce. Pro skryté vrstvy jsem hledala optimální rozmezí počtu neuronů mezi 1 až 150. Pro výstupní vrstvu jsem zvolila pouze jeden neuron, který přináší výsledné predikce ve formě jedné časové řady (názorně viz obrázek 1.4). Tato predikovaná časová řada je následně dále analyzována z hlediska generování obchodních signálů.

2.2.2. Ověřování kvality neuronové sítě

Kvalitu naučenosti sítě, která předurčuje následnou kvalitu predikce této sítě, charakterizuje chyba (v některých publikacích nazývaná odchylkou). Tuto chybu je možné odvodit od proměnné *training performance* (viz obr. 2.3) odečtením její hodnoty od čísla 1. Z následujícího obrázku 2.3 je možné vyčíst, že testovací chyba obou dvou neuronových sítí na trénovacích datech byla velice nízká. U sítě typu MLP 10-6-1 přibližně 2,66% a u sítě typu MLP 10-8-1 přibližně 2,68%.

Obrázek 2.3 Výběr nejkvalitnějších sítí pro následné predikce



Zdroj: Statistica

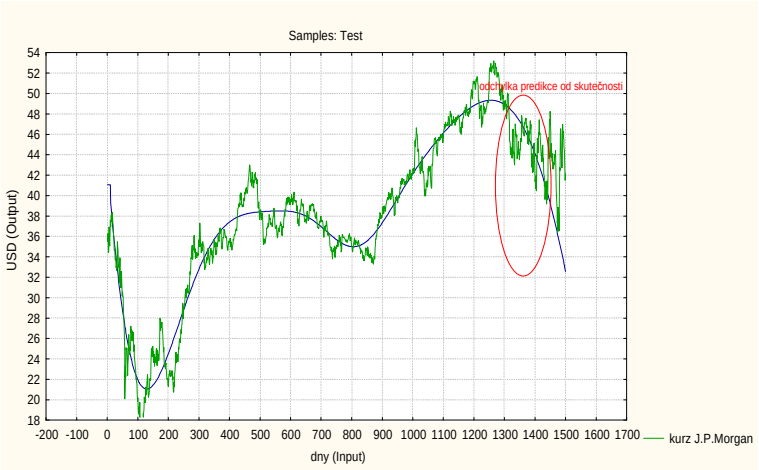
Testovací chyba na trénovacích datech, při učení sítě, je vyhodnocována na základě příkladů $vstup_i$ - $výstup_i$. Síť nejprve v cyklu zpracuje několik časových oken, ve kterých je jí předložen vstup (několik hodnot původní časové řady) a výstup, který následuje po této sekvenci vstupních dat. Síť mezi „dvojicemi“ vstup a výstup hledá vzájemné vztahy. Při testování chyby učení (bez znalosti správného výstupu) je na zadaná vstupní data aplikován jeden z nalezených vztahů a následně je vyhodnocena úspěšnost při porovnání se skutečným správným výstupem.

Jestliže jsou hodnoty chyby příliš vysoké a nesnižují se, je možné přidat další neuron do některé ze skrytých vrstev. Váhy jeho spojů je možné ponechat beze změny podle původního nastavení či je manuálně změnit. Pokud se chyba stále nesnižuje, je zapotřebí postup opakovat

přidáním dalšího neuronu a opět vyhodnocovat velikost hodnoty chyby. Druhým možným přístupem, který není v této práci aplikován, je zvolit postup zcela opačný. Vytvořit co největší síť a postupně ji ubírat jednotlivé neurony, dokud se chyba nesníží na přijatelnou úroveň.

Na následujícím obrázku 2.4 je patrná odchylka predikce neuronové sítě od skutečného vývoje kurzu akcií společnosti J.P.Morgan. Skutečný trend akcie (zelená křivka) byl v období dnů 1350 – 1500[20] přibližně konstantní, i když při velice vysoké míře volatility kurzu. V témž období však neuronová síť predikovala trend klesající. Nutno poznamenat, že se jedná o období od prosince 2007 do března roku 2008, kdy se do kurzu akcií mohly promítnout první známky nastupující finanční krize.

Obrázek 2.4 Odchylka predikce od skutečného vývoje kurzu akcií J.P.Morgan



Zdroj: Statistica

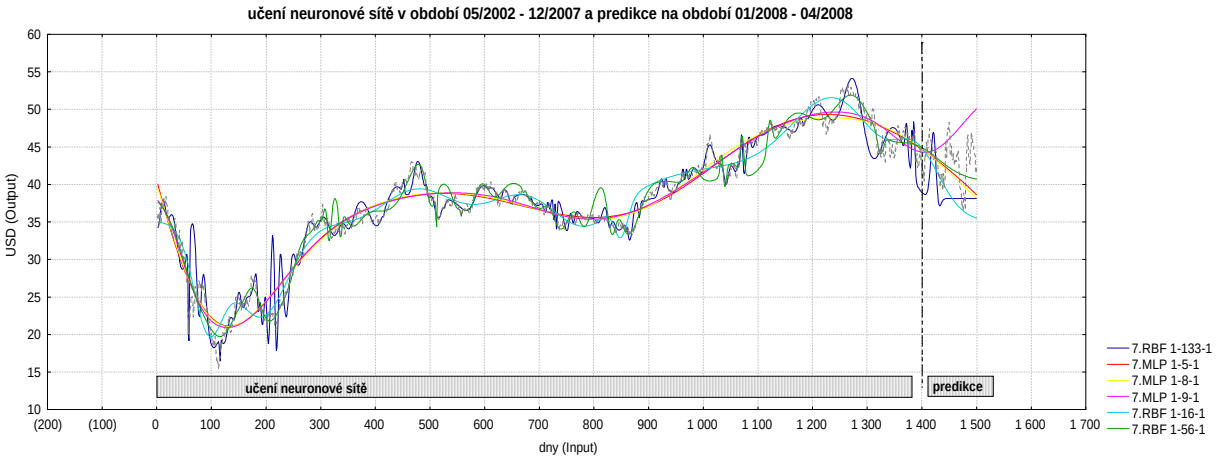
2.2.3. Ex-post predikce neuronové sítě

Předpovědi umělých neuronových sítí jsou charakteristické tím, že jedna síť nemusí, při opakovaném předkládání stejné časové řady, generovat shodné (bodové) předpovědi. Je to způsobeno tím, že neuronová síť nepracuje na bázi přesně určeného, matematicky popsaného algoritmu. Velkou důležitost v procesu odhalování vazeb mezi jednotlivými daty hrají váhy přiřazené jednotlivým neuronům, které zastávají funkci „paralelní paměti“ vazeb mezi vloženými daty z časové řady. Jednou z možností, jak se částečně vyvarovat nepřesností, které mohou vznikat na základě opakovaného předkládání stejných množin dat, je zprůměrování dosažených bodových předpovědí, např. z několika různých neuronových sítí. Na obrázku 2.5 jsou znázorněné fáze učení a predikce neuronové sítě. V průběhu učení jednotlivé neuronové sítě hledají vztahy mezi daty původní časové řady a snaží se je co nejvěrněji vystihnout. Tento

[20] Program Statistica nepodporuje vykreslování grafů s časovou osou ve dnech ve formátu dd/mm/yyyy, v tomto případě datum přepočítá do číselné hodnoty. Z tohoto důvodu jsou v grafech dny počítány od čísla 1.

proces je znázorněn na časové ose ode dne s pořadovým číslem 0 do dne s číslem 1428. Predikce sítě probíhala mezi dny 1429 až 1500. V predikčním období jsou patrné odchylky predikcí neuronových sítí (barevné křivky) od skutečného průběhu vývoje časové řady J.P.Morgan (šedá čerchovaná křivka).

Obrázek 2.5 Jednotlivé fáze učení a predikce neuronové sítě



Zdroj: Statistica

2.2.3.1. Obchodní systém

Ve své práci využívám neuronové sítě pro predikce budoucích kurzů akcií na základě původní historické časové řady. Predikce jsou generovány na následujících 5% obchodních dní (z počtu dat původní časové řady) dopředu. Ze všech vytvořených a naučených sítí vyberu pro každou akcii devět sítí, které se naučily reprezentovat vztahy mezi hodnotami původní časové řady s nejnižší chybou (odchylkou od původního souboru dat). Těchto devět vybraných sítí aplikuji na data, která jsou pro síť neznámá. Následně zaznamenávám jejich jednotlivé predikce (předpovídaný vývoj časové řady pro každý den následujícího období o délce 5% původní délky časové řady akcií). U každé z devíti předpovědí, na následujících 5 % obchodních dní, aplikuji algoritmus, který generuje obchodní signály pro nákup, prodej či držení dané akcie. Tento algoritmus využívá následně strategii Buy&Hold. Obchodní signál, který je vygenerován, je závislý na předpovídané hodnotě posledního dne analyzovaného období. Jedná se tedy o pasivní investiční strategii, ve které investor nehledí na každodenní vývoj akcií. První den období vyhodnotí signál, který je generován a na základě jeho doporučení vstoupí do krátké či dlouhé pozice. Zisk z dané transakce je dosahován zobchodováním (uzavřením opačné pozice[21]) v posledním dni daného období. Pokud je predikovaná hodnota posledního dne předpovědi vyšší, než hodnota prvního dne předpovědi, je doporučen signál pro nákup.

[21] Pozn.: Ve své práci předpokládám likviditu vybraných akcií s možností nákupu či prodeje v řádu několika minut obchodního dne.

Naopak, je-li predikovaná hodnota posledního obchodního dne nižší, než hodnota kurzu akcie první den, jedná se o prodejní signál. Na základě vybraného nejlikvidnějšího burzovního trhu NYSE předpokládám, že náhodně zvolené akcie je možné kdykoli nakoupit, stejně tak jako kdykoli nakrátko prodat (tzn. sell short je dovolen). Následně provedu ex-post porovnání úspěšnosti generovaného signálu. Predikovaný signál (nákup či prodej instrumentu) porovnám se signálem, který byl ve „skutečnosti“ podle původní časové řady správný.

2.3. Predikce vybraných neuronových sítí a generované obchodní signály

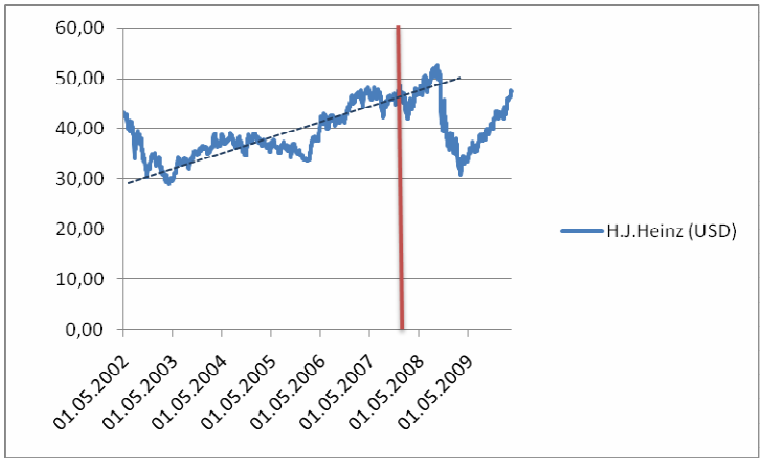
Úspěšnost ex-post predikce vyhodnocuji na základě shody původní časové řady s predikcí neuronové sítě. Neuronové sítě jsou schopny nalézt složité nelineární vztahy mezi historickými daty a predikovat je do budoucnosti. Využívané neuronové sítě vycházejí pouze z informací obsažených v historické časové řadě kurzů akcií a nepředpokládám, že by jim byly dodávány nějaké dodatečné informace, které by mohly ovlivnit konečný doporučený obchodní signál. Predikce neuronových sítí mohou být z tohoto důvodu kvalitní pouze tak, jak kvalitní jsou vstupní data. V následujících podkapitolách se budu věnovat predikcím kurzů vybraných amerických akcií a signálům generovaným na základě těchto predikcí.

2.3.1. H.J.Heinz Company

Vývoj kurzu akcie H.J.Heinz je znázorněn na obrázku 2.6. Červená kolmice procházející prosincem 2007 odděluje dvě sledovaná období – do konce roku 2007 a od počátku roku 2008. Z grafického znázornění vývoje kurzu akcie H.J.Heinz je zřejmé, že nastalá finanční krize výrazně ovlivnila vývoj časové řady. Do první poloviny roku 2008 je patrný rostoucí trend kurzu akcií (znázorněný na obrázku 2.6 tmavě modrou čerchovanou čarou). Od začátku roku 2008 do konce sledovaného období není možné spolehlivě určit jednotný trend vývoje kurzu akcií H.J.Heinz. Od konce roku 2008 do první poloviny roku 2009 nastal hluboký propad, ve kterém se kurz akcií H.J.Heinz dostal na hodnoty roku 2003. Od poloviny roku 2009 je naopak patrný rostoucí trend, který se téměř blíží maximu konce roku 2008. Domnívám se, že tyto zmíněné trendy mají charakter trendů sekundárních (s horizontem několika měsíců). Nákup akcií společnosti Heinz v prvních měsících roku 2009, za účelem investiční strategie Buy&Hold, byl z dnešního vývoje kurzu výnosný. Oproti tomu krátkodobé obchodování v rozkolísaných akciových trzích je v tomto období, dle mého názoru, více rizikové, než tomu bylo v období relativní stability (do roku 2007). Tomuto poznatku odpovídá i vyšší volatilita akcií v druhém období (viz dále). Každý z těchto sekundárních trendů (nejprve klesající a následně rostoucí) je korigován kratšími terciálními trendy. Z tohoto důvodu si myslím, že je velmi rizikové obchodovat v druhém analyzovaném období v krátkodobém horizontu za

účelem spekulace. Analyzování a předpovídání krátkodobých trendů, ovlivněných v době finanční krize zejména emocemi (panikou, stresem, apod.) je, dle mého názoru, velice riskantní.

Obrázek 2.6 Vývoj kurzu akcie H.J.Heinz v období 05/2002 – 03/2010



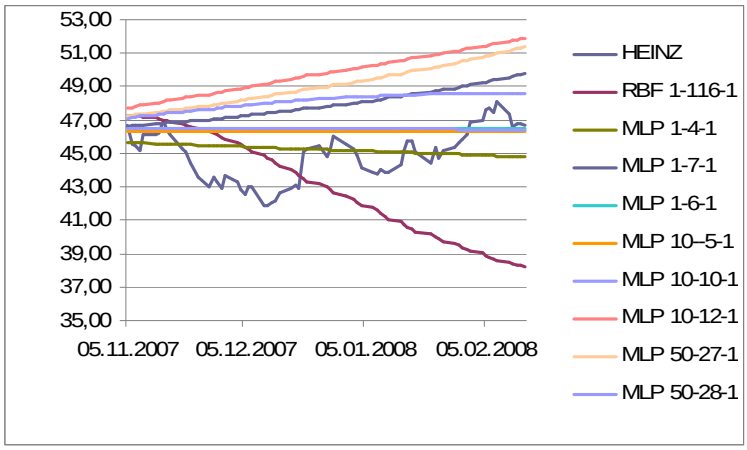
Zdroj: Microsoft Excel

Následující obrázek 2.7 znázorňuje predikce vybraných neuronových sítí budoucího vývoje kurzu akcií H.J.Heinz pro první analyzované období. Jedná se o vyústění celého procesu učení sítě, kdy je následně síť testována na datech pro ni neznámých. Učení sítě probíhalo na časové řadě o délce 1428 dnů. Následná predikce byla aplikována na 5% délky tohoto trénovacího procesu, tedy na 71 dní. Skutečný vývoj kurzu je zachycen modrou křivkou. Jednotlivé neuronové sítě jsou zastoupeny ostatními barvami a znázorňují predikci budoucího vývoje podle svých „výpočtů“. Skutečný kurz akcií se poslední den této periody (ex-post) pohyboval nad kurzem prvního dne periody. Ve sledovaném období bylo tedy vhodné akcie společnosti H.J.Heinz první den nakoupit a držet do posledního dne období, obratem je prodat a inkasovat zisk.

Z obrázku 2.7 je taktéž patrné, že 7 z 9 neuronových sítí predikovalo správný, rostoucí trend vývoje kurzu akcií H.J.Heinz. Ve své analýze nepředpokládám, že by neuronové sítě byly schopny určit přesnou výši kurzu na několik desítek, v tomto případě 71, dní dopředu. Kurz akcií je každý den vystavován vnějším vlivům, které, v případě této analýzy, není možné zachytit. Dle mého názoru, hlavní fundamenty ovlivňující ceny akcií (pozice ekonomiky v hospodářském cyklu, exportní ceny v odvětvích, které jsou orientovány na zahraničí, zahraniční zadlužení státu a s tím související důvěra investorů) mají globální charakter a mohou se projevit v kurzech akcií v dlouhodobějším horizontu. Neuronová síť má tedy více

času zachytit a prozkoumat větší množství údajů časové řady. Z tohoto důvodu se domnívám, že trend kurzu akcií by mohl být v predikci neuronové sítě kvalitně zachycen.

Obrázek 2.7 Znázornění predikcí neuronových sítí v prvním období



Zdroj: Microsoft Excel

V následující tabulce 2.1 jsou zaznamenány jednotlivé výsledky, dosažené vybranými neuronovými sítěmi[22]. Pro každou z akcií, v každém z analyzovaných období, je zpracován záznam v tabulce zobrazující odchylky predikce od skutečného vývoje časové řady ex-post. Na základě predikovaného vývoje kurzu je odvozen doporučený nákupní či prodejní signál. Po proběhnutí analyzované periody je následně vyhodnocen (ex-post) skutečný signál, prostřednictvím kterého bylo možné dosáhnout zisku[23]. Vyhodnocení konečného signálu, z predikcí signálů vybraných neuronových sítí, je prováděno na základě většinové shody. Porovnáním skutečného „ziskového“ signálu s výsledným signálem, generovaným na základě predikcí neuronových sítí (aplikovaného první den), je vyhodnocena úspěšnost predikce pomocí neuronových sítí, která je znázorněna v posledním řádku tabulky pro každé analyzované období.

[22] Pozn.: Neuronových sítí bylo naučeno pro každou analyzovanou akcii přibližně 60, z nichž bylo vybráno 9 neuronových sítí, jejichž odchylky predikce od skutečného vývoje kurzu akcie byly nejnižší. Číslice za typem neuronové sítě určují počet neuronů v jednotlivých vrstvách dané neuronové sítě.
[23] Pozn.: Za podmínky, že *sell short* je povolen.

Tabulka 2.1 Výsledky predikcí neuronových sítí na kurzech akcií H.J.Heinz Company

H.J.HEINZ COMPANY

2002 - 2007	typ neuronové sítě	RBF 1-116-1	MLP 1-4-1	MLP 1-7-1	MLP 1-6-1	MLP 10-5-1	MLP 10-10-1	MLP 10-12-1	MLP 50-27-1	MLP 50-28-1
	odchylka predikce od skutečnosti	8,01%	3,10%	6,86%	4,14%	3,91%	4,13%	10,97%	9,41%	7,25%
	predikce neuronové sítě	prodej	prodej	nákup	nákup	prodej	prodej	nákup	nákup	nákup
	volatilita kurzu akcie	12,47%								
	doporučený signál	nákup								
	ex-post skutečný signál	nákup								
	úspěšnost predikce	ANO								

2008 - 2010	typ neuronové sítě	MLP 10-6-1	MLP 10-5-1	MLP 10-13-1	MLP 10-5-1	MLP 50-15-1	MLP 50-11-1	MLP 50-14-1	MLP 1-7-1	MLP 1-5-1
	odchylka predikce od skutečnosti	4,26%	4,67%	4,92%	4,43%	4,50%	3,93%	4,70%	4,40%	3,73%
	predikce neuronové sítě	nákup	nákup	nákup	nákup	nákup	nákup	nákup	nákup	nákup
	volatilita kurzu akcie	13,16%								
	doporučený signál	nákup								
	ex-post skutečný signál	nákup								
	úspěšnost predikce	ANO								

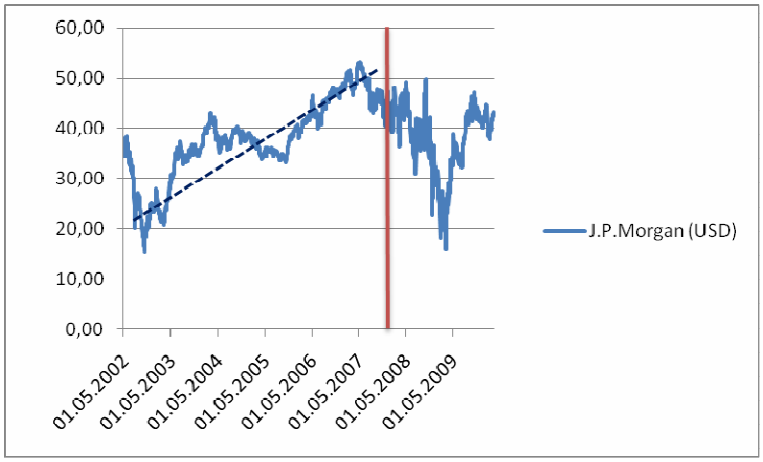
Zdroj: Statistica a výpočty v Microsoft Excel

V tabulce 2.1 je zachycena i volatilita akciového kurzu v daném období. Je patrné, že v období před krizí je volatilita akcií H.J.Heinz nižší, než v období zahrnujícím i období finanční krize. Na druhou stranu, rozdíl mezi volatilitou v „klidném“ a „bouřlivém“ období není příliš velký. Pokud by bylo druhé období zvoleno až od konce roku 2008 (a ne od začátku, ve kterém byl patrný rostoucí trend) je pravděpodobné, že volatilita akciového kurzu by byla větší a více by vystihovala charakter vývoje akciového kurzu patrného na obrázku 2.6.

2.3.2. J.P.Morgan

Na obrázku 2.8 je znázorněn vývoj akcií společnosti J.P.Morgan v období května 2002 až března 2010. Červená kolmice odděluje první a druhé analyzované období. V prvním období je opět patrný výrazný rostoucí primární trend, který byl v druhém období vystřídán znatelným propadem trvajícím až do první poloviny roku 2009. Od začátku druhé poloviny roku 2009 je patrný rostoucí sekundární trend, který je ve čtvrtletních intervalech korigován.

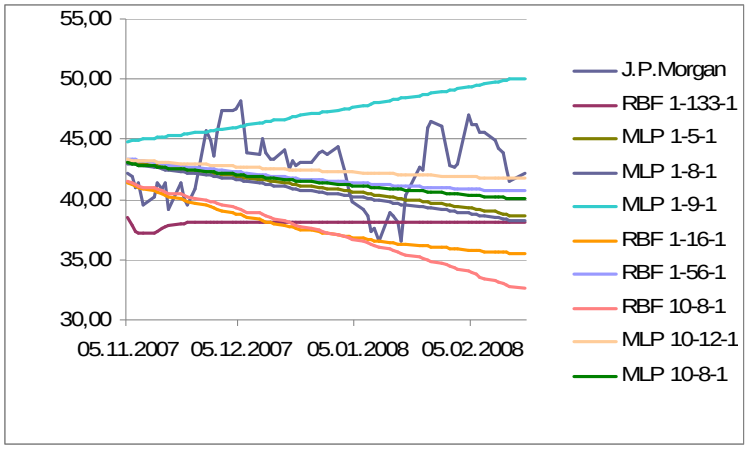
Obrázek 2.8 Vývoj kurzu akcie J.P.Morgan v období 05/2002 – 03/2010



Zdroj: Microsoft Excel

Na následujícím obrázku 2.9 je znázorněn skutečný vývoj kurzů akcií společnosti J.P.Morgan spolu s křivkami zachycujícími predikce jednotlivých využitých neuronových sítí. Skutečný signál generovaný původní časovou řadou poukazoval na prodej. Kurz akcií J.P.Morgan první den sledovaného období, tj. 05.11.2007, byl 42,17 USD a poslední den, tj. 19.02.2008, sledovaného období byl 42,12 USD (z obrázku to není příliš patrné). Vzhledem ke zvolené investiční strategii Buy&Hold se jakožto ziskový přístup jeví sell short akcií J.P.Morgan. Na druhou stranu, všechny využité neuronové sítě, s výjimkou MLP 1-9-1, predikovaly prodejní, tedy správný signál vedoucí sice k malému, ale zisku.

Obrázek 2.9 Znázornění predikcí neuronových sítí v prvním sledovaném období



Zdroj: Microsoft Excel

V následující tabulce 2.2 jsou zachyceny výsledky neuronových sítí dosahované v obou dvou analyzovaných obdobích.

V prvním období neuronové sítě, s vyjímkou jedné z nich, predikovaly správný, prodejní signál. Neuronová síť typu RBF 1-133-1 predikovala signál „držet“, což se vzhledem k nepatrné odchylce kurzu první a poslední den jeví jako správně vyhodnocený signál. V období 2002 – 2007 byly neuronové sítě v predikci úspěšné.

V druhém období, zahrnujícím strmý pád a následný razantní vzestup, nedokázala neuronová síť kvalitně predikovat trend budoucího vývoje kurzu, neboť se domnívám, že se „naučila“ na datech obsahujících jak samotný pád, tak částečný vzestup. Podle obrázku 2.8 je patrné, že v období testování (konec druhého období) právě začínal, po dlouhém období růstu, opětovný prudký pokles kurzu akcií. Síť zřejmě předpokládala, že pokles (na základě historické zkušenosti z minulého období) bude mnohem delší a predikovala signál „prodej“. Domnívám se, že trend byl vyhodnocen správně, jen předpověď začala v nějakém z lokálních extrémů funkce časové řady kurzu a byla ukončena taktéž v extrému. Ačkoli byl trend předpovězen správně, signál byl vyhodnocen špatně.

Tabulka 2.2 Výsledky predikcí neuronových sítí na kurzech akcií J.P.Morgan

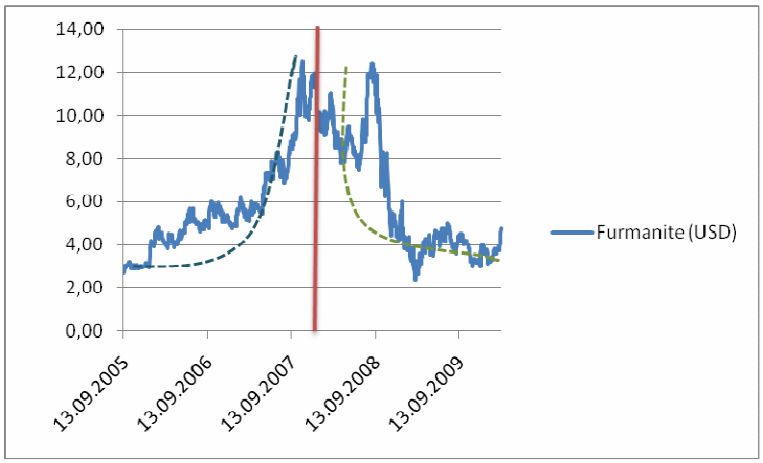
J.P.MORGAN										
2002 - 2007	typ neuronové sítě	RBF 1-133-1	MLP 1-5-1	MLP 1-8-1	MLP 1-9-1	RBF 1-16-1	RBF 1-56-1	RBF 10-8-1	MLP 10-12-1	MLP 10-8-1
	odchylka predikce od skutečnosti	10,95%	7,28%	7,61%	11,54%	11,57%	6,41%	12,64%	10,23%	12,41%
	predikce neuronové sítě	držet	prodej	prodej	nákup	prodej	prodej	prodej	prodej	prodej
	volatilita kurzu akcie	20,19%								
	doporučený signál	prodej								
	ex-post skutečný signál	prodej								
	úspěšnost predikce	ANO								
2008 - 2010	typ neuronové sítě	MLP 1-10-1	RBF 1-69-1	RBF 1-55-1	MLP 1-10-1	MLP 10-9-1	MLP 10-11-1	MLP 50-18-1	MLP 50-25-1	MLP 1-7-1
	odchylka predikce od skutečnosti	7,23%	5,36%	2,66%	4,02%	5,19%	5,65%	2,99%	3,21%	18,64%
	predikce neuronové sítě	prodej	držet	držet	prodej	prodej	prodej	prodej	prodej	prodej
	volatilita	17,86%								
	doporučený signál	prodej								
	ex-post skutečný signál	nákup								
	úspěšnost predikce	NE								

Zdroj: Statistica a výpočty v Microsoft Excel

2.3.3. Furmanite

Vývoj kurzu akcií společnosti Furmanite je znázorněn na obrázku 2.10. Rostoucí trend v analyzovaném prvním období je zastoupen tmavomodrou čerchovanou křivkou. V druhém analyzovaném období, na rozdíl od předchozích akcií, je taktéž patrný trend. V tomto případě jde o zřetelný klesající trend, který se ke konci analyzovaného období, tj. začátku roku 2010, mění v rostoucí.

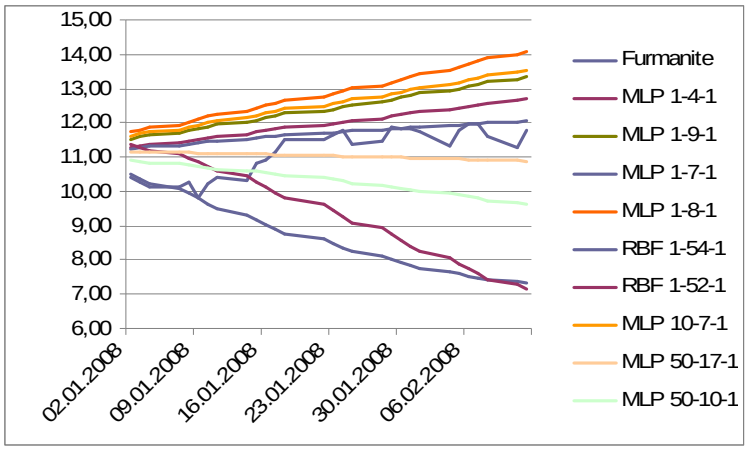
Obrázek 2.10 Vývoj kurzu akcie Furmanite v období 09/2005 – 03/2010



Zdroj: Microsoft Excel

Na obrázku 2.11 jsou graficky znázorněny predikce budoucího vývoje kurzu akcií společnosti Furmanite v prvním sledovaném období. Z obrázku je patrné, že ex-post správný ziskový signál byl nákupní. Na obrázku je znázorněný vývoj devíti nejúspěšnějších neuronových sítí, na základě kterých byly usuzovány obchodní signály. Pět vybraných neuronových sítí predikovalo vhodnost nákupního signálu a čtyři poukazovaly na prodej. Na základě většinové shody byl vybrán signál k nákupu, který se posléze stal správným (ve smyslu ziskovým).

Obrázek 2.11 Znázornění predikcí neuronových sítí v prvním období



Zdroj: Microsoft Excel

V tabulce 2.3 jsou shrnuty výsledky predikcí neuronových sítí pro společnost Furmanite. V prvním analyzovaném období přinášely neuronové sítě spolu s vývojem skutečné kurzové řady ex-post shodné signály. Volatilita akcií Furmanite byla relativně vysoká (39,30%), což je zřejmé i ze strmého poklesu kurzu znázorněného na obrázku 2.10. I přes značnou korekci na konci roku 2007 a následné vyrovnání kurzu na téměř původní hodnotu dokázala neuronová síť předpovídat správný obchodní signál.

Domnívám se, že vzhledem ke zřejmému (klesajícímu) trendu v druhém období vykazuje neuronová síť schopnost se přizpůsobit informacím obsaženým v historické časové řadě a kvalitně je predikovat. Ačkoli se jednalo o klesající trend, dokázala síť z dat časové řady správně vyhodnotit a generovat na období prvních měsíců roku 2010 nákupní signál, který byl ve sledovaném období úspěšný. Volatilita akcií společnosti Furmanite byla v období finanční krize velice vysoká (45,95%).

Tabulka 2.3 Výsledky predikcí neuronových sítí na kurzech akcií Furmanite

FURMANITE

2005 - 2007	typ neuronové sítě	MLP 1-4-1	MLP 1-9-1	MLP 1-7-1	MLP 1-8-1	RBF 1-54-1	RBF 1-52-1	MLP 10-7-1	MLP 50-17-1	MLP 50-10-1
	odchylka predikce od skutečnosti	7,72%	11,62%	5,23%	15,54%	21,71%	19,25%	12,89%	6,39%	10,19%
	predikce neuronové sítě	nákup	nákup	nákup	nákup	prodej	prodej	nákup	prodej	prodej
	volatilita	39,30%								
	doporučený signál	nákup								
	ex-post skutečný signál	nákup								
	úspěšnost predikce	ANO								

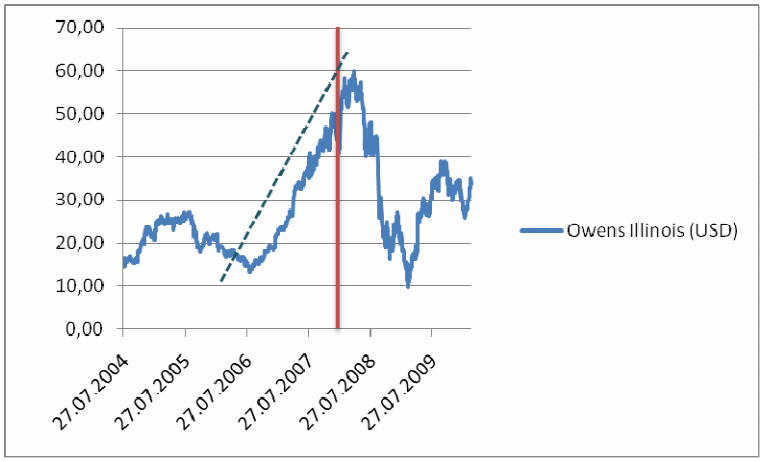
2008 - 2010	typ neuronové sítě	MLP 1-2-1	MLP 1-10-1	MLP 10-6-1	MLP 10-13-1	MLP 10-10-1	MLP 10-12-1	MLP 50-18-1	MLP 50-10-1	MLP 50-13-1
	odchylka predikce od skutečnosti	4,93%	3,76%	15,03%	7,28%	9,19%	2,98%	9,45%	12,52%	14,88%
	predikce neuronové sítě	prodej	nákup	prodej	nákup	nákup	nákup	nákup	prodej	prodej
	volatilita	45,95%								
	doporučený signál	nákup								
	ex-post skutečný signál	nákup								
	úspěšnost predikce	ANO								

Zdroj: Statistica a výpočty v Microsoft Excel

2.3.4. Owens Illinois

Na obrázku 2.12 je znázorněn vývoj akcií společnosti Owens Illinois. Tyto akcie se taktéž nevyhnuly bouřlivému vývoji na finančních trzích. V prvním období je zřejmý rostoucí trend, který pokračoval od poloviny roku 2006 do poloviny roku 2008. Následoval strmý pokles, který byl posléze nahrazen silným růstem. V posledních dnech probíhá opět růstová tendence, která je přibližně rovna úrovni konce roku 2006. V druhém období není, dle mého názoru, jednoznačné určení primárního trendu.

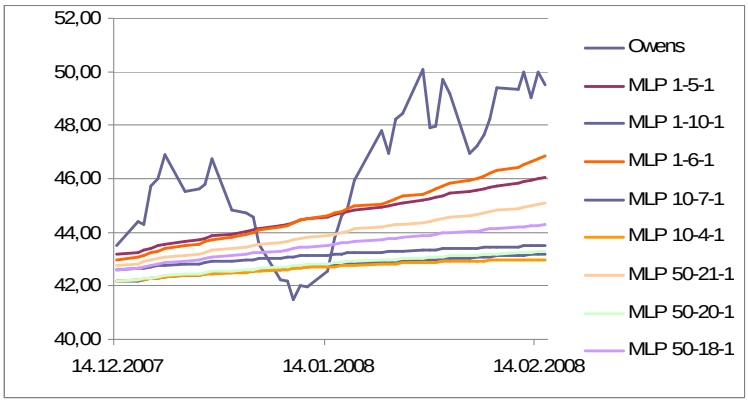
Obrázek 2.12 Vývoj kurzu akcie Owens Illinois v období 07/2004 – 03/2010



Zdroj: Microsoft Excel

Na obrázku 2.13 jsou zachyceny jednotlivé predikce vybraných devíti neuronových sítí. Podle obrázku je zřejmé, že ex-post správný obchodní signál byl nákupní, který je 100% neuronových sítí predikován správně.

Obrázek 2.13 Znázornění predikcí neuronových sítí v prvním období



Zdroj: Microsoft Excel

Následující tabulka 2.4 popisuje dosažené výsledky predikcí neuronových sítí na akciích společnosti Owens Illinois.

V prvním období byl znatelný primární trend, který vyhovoval vyhodnocování a predikcím neuronových sítí. Nákupní signál byl ve 100% případech generován shodně se signálem ex-post generovaným na skutečné časové řadě.

V průběhu druhého období nebylo možné nalézt primární trend kurzu a neuronová síť tedy musela hledat jiné možnosti, jak nalézt vztahy mezi vstupními daty. Na testovacím období predikovala signál k prodeji, který ale nebyl v porovnání s analýzou historické časové řady ex-post úspěšný.

Tabulka 2.4 Výsledky predikcí neuronových sítí na kurzech akcií Owens Illinois

OWENS ILLINOIS

2004 - 2007	typ neuronové sítě	MLP 1-5-1	MLP 1-6-1	MLP 1-10-1	MLP 1-6-1	MLP 10-7-1	MLP 10-4-1	MLP 50-21-1	MLP 50-20-1	MLP 50-18-1
	odchylka predikce od skutečnosti	4,82%	7,86%	7,65%	4,52%	7,07%	7,77%	5,76%	7,55%	6,43%
	predikce neuronové sítě	nákup	nákup	nákup	nákup	nákup	nákup	nákup	nákup	nákup
	volatilita	35,69%								
	doporučený signál	nákup								
	ex-post skutečný signál	nákup								
	úspěšnost predikce	ANO								

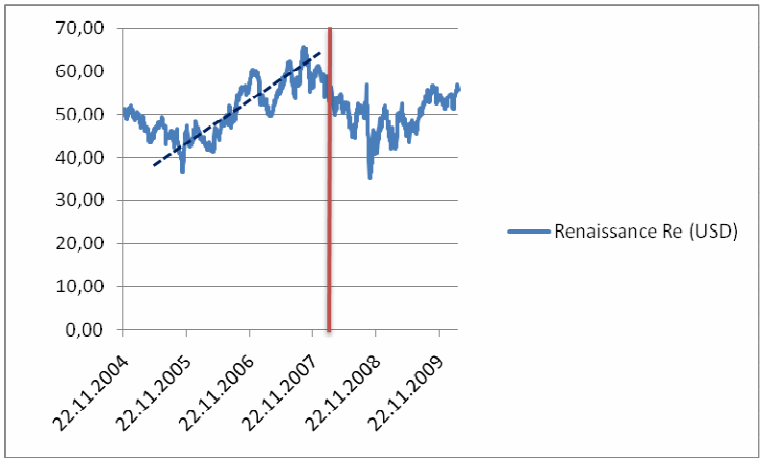
2008 - 2010	typ neuronové sítě	RBF 1-59-1	RBF 1-46-1	RBF 1-46-1	MLP 1-5-1	MLP 1-6-1	MLP 10-10-1	MLP 10-8-1	MLP 10-7-1	MLP 50-19-1
	odchylka predikce od skutečnosti	9,05%	13,18%	6,64%	13,10%	8,42%	8,85%	14,40%	9,60%	14,19%
	predikce neuronové sítě	nákup	prodej	nákup	prodej	prodej	prodej	nákup	prodej	prodej
	volatilita	37,26%								
	doporučený signál	prodej								
	ex-post skutečný signál	nákup								
	úspěšnost predikce	NE								

Zdroj: Statistica a výpočty v Microsoft Excel

2.3.5. Renaissance Re

Na obrázku 2.14 je znázorněn vývoj kurzu akcií společnosti Renaissance Re. V období od konce roku 2004 do konce roku 2005 byl patrný končící medvědí trend následovaný v dalším období, do konce roku 2007, rostoucím trendem. V druhém analyzovaném období je obtížné určit směr vývoje primárního trendu.

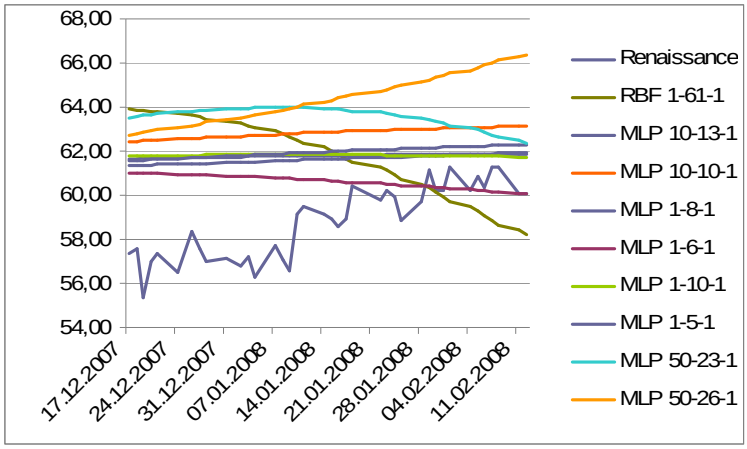
Obrázek 2.14 Vývoj kurzu akcie Renaissance Re v období 11/2004 – 03/2010



Zdroj: Microsoft Excel

Na obrázku 2.15 jsou znázorněny predikce vybraných devíti nejkvalitnějších neuronových sítí. Šest sítí z devíti predikovalo signál k nákupu, který byl následně ex-post vyhodnocen jako ziskový.

Obrázek 2.15 Znázornění predikcí jednotlivých neuronových sítí v prvním období



Zdroj: Microsoft Excel

V tabulce 2.5 jsou shrnuty signály predikované vybranými neuronovými sítěmi aplikovanými na akcie společnosti Renaissance Re.

V prvním analyzovaném období se neuronovým sítím podařilo předpovědět správný nákupní signál. Je patrné, že zásluhu na správné konečné predikci, potažmo generovaném signálu, má právě relativně silný rostoucí trend a nízká volatilita akcií Renaissance Re (12,36%).

Ve druhém období neuronové sítě úspěšné nebyly. Na grafu vývoje akcií Renaissance Re jsou zřetelné výkyvy, na jejichž průběh se neuronová síť naučila. Ke konci sledovaného období probíhalo testování. V testovacím čase 28 dní nedošlo k razantnímu vývoji kurzu, na který se síť naučila a nebyla proto schopna se v daném krátkém období naučit rozpoznávat nové vztahy mezi daty a reagovat tedy správně na nastalou změnu v chování kurzu akcií.

Tabulka 2.5 Výsledky predikcí neuronových sítí na kurzech akcií Renaissance Re

RENAISSANCE RE

2004 - 2007	typ neuronové sítě	RBF 1-61-1	MLP 10-13-1	MLP 10-10-1	MLP 1-8-1	MLP 1-6-1	MLP 1-10-1	MLP 1-5-1	MLP 50-23-1	MLP 50-26-1
	odchylka predikce od skutečnosti	6,32%	4,91%	6,95%	5,17%	3,60%	5,21%	5,46%	8,22%	9,56%
	predikce neuronové sítě	prodej	nákup	nákup	nákup	prodej	prodej	nákup	prodej	nákup
	volatilita kurzu akcie	12,36%								
	doporučený signál	nákup								
	ex-post skutečný signál	nákup								
	úspěšnost predikce	ANO								

2008 - 2010	typ neuronové sítě	RBF 1-66-1	RBF 1-65-1	MLP 1-4-1	MLP 1-18-1	MLP 1-9-1	MLP 10-12-1	MLP 10-11-1	MLP 10-6-1	MLP 50-12-1
	odchylka predikce od skutečnosti	6,17%	7,27%	4,52%	5,27%	2,77%	2,96%	2,62%	3,02%	9,45%
	predikce neuronové sítě	prodej	prodej	prodej	prodej	nákup	nákup	prodej	prodej	nákup
	volatilita kurzu akcie	8,62%								
	doporučený signál	prodej								
	ex-post skutečný signál	nákup								
	úspěšnost predikce	NE								

Zdroj: Statistica a výpočty v Microsoft Excel

2.4. Vyhodnocení úspěšnosti ex-post predikce neuronové sítě

V předchozí kapitole 2.3 byly shrnuty predikce jednotlivých vybraných neuronových sítí a jimi generované obchodní signály. Ukázalo se, že v prvním analyzovaném období, v letech 2002 až 2007, predikovaly neuronové sítě v testovaném období ve 100% případů správný signál, který souhlasil se signálem přinášejícím ex-post zisk. V tomto období byla patrná taktéž nižší volatilita kurzů akcií, v průměru 18,65%. Neuronové sítě prokázaly, že jsou schopné se vztahy mezi daty historické časové řady „naučit“ a umí je úspěšně aplikovat za předpokladu, že se vývoj kurzu v testovaném období nebude výrazně odlišovat od období, jehož vztahy se naučily rozeznávat. Z tohoto důvodu se domnívám, že je-li možné na trhu nalézt silný primární trend, popř. déle trvající sekundární trend, neuronové sítě přinášejí spolehlivé výsledky. Ovšem, není vhodné se spoléhat na predikce první neuronové sítě, která je vytvořena a naučena. Naopak, myslím si, že nejkvalitnější předpovědi je možné získat prostřednictvím natrénování několika desítek neuronových sítí. Z těchto naučených sítí je vhodné vybrat např. 10% nejúspěšnějších (podle minimální odchylky predikce neuronové sítě od skutečného průběhu nejmladších 5% dat původní historické časové řady). Následně je zapotřebí vyhodnotit signály generované jednotlivými neuronovými sítěmi a investovat podle většinové shody v doporučených obchodních signálech. Schematicky je možné postup využívání neuronových sítí pro predikce v této práci charakterizovat takto:

[A.3]

- Výběr náhodné dostatečně dlouhé časové řady závěrečných kurzů likvidních akcií na NYSE.
- Rozdělení dat historické časové řady v poměru 95% a 5% (tato nejnovější data vůči současnosti, sloužící pro ověření kvality predikce, budou pro síť neznámá).
    - Rozdělení 95 % historického úseku dat na období délky 80% (učení) a 20% (validace).

        - Volba parametrů vytvářených neuronových sítí (typ sítě, počet vrstev a neuronů v nich, popř. váhy synapsí).
        - Nalezení přibližně 10% nejspolehlivějších sítí (lichý počet) podle parametru *training performance*, který signalizuje, s jak malou chybou je daná síť schopna predikovat do budoucnosti.
- Vytvoření predikce na období 5% dat prostřednictvím vybraných 10% nejkvalitnějších sítí.
- Vyhodnocení kvality těchto predikcí porovnáním s 5% dat skutečné časové řady, která zůstala pro síť utajena.
- Generování signálů (na základě předpovědí vývoje kurzu akcií), které přinesou zisk při investování podle doporučení neuronové sítě jak pro nákup, tak pro prodej (předpoklad povolení sell shortu akcií).
- Vyhodnocení generovaných signálů prostřednictvím většinové shody vybraných 10% neuronových sítí.
- Aplikace strategie Buy&Hold k prvnímu dni předpovědi a provedení opačné pozice k poslednímu dni předpovědi.
- Vyhodnocení správného signálu neuronové sítě (ziskovosti investice) v porovnání s ex-post správným signálem generovaným na původním úseku 5% dat časové řady kurzu akcií.

Predikce budoucího vývoje kurzu akcií v druhém období, a na ní založené obchodování, nepřineslo dobré výsledky. Z pěti provedených analýz byly pouze dvě ziskové. Tento výsledek přičítám neschopnosti neuronových sítí postihnout při zkoumání vztahů časových řad kurzů akcií nový, nepředpokládaný vývoj kurzů akcií na burzovním trhu, ovlivněný nastalou finanční krizí. Ačkoli byly jednotlivé analyzované společnosti vybrány pomocí generátoru náhodných čísel, některé z nich podnikají v klíčových oborech ekonomiky – v potravinářství a ve financích. Propad kurzu akcií finanční společnosti J.P.Morgan o 70,4% se zdá pochopitelný, na druhou stranu zajišťovna Renaissance Re pocítila oslabení svých akcií „jen“ o 46,2%. Velice mě překvapil propad potravinářské společnosti H.J.Heinz. Domnívala jsem se, že potravinářské společnosti jsou v období krize propadů ušetřeny, neboť odvětví potravinářství je nezbytné a řadí se mezi neutrální, co se týče reakce na pozici ekonomiky v hospodářském cyklu. Společnost H.J.Heinz realizovala v období finanční krize 40% pokles kurzu svých akcií. Shodný pokles kurzů svých akcií o 83,4% zažily společnosti Furmanite a Owens Illinois, obě dvě společnosti podnikající v oblasti služeb. I u tohoto odvětví není pokles kurzu akcií v době recese překvapivý, neboť odvětví služeb by se mělo chovat procyklicky spolu s hospodářským

cyklem. Neuronové sítě nepredikovaly dobře v období vysoké volatility kurzů akcií (u akcií společnosti Furmanite až 45,95%). Naučily se rozpoznávat vztahy v období vysoké fluktuace kurzu a nebyly poté schopny správně reagovat na období zklidnění ve vývoji kurzu. Akcie společností J.P.Morgan, H.J.Heinz a Renaissance Re se v březnu roku 2010 blíží svými hodnotami kurzů k úrovni konce roku 2007. Naopak, odvětví služeb, zastoupené společnostmi Furmanite a Owens Illinois, se vzpamatovává pomaleji a jejich kurzy jsou přibližně na poloviční úrovni v porovnání s kurzy konce roku 2007.

3. Aplikace Elliotových vln pro predikce kurzů vybraných akcií

Ve třetí kapitole se soustředím na využívání specifického grafického přístupu technické analýzy, kterým jsou Elliotovy vlny. Obchodní signály generované pomocí Ellitových vln spolu s dalšími dvěma indikátory, Ellitovým oscilátorem a indikátorem RSI, porovnám z hlediska úspěšnosti predikcí se skutečným signálem, který vedl v minulosti k zisku.

3.1. Elliotovy vlny

Aplikace Elliotových vln pro predikce na akciových trzích je založena na individuálním a zcela subjektivním přístupu. Úspěšné hledání formací v grafickém znázornění kurzů akcií je závislé na zkušenosti analytika a jeho intuici. Tento přístup má mnohé kritiky, avšak myslím, že ho nelze jednoznačně zavrhnout. Zkušený analytik, využívající své znalosti, je schopný reagovat na určitý vývoj kurzu na základě svého vlastního „algoritmu“, ačkoli by možná nebyl schopný ho slovně formulovat. Závěry grafické analýzy akcií není možné opřít o statistické metody indikátorů technické analýzy a z tohoto důvodu se stávají terčem kritiky. Ve své práci bych se chtěla zaměřit na tento specifický nástroj s využitím softwaru *AmiBroker*, určeného pro technickou analýzu akcií.

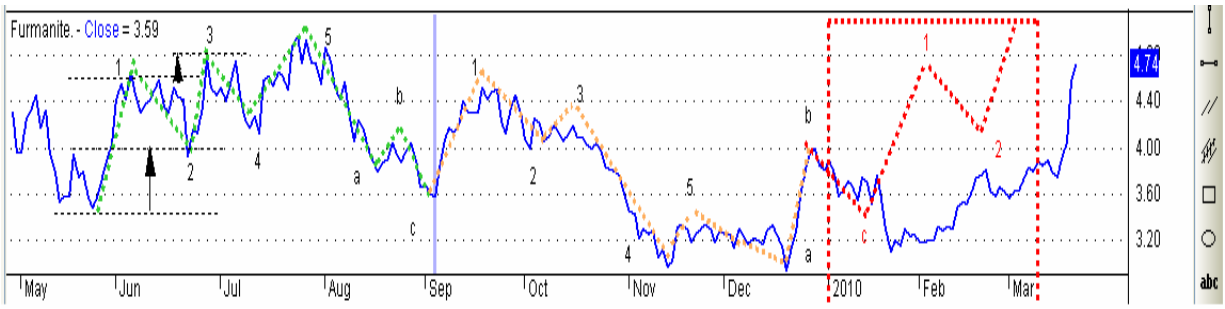
3.1.1. Nalezení aktuální pozice v systému Elliotových vln

Nalezení pozice v systému Elliotových vln je pro úspěšnou analýzu klíčové. Existuje několik pravidel, která by toto hledání měla usnadnit. V případě rostoucí vlny by:

- druhá vlna neměla být nikdy nižší, než první vlna,
- třetí vlna neměla být nejkratší ve smyslu „vertikální vzdálenosti“, tedy rozdílu cen, (zpravidla bývá nejdelší),
- třetí vlna měla přesahovat první vlnu,
- čtvrtá vlna měla klesnout pod vrchol první vlny, ale neměla by poklesnout pod její začátek,
- pátá vlna mohla, ale nemusela převýšit třetí vlnu.

Na následujícím obrázku 3.1 je názorně zachycena většina pravidel Elliotových vln. V případě prvního zeleného systému vln druhá vlna neklesá pod začátek první vlny, třetí vlna není nejkratší (tou je čtvrtá vlna) a zároveň třetí vlna přesahuje první vlnu (v případě rostoucí impulsní vlny, v případě klesající by tomu mělo být naopak), čtvrtá vlna poklesla pod úroveň první vlny a pátá vlna přesáhla úroveň třetí vlny. Následují korekční vlny a, b a c, které se pohybují v opačném směru, než vlna impulsní.

Obrázek 3.1 Aplikace pravidel Elliotových vln na kurz akcií Furmanite



Zdroj: AmiBroker

3.2. Metody založené na aplikaci Elliotových vln

K aplikaci Elliotových vln je možné přistoupit dvěma odlišnými způsoby. Prvním z nich je metoda hledání vln v historické časové řadě kurzu akcií a následné vyhodnocování obchodních signálů, které v minulosti přinášely zisk. Druhým přístupem je metoda „ex-ante“, která na historické časové řadě hledá posloupnost vln, jejichž trend na základě dosavadního vývoje vln předpoví do blízké budoucnosti.

Ve své práci zvolím druhý přístup, tedy předpovídání vývoje trendu kurzu akcií na základě dosavadního vývoje dané časové řady. Na historických datech budu predikovat trend v blízké budoucnosti. Tento trend následně porovnám s vývojem, který byl v minulosti skutečným. Z tohoto důvodu je nutné si při studiu následujících obrázků uvědomit, že ačkoli známe celý graf časové řady, před vyznačeným časovým oknem pro predikci nastává okamžik, kdy následující vývoj neznáme a snažíme se pouze na základě historického vývoje Elliotových vln predikovat, jak se bude kurz vyvíjet. Předestírám, že se nepovažuji v oblasti určování Elliotových vln za odborníka. Jedná se o velice individuální přístup a je pravděpodobné, že vlny mohou být čtenáři identifikovány odlišně. Při hledání vln jsem kladla maximální důraz na splnění pěti základních kritérií pro identifikaci Elliotových vln (viz výše).

3.2.1. Elliotův oscilátor

Jedním z přístupů při identifikaci Elliotových vln je využívání Elliotova oscilátoru. Tento technický indikátor vyjadřuje divergence v páté vlně a umožňuje odhalit s vysokou pravděpodobností (94 %) konec čtvrté vlny. Během čtvrté vlny protne oscilátor linii nuly, okolo které se pohybuje. Třetí vlna je určena nejvyšším bodem dosaženým při grafickém znázornění oscilátoru. Konec třetí vlny je možné odhadnout i pomocí přibližného výpočtu. V 83 % případů se konec třetí vlny nachází v přibližné vzdálenosti rovné vynásobení výšky první vlny číslem 1,618 a přičtením k výšce druhé vlny.

Program *AmiBroker* nenabízí v rámci indikátorů technické analýzy Elliotův oscilátor. Není však složité si ho pomocí jazyku AFL (*AmiBroker Formula Language*) naprogramovat. Jedná se o rozdíl dvou exponenciálních klouzavých průměrů, které se počítají ze závěrečného kurzu

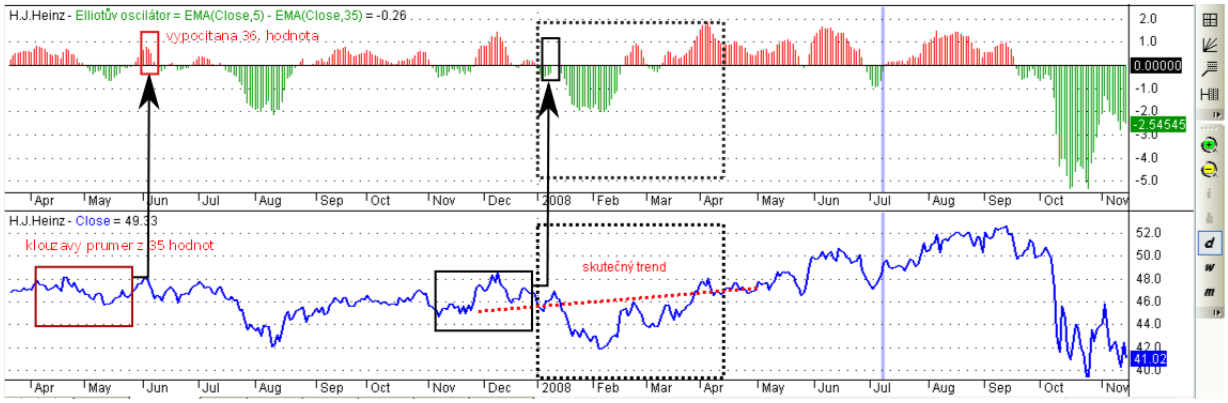
akcií s odlišnou délkou 5 a 35 (obchodních) dní. Základním algoritmus výpočtu je popsán vzorcem [3.1].

[3.1]

EMA (Close, 5) – EMA (Close, 35)

Hodnoty Elliotova oscilátoru vycházejí z historické časové řady a jsou v důsledku charakteru výpočtu samotného exponenciálního průměru zpožděné o 35 dní. Z časového úseku 35 dní je vytvářena predikce na 36. den časového období. Následně se původní časový úsek o nejstarší hodnotu zkrátí a o nejnovější prodlouží. Pro předpověď budoucího trendu budu tedy vycházet z poslední predikované hodnoty (tzn. 36. hodnoty posledního časového rámce), která je zároveň první hodnotou sledovaného predikčního období, viz obrázek 3.2. Zelenou barvou jsou znázorněny okamžiky, kdy je vhodné akcie nakupovat. V tomto okamžiku se kurz akcie nachází ve čtvrté vlně (resp. ve druhé), která má v rámci impulsní vlny opačný trend. Pokud se kurz akcií nachází v rostoucí impulsní vlně, poté v průběhu čtvrté (potažmo druhé) vlny dojde ke korekci, která bude opět vystřídána rostoucím trendem. Tyto okamžiky jsou vhodnými k nákupu daného instrumentu. Opačný, prodejní signál je generován v ostatních případech a na obrázku 3.2 je zobrazen červenou barvou.

Obrázek 3.2 Schéma využití výpočtu Elliotova oscilátoru pro predikce vývoje kurzu akcií



Zdroj: AmiBroker a úpravy v InkScape

Sledované období, pro které predikuji budoucí vývoj kurzu, je vyznačené čerchovaným obdélníkem. Předpokládám – li, že je dne 2.1.2008 a snažím – li se predikovat do budoucna trend vývoje kurzu, znám pouze poslední, 36. hodnotu Elliotova oscilátoru. Pomocí této hodnoty se rozhodnu o nákupu či prodeji[24] dané akcie. Z horního panelu obrázku 3.2 je patrné, že oscilátor doporučoval nákupní signál. Vstoupím tedy do dlouhé pozice dne 2.1.2008 a budu

[24] Pozn.: I nadále ve své práci předpokládám, že sell short akcií je dovolen.

akcie držet do posledního dne testovaného období, tedy 14.4.2008. Následně vyhodnotím úspěšnost daného indikátoru.

Dne 2.1.2008 byl závěrečný kurz[25] akcií společnosti H.J.Heinz ve výši 45,52 USD za akcii. Závěrečný den, tj. 14.04.2008, měl kurz akcií hodnotu 46,81 USD. Pokud jsme obchodovali na základě doporučení Elliotova oscilátoru, bylo v tomto časovém období 71 obchodních dní možné dosáhnout zisku 1,29 USD na akcii[26]. Skutečný vývoj kurzu akcií je znázorněn na dolním panelu téhož obrázku. Z něho je ve sledovaném období patrný mírně rostoucí trend. Predikce Elliotova oscilátoru tedy byla správná a v případě jejího využití by vedla v minulosti k zisku.

3.3. Predikce založené na Elliotových vlnách

V následujících podkapitolách budu analyzovat vhodnost či nevhodnost použitých nástrojů technické analýzy pro predikce vývoje kurzů akcií vybraných společností. Predikce probíhají na historických denních datech ve dvou odlišných obdobích – od roku 2002 do konce roku 2007 a následně od počátku roku 2008 do konce března roku 2010.

Predikce využívající data časové řady v letech 2002 až 2007 probíhají v termínu od 2.1.2008 do 14.04.2008. Jedná se taktéž o období 71 dnů[27], stejně jako v předchozí analýze pomocí neuronových sítí. Predikce druhého období probíhají v termínu od 4.1.2010 do 19.3.2010 (období dlouhé 53 dní). Obě dvě sledovaná období jsou vyznačena v obrázcích červeným čerchovaným obdélníkem. V časovém rozmezí tohoto období neznáme časovou řadu a snažíme se ji predikovat. Skutečná časová řada je sice v obdélníku znázorněna, ale slouží pouze pro následné vyhodnocení správnosti či nesprávnosti předikovaného trendu vývoje kurzu akcií. Při predikcích pomocí vybraných metod nebyla brána v úvahu.

Pro porovnání úspěšnosti predikcí pomocí identifikace pozice v rámci systému vln jsem vybrala alternativní metody. Jednou z nich je výše zmíněný Elliotův oscilátor založený na klouzavých průměrech. Druhým z alternativ je technický indikátor RSI. RSI je oscilátorem založeným na „vnitřní síle“ dané akcie. Indikátor RSI předpokládá, že, dojde-li k dlouhodobému poklesu kurzu, je v budoucnu pravděpodobné, že kurz začne růst a tedy, že kurz akcie roste a klesá v průměru stejně. Jediným parametrem indikátoru RSI je délka zkoumané periody ve dnech. Její volba určuje, jak často budou nákupní a prodejní signály generovány. Volby tohoto období závisí na analytikovi, zpravidla jsou mezi 9 až 25 dny. Ve

[25] Pozn.: Pro zjednodušení předpokládám, že všechny realizované obchody byly uskutečněny za závěrečný kurz téhož dne.

[26] Pozn.: Pro zjednodušení není brána v úvahu placená daň z výnosů, poplatky spojené s obchodováním přes brokerskou společnost, ani náklady spojené se směnou CZK do USD.

[27] Pozn.: Jedná se o 5% dat předchozího období.

své práci jsem zvolila délky 15 dní. Čím kratší délku periody zvolíme, tím více signálů indikátor přinese, ovšem budou mezi nimi více zastoupeny signály falešné. Vzorec pro výpočet indikátoru RSI je popsán následujícím výrazem:

[3.2]

$$\mathbf{RSI = 100 - \frac{100}{1 + rs}},$$

$$\text{kde } \mathbf{rs = \frac{\Sigma \text{ kurzových zisků za posledních 15 dní}}{\Sigma \text{ kurzových zisků} + \Sigma \text{ kurzových ztrát}}}$$

Signály generované indikátorem RSI vyhodnocuji podle dosažené hodnoty. Je-li hodnota RSI vyšší než 30 bodů (tj. protne-li hranici 30 bodů), jedná se o nákupní signál. Pokud je proražena linie 70 bodů (resp. hodnoty tohoto indikátoru se opět vrátí pod hranici 70 bodů), jedná se o prodejní signál. V případech, kdy není možné jednoznačně rozhodnout o interpretaci budoucího vývoje RSI, využívám podpůrný způsob interpretace – proražení hranice 50 bodů. Protne-li indikátor RSI hranici 50 bodů zespodu, jedná se o doporučení k prodeji, naopak, protne-li indikátor RSI tuto linii seshora, jedná se o nákupní signál.

3.3.1. J.P.Morgan

V prvním analyzovaném období jsou Elliotovy vlny znázorněny na obrázku 3.3. Z důkladnější analýzy je zřejmé, že čtvrtá vlna nepoklesla pod hodnotu vrcholu první vlny. Na druhou stranu pravidlo týkající se poklesu čtvrté vlny pod vrchol první je pouze doporučující. Je patrné, že identifikace vln není vždy jednoznačná. Úsek časové řady v červeném rámečku „není znám“. Snažím se predikovat vývoje trendu v tomto období pomocí aproximace přibližného dosavadního vývoje Elliotových vln. Z obrázku lze vyčíst průběh celého procesu Elliotovy vlny s impulsními a korekčními vlnami a,b a c. Podle tohoto vývoje předpokládám, že by ve sledovaném úseku mělo dojít k vzestupu, neboť předpokládám příchod první impulzní rostoucí vlny.

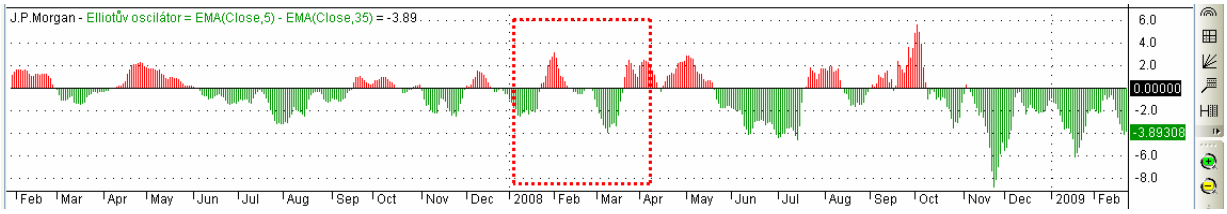
Obrázek 3.3 Elliotovy vlny aplikované na akcie J.P.Morgan v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Elliotův oscilátor přinesl „poslední“ známou hodnotu dne 31.1.2007. Tato hodnota je blízká nule, ale nachází se pod nulovou linií. Nalézáme se tedy ve druhé či čtvrté vlně Elliotovy posloupnosti vln. V tomto období je vždy vhodné akcii nakoupit, neboť druhá a čtvrtá vlna jsou „korekční“ v rámci pěti-vlnného systému a následují po nich impulsní rostoucí vlny s pořadovým číslem tři či pět. Elliotův oscilátor tedy generuje signál k nákupu.

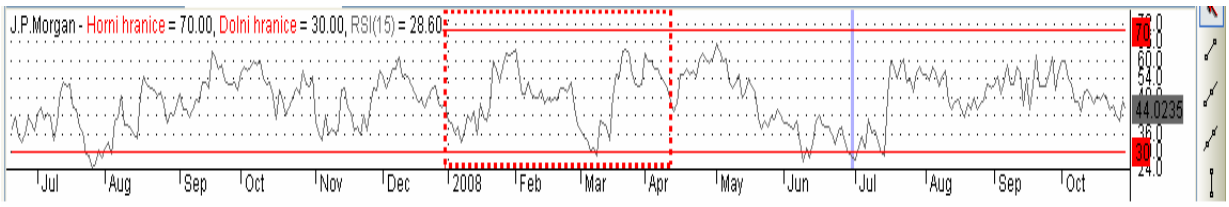
Obrázek 3.4 Vývoj Elliotova oscilátoru aplikovaného na akcie J.P.Morgan v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Pro alternativní porovnání jsem zvolila indikátor RSI. Nákupní či prodejní signály jsou generovány překročením hranic 30 a 70 bodů. RSI se před sledovaným obdobím přiblížilo k dolní hranici, což naznačuje možnost budoucího nákupního signálu. Stejným způsobem je možné vyhodnotit signál protnutí 50 bodové hranice v posledním týdnu prosince roku 2007.

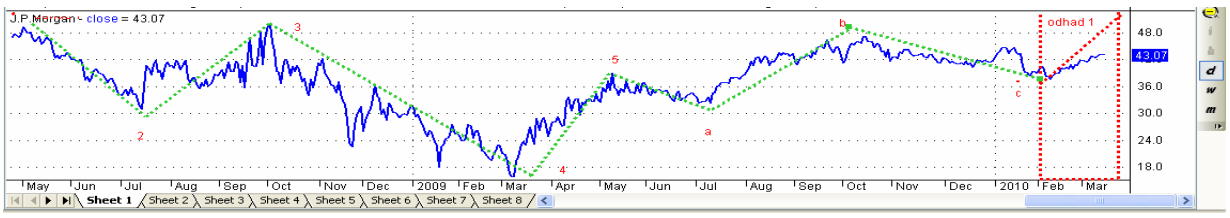
Obrázek 3.5 Indikátor RSI aplikovaný na akcie J.P.Morgan v prvním období



Zdroj: AmiBroker

V druhém období měly impulsní vlny klesající charakter, korekční vlny proto měly rostoucí trend. V predikovaném období se začala rozvíjet první impulsní vlna. Podle mých předpokladů (dosavadního vývoje přibližného tvaru „u“) by první vlna měla mít rostoucí charakter. Z tohoto předpokladu jsem doporučila signál k nákupu.

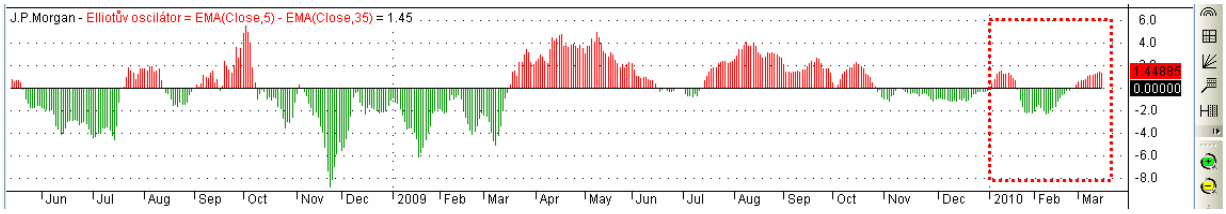
Obrázek 3.6 Elliotovy vlny aplikované na akcie J.P.Morgan ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

Obrázek 3.7 naznačuje na ukončení vhodného období pro nákup a doporučuje dané akcie nakrátko prodat.

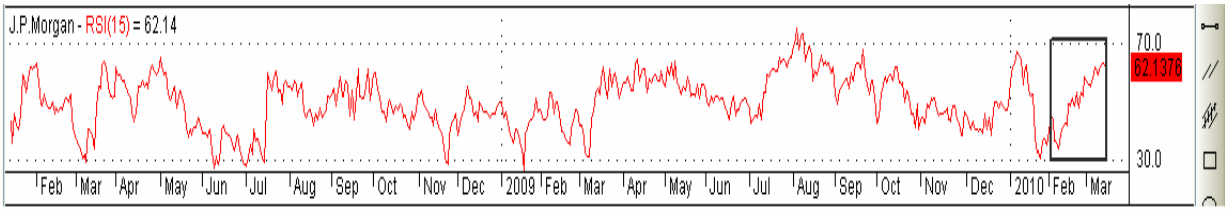
Obrázek 3.7 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie J.P.Morgan ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

Indikátor RSI doporučoval před několika dny nákupní signál. Jelikož se cena akcií rapidně ode dne doporučovaného signálu nezměnila, domnívám se, že je vhodné signál k nákupu respektovat.

Obrázek 3.8 Indikátor RSI aplikovaný na akcie J.P.Morgan ve druhém období



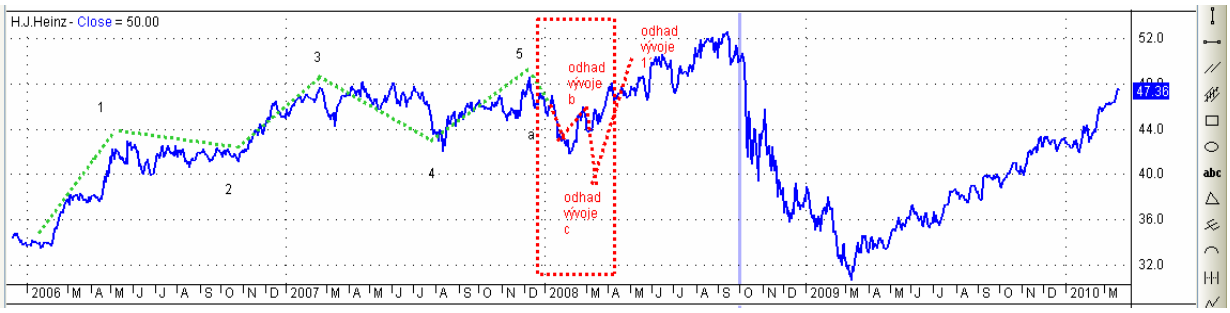
Zdroj: AmiBroker

3.3.2. H.J.Heinz Copany

Na obrázku 3.9 je znázorněný systém Elliotových vln a predikovaný budoucí vývoj ve sledovaném období. Dle mého názoru proběhnou ve sledovaném období korekční vlny b a c. Odhadnout jejich přesný vývoj je nesnadné, ne-li nemožné. Dalším problémem, který v prognózách shledávám, je časová délka vln. Není možné přesně určit, zda ve sledovaném období dojde pouze ke korekcím či zda nastoupí nový trend reprezentovaný první vlnou. Podle vývoje předchozích pěti vln (tvaru obráceného u) se domnívám, že by korekce měly signalizovat pokles kurzu a tedy prodejní signál. Pokud by ovšem korekce byly slabé (což si podle dosavadního vývoje netroufám odhadnout), bylo by pravděpodobné, že nastupující první vlna dalšího systému Elliotových vln by vedla k růstu, který by převýšil pokles způsobený korekčními vlnami. V tomto případě by doporučený signál byl nákupní. Avšak v tomto případě je velice obtížné se rozhodnout. Podle svého rozhodnutí, na základě předchozího systému podvln a nadvln, bych se však přikláněla k prodejnímu signálu[28].

[28] Pozn.: Ve skutečnosti však bylo ziskové akcie H.J.Heinz nakoupit se ziskem 1,29 USD na jednu akcii bez zohlednění nákladů spojených s obchodováním.

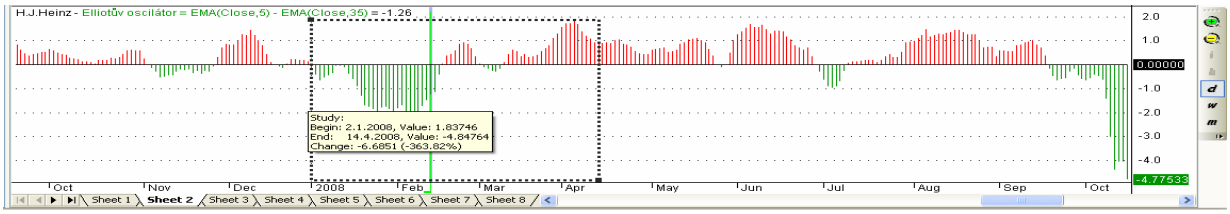
Obrázek 3.9 Elliotovy vlny aplikované na akcie H.J.Heinz v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Na následujícím obrázku je zachycen Elliotův oscilátor, jehož první hodnota sledovaného období poukazuje na nákupní signál.

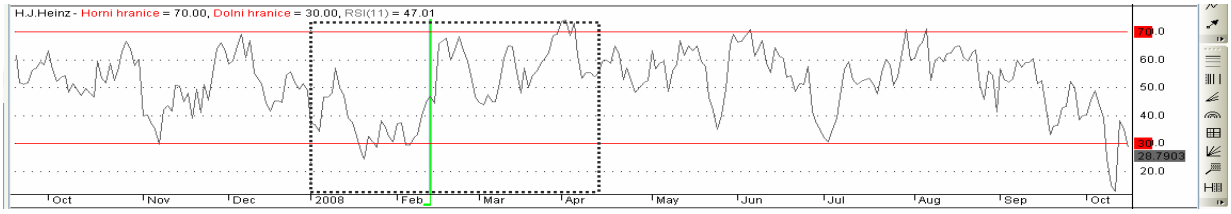
Obrázek 3.10 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie H.J.Heinz v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Na základě pohybu oscilátoru RSI v posledních dnech před začátkem sledovaného období bych se rozhodla vstoupit do dlouhé pozice a akcie H.J.Heinz nakoupit.

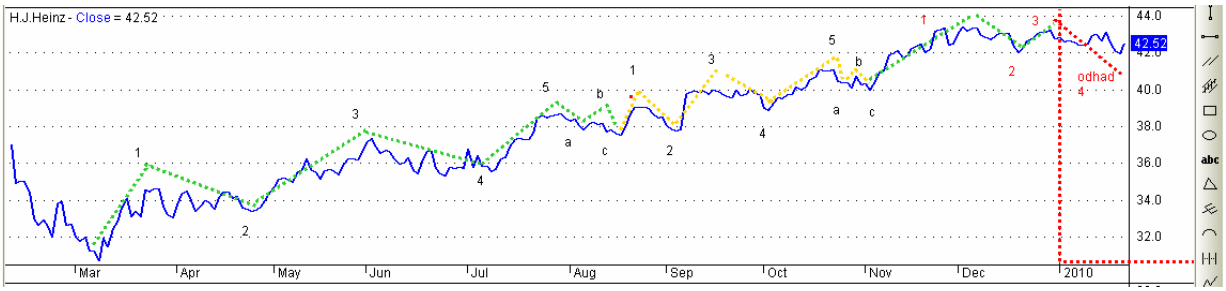
Obrázek 3.11 Indikátor RSI aplikovaný na akcie H.J.Heinz v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Ve druhém sledovaném období je systém Elliotových vln zřetelný. V období predikce jsem odhadovala pokles kurzu. Třetí vlna nepřevýšila první vlnu a proto je možné, že byl celý postup určování vln založen na špatné identifikaci. V případě, že by byl predikován růst třetí vlny, je pravděpodobné, že by v období predikce proběhla i část čtvrté vlny, která má opačný trend než vlna třetí. Bylo by otázkou, zda by růst třetí vlny byl dostatečný, aby ho čtvrtá vlna pouze mírně korigovala. V tomto případě by byl správným signálem nákupní, avšak, jak jsem předestírala již na začátku kapitoly určování vývoje trendu pomocí identifikace Elliotových vln, je velice subjektivní.

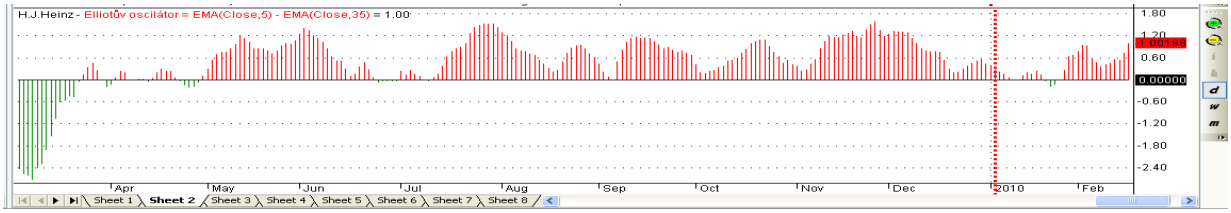
Obrázek 3.12 Elliotovy vlny aplikované na akcie H.J.Heinz ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

Následující obrázek popisuje předpověď o sledovaném období pomocí Elliotova oscilátoru. První hodnota v predikovaném období ukazuje na prodejní signál.

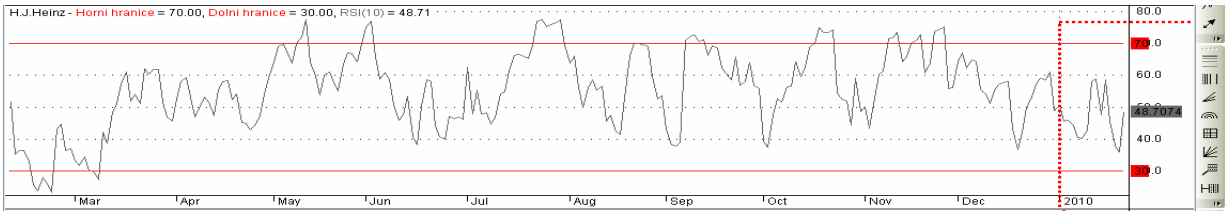
Obrázek 3.13 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie H.J.Heinz ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

Posledním ze zkoumaných indikátorů je RSI. Grafické znázornění poukazuje na budoucí pokles pod hodnotu 30 bodů. Tento vývoj je možné vyhodnotit jakožto nákupní signál. Stejným způsobem je možné vyhodnotit protnutí 50 bodové hranice několik dní před koncem roku 2009.

Obrázek 3.14 Indikátor RSI aplikovaný na akcie H.J.Heinz ve druhém období



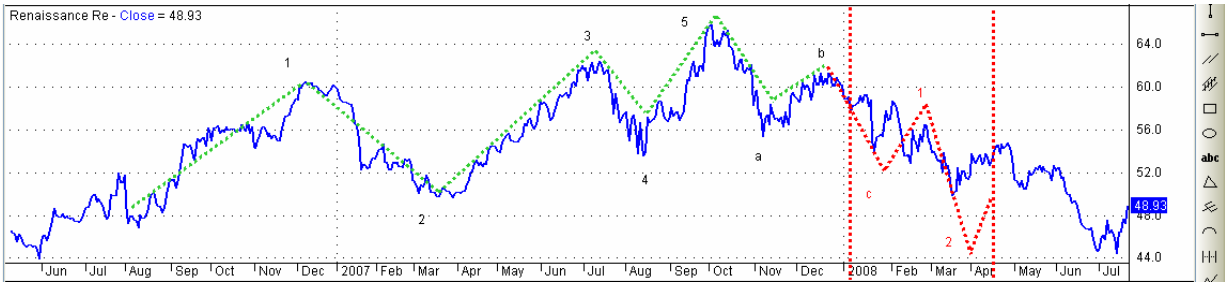
Zdroj: AmiBroker

3.3.3. Renaissance Re

Následující obrázek 3.15 velice názorně zobrazuje vývoj Elliotových vln. Všechny předpoklady správné identifikace pozice vln byly splněny. Ve sledovaném období právě probíhal korekční proces prostřednictvím vlny c, který byl následován začátkem následující impulsní vlny. Na základě dosavadního vývoje kurzu předpokládám, že nová impulsní vlna

bude mít klesající charakter. Z tohoto důvodu se přikláním k prognóze spekulovat na pokles kurzu akcií společnosti Renaissance Re a vstoupit do krátké pozice.

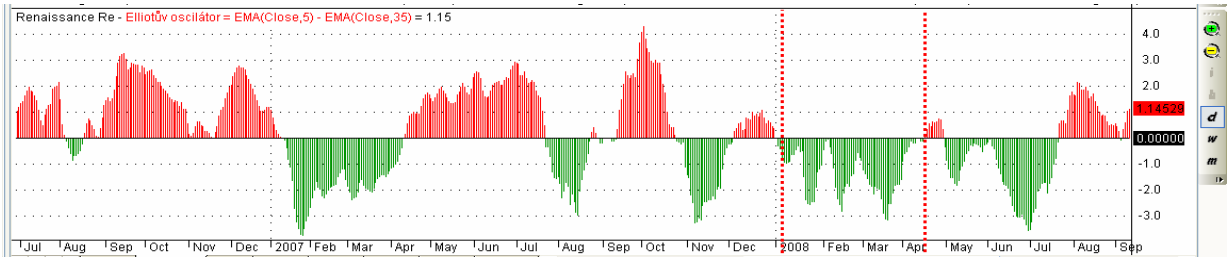
Obrázek 3.15 Elliotovy vlny aplikované na akcie Renaissance Re v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Ellitoův oscilátor signalizuje v první den sledovaného období nákupní signál. O žádné jiné informace nemůžu své rozhodnutí opřít a proto by rozhodnutí (založené pouze na tomto indikátoru) bylo nakoupit akcie společnosti Renaissance Re.

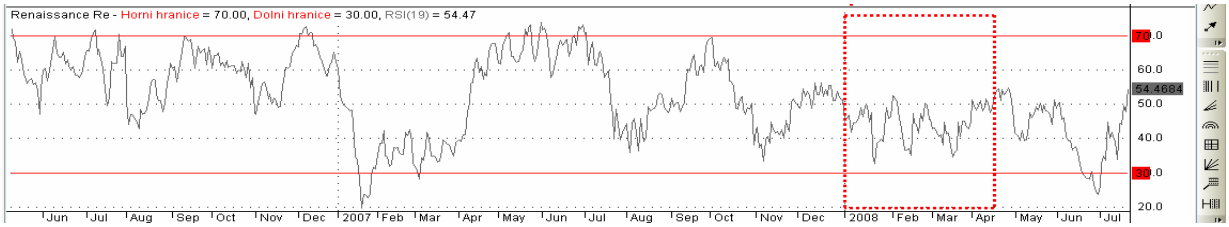
Obrázek 3.16 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Renaissance Re v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Na základě indikátoru RSI, který se první den sledovaného období pohyboval v oblasti 50 bodů, není možné pouze dle jeho hodnoty posoudit, jakým směrem spekulovat.

Obrázek 3.17 Indikátor RSI aplikovaný na akcie Renaissance Re v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Ve druhém sledovaném období se systém Elliotových vln rozvinul do rostoucí impulsní vlny korigované třemi klesajícími vlnami. Ve sledovaném období předpokládám vstup do nové impulsní vlny, která by, podle mého názoru, měla být taktéž rostoucí vlnou. Domnívám se

tedy, že správná reakce je nakoupit akcie společnosti Renaissance Re a držet je do konce sledovaného období.

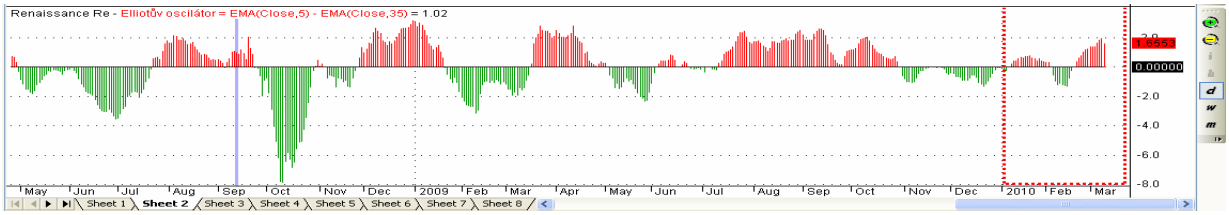
Obrázek 3.18 Elliotovy vlny aplikované na akcie Renaissance Re ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

První den sledovaného období vykazoval, ačkoli to podle obrázku 3.19 není zcela patrné, nákupní signál. V predikovaném období tedy „poslechnu“ doporučení tohoto indikátoru a vstoupím do dlouhé pozice.

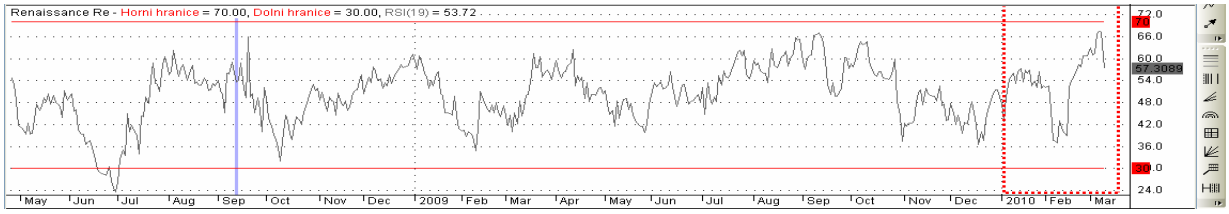
Obrázek 3.19 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Renaissance Re ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

Indikátor RSI se pohyboval několik dní před začátkem sledovaného období v okolí linie 50 bodů a tuto hranici protnul seshora, tudíž tento vývoj interpretuji jakožto nákupní signál.

Obrázek 3.20 Indikátor RSI aplikovaný na akcie Renaissance Re ve druhém období



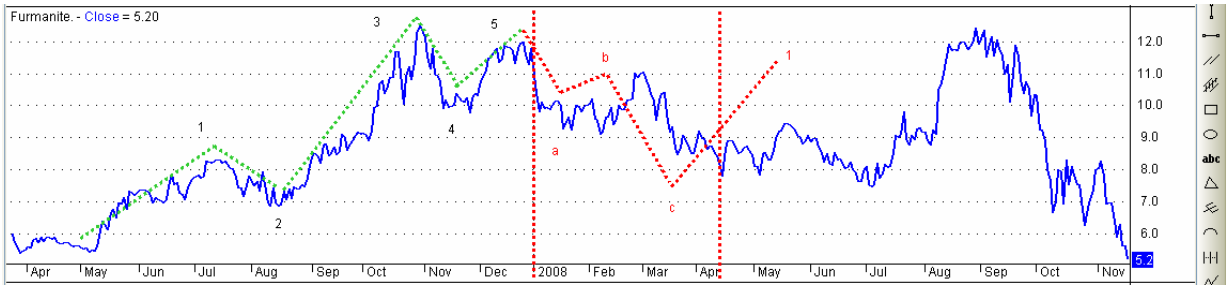
Zdroj: AmiBroker

3.3.4. Furmanite

Na obrázku 3.21 je patrný vývoj kurzu, na který jsem aplikovala teorii Elliotových vln. V následujícím grafu jsem znázornila předpokládaný vývoj trendu kurzu akcií společnosti Furmanite, ačkoli si jsem vědoma, že nebylo splněno pravidlo pro pokles čtvrté vlny pod

úroveň vrcholu první vlny. Taktéž pátá vlna nepřesahuje vrchol třetí vlny a je tedy pravděpodobné, že předpověď nebude kvalitní. Na druhou stranu se vlny zdály dostatečně „razantní“, aby po nich mohl pravděpodobně následovat pokles způsobený korekčními vlnami. Předestírám, že celý systém byl „odvinut“ od nalezení třetí vlny, která splňovala kritérium nejdelší vlny systému. Taktéž splněny byly podmínky týkající se vztahu první a druhé vlny, potažmo ve vztahu k vlně třetí. I přes nižší vrchol páté vlny (což není závadou, která by byla nepřijatelnou) existují odlišnosti ve vývoji čtvrtých vln ve vztahu k prvním a domnívám se, že i tento případ je jednou z možných anomálií, které se v rámci vývoje vln objevují. Jednoznačně bych však v okamžiku prvního dne sledovaného období spekulovala na pokles prodejem akcií (sell short).

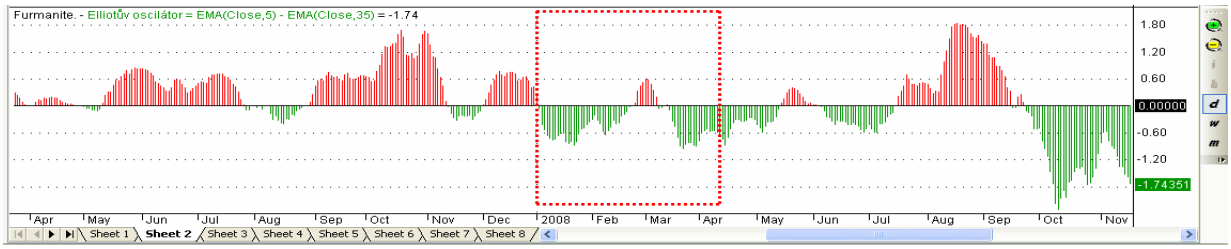
Obrázek 3.21 Elliotovy vlny aplikované na kurz akcií Furmanite v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Po důkladné analýze v programu AmiBroker jsem se přesvědčila, že signál generovaný Elliotovým oscilátorem je, první den sledované periody, k prodeji. Z tohoto důvodu tedy budu spekulovat na prodej akcií na krátko.

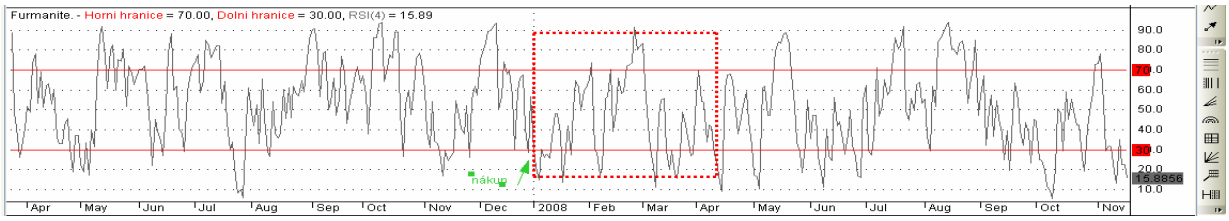
Obrázek 3.22 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Furmanite v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Indikátor RSI naopak první den sledované periody signalizoval jednoznačný nákupní signál.

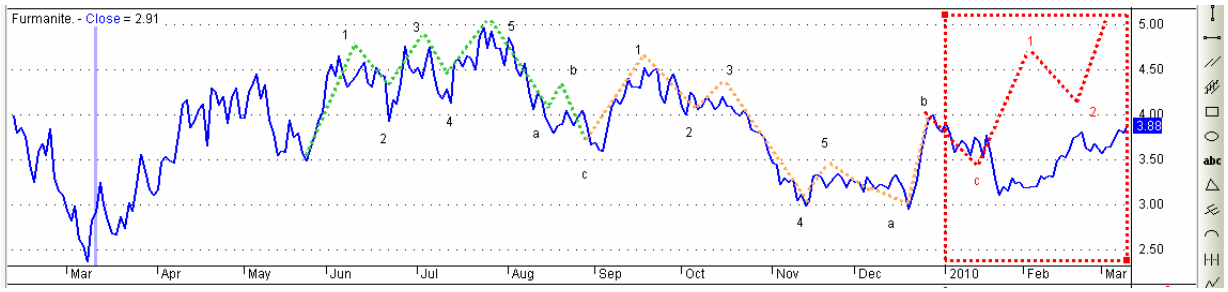
Obrázek 3.23 Indikátor RSI aplikovaný na kurz akcií Furmanite v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Ve druhé sledované periodě jsem předpokládala ukončení impulsní vlny třetí částí korekční vlny c. Korekce se již začínala projevovat před začátkem sledovaného období a z tohoto důvodu jsem usoudila, že korekce nebude mít již dlouhého trvání. Korekce klesající impulsní vlny musela mít rostoucí charakter a stejně tak i vlna c musela růst. Na základě této informace a vývoje předchozí impulsní vlny ve tvaru u jsem přepokládala, že následující vlna bude mít rostoucí charakter a z tohoto důvodu tedy spekuluji na budoucí růst kurzu akcií společnosti Furmanite v následujícím období. Doporučuji vstoupit do dlouhé pozice.

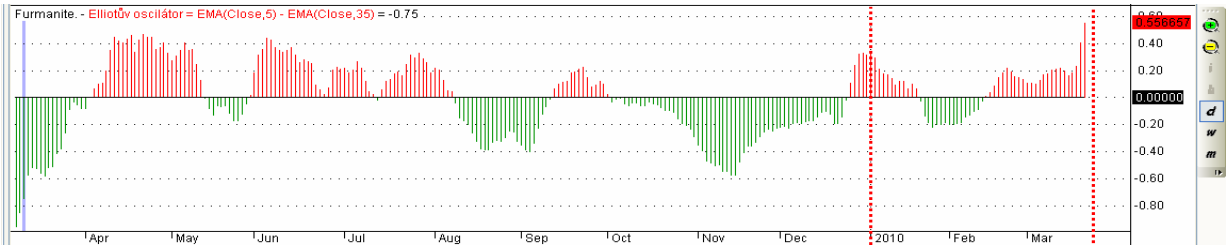
Obrázek 3.24 Elliotovy vlny aplikované na kurz akcií Furmanite ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

Na základě informací o vývoji Elliotova oscilátoru je vhodné investovat opačně, tedy akcie na krátko prodat.

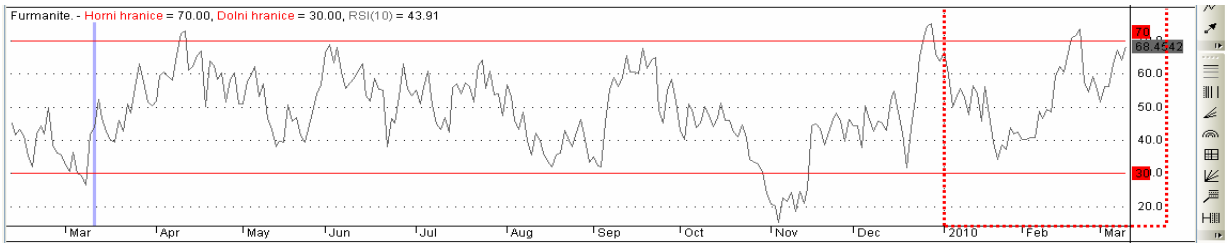
Obrázek 3.25 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Furmanite ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

Indikátor RSI signalizuje naprosto zřejmý prodejní signál, který se formuloval několik dní před sledovaným obdobím protnutím linie 70 bodů a vrácením se zpět do koridoru vytyčeného 30 a 70 bodovými liniemi.

Obrázek 3.26 Indikátor RSI aplikovaný na kurz akcií Furmanite ve druhém období

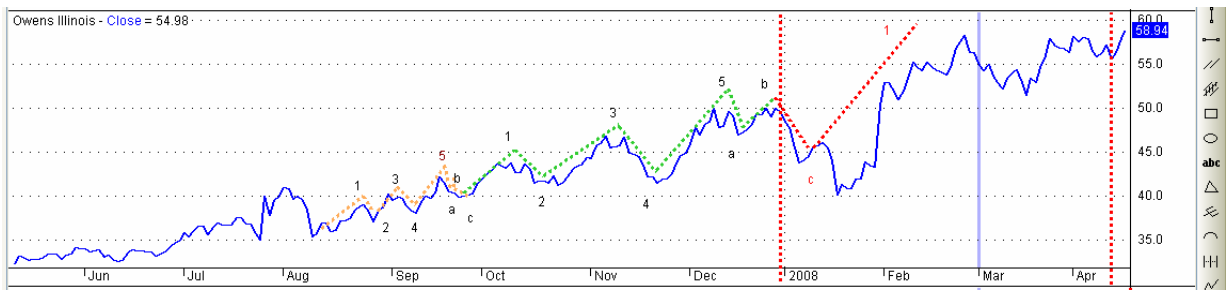


Zdroj: AmiBroker

3.3.5. Owens Illinois

Na následujícím obrázku 3.27 je znázorněný vývoj Elliotových vln ve sledovaném období 01/2008 – 04/2008. Ukončený žlutý systém vln byl následován zeleným systémem vln, který byl taktéž rostoucí. Trend v celé druhé polovině roku 2007 byl rostoucí a z tohoto důvodu jsem i pro novou impulsní vlnu začínající v polovině ledna roku 2008 volila rostoucí charakter. Na druhou stranu, v prvních dnech roku 2008 předpokládám korekci původního rostoucího trendu prostřednictvím vlny c, která se následně rozvine do nové impulsní vlny. Ve sledovaném období jsem tedy zvolila, i přes předpokládanou korekci vlny c, rostoucí trend a doporučení k nákupu akcií společnosti Owens Illinois. Podle mého názoru byl tento odhad budoucího vývoje snazší, než v některých předchozích případech, neboť korekční vlna byla očekávána pouze jedna a následně byla předpovídána první impulsní vlna, která měla být rostoucího charakteru. Pokud by se ve sledovaném období stihla druhá vlna vytvořit (proti pohybu první vlny), nepoklesla by, na základě platnosti pravidel identifikace jednotlivých vln, pod dno první vlny a z tohoto důvodu by byl i nadále rostoucí charakter impulsní vlny. Rostoucí trend by tedy měl být zachován i v případě, že by vlny měly kratší délku (a stihlo by se jich ve sledovaném období vytvořit více, než jsem ve svém náčrtu předpokládala).

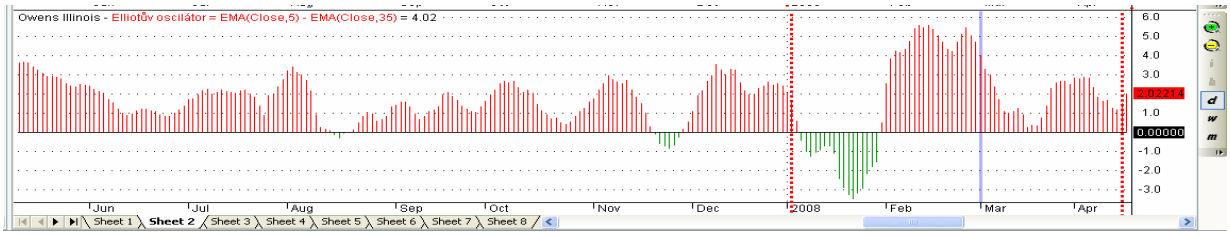
Obrázek 3.27 Elliotovy vlny aplikované na kurz akcií Owens Illinois v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Elliotův oscilátor první den sledovaného období, tj.2.1.2008, vykazoval kladné hodnoty a tedy doporučoval prodej akcií dané společnosti.

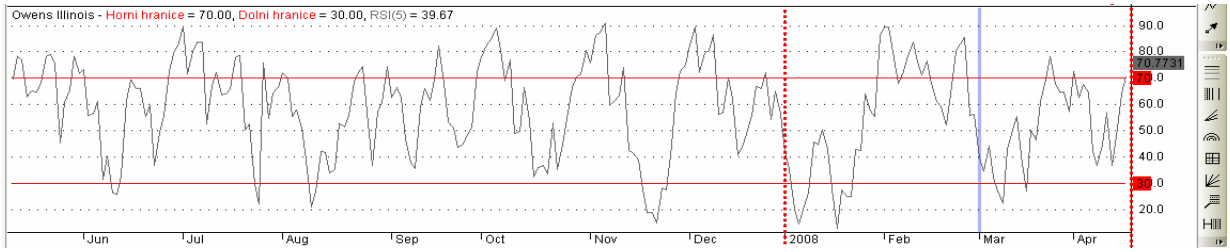
Obrázek 3.28 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Owens Illinois v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Na základě strmě klesající hodnoty indikátoru RSI (dne 2.1.2008) k hodnotě 30 bodů (při protnutí 50 bodové linie) předpokládám, že signál k nákupu povede do budoucna k zisku.

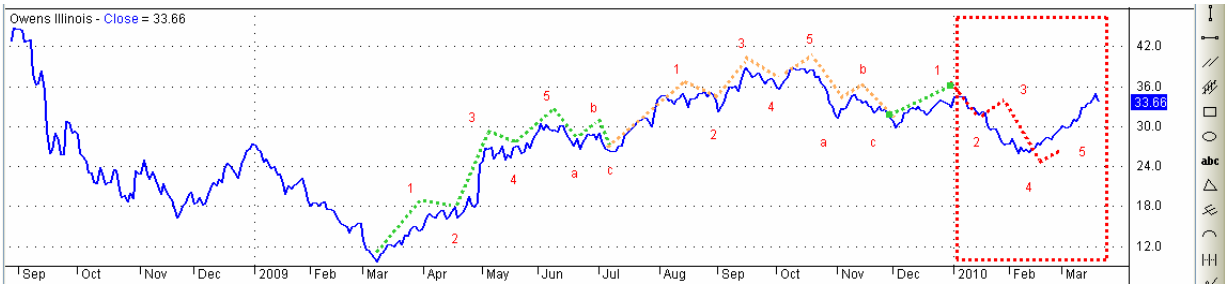
Obrázek 3.29 Indikátor RSI aplikovaný na kurz akcií Owens Illinois v prvním období



Zdroj: AmiBroker

Ve druhém analyzovaném období předpokládám, že po první, zelené vlně na obrázku 3.30 bude následovat druhá, která bude první vlnu korigovat směrem dolů. Dle mého názoru by následně mělo pokračovat rozvinutí celého systému vln, který by měl mít klesající charakter. Na zmíněném obrázku jsem znázornila mnou předpokládaný vývoj na základě dosavadního vývoje historické časové řady kurzu akcií společnosti Owens Illinois. Domnívám se, že trend bude i nadále (v rámci rozvinuté zelené vlny) klesající. Z tohoto důvodu spekuluji na budoucí pokles vstupem do krátké pozice, tedy prodejem akcií této společnosti.

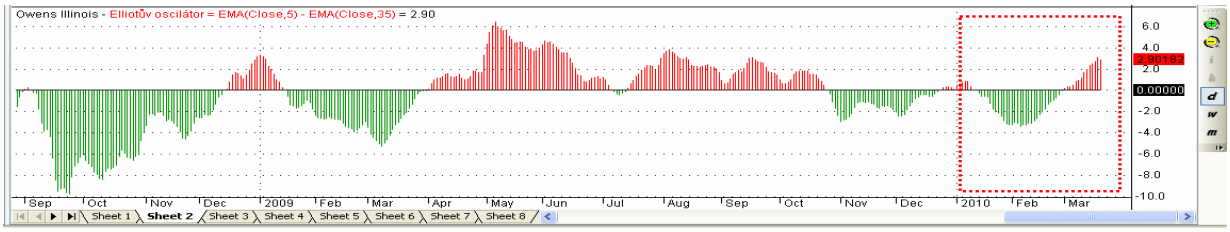
Obrázek 3.30 Elliotovy vlny aplikované na kurz akcií Owens Illinois ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

Taktéž Elliotův oscilátor poukazuje na vhodnost prodeje akcií společnosti Owens Illinois svými kladnými hodnotami znázorněnými červeným histogramem dne 4.1.2010.

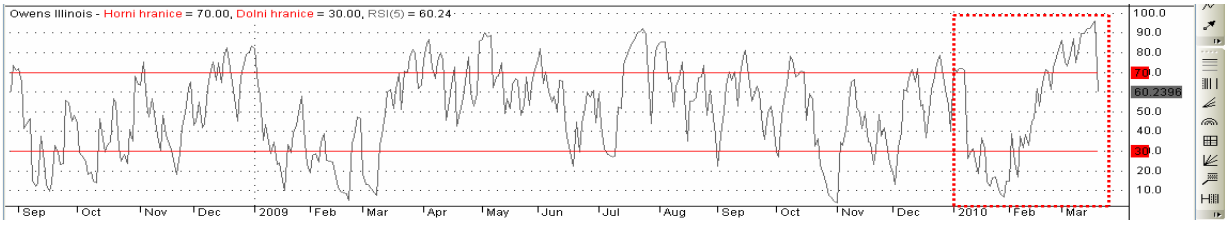
Obrázek 3.31 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Owens Illinois ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

Stejně tak jako předešlé indikátory RSI zaznamenal ve svém vývoji jen několik málo dní před začátkem sledované periody razantní nárůst k hodnotě 70 bodů. Tato hranice pro prodej daného instrumentu byla první den sledovaného období překonána a indikátor generoval jednoznačný prodejní signál.

Obrázek 3.32 Indikátor RSI aplikovaný na akcie Owens Illinois ve druhém období



Zdroj: AmiBroker

3.4. Vyhodnocení úspěšnosti ex-post predikcí

V tabulce 3.1 jsou zachyceny dosažené výsledky jednotlivých metod použitých pro predikci budoucího vývoje kurzu akcií vybraných společností. Každá z metod měla za cíl přinést jednoznačné doporučení pro nákup či prodej daného instrumentu. Nákupní signál byl generován v případě, že daný indikátor predikoval v budoucnosti vyšší kurz, než byla cena akcie první den sledovaného období. Zisku bylo možné dosáhnout nákupem dané akcie v první den sledovaného období a jejím budoucím prodejem na konci sledovaného období. Naopak, prodejní signál byl generován v případě, že indikátor předpovídal v budoucnu nižší kurz, než byl v první den sledovaného období. V tomto případě bylo možné zisku dosáhnout krátkým prodejem akcií, tedy uzavřením opačné pozice, prostřednictvím které byly vypůjčené prodané akcie navráceny nákupem levnějších akcií. Na základě signálů zvolených metod byla, porovnáním se skutečným pohybem kurzů akcií ve sledovaných obdobích, vyhodnocena úspěšnost predikce.

V tabulce 3.1 jsou zachycena dvě testovaná období – na začátku roku 2008 a na začátku roku 2010. Indikátory v prvním sledovaném období vycházely z informací obsažených v časových

řadách kurzů akcií od roku 2002 (resp. 2004). V tomto období procházely kurzy akcií relativně klidným obdobím, ve smyslu jednoznačnosti nastoupených (většinou rostoucích) trendů. Na druhou stranu, v následujícím predikčním období začátku roku 2010, byly kurzy značně rozkolísané, což je zachyceno prostřednictvím zvýšených volatilit (viz volatility jednotlivých akcií znázorněné v tabulkách 2.1 – 2.5). Trendy v období 2008 až 2010 byly v některých případech velice obtížně rozpoznatelné, pomineme – li jednoznačný klesající trend v měsících po propuknutí finanční krize. I v rámci klesajících trendů byly interpretace náročné.
V tabulce 3.1 jsou shrnuty výsledky dosažené aplikovanými metodami, jmenovitě prostřednictvím Elliotových vln, Elliotova oscilátoru a indikátoru RSI. Se všemi metodami bylo zacházeno jakožto s predikčními indikátory, jejichž poslední známá hodnota byla hodnota kurzu akcie dosažená první den sledovaného období. O žádnou jinou informaci, než o časovou řadu těchto dat, končící prvního dne sledovaného období, se není možné při predikcích opřít. Elliotovy vlny jsou založeny na subjektivním vyhodnocování grafického znázornění jednotlivých cyklů v rámci časové řady. Při této analýze však bylo důsledně dbáno na dodržování zásad pro správnou identifikaci Elliotových vln. Naproti tomu Elliotův oscilátor, spolu s indikátorem RSI jsou statisticky založené technické indikátory, které zastávají v této analýze objektivní stránku věci.

V prvním i druhém testovaném období (02/01/2008 – 14/04/2008 a 04/01/2010 – 19/03/2010) byly tři zvolené metody technické analýzy aplikovány na pět vybraných akciových titulů. V každém poli horní i dolní poloviny tabulky 3.1 jsou zachyceny signály generované jednotlivými indikátory[29]. Pro každou akcii byl nalezen ex-post správný signál, který byl ve sledovaném období ziskový. Tři generované signály byly s tímto skutečným ziskovým signálem porovnány. Úspěšnost celkové predikce (zachycena na posledním řádku horní i dolní části tabulky 3.1) je následně vyhodnocena na základě přiřazení třetinové váhy každému z indikátorů[30]. Průměrná úspěšnost indikátoru v horní i dolní tabulce znázorňuje, s jakou přesností je možné se spolehnout na vybraný postup. Úspěšnost celkové predikce zachycuje, s jakou pravděpodobností indikátory ve vybraném období vedly ke správným obchodním signálům a nakolik byly ziskové.

[29] Pozn.: Pokud je pole proškrtnuto, znamená to, že daný indikátor nepřinesl žádný signál, na základě kterého by bylo možné se rozhodnout o nákupu či prodeji.
[30] Pozn.: Třetinová váha byla přiřazena i indikátoru, který nepřinesl žádný signál, neboť absence generovaného signálu nevedla k možnosti dosažení zisku.

Tabulka 3.1 Vyhodnocení úspěšnosti jednotlivých využitých indikátorů

		J.P.Morgan	H.J.Heinz	Furmanite	Owens Illinois	Renaissance Re	průměrná úspěšnost indikátorů
02/01/2008 - 14/04/2008	**Elliotovy vlny**	nákup	prodej	prodej	nákup	prodej	**60,00%**
	Elliotův oscilátor	nákup	nákup	prodej	prodej	nákup	**40,00%**
	RSI	nákup	nákup	nákup	nákup	-	**40,00%**
	skutečný signál	**prodej**	**nákup**	**prodej**	**nákup**	**prodej**	
	cena na začátku období	42,17 USD	45,52 USD	10,96 USD	48,48 USD	58,86 USD	
	cena na konci období	41,50 USD	46,81 USD	8,10 USD	56,40 USD	52,66 USD	
	zisk na akcii	0,67 USD	-1,29 USD	2,86 USD	-7,92 USD	6,20 USD	
	úspěšnost celkové predikce	0,00%	66,67%	66,67%	66,67%	33,33%	**46,67%**
04/01/2010 - 19/03/2010							
	Elliotovy vlny	nákup	prodej	nákup	prodej	nákup	**80,00%**
	Elliotův oscilátor	prodej	prodej	prodej	prodej	nákup	**40,00%**
	RSI	nákup	nákup	prodej	prodej	nákup	**80,00%**
	skutečný signál	**nákup**	**nákup**	**nákup**	**prodej**	**nákup**	
	cena na začátku období	42,85 USD	42,84 USD	3,90 USD	34,44 USD	52,91 USD	
	cena na konci období	43,07 USD	47,36 USD	4,74 USD	33,66 USD	55,69 USD	
	zisk na akcii v USD	-0,22 USD	-4,52 USD	-0,84 USD	0,78 USD	-2,78 USD	
	úspěšnost celkové predikce	66,67%	33,33%	33,33%	100,00%	100,00%	**66,67%**

Zdroj: Microsoft Excel

Úspěšnost použitých metod v prvním období byla v rozsahu 0% až 66,67%. Nejúspěšnějším indikátorem byla metoda hledání Elliotových vln v grafickém znázornění časové řady kurzů akcií. Ačkoli se jedná o subjektivní metodu, je založena na principech, které je nutné dodržovat a které míru subjektivity jistým způsobem snižují. Technické indikátory založené na statistických postupech, Elliotův oscilátor a RSI se neosvědčily. Obchodní pokyny založené na jimi generovaných signálech přinášely zisk pouze ve 40% případů. Úspěšnost celkové predikce při využití všech tří indikátorů v prvním analyzovaném období byla pouze 46,67%.

Ve druhém období byla úspěšnost použitých metod vyšší. Pohybovala se v rozmezí mezi 33% a 100%. Nejúspěšnějšími indikátory (z hlediska ziskovosti předpovědí) byly opět Elliotovy vlny tentokrát spolu s oscilátorem RSI. Oba dva indikátory generovaly správný signál v 80% případů. Elliotův oscilátor byl úspěšný opět pouze ve 40% případů. Celková úspěšnost zahrnující výsledky predikovaných signálů při použití všech tří indikátorů byla, díky větší úspěšnosti Elliotových vln a RSI, větší. Použití všech tří metod zároveň přinášelo zisk ve dvou třetinách případů, tedy v 60,67% zkoumaných situacích.

S podivem zůstává skutečnost, že metoda Elliotových vln je úspěšnější ve druhém, více rozkolísaném období. Dle mého názoru, je jedním z možných vysvětlení skutečnost, že není možné přesně stanovit délku (zde ve smyslu horizontální osy, tedy plynoucího času) jednotlivých vln. V předchozích podkapitolách jsem v některých obzvláště obtížných situacích upozorňovala na neznámou délku vlny ve srovnání s horizontem predikce[31]. Pokud do analyzovaného období vstupují samy korekční vlny, jedná se o relativně „snadnou“ predikci,

[31] Pozn.: Pokud vstupuje první vlna do sledovaného úseku, vždy je predikce založena ještě na předchozím vývoji vln, které jsou této vlně „nadřazeny“. Jedná se o systém fraktálů, kdy každá vlna je součástí nadvlny a současně podvlnou nadřazené vlny.

ve které je možné trend specifikovat jako opačný vůči trendu předchozích pěti vln. Otázkou však zůstává, zda korekční vlny v součtu „přesáhnou“ časové období pro predikci. Pokud ano, lze konstatovat, že signál bude určen právě těmito korekčními vlnami, přesněji řečeno, jejich směrem. Pokud však tyto vlny nepřesáhnou časové období, které sledujeme, dojde ke vzniku další vlny, jejíž trend je bez dalších informací o dosavadním vývoji předchozích vln velice obtížné určit.

Na druhou stranu, v prvním období statisticky založené indikátory, Elliotův oscilátor a RSI, dosahovaly shodné 40% úspěšnosti predikcí. Z tohoto důvodu se domnívám, že je možné dosaženou 40% úspěšnost považovat za stabilní, podle mého názoru, však nedostatečnou. V druhém období byl indikátor RSI úspěšný při predikcích v 80% případů. Tento výsledek ukazuje, že indikátory technické analýzy přinášejí kvalitní signály, avšak v některých případech nepřináší jejich „plochý“ vývoj (bez využití dodatečných podpůrných signálů jiných indikátorů či samotného vývoje časové řady sledovaného kurzu akcie[32]) signál žádný, což bylo patrné v prvním období u společnosti Furmanite.

[32] Pozn.: V rámci této práce jsem nevyužívala žádné dodatečné zdroje informací, pouze převládající interpretaci zvolených technických indikátorů.

Závěr

V rámci diplomové práce jsem se věnovala aplikaci moderních a netradičních metod technické analýzy pro predikce na akciových trzích. Dvě vybrané metody analýzy zastupovaly jak objektivní, tak i subjektivní přístup. Využívání neuronových sítí pro predikce budoucích akciových kurzů (přesněji řečeno trendu vývoje těchto kurzů) je objektivní, statisticko-matematickou metodou. Výsledky dosažené aplikací neuronových sítí není možné interpretovat různými způsoby, neboť generované obchodní signály jsou zcela jednoznačné. Naproti tomu aplikace teorie Elliotových vln je založena na schopnostech analytika a na jeho subjektivním vyhodnocení nastalého grafického vývoje kurzu akcií.
Všechny provedené analýzy vycházely ze shodných vstupů (taktéž byly tyto analýzy založeny na základním předpokladu neefektivity amerického akciového trhu[33]). Predikce budoucího vývoje kurzu akcií byly vytvářeny pouze ze znalosti původní historické časové řady bez zahrnutí nových relevantních informací (např. makroekonomické povahy). Z důvodu shodných zdrojů informací se pokusím porovnat tyto dva přístupy z hlediska úspěšnosti jimi generovaných obchodních signálů.

Po důkladné analýze predikcí prostřednictvím neuronových sítí ve dvou obdobích, lišících se událostmi na trhu, se domnívám, že je možné neuronové sítě jakožto predikční nástroj moderní technické analýzy akcií doporučit v období bez výrazných hospodářských krizí. V deseti provedených analýzách (které zasahovaly do období před krizí od roku 2002 do roku 2007 včetně a do období krize od roku 2008 do března roku 2010) prokázaly neuronové sítě schopnost kvalitní, ziskové predikce v sedmi případech. V období „klidu“ tomu bylo v pěti případech z pěti, dosahovaly tedy 100% úspěšnosti. Mezi nejúspěšnější obecné modely neuronových sítí (s pravděpodobností správného ziskového signálu v 91,7% případů v kterémkoli zkoumaném období) patří modely klasické dopředné neuronové sítě MLP s deseti vstupními neurony a 4 – 13 neurony ve skryté vrstvě (MLP 10-(4 - 13)-1). Na druhou stranu nutno poznamenat, že pokud jsou vstupní data zkreslena ve druhém zkoumaném období finanční krizí, ve které se projevily např. i faktory davové psychózy, neuronové sítě přináší predikce, které jsou založeny na těchto „nestandardních“ datech. Pokud budou tyto sítě používány pro predikce na datech, ve kterých finanční krize začíná odeznívat (kurzy akcií rostou), nebudou neuronové sítě přinášet kvalitní výsledky, poněvadž budou i v nových, rostoucích datech hledat okamžiky signalizující průběh krize.

[33] Pozn.: Viz studie Haugen, R.A.: The New Finance - The Case Against Efficient Markets. 1999.

V období 2002 až 2007 dosahovaly predikce pomocí neuronových sítí úspěšnosti (v generování správného obchodního signálu) 100%. Ve všech analyzovaných případech bylo možné se spolehnout na výsledky vytvořeného obchodního systému. Signály byly generovány na základě vybraných přibližně 10% nejkvalitnějších natrénovaných neuronových sítí, na základě nejnižších predikčních chyb v procesu učení sítě. Správnost generovaných obchodních signálů těmito vybranými sítěmi byla ověřena na základě ex-post vyhodnocení správných signálů na původní časové řadě.
V období 2008 až 2010 nebyly neuronové sítě tolik úspěšné. Správný obchodní signál přinesly na základě svých predikcí pouze ve 40% případů. Tento ne příliš uspokojivý výsledek je, dle mého názoru, zapříčiněn krátkým horizontem, který uběhl od okamžiku „znovuoživení" amerického akciového trhu. Všechny analyzované akcie prodělaly v tomto období strmý pád, který byl následně, přibližně od poloviny roku 2009, vystřídán růstem (vyjma společnosti Furmanite). Období poklesu bylo přibližně 18 měsíční, zatímco růst 9 měsíční s mnohými korekcemi. Domnívám se, že neuronová síť nebyla schopna správně reagovat na období dlouhého poklesu následovaného postupným „zotavováním", střídaným nepříliš silnými korekcemi směrem dolů. Jsem přesvědčena, jakmile uplyne určitý čas, během kterého dojde k nastolení znatelného trendu, budou neuronové sítě predikovat tak kvalitně, jak to prokázaly v období 2002 až 2007.

Systém predikcí trendů akciových kurzů založený na aplikaci Elliotových vln zastává druhý, subjektivní přístup. Na základě grafických predikcí trendů jednotlivých Elliotových vln byly generovány obchodní signály shodným způsobem jako u neuronových sítí. Jejich úspěšnost byla ex-post porovnávána se správným (ve smyslu ziskovým) obchodním signálem, který byl generován na původní časové řadě kurzů akcií. Hledání posloupností Elliotových vln je založeno na dodržování specifikovaných zásad (viz kapitola 3.1.1), které míru subjektivity tohoto přístupu snižují. I přes existenci těchto pravidel je však vždy velice obtížné určit přesnou pozici v rámci systému Elliotových vln. K teorii Elliotových vln jsem se snažila přistoupit nejenom individuálním grafickým přístupem, ale taktéž využitím statisticko-matematických indikátorů. Jedním z nich byl Elliotův oscilátor, který pomocí rozdílů dvou exponenciálních klouzavých průměrů určuje pravděpodobnou pozici čtvrté vlny systému Elliotových vln. Pomocí tohoto indikátoru je tedy možné určit obchodní signály k nákupu či prodeji daného instrumentu. V případě posloupnosti rostoucí Elliotovy vlny bylo empiricky ověřeno, že čtvrtá vlna klesá pod úroveň třetí vlny a je následována pátou vlnou, která má rostoucí charakter. Z tohoto popisu je tedy patrné, že je vhodné v tomto období nakoupit akcie,

neboť v budoucnosti bude jejich kurz růst. V případě systému klesajících Elliotových vln by byl obchodní signál opačný.
Dalším indikátorem, který jsem v kapitole týkající se využíváním teorie vln pro predikce na akciových trzích využila, byl RSI. Tento oscilátor zohledňuje míru poklesů a vzestupů v časové řadě kurzu dané akcie a využívá cykličnosti v chování kurzů. RSI je založeno na skutečnosti, že po poklesu kurzů akcií následuje jejich vzestup. Zlomy, které mají přinést vhodný okamžik pro vstup či opuštění trhu, je možné identifikovat v grafickém vyjádření při protnutí linií 30 a 70 bodů či při protnutí linie 50 bodů.

V prvním sledovaném období byla průměrná úspěšnost predikcí na základě využívání grafické interpretace Elliotových vln pouze 60%. Elliotův oscilátor (spolu s indikátorem RSI) přinášel ziskový signál pouze ve 40% případů.
Ve druhém období, od začátku roku 2008 do března roku 2010, bylo využívání grafické metody Elliotových vln úspěšné v 80% případů. Elliotův oscilátor byl úspěšný pouze ve 40% případů, avšak predikční schopnost indikátoru RSI se zvýšila na 80%.
Jedním z možných vysvětlení nízké úspěšnosti predikcí prostřednictvím aplikace Elliotových vln je samotná definice těchto vln pomocí fraktálů. Nalezneme-li jednu vlnu podle přesných pravidel, tato vlna je současně něčí „podvlnou“ a zároveň i něčí „nadvlnou“. Dle mého názoru je velice obtížné predikovat vývoj v určitém časovém horizontu, neboť v tomto období dojde nejenom ke vzniku další vlny zkoumaného systému, ale zároveň dojde ke změně v systému „podvln“ a „nadvln“. Orientace v trendech hierarchicky uspořádaných vln je obtížná, avšak nikoli nemožná. Tato analýza je však vždy závislá na zkušenostech analytika a z tohoto důvodu je možné, že nižší úspěšnost těchto predikcí mohla být způsobena mojí nezkušeností.

Zhodnotím – li úspěšnost vybraných metod, nejvíce využitelnou pro skutečné obchodování se jeví využívání predikcí trendů kurzů pomocí umělých neuronových sítí. Pokud bude na akciovém trhu nastoupený znatelný trend, predikce založené na umělé inteligenci (neuronových sítích) by mohly, na základě provedených analýz v této práci, přinášet ziskový signál ve 100% případů. Naopak, v případě neznatelného trendu (vysoké volatility akciových kurzů) by mohly dosahovat pouze průměrné 40% úspěšnosti predikcí. Tato „úspěšnost“ je však nižší, než pravděpodobnost správného rozhodnutí o nákupu či prodeji akcií na základě hodu mincí[34]. Využití Elliotových vln je v průměru úspěšné v 70% aplikací. Statisticko – matematický indikátor RSI byl úspěšný v 60% případů, kdežto Elliotův oscilátor pouze ve

[34] Pozn.: Pomineme-li pravděpodobnost dopadu mince na její hranu.

40%. Na základě těchto průměrných statistik usuzuji, že využívání samotného Elliotova oscilátoru či indikátoru RSI pro rozhodování o provedení či neprovedení obchodu je nedostatečné.

Domnívám se, že přínosem, který si z této práce odnesu, je poznání dalších metod technické analýzy, které mohou usnadnit rozhodování o obchodování s akciemi. Rozhodně se však nedomnívám, i přes atraktivní výsledky predikcí neuronových sítí dosažených v období se znatelným trendem, že se jedná o „perpetum mobile“. Naopak, domnívám se, že by se mnou zkoumané přístupy (neuronové sítě spolu s Elliotovými vlnami) mohly aplikovat společně a rozhodnutí o nákupu či prodeji daného instrumentu by mělo být prováděno na základě znalosti co největšího spektra signálů generovaných na základě klasické technické analýzy (zastoupené technickými indikátory a Elliotovými vlnami) i moderní technické analýzy (zastoupené umělými neuronovými sítěmi).

Možným vylepšením predikcí budoucích trendů kurzů (či predikcí samotných hodnot kurzů akcií) by byla kombinace obou analyzovaných přístupů. Neuronové sítě je možné používat nejenom pro predikce, ale také pro klasifikace. Pomocí klasifikací je možné např. rozpoznávat obličeje v davu lidí a na základě toho vyhodnocovat potenciální nebezpečí teroristických útoků v uzavřených prostorech, např. na letištích. Podobným způsobem by bylo možné umělou neuronovou síť naučit na grafický průběh velkého množství časových řad, ve kterém by se neuronová síť učila rozpoznávat (ve smyslu klasifikovat) jednotlivé vlny v systému Elliotových vln. Takto naučená síť by pak byla schopna na (pro ni neznámé) časové řadě identifikovat jednotlivé vlny a na základě jejich historického průběhu predikovat jejich pravděpodobný průběh do budoucna. Takto „očíslovaná“ a predikcemi prodloužená časová řada by byla vstupem pro algoritmus, který by generoval ziskové obchodní signály.

Neuronová síť nemůže, dle mého názoru, být „všelékem“. Stejně tak jako ani jiný algoritmus technické analýzy nemůže být schopna odhalit špatné řízení firmy, pokles stavebního boomu (jakožto předstihový indikátor využívaný v makroekonomických predikcích) či chyby ratingových agentur. K některým z těchto vyjmenovaných aspektů slouží fundamentální analýza, která by měla technickou analýzu předcházet a vybrat pouze firmy, jejichž akcie jsou vhodné pro obchodování. Ve stejném smyslu by i fundamentální analýza měla být doplněna o oblast, kterou neanalyzuje, a tou jsou psychologické nálady na akciových trzích. Jedná se tedy o celý komplex analýz, které by analytik snažící se provádět kvalitní analýzy měl brát v úvahu.

Použitá literatura a prameny

Použitá literatura

1. Arlt, J.: Finanční časové řady. Grada Publishing, 2003. ISBN 80-247-0330-0
2. Arlt, J.: Moderní metody modelování ekonomických časových řad. Grada Publishing, 1999. ISBN 80-7169-539-4
3. Azoff, E.M.: Neural Network Time Series Forecasting Of Financial Markets. John Wiley & Sons, England, 1994. ISBN 0-471-94356-8.
4. Berka, P.: Inteligentní systémy. VŠE Oeconomica Praha, 2008. ISBN 978-80-245-1436-9.
5. Campbell, J.Y.: The Econometrics of Financial Markets. Princeton University Press, New Jersey, 1997. ISBN 0-691-04301-9
6. Drzymalla, L.: Používání neuronových sítí při obchodování na finančních trzích. Bakalářská práce BIVŠ, 2009.
7. Fanta, J.: Počítačové technologie na kapitálových trzích. Computer Press Praha, 1998. ISBN 80-7226-073-1
8. Fanta, J.: Psychologie, algoritmy a umělá inteligence na kapitálových trzích. Grada Publishing, 2001. ISBN 80-247-0024-7
9. Fanta, J.: Technologie umělé inteligence na kapitálových trzích. Karolinum, 1999. ISBN 80-7184-866-2
10. Hastie, T., Tibshirami, R., Friedman, J.: The Elements of Statistical Learning. Springer – Verlag, New York, 2001. ISBN 0-387-95284-5
11. Haugen, R.A.: The New Finance - The Case Against Efficient Markets, 1999.
12. Hill, T., Lewicki, P.: Statistics – Methods and Aplications. StatSoft, Inc., Tulsa, USA, 2006. ISBN 1-884233-59-7
13. Holland, J.H.: Emergence from chaos to order. Oxford University Press, GB, 2000. ISBN 0-19-286211-1
14. Křivan, M.: Úvod do umělých neuronových sítí. VŠE Oeconomica Praha, 2008. ISBN 978-80-245-1321-8
15. Mařík, V., Štěpánková, O., Katanský, J. a kol.: Umělá inteligence (1). Academia AV ČR, 1993. ISBN 80-200-0496-3
16. Mařík, V., Štěpánková, O., Katanský, J. a kol.: Umělá inteligence (2). Academia AV ČR, 1997. ISBN 80-200-0504-8
17. Mařík, V., Štěpánková, O., Katanský, J. a kol.: Umělá inteligence (4). Academia AV ČR, 2003. ISBN 80-200-1044-0

18. Montgomery, D.C., Jennings, Ch.J., Kulahci, M.: Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. John Wiley & Sons, Inc., New Jersey, 2008. ISBN 987-0-471-65397-4
19. Pring, J.M.: Technical Analysis Explained. McGraw-Hill, New York, 2002. ISBN 0-07-138193-7
20. Tsay, R.S.: Analysis of Financial Time Series. John Wiley & Sons, Inc. New Jersey, 2005. ISBN 0-471-69074-0s
21. Veselá, J.: Investování na kapitálových trzích. ASPI, Praha, 2007. ISBN 978-80-7357-297-6

Internetové zdroje

www.amibroker.com/guide
www.britannica.com/EBchecked/topic/410549/neural-network
www.britannica.com/EBchecked/topic//37146/artificial-intelligence/219104/creating-an-artificial-neural-network
www.obchodni-systemy.cz/umele-neuronove-site/
www.obitko.com
scienceworld.cz/technologie/co-jsou-to-umele-neuronove-site-4077
www.penize.cz/14327-puste-na-ne-neurony
www.investopedia.com/ask/answers/05/FibonacciRetracement.asp
www.investopedia.com/articles/technical/111401.asp

Použité programy

Statistica (Neural Network)
AmiBroker 5.0
InkScape
Microsoft Office

Příloha

Příloha 1

Na přiloženém CD se nacházejí soubory časových řad analyzovaných denních závěrečných kurzů vybraných akcií, výpočty v programu Excel a pracovní sešity s výpočty v programu Statistica.

Seznam obrázků, tabulek, algoritmů, vzorců a příloh

Seznam obrázků

Obrázek 1.1 Aplikace Fibonacciho posloupnosti v technické analýze akcií....12
Obrázek 1.2 Znázornění Elliotových vln....13
Obrázek 1.3 Schéma umělé neuronové sítě....16
Obrázek 1.4 Jednotlivé vrstvy umělé neuronové sítě....16
Obrázek 1.5 Proces přenosu signálu v umělé neuronové síti....17
Obrázek 1.6 Znázornění procesu předpovídání časových řad pomocí umělé neuronové sítě....19
Obrázek 1.7 Znázornění rozdělení původní množiny dat na trénovací a testovací množinu....20
Obrázek 1.8 Znázornění vztahů vstupu a výstupu neuronové sítě při učení....21
Obrázek 1.9 Znázornění vyhodnocení úspěšnosti predikce neuronové sítě....24
Obrázek 2.1 Vytváření neuronové sítě....28
Obrázek 2.2 Proces volby počtu neuronů ve skryté vrstvě....30
Obrázek 2.3 Výběr nejkvalitnějších sítí pro následné predikce....31
Obrázek 2.4 Odchylka predikce od skutečného vývoje kurzu akcií J.P.Morgan....32
Obrázek 2.5 Jednotlivé fáze učení a predikce neuronové sítě....33
Obrázek 2.6 Vývoj kurzu akcie H.J.Heinz v období 05/2002 – 03/2010....35
Obrázek 2.7 Znázornění predikcí neuronových sítí v prvním období....36
Obrázek 2.8 Vývoj kurzu akcie J.P.Morgan v období 05/2002 – 03/2010....37
Obrázek 2.9 Znázornění predikcí neuronových sítí v prvním sledovaném období....38
Obrázek 2.10 Vývoj kurzu akcie Furmanite v období 09/2005 – 03/2010....39
Obrázek 2.11 Znázornění predikcí neuronových sítí v prvním období....40
Obrázek 2.12 Vývoj kurzu akcie Owens Illinois v období 07/2004 – 03/2010....41
Obrázek 2.13 Znázornění predikcí neuronových sítí v prvním období....41
Obrázek 2.14 Vývoj kurzu akcie Renaissance Re v období 11/2004 – 03/2010....42
Obrázek 2.15 Znázornění predikcí jednotlivých neuronových sítí v prvním období....43
Obrázek 3.1 Aplikace pravidel Elliotových vln na kurz akcií Furmanite....48
Obrázek 3.2 Schéma využití výpočtu Elliotova oscilátoru pro predikce vývoje kurzu akcií....49
Obrázek 3.3 Elliotovy vlny aplikované na akcie J.P.Morgan v prvním období....51
Obrázek 3.4 Vývoj Elliotova oscilátoru aplikovaného na akcie J.P.Morgan v prvním období....52
Obrázek 3.5 Indikátor RSI aplikovaný na akcie J.P.Morgan v prvním období....52
Obrázek 3.6 Elliotovy vlny aplikované na akcie J.P.Morgan ve druhém období....52
Obrázek 3.7 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie J.P.Morgan ve druhém období....53
Obrázek 3.8 Indikátor RSI aplikovaný na akcie J.P.Morgan ve druhém období....53

Obrázek 3.9 Elliotovy vlny aplikované na akcie H.J.Heinz v prvním období 54
Obrázek 3.10 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie H.J.Heinz v prvním období 54
Obrázek 3.11 Indikátor RSI aplikovaný na akcie H.J.Heinz v prvním období 54
Obrázek 3.12 Elliotovy vlny aplikované na akcie H.J.Heinz ve druhém období.....55
Obrázek 3.13 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie H.J.Heinz ve druhém období.....55
Obrázek 3.14 Indikátor RSI aplikovaný na akcie H.J.Heinz ve druhém období.....55
Obrázek 3.15 Elliotovy vlny aplikované na akcie Renaissance Re v prvním období.....56
Obrázek 3.16 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Renaissance Re v prvním období.....56
Obrázek 3.17 Indikátor RSI aplikovaný na akcie Renaissance Re v prvním období.....56
Obrázek 3.18 Elliotovy vlny aplikované na akcie Renaissance Re ve druhém období.....57
Obrázek 3.19 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Renaissance Re ve druhém období.....57
Obrázek 3.20 Indikátor RSI aplikovaný na akcie Renaissance Re ve druhém období 57
Obrázek 3.21 Elliotovy vlny aplikované na kurz akcií Furmanite v prvním období 58
Obrázek 3.22 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Furmanite v prvním období.....58
Obrázek 3.23 Indikátor RSI aplikovaný na kurz akcií Furmanite v prvním období 59
Obrázek 3.24 Elliotovy vlny aplikované na kurz akcií Furmanite ve druhém období.....59
Obrázek 3.25 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Furmanite ve druhém období 59
Obrázek 3.26 Indikátor RSI aplikovaný na kurz akcií Furmanite ve druhém období.....60
Obrázek 3.27 Elliotovy vlny aplikované na kurz akcií Owens Illinois v prvním období 60
Obrázek 3.28 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Owens Illinois v prvním období.....61
Obrázek 3.29 Indikátor RSI aplikovaný na kurz akcií Owens Illinois v prvním období 61
Obrázek 3.30 Elliotovy vlny aplikované na kurz akcií Owens Illinois ve druhém období.....61
Obrázek 3.31 Elliotův oscilátor aplikovaný na akcie Owens Illinois ve druhém období 62
Obrázek 3.32 Indikátor RSI aplikovaný na akcie Owens Illinois ve druhém období 62

Seznam tabulek

Tabulka 2.1 Výsledky predikcí neuronových sítí na kurzech akcií H.J.Heinz Company 37
Tabulka 2.2 Výsledky predikcí neuronových sítí na kurzech akcií J.P.Morgan 39
Tabulka 2.3 Výsledky predikcí neuronových sítí na kurzech akcií Furmanite 40
Tabulka 2.4 Výsledky predikcí neuronových sítí na kurzech akcií Owens Illinois 42
Tabulka 2.5 Výsledky predikcí neuronových sítí na kurzech akcií Renaissance Re 44
Tabulka 3.1 Vyhodnocení úspěšnosti jednotlivých využitých indikátorů.....64

Seznam algoritmů

[A.1] Proces vytváření předpovědí…….……..…….…….…..19
[A.2] Algoritmus učení neuronové sítě……..…….…….…29
[A.3] Algoritmus procesu predikce pomocí neuronových sítí používaný v této práci ...…....44

Seznam vzorců

[1.1] Náhodná procházka …….……..10
[1.2] Potenciál neuronu……...……..……..17
[1.3] Aktivace přenosové funkce……..…….…….……18
[1.4] Předpis funkce výstupu z j-tého neuronu……..…….22
[1.5] Transformační funkce sigmoid……...…….....…….23
[1.6] Minimalizace chyby predikce neuronové sítě…….…….……..23
[3.1] Elliotův oscilátor……...…….49
[3.2] Indikátor RSI……..……51

Seznam příloh

Příloha 1 ……...…….72