

**Mendelova univerzita v Brně
Provozně ekonomická fakulta**

Možnosti předpovědi finanční krize

Bakalářská práce

Vedoucí práce:

Ing. Bc. Anna Dobešová

Veronika Salvetová

Brno 2015

Na tomto místě bych chtěla poděkovat vedoucí mé bakalářské práce Ing. Bc. Anně Dobešové za odborné vedení, trpělivost, vstřícný přístup, cenné rady a připomínky, které mi pomohly při zpracování této práce.

Čestné prohlášení

Prohlašuji, že jsem tuto práci: **Možnosti předpovědi finanční krize** vypracovala samostatně a veškeré použité prameny a informace jsou uvedeny v seznamu použité literatury. Souhlasím, aby moje práce byla zveřejněna v souladu s § 47b zákona č. 111/1998 Sb., o vysokých školách ve znění pozdějších předpisů, a v souladu s platnou *Směrnicí o zveřejňování vysokoškolských závěrečných prací*.

Jsem si vědoma, že se na moji práci vztahuje zákon č. 121/2000 Sb., autorský zákon, a že Mendelova univerzita v Brně má právo na uzavření licenční smlouvy a užití této práce jako školního díla podle § 60 odst. 1 Autorského zákona.

Dále se zavazuji, že před sepsáním licenční smlouvy o využití díla jinou osobou (subjektem) si vyžádám písemné stanovisko univerzity o tom, že předmětná licenční smlouva není v rozporu s oprávněnými zájmy univerzity, a zavazuji se uhradit případný příspěvek na úhradu nákladů spojených se vznikem díla, a to až do jejich skutečné výše.

V Brně dne 21. května 2015

Abstract

Salvetová, V. *The Ability of Predict Financial Crises*. Bachelor thesis. Brno: Mendel University, 2015.

This bachelor thesis examines methods for prediction of financial crisis. Using the statistical program Statistica 12, selected statistical predictive instruments are evaluated in their ability to predict along one dimensional time series the structural break related to the emergence of the financial crisis that developed in the years 2007–2008. The quality of the predictive models is evaluated using selected statistical criteria. The results show that contemporary predictive mathematical methods are not very good tools for prediction of crises. This is the basis for further discussion. On the basis of this information, this text offers suggestion for improving predictive instruments and better prevention of crises.

Keywords

Financial crisis, neural networks, one dimensional time series, pseudoprediction, Statistica 12, quality of prediction, indicator of credit risk, house price index, stock market index.

Abstrakt

Salvetová, V. *Možnosti předpovědi finanční krize*. Bakalářská práce. Brno: Mendelova univerzita v Brně, 2015.

Text se zabývá možnostmi předpovědi finanční krize. Na základě empirické analýzy jednorozměrných časových řad je posuzována schopnost vybraného predikčního nástroje anticipovat strukturální zlom související se vznikem světové finanční krize mezi lety 2007–2008 v programu Statistica 12. Kvalita predikcí modelu je hodnocena na základě vybraných statistických kritérií. Výsledky dokládají, že současné predikční výpočetní metody nejsou příliš dobrým nástrojem pro předpovídání krizí a tvoří základ pro diskusi. Na základě těchto poznatků jsou navrhovány další možnosti pro zpřesnění predikčních nástrojů a pro lepší předcházení krizím.

Klíčová slova

Finanční krize, neuronové sítě, jednorozměrné časové řady, pseudopredikce, Statistica 12, kvalita predikcí, ukazatel úvěrového rizika, index cen nemovitostí, akciový index.

Obsah

1	Úvod	13
2	Cíl práce	14
3	Literární přehled	15
3.1	Finanční krize	15
3.2	Druhy finanční krize	15
3.2.1	Měnová krize	16
3.2.2	Bankovní krize	16
3.2.3	Dluhová krize	17
3.2.4	Systemická finanční krize	17
3.3	Významné krize v minulosti	18
3.3.1	Tulipánová horečka.....	18
3.3.2	Velká deprese	19
3.3.3	Japonská krize v 90. letech.....	20
3.3.4	Internetová horečka.....	21
3.4	Teoretické přístupy ke krizi	21
3.4.1	Neorakouská škola a Friedrich von Hayek.....	22
3.4.2	Postkeynesiánství a Hyman Minsky.....	22
3.4.3	Monetarismus a Milton Fridman	23
3.5	Světová finanční krize mezi lety 2007–2008.....	24
3.6	Příčiny a projevy světové finanční krize	26
3.6.1	Krize na trhu komodit a její vliv na úvěrové riziko	26
3.6.2	Legislativní dokumenty a omezení regulace	27
3.6.3	Internetová bublina a úloha Federálního rezervního systému	28
3.6.4	Sekuritizace soukromého dluhu	29
3.6.5	Praktiky hypotečních makléřů.....	30
3.6.6	Neadekvátní hodnocení úvěrových ratingových agentur.....	30
3.6.7	Morální hazard.....	30
3.6.8	Nekontrolovatelná úvěrová expanze a vznik hypoteční bubliny.....	31

3.6.9	Nesnáze s předpovídáním krizí	32
3.7	Dílčí shrnutí	33
4	Metodika	35
4.1	Zdrojová data	35
4.1.1	Burzovní index Standard and Poor's 500	35
4.1.2	Ukazatel úvěrového rizika TED Spread	36
4.1.3	Index cen nemovitostí Case-Shiller	36
4.2	Použité metody v kapitole Vlastní práce	36
4.2.1	Neuronové sítě	37
4.2.2	Neuron	37
4.2.3	Učení neuronové sítě a predikce časových řad	39
4.2.4	Vyhodnocení kvality prognóz	41
4.3	Postupy zvolené ve Vlastní práci	42
5	Vlastní práce	44
5.1	Časová řada burzovního indexu Standard & Poor's 500	44
5.1.1	Nalezení strukturálního zlomu	45
5.1.2	Modelování dat pomocí neuronových sítí	45
5.2	Časová řada ukazatele úvěrového rizika TED Spread	48
5.2.1	Nalezení strukturálního zlomu	48
5.2.2	Modelování dat pomocí neuronových sítí	48
5.3	Časová řada indexu cen nemovitostí Case-Shiller	51
5.3.1	Nalezení strukturálního zlomu	52
5.3.2	Modelování dat pomocí neuronových sítí	52
5.4	Kvalita predikčních schopností neuronových sítí předpovídat strukturální zlom	54
5.4.1	Kvalita predikce strukturálního zlomu hodnot burzovního indexu Standard & Poor's 500 od listopadu 2007	55
5.4.2	Kvalita predikce strukturálního zlomu hodnot ukazatele úvěrového rizika TED Spread od března 2007	55
5.4.3	Kvalita predikce hodnot strukturálního zlomu indexu cen nemovitostí Case-Shiller od dubna 2007	56
5.5	Dílčí shrnutí	57

6	Diskuze	58
6.1	Interpretace výsledků	58
6.2	Doporučení pro lepší prognostickou činnost	60
6.3	Dílčí shrnutí	62
7	Závěr	63
8	Literatura	64
9	Seznam obrázků	70
10	Seznam tabulek	72
11	Seznam příloh	73
A	Doplnění ke kapitole 5.1	78
B	Doplnění ke kapitole 5.2	85
C	Doplnění ke kapitole 5.3	91
D	Doplnění ke kapitole 5.4	97

Seznam zkratek

ANS	system Automatizované neuronové sítě
CDO	zajištěná dluhová obligace
CDS	swap úvěrového selhání
ČNB	Česká národní banka
ČR	Česká republika
EMD	Empirical Mode Decomposition
ESS	reziduální suma čtverců
FED	Federální rezervní systém
HDP	hrubý domácí produkt
IMC	Intrinsic Mode Component
ME	střední chyba odhadu
MAE	střední absolutní odchylka
MSE	střední čtvercová chyba
NYSE	Newyorská akciová burza
S&P 500	americký burzovní index Standard and Poor's 500
TIE	Theilův koeficient nesouladu
USA	Spojené státy americké
USD	měna amerického dolaru
VNS	system Vlastní neuronové sítě
WTI	texaská ropa

1 Úvod

Práce se věnuje možnostem predikce finanční krize. Finanční krize nejsou v tržní ekonomice ničím novým, již několik stovek let se s jistou pravidelností opakují a zdá se, že se staly její nedílnou součástí. Krize a možnosti prevence proti ní jsou obecně velmi diskutovanými tématy. Je proto vhodné brát na vědomí hlavní příčiny nedávné globální finanční krize a také těch v minulosti.

Názor ekonomů na krize a jejich vznik není jednotný, často je odvozen od teoretických přístupů, se kterými se ztotožňují. Někteří odborníci tvrdí, že jejich kořenem je nestabilita v ekonomice způsobená zásahy státu či provádění nekorrektní monetární politiky. Tomuto pojetí oponují zastánci keynesiánství, kteří shledávají původ krizí v tendenci tržní ekonomiky k vnitřní nestabilitě a státní zásahy jsou dle nich nevyhnutelné, dokonce žádoucí. Rovněž lze rozlišit několik druhů krize – krizi bankovní, měnovou, dluhovou, v praxi je však nejfrekventovanější krize systemická, která v sobě sdružuje projevy všech zmíněných typů.

V současné době je předmětem výzkumu a řady studií analýza schopnosti predikčních nástrojů předpovídat strukturální zlom v časových řadách jednotlivých ukazatelů finančního trhu. Bylo již zkoumáno mnoho predikčních metod a nebylo dosaženo velmi pozitivních výsledků. Při růstu vývoje je většinou předpovídán další nárůst, což může vést k tržní nestabilitě, přílivu vysoce rizikových aktiv až po kolaps trhu. Relativně nově si v této oblasti našly místo alternativní nástroje řadící se do tzv. umělé „inteligence“, které by mohly nabídnout uspokojivější výsledky.

Možnosti a návrhy pro zpřesnění predikování a předcházení krizím vychází v této práci z posouzení schopnosti a limitů neuronových sítí v souvislosti s predikcí strukturálního zlomu v časových řadách a z podrobného rozebrání příčin světové finanční krize 2007–2008, která je považována za jeden z největších otřesů ekonomiky od Velké deprese. V pozadí této finanční krize stojí skutečnost, že ekonomové ji nepredikovali, ale nanejvýše předpokládali zpomalení ekonomického růstu. Růst cen v řadě odvětví ekonomiky USA způsobený spekulacemi byl však vystřídán výrazným pádem vlivem prasknutí cenové bubliny na americkém realitním trhu a došlo k vypuknutí finanční krize. Vzhledem k propojenosti všech odvětví ekonomiky se tato americká finanční krize stala globální s velkými nepříznivými dopady i na širší ekonomiku a přinesla řadu peněžních ztrát. Proto je velmi důležité nalézt ukazatele indikující nebezpečí příchodu krizí a způsoby jejich účinnější anticipace, které by pomohly podobným událostem předcházet.

2 Cíl práce

Hlavním cílem této bakalářské práce je posoudit limity současných predikčních nástrojů při předpovídání strukturálního zlomu a navrhnout možnosti pro přesnější předpovídání finančních krizí. Tyto možnosti jsou určeny na základě definování důvodů vzniku světové finanční krize v roce 2007–2008 a na základě empirického zjištění limitů výpočetních metod užívaných pro předpovídání na finančních trzích.

Hlavního cíle je dosaženo na základě splnění několika dílčích cílů. Nejprve je nastudován teoretický přehled vztahující se k dané problematice. Pozornost je zaměřena na definování termínu finanční krize a dalších souvisejících pojmů, popsání možných typů krize a jejich dopadů. Stěžejní část Literárního přehledu je věnována popisu světové finanční krize z let 2007–2008 se zaměřením na identifikaci jejích příčin vzniku v USA.

Úkolem kapitoly Metodika je vymezení použitých dat a také představení metod využitých k jejich analýze. Ve Vlastní práci je nejprve v empirické analýze jednorozměrných časových řad konkrétních ukazatelů amerického finančního trhu nalezen strukturální zlom z let 2007–2008 a poté je v programu Statistica 12 posuzována schopnost neuronových sítí tento zlom predikovat. Vyzkoušeno je několik možností nastavení sítí a rovněž je modifikována délka časové řady podrobené modelaci.

V diskuzním závěru probíhá zhodnocení spolehlivosti výpočetních nástrojů pro předpovídání příchodu krize a shrnuty významné poznatky, jichž bylo dosaženo. Zjištěné skutečnosti jsou dány do souvislosti spolu s důvody vzniku finanční krize popsané v Literárním přehledu. Formulována jsou také možná doporučení pro zpřesnění předpovědí a pro předcházení krizím.

3 Literární přehled

V této části práce jsou shrnuty poznatky dotýkající se oblasti světové finanční krize. Objasněny jsou zde základní pojmy související s ústředním tématem práce, popsány jsou možné typy krize a významné krize v minulosti. Součástí kapitoly je také představení vybraných teoretických přístupů k finančním krizím, které se navzájem liší. Podstatnou část Literárního přehledu tvoří popis světové finanční krize v letech 2007–2008 se zaměřením na USA – její projevy a příčiny.

3.1 Finanční krize

Přestože je pojem finanční krize velmi diskutovaným a aktuálním tématem, jeho definice není jednoduchá. Dostupná je řada různých definic s odlišným názorem jejich autorů na vymezení tohoto pojmu.

Podle Dvořáka (2008) finanční krize způsobuje potíže veřejných financí a má vliv na následné prohloubení dlouhodobé fiskální nerovnováhy. Příčiny problémů ekonomiky dle něj nepramení v reálné ekonomice, ale naopak v systému finančním.

Jiný názor má například Musílek (2004), který ztotožňuje finanční krizi s výrazným zhoršením peněžních ukazatelů, což vede k platební neschopnosti řady finančních institucí, výraznému poklesu hodnoty aktiv a úspor umístěných ve finančním systému. Krize přispívá k nárůstu kolísavosti výnosů jednotlivých finančních instrumentů.

Teorii asymetrických informací jako možné vysvětlení tohoto pojmu využívá Mishkin (1996), který definuje finanční krizi jako narušení finančních trhů, na kterých graduji problémy spojené s morálním hazardem a nepříznivým výběrem, kdy nejsou peněžní prostředky směřovány k těm, kteří mají nejlepší investiční možnosti.

V neposlední řadě svou definici nabízí také Mezinárodní měnový fond, který finanční krizi považuje za potenciální kolaps finančních trhů, který může mít za následek nepříznivé dopady jak na hospodářský, tak na měnový vývoj (Czesaný, 2006).

3.2 Druhy finanční krize

Z pestrosti výše uvedených definic finanční krize je patrná obsáhlost tohoto pojmu, liší se také oblasti vzniku problémů finančního systému. Dvořák (2008) rozlišuje několik možných typů krize. Je důležité si jednotlivé druhy krize blíže specifikovat, přestože v praxi se málokterý z nich vyskytuje v čisté podobě. Jedná se o:

- měnovou krizi,
- bankovní krizi,
- dluhovou krizi,

- systemickou finanční krizi.

3.2.1 Měnová krize

Pojem měnová krize je v odborné literatuře nejčastěji definován jako spekulativní útok na měnu, přesněji jako upřednostňování zahraničních měn před měnou domácí vlivem obavy, že kurz domácí měny bude devalvován a poklesne hodnota finančních aktiv v domácí měně. To vede k odlivu devizových rezerv a kurz postižené měny zaznamenává silné výkyvy a devalvaci. Jinak řečeno, o měnové krizi je pojednáváno při neočekávaném a rychlém znehodnocení domácí měny (Czesaný, 2006).

Dle Helíska (2004) je nejčastěji frekventována při využívání fixního měnového kurzu. Pokud se podaří silné znehodnocení měny potlačit, následkem krize bude „jen“ odliv rezerv a prudké zvýšení úrokových sazeb. Ke znehodnocení kurzu měny může dojít v menší míře také v případě režimu volného kurzu. V tomto případě dochází k přeměně domácí měny na měnu zahraniční vlivem měnových rezerv příslušné centrální banky. Z toho plyne, že nedochází k vyčerpávání měnových rezerv jako v případě režimu fixního kurzu a je méně pravděpodobné, že při využívání tohoto režimu k měnové krizi dojde.

Důsledky měnových krizí se neomezují pouze na devizové trhy, ale mají decimující dopady na ekonomiku postižené země. Mohou vést k podnikovým bankrotům nebo přispívat ke zvyšování nezaměstnanosti či k hlubokým recesím (Helísek, 2004).

Jako příklad může být zmíněna krize evropského měnového systému v letech 1992–1993 (Dvořák, 2008).

3.2.2 Bankovní krize

Bankovní krize nastává při problémech spojených s insolvencí či nedostatkem likvidity komerčních bank. Tomuto typu krize nejčastěji předchází náhlá ztráta důvěry vkladatelů v banky, která vyústí v run¹ na bankovní instituce. Další příčinou může být prudký pokles hodnoty nemovitostí, akcií či jiných typů bankovních aktiv. Kořeny bankovní krize mohou pramenit z krize dluhové, která se projeví v neschopnosti dlužníků splácet své úvěry nebo také z krize měnové, kdy se domácí banky samy potýkají se zahraničním zadlužením (Dvořák, 2008).

Hlavní příčinou vzniku bankovní krize je podle Czesaného (2006) nadměrný objem nesplacených bankovních úvěrů a vrchol bankovní krize je spjat s ukončením licence významných bank nebo se započatím konsolidačního programu spolu s vyjmutím špatných úvěrů z bankovních bilancí. Současným selháním velkého počtu bank se snižuje množství finančního zprostředkování v ekonomice prováděného bankami, čímž dochází k poklesu investic a celkové ekonomické aktivity. K tomu dojde i v případě, kdy banky nezkrachují zcela, ale pouze zaznamenají zásadní pokles svého kapitálu (Mishkin, 1996).

¹ Jedná se o hromadné vybírání peněz ze strany vkladatelů.

S touto problematikou úzce souvisí i Mishkinova (1996) teorie asymetrických informací. Asymetrické informace jsou zdrojem strachu klientů o bezpečnost svých vkladů, které chtějí co nejrychleji vybrat a stáhnout z bankovního systému. Negativním důsledkem tohoto tržního selhání je rovněž nemožnost vkladatelů rozlišit solventní a nesolventní bankovní instituce.

Bankovní krize má zpravidla delší trvání než krize měnová. Za bankovní krizi lze považovat krizi bank na Islandu v roce 2008 či ve Švédsku počátkem 90. let (Czesaný, 2006), (Kohout, 2011).

3.2.3 Dluhová krize

Dalším typem je krize dluhová (někdy nazývaná jako úvěrová) a je považována za jeden z nejzávažnějších projevů finanční krize. Nejčastěji se jedná o externí dluhovou krizi, která vzniká tehdy, když země není schopna splácet svůj dluh v zahraničí. Zahrnuje i případy, kdy jde o neschopnost splatit zahraniční dluh ze strany soukromých firem či bank (Czesaný, 2006), (Dvořák, 2008).

Pozornost je třeba věnovat i podceňované interní dluhové krizi, která se projevuje předlužeností podniků a nárůstem problémových úvěrů, na které jsou banky nuceny vytvořit rezervy. Povaha této krize je velmi nebezpečná pro reálnou ekonomiku, jelikož často vede k zamrznutí úvěrů². Velmi často bývají problémy soukromého sektoru řešeny finančními injekcemi ze státního rozpočtu, což vede k problémům v systému veřejných financí (Dvořák, 2008).

Za vnější dluhovou krizi lze pokládat krizi v Mexiku v letech 1982 a 1995, v Argentině v roce 2001 či aktuálně v Řecku probíhající od roku 2008. Naopak příkladem vnitřní dluhové krize je vývoj v Japonsku v 90. letech (Dvořák, 2008), (Kohout, 2011).

3.2.4 Systemická finanční krize

Jak již bylo zmíněno, předchozí tři typy krize se v čisté podobě vyskytují pouze ojediněle. Je tedy nutné definovat komplexní pojem odpovídající praxi, který je provázán projevy všech tří uvedených tradičních typů finančních krizí.

Dle Mezinárodního měnového fondu (International Monetary Fund, 1998) je systemická finanční krize závažným narušením finančních trhů snižující schopnost těchto trhů fungovat efektivně, představuje rovněž riziko rozsáhlých negativních dopadů na celou ekonomiku.

Tuto krizi lze dle Dvořáka (2008) popsat ex post pomocí obecného schématu systemické finanční krize. Schéma umožňuje popsat makroekonomické, mikroekonomické prostředí i vnější podmínky a na základě empirické analýzy poté specifikovat konkrétní faktor, který krizi způsobil. Součástí schématu jsou čtyři moduly, a to:

- popis výchozí situace před krizí,

² Jedná se o snížení nabídky bankami poskytovaných úvěrů, anglicky označováno jako „credit crunch“.

- formulace kritického stavu,
- spouštěcí moment,
- sestavení scénáře vzniku systemické finanční krize.

Při vzniku systemické finanční krize má rozhodující význam nadměrná úvěrová expanze, s tím spojené nadměrné zadlužení a následná nemožnost dluhy splácet, což může vést k problémům systému veřejných financí dané země. Tento proces je nazýván termínem fiskalizace³ finanční krize (Dvořák, 2008).

Mezi systemické krize lze zařadit finanční asijskou krizi v roce 1997 a krizi v USA mezi lety 2007–2008, která je v rámci práce stěžejní (Dvořák, 2008).

3.3 Významné krize v minulosti

Z historického hlediska je možné vyjmenovat nespočet krizí, kterým musely čelit ekonomiky různých států světa. Pro účely práce je vhodné stručně definovat ty, které se svou povahou podobají krizi ve Spojených státech amerických mezi lety 2007–2008 a souvisí s nárůstem spekulativní bubliny.

Utváření spekulativních bublin obecně souvisí s lidskou psychikou. Investoři se mohou pod vlivem svých emocí a přehnaného optimismu rozhodovat iracionálně. Investorská euforie spojená s vidinou rychlého zbohatnutí přitahuje další investory a zakrývá možná investiční rizika. Čím více existuje iracionálně se chovajících investorů, tím větší je působící davový efekt a z investování se stává loterie (Vicher, 2013).

3.3.1 Tulipánová horečka

Mezi historicky nejstarší případy spekulativní bubliny patří tzv. Tulipánová horečka, která je spojena s vytvořením spekulativní bubliny na trhu s komoditami, konkrétně s tulipány v Holandsku.

Tulipány se staly velmi žádanými v 17. století, kdy díky spekulaci ze strany obchodníků, šlechticů i sedláků byla jejich cena vyhnána neúměrně vysoko. V pěstování a křížení různých druhů tulipánů byl totiž spatřován výhodný obchod s vidinou značného zisku. Tato rostlina ztratila svou původní povahu okrasné květiny a stala se výlučně předmětem vášnivé spekulace (Musílek, 2004).

Hudema (2011) poskytuje zajímavou informaci o tom, že ve skutečnosti bylo s tulipány obchodováno pouze pár měsíců v roce. Využívanější bylo provádění obchodů pomocí finančních derivátů futures z ruky do ruky, což se úřadům zdálo s přihlédnutím k velké ceně cibulek nepřiměřené. Úřady tedy byla nařízena změna futures na nezávazné opce, které však umožňovaly obchodníkovi nedodržet předem stanovené podmínky obchodu, následkem čehož byl zaznamenán ještě větší růst cen této komodity.

³ Jedná se o situaci, kdy dochází k přesunu dluhové zátěže z investorů na banky a od těch pak na samotný stát (Dvořák, 2008).

Ceny tulipánů počátkem roku 1637 vygradovaly do takových výšin, že jediná cibulka byla prodávána v hodnotě domu v Amsterodamu. Armády táhnoucí za třicetileté války Evropou odřízly část odbytí s tulipány, kupující si uvědomili nadhodnocenost jejich cen a víra v další růst pominula. Prasknutí cenové bubliny se v únoru 1637 projevilo výrazným poklesem cen cibulek o více než 90 %. Těm, kteří nestihli včas uskutečnit prodej, zůstaly bezcenné cibulky tulipánů a přišli o své peníze (Musílek, 2004), (Vykoukal, 2005).

3.3.2 Velká deprese

Velká deprese neboli Velká hospodářská krize je považována za největší katastrofu v historii ekonomických dějin, která postihla světové hospodářství.

Vývoj ekonomiky ve 20. letech 20. století se úspěšně zotavil z následků první světové války a byl charakteristický svým dynamickým růstovým trendem. Mezi okolnosti přispívající k růstu ekonomického vývoje patřil rozvoj průmyslu v USA a s tím spojená řada vynálezů, nízká míra inflace, prvenství USA v investování s množstvím nových investičních společností i v exportu výrobků zpracovatelského průmyslu (Czesaný, 2006).

S růstem ekonomiky se zvyšoval také optimismus investorů a jejich zájem o akciové trhy. Důležitou roli v americkém finančním systému představovaly banky shromažďující vklady, které následně investovaly do akcií. Nebezpečí představovala neexistence pravidel pro tvorbu rezerv pro případ, že by cenné papíry zaznamenaly kurzovou ztrátu. Růst akciových trhů byl umocňován poskytováním levných úvěrů od bank bez zkoumání bonity dlužníků. Na konci 20. let bylo zaznamenáno nafouknutí spekulativní bubliny (Czesaný, 2006), (Kohout, 2011).

Na počátku roku 1929 bylo opětovně varováno před brzkým vyčerpáním koupěschopné poptávky na trhu akcií, čemuž však nebylo věnováno příliš pozornosti. Adekvátnost varování byla potvrzena kolapsem burzy v New Yorku dne 21. října 1929. Vše vyvrcholilo ve čtvrtek 24. října (označován jako „Černý pátek“), kdy došlo ke zhroucení americké burzy a propadu cen akcií, což vyvolalo značnou vlnu paniky a nedůvěry investorů. Současně docházelo ke ztrátě majetku bank z většiny tvořeného akciemi. V roce 1931 ještě existovala naděje na záchranu situace v podobě Federálního rezervního systému (Fed). Tehdejší guvernér Benjamin Strong místo žádoucí expanzivní měnové politiky provedl restriktivní měnovou politiku související se zvýšením úrokových měr a pomoc americkému bankovnímu systému neposkytl. Benjamin Strong totiž viděl dostatečnou záruku v tehdy uplatňovaném zlatém standardu a jednal podle stanovených měřítek. Jeho počínání však situaci ještě více zhoršilo a krize se rozšířila do zbytku světa. Banky začaly postupně bankrotovat a vkladatelé masově vybírali své peníze. Řada klientů se vlivem ztráty svých vkladů ocitlo v platební neschopnosti, mnoho firem zkrachovalo. Peněžní zásoba americké ekonomiky zaznamenala pokles o třetinu, což vedlo ke snížení produkce a ke zvýšení nezaměstnanosti (Musílek, 2008), (Kohout, 2011). Hlavní příčiny Velké hospodářské krize jsou shrnuty v následujícím výčtu:

- nadměrný a nereálný investiční boom po roce 1926,

- optimistické vystupování finančníků a politiků zaměřená na zvýšení osobního prospěchu bez ohledu na americkou veřejnost,
- expanze objemu obchodů na úvěr,
- nedostatečná regulace finančního trhu,
- run na banky,
- neúčinné reakce Fedu vlivem snahy dodržovat podmínky zlatého standardu,
- nadměrnost produkčních kapacit (Czesaný 2006), (Musílek 2004).

3.3.3 Japonská krize v 90. letech

Japonsko, druhá největší ekonomika světa, je známé množstvím pracovitých a kvalifikovaných pracovníků, pokročilými technologiemi, nezávislostí na zahraničních investorech a stabilní vládou. Přesto i takto napohled vyspělá ekonomika se v devadesátých letech potýkala s vážnými problémy a hospodářským poklesem (podrobněji se tématu věnuje např. Krugman, 2009).

V 80. letech patřila tato země k tzv. asijským tygrům⁴ a japonské firmy byly světovou špičkou v mnoha odvětvích. Příjmy z vývozu se zvyšovaly a množství úspor v ekonomice prudce rostlo, čemuž přispěla i známá japonská šetřivost. Poklesem úrokových sazeb byl usnadněn přístup k úvěrům, což podněcovalo Japonce ke spekulacím a investicím do nejrůznějších druhů aktiv. Díky bublině, která se v japonské ekonomice vytvářela, se koncem 80. let Japonsku velmi dařilo a akciový index Nikkei 225 rostl od roku 1986 ročním tempem o více než 20 %. Hodnota všech akcií japonských podniků a firem na počátku 90. let byla větší než základní jmění USA. Japonsko prosperovalo, vykazovalo nízkou nezaměstnanost i nadstandardní zisky. Nápadnému ztrojnásobení cen nemovitostí či akcií však pozornost věnována nebyla. Jelikož se systém Japonska podobá spíše centrálně řízené ekonomice než volnému trhu, lze vznik spekulativní bubliny považovat za značné překvapení. Japonská centrální banka zasáhla proti vysoké míře spekulací navyšováním úrokových měr od roku 1990, následkem čehož byl zaznamenán prudký pokles cen nemovitostí a akcií v roce 1991, které se během následujících let dostaly na 60 % své původní hodnoty (Baláž, 2012), (Krugman, 2009).

Náhlý pokles cen způsobil velké ztráty prakticky pro všechny japonské firmy, protože jejich investice do aktiv ztratily většinu své hodnoty. S tím souvisel i krach některých bank, jimž dlužníci ručili nemovitostmi. Většina firem však měla i přesto k dispozici peněžní prostředky plynoucí z jejich podnikání, protože japonská spotřeba i po splasknutí cenové bubliny zůstala na stejné úrovni a export dokonce rostl. Vlivem potřeby splacení dluhů však došlo z jejich strany k omezení investic a nákupu zboží dlouhodobé spotřeby. Tyto faktory společně s nedůvěrou v banky, i po opětovném snížení úrokových sazeb, vedou k deflační spirále (Baláž, 2012).

Kindleberger a Aliber (2005) vidí negativum tehdejší japonské ekonomiky ve zvyšujícím se přebytku platební bilance související s rostoucím exportem, který

⁴ Jedná se o asijské ekonomiky s výrazným ekonomickým růstem – v současnosti se jedná o Hongkong, Jižní Koreu, Singapur, Tchaj-wan (Investopedia, 2015).

vedl k tomu, že nárůst exportu převyšoval nárůst odlivu kapitálu z Japonska, což mělo za následek apreciaci Jenu. To způsobilo značné problémy exportně orientovaným japonským firmám, které se staly z pohledu zahraničních subjektů drahými.

3.3.4 Internetová horečka

Administrativa Billa Clintona, někdejšího prezidenta USA, se roku 1993 zaměřovala na snížení nezaměstnanosti a obnovu amerického hospodářského vývoje, který potřeboval oživit po množství vojenských akcí USA, poklesu životní úrovně a domácích investic. Bylo usilováno o restrukturalizaci výroby a o nové pojetí kvality ekonomického cyklu, jakožto tzv. nové ekonomiky. Ta předpokládala nástup „digitální revoluce“ zahájené šířením nových komunikačních médií a computerizace⁵. Inovační myšlenky a zpracovávání informací byly pokládány za základ hospodářského růstu. Investoři vydávali značné množství peněžních prostředků na získání nových idejí a otevírání moderních trhů, čemuž bylo napomáháno i státní podporou. To vedlo k růstu HDP, průmyslové výroby, hodnoty technologického akciového kurzu NASDAQ a nárůstu zaměstnanosti spolu se zvyšující se spotřebou. Rostoucí produktivita práce vyvolaná novými informačními a komunikačními technologiemi tvořila výrazný podíl na růstu hospodářství (Sirůček et al., 2007).

Pro poslední tři roky 20. století byly typické vysoké zisky na všech akciových trzích světa, kdy se evropské i americké trhy ocitly na svém historickém maximu. Vše bylo provázáno s nafukováním obrovské technologické bubliny. Řada střízlivě uvažujících ekonomů si byla vědoma přehnanosti investování do informačních technologií, přesto těmto názorům nebyla věnována větší pozornost. Prognostiky se vyplnily a během roku 2000 bublina praskla, došlo k významnému propadu akcií a všechny trhy rozvinutých zemí se propadly o více než 50 % (Siegel, 2011), (Kohout, 2011).

V recesi lze najít i určitá pozitiva v podobě úpadku některých neproduktivních podniků, propouštění nadbytečných pracovníků či zamezení neefektivních investic. Federální rezervní systém v roce 2001 prudce snížil úrokové sazby, což umožnilo po roce hospodářství USA znovu nastartovat (Zemánek, 2008).

3.4 Teoretické přístupy ke krizi

Dějiny ekonomického myšlení dokazují, že ekonomie zažívala významné zvraty a „revoluce“. Ekonomie není ani zdaleka homogenní vědou, která by zastávala jediný a jasný názor v každé ekonomické oblasti. Přestože existuje „hlavní proud“, je zde také široká škála „vedlejších směrů“ a škol, které do tohoto hlavního proudu nezapadají (Holman et al., 2005).

⁵ Lze zmínit například vzestup společnosti Microsoft Corporation, jenž uvedla na trh v polovině 90. let úspěšný operační systém Microsoft Windows, který dle odhadů využívalo počátkem třetího tisíciletí 90 % vlastníků PC (Sirůček et al., 2007).

Teoretické názory se značně liší i v pojetí kořenů nestability a neefektivity vedoucí až k finančním krizím. Odlišný je jistě názor liberála Friedricha von Hayeka od intervencionisticky založených představitelů postkeynesiánství. Zajímavé jsou taktéž myšlenky monetaristů a jejich nejvýznamnějšího představitele Miltona Friedmana, jehož myšlenkami je inspirována současná monetární politika.

3.4.1 Neorakouská škola a Friedrich von Hayek

Neorakouskou školu zastupuje liberál Friedrich von Hayek (1899–1992), který ostře kritizoval socialistické hospodářství a keynesovskou ekonomii. Hlavní nebezpečí socialismu spatřoval v odmítání individuálních svobod a uplatňování ideologie kolektivismu. Byl přesvědčen, že i malé keynesiánské zásahy do systému ekonomiky mohou vést k donucování, násilí, což může vyústit až v totalitární systém. Hesla „práce pro všechny“ vedou podle Hayeka ke vzniku málo produktivních veřejných pracovních míst a k ekonomické neefektivitě. Protože je společenská koordinace velmi složitým procesem, nemůže ji podle něj vykonávat nikdo jiný než samotný trh, který spojí jednotlivce a jejich informace a vytvoří fungující výrobní systém. Neorakouská ekonomie považuje vnější prostředí za proměnlivé – v průběhu času se mění instituce, technologie i ideologie, což vede k nejistotě a nedostatku informací důležitých pro rozhodování a dosahování cílů. Hayek dále zastává názor, že lidské jednání přináší kromě záměrných důsledků také důsledky nezáměrné, způsobující nové problémy (Sojka, Kouba, 2012), (Hayek, 2004).

Hayek (1999) na základě své teorie peněz a hospodářského cyklu hledal zdroj cyklických výkyvů ve faktorech monetární politiky. Monetární šoky mění cenu kapitálu a tím jsou způsobeny strukturální změny s poruchami a nezaměstnaností. Také rozpracoval monetární teorii hospodářského cyklu, podle které jsou příčinou ekonomické nerovnováhy peníze, především ty vytvořené procesem bankovní křece.

Tento směr tedy považuje za hlavní příčinu krachu ekonomiky inflaci objemu peněz v ekonomice. Měnová expanze má za následek nadbytek peněz v ekonomice. Jsou-li všechny dobré investiční projekty pokryty, peníze jsou směřovány do velmi rizikových investic. V určitém momentě se však růst peněžní zásoby zastaví a dojde ke zkrachování špatných investičních projektů, což má řadu vedlejších nemalých škod (Kohout, 2011), (Holman et al., 2005).

3.4.2 Postkeynesiánství a Hyman Minsky

Postkeynesovská ekonomie se začala postupně rozšiřovat od 50. let 20. století s cílem dokončit ekonomickou teorii, kterou započal ve 30. letech 20. století J. M. Keynes⁶. Dle tohoto ekonomického přístupu je rozhodujícím faktorem ve vývoji ekonomických procesů člověk, který jedná v podmínkách institucionálních

⁶ Celým jménem John Maynard Keynes (1883–1946), který je považován za nejvýznamnějšího ekonomu 20. století (Sojka, Kouba, 2012).

struktur a jehož chování je determinováno kulturně společenským prostředím. Chování jednotlivců je spojováno s omezenou racionalitou, tudíž se jedinci spoléhají na skupinová chování a stanovená pravidla. Existuje zde proto velký potenciál pro státní zásahy do ekonomiky. Za významného představitele tzv. „americké větve“ postkeynesiánství lze zmínit Hymana Minského (1919–1997) (Sojka, Kouba, 2012).

Z pohledu postkeynesovské teorie závisí úroveň důchodu prostřednictvím efektivní poptávky na rozhodnutích podnikatelů a musí platit předpoklad, že nabídka peněz je funkcí poptávky po úvěrech sloužících k financování investic. V rámci teorie endogenních peněz není poptávka po penězích krátkodobě závislá na výši úrokových měr. Dle Minského vlivem těchto endogenních peněz dochází na jedné straně na základě poptávky podniků po krátkodobých půjčkách k vytváření podmínek pro růst investic, na straně druhé ke zvýraznění vnitřní nestability ekonomiky vlivem nárůstu dluhového financování, čímž vzniká nebezpečí platební neschopnosti a nástupu finanční krize. Dle Minského je pro předkrizové období typické optimistické očekávání investorů v to, že jisté aktivum bude zhodnoceno a poté budou uhrazeny závazky. Vlivem investičního boomu rostou zisky, což motivuje k uskutečňování dalších investic (Minsky, 1975), (Minsky, 1986).

Minsky je přesvědčen, že by centrální banka měla dohlížet nad situací na finančním trhu a v případě poklesu investic, hrubého domácího produktu či zaměstnanosti doplnit chybějící likviditu a tak tržní kapitalistickou ekonomiku stabilizovat. Při této politice je ekonomika schopna vyhnout se depresím, což je vykoupeno sklony k inflaci a k nižší efektivnosti využívání zdrojů (Holman et al., 2005), (Minsky, 1986).

3.4.3 Monetarismus a Milton Fridman

Během 20. století inflace v důsledku keynesiánské politiky výrazně vzrostla. Stát prostřednictvím inflace snižoval reálnou hodnotu závazků dlužníků a plošně daniil věřitele a vlastníky bankovních účtů. V průběhu 80. let se voliči začali proti narůstající inflaci bouřit a vyžadovali její snížení. Ekonomická teorie tehdy nabízel účinný nástroj proti inflaci: monetarismus Milтона Friedmana. Posílila se také víra v samoregulační tržní mechanismus bez nutnosti státních zásahů (Sojka, Kouba, 2012), (Kohout, 2011).

Milton Friedman (1912–2006), velký odpůrce Keynesovy ekonomické teorie, rozpracoval po 2. světové válce teorii neoklasického směru. Podle něj je tržní ekonomika vnitřně stabilní systém, který je schopný automaticky se obnovovat bez nutnosti fiskálních zásahů. Ty spojoval s nepředvídatelnou rozpočtovou politikou vedoucí ke zvyšování deficitu státního rozpočtu a neúměrnému zvyšování nabídky peněz, což má tendenci přirozenou rovnováhu narušovat v souvislosti s šokovým účinkem na peněžní poptávku a tím dále ovlivňovat řadu ekonomických ukazatelů. Poptávku po penězích považoval rovněž za stabilní a nabídku peněz za exogenní veličinu, určenou centrální bankou (Friedman, 1959), (Friedman, 1958), (Sojka, Kouba, 2012).

Tento ekonom nazývá Mezinárodní měnový fond přežitkem minulosti a dle jeho názoru dotuje neúspěchy finančních investorů, tím pádem je zdrojem morálního hazardu na globálních finančních trzích. Friedman (1993) přikládá vznik měnových krizí snaze země o udržování pevného měnového kurzu. Domnívá se, že v případě plovoucího kurzu se stabilní hospodářskou politikou i podmínkami by k takové situaci nemohlo dojít.

Jediná bezporuchová forma monetární politiky měla být dle Friedmana politika založená na každoročním růstu objemu peněz v ekonomice o 3 – 5 %, který odpovídá růstu produktivity. Nárůst peněžní zásoby působí proinflačně, naopak růst produktivity má protiinflační charakter, čímž dojde ke vzájemné neutralizaci. Myšlenky tohoto monetaristického ekonomy jsou čerpány pro formování současné monetární politiky vyspělých tržních ekonomik (Sojka, Kouba, 2012), (Kohout, 2011).

3.5 Světová finanční krize mezi lety 2007–2008⁷

Nedávná světová finanční krize začala relativně pozvolna ke konci léta 2007 a je považována za nejhorší hospodářský kolaps od Velké hospodářské krize ve 30. letech 20. století. Této krizi předcházela velmi silný růst na akciových trzích, trzích komodit, růst cen nemovitostí či zvýšení dostupné peněžní likvidity.

Za hlavní příčinu globální finanční krize lze považovat realitní bublinu v prostředí postupně vzrůstajícího úvěrového rizika, která přivedla Wall Street a celé Spojené státy do značných problémů. Ceny nemovitostí narostly od počátku roku 2000 do podzimu roku 2006 o více než 170 %, čímž byla od roku 2007 nafukována bublina na americkém trhu nemovitostí do takových rozměrů, ke kterým by v dobře regulovaném finančním systému nemohlo dojít (Baker, 2008), (Musílek, 2009).

Méně bonitní klienti se však brzy začali potýkat s problémy souvisejícími se splácením hypoték a bylo možné zaznamenat pomalé splaskávání cenové bubliny na trhu realit Spojených států amerických. Bankami začaly být realizovány zástavy za nesplacené hypoteční úvěry, čímž došlo nejen k poklesu cen amerických nemovitostí, ale také k poklesu hodnoty cenných papírů, které byly kryty hypotečními úvěry (Musílek, 2008).

Již v březnu 2007 trhy i úřady o hrozbě hypoteční krize věděly, avšak nikdo si nechtěl problém připustit. Akcie nadále vykazovaly rostoucí trend, banky pokračovaly v poskytování úvěrů a hospodářský růst nadále rostl, nezaměstnanost naopak vyčnívala příznivě nízkými hodnotami. Na podzim roku 2007 se ztráty z cenných papírů spojených s americkými hypotékami odhadovaly až na 300 mld. USD, finanční instituce přitom veřejně vykazovaly pouhých 30 mld. USD, čímž se začaly na finančních trzích projevovat obavy o to, v jakých portfoliích se ukrývají zbývající ztráty. Největší ztráty vykázaly mezinárodní finanční instituce Merrill Lynch, Citigroup či například Morgan Stanley. V březnu roku 2008 se s velkými problémy související s riskantními hypotečními cennými

⁷ Anglicky označováno termínem „The Global Financial Crisis of 2007–2008“.

papíry potýkala investiční banka Bearn Stearns. Tuto instituci převzala finanční skupina JP Morgan a zachránila ji tak od jinak nevyhnutelného bankrotu (Musílek, 2008), (Musílek, 2009), (Kohout, 2011).

Několik následujících měsíců se světové finanční trhy jevily v relativně klidném duchu. Počátkem září roku 2008 Henry Paulson, bývalý americký ministr financí, oznámil vyhlášení nucené správy nad hypotečnými agenturami Freddie Mac a Fannie Mae ve snaze stabilizovat finanční trhy a zabránit předpokládanému dominovému efektu. Odhadovalo se, že tyto agentury vlastní nebo ručí za polovinu amerických hypoték o objemu 6 bilionů USD. Jelikož obě instituce znamenaly s postupem hypoteční krize nemalé ztráty a prudký pokles akcií, jevílo se takové opatření vlády jako žádoucí (Dvořák, 2008). Toto potvrzuje rovněž tvrzení Bena Bernankeho (2008), bývalého guvernéra Federálního rezervního systému, který pronesl, že se jedná o možnost, jak minimalizovat ztráty pro daňové poplatníky.

Velký šok pro světové finanční trhy představoval 15. září 2008 krach Lehman Brothers, jedné z nejvýznamnějších investičních bank. Její portfolio tvořilo množství vysoce rizikových aktiv a zároveň se potýkala s nedostatkem kapitálu. Této společnosti nebyl poskytnut žádný záchranný balíček ze strany Ministerstva financí, čímž byly výrazně podceněny důsledky jejího možného krachu. Během několika následujících dnů, po vyhlášení úpadku této instituce, byla narušená důvěra na finančních trzích ještě více prohloubena a došlo k dalšímu propadu cen aktiv a útokům investorů na významné investiční banky. Vlnu paniky ještě více posílila informace o snížení úvěrového ratingu největší světové pojišťovny American International Group, významného účastníka trhu s riskantními investičními produkty. Situaci nezachránila ani finanční podpora této společnosti ze strany Fedu či následné zestátnění. Goldman Sachs a Morgan Stanley⁸ pod silným tlakem investorů požádaly Fed o přeměnu z investičních bank na bankovní holdingové společnosti. 21. září 2008 jim bylo vyhověno, čímž si vyžádaly přísnější regulaci, ovšem zase jim byly otevřeny dveře k potřebným dodatečným likvidním prostředkům (Krugman, 2009), (Zingales, 2008).

Problémy během září na světových finančních trzích vygradovaly ve vypuknutí světové finanční krize. Globální finanční systém čelil nedostatku likvidity, větší volatilitě výnosů finančních instrumentů, propadu hodnoty aktiv, insolventnosti řady finančních institucí a snížení množství úspor ve finančním systému. Světový dopad krize a vyvolání další vlny krizí v zámoří pramení ve vzájemné propojenosti národních ekonomik v důsledku rostoucího podílu zahraničního obchodu, toku mezinárodního kapitálu a rychlého šíření nových technologií (Shangquan, 2000), (Krugman, 2009).

⁸ Významné investiční banky USA.

3.6 Příčiny a projevy světové finanční krize

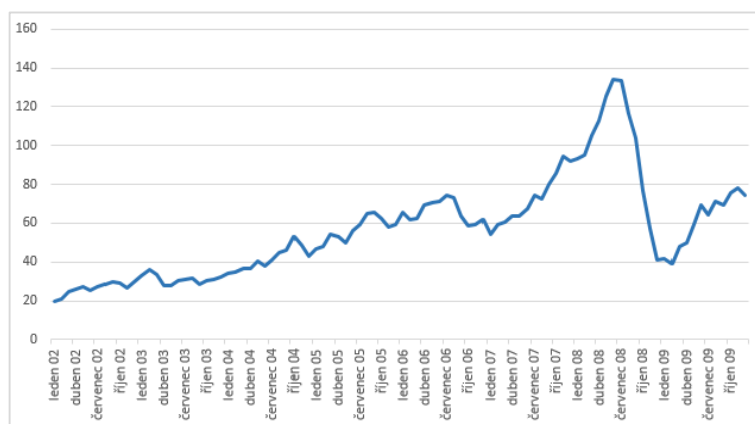
Spouštěcí mechanismus finančního krachu byl tvořen několika interně propojenými faktory, které jsou popsány v následujících podkapitolách. Bylo možné rovněž zaznamenat viditelné projevy ve vývoji řady finančních ukazatelů, které mohly na možný příchod finanční krize upozornit.

Smíšené ekonomiky vychází z motivace vidiny zisku a z neomezené akumulace kapitálu, jsou neodmyslitelně spjaty s výraznými cyklickými výkyvy. Pokud tedy neexpandují dostatečně rychlým tempem, nastávají potíže související s vysokou nezaměstnaností, opakovanými recesemi, propady na burzách či s inflací a deflací. V době ubývání investičních příležitostí může zajistit rychlý růst pouze působení bubliny, která je však determinována k následnému prasknutí (Foster, Magdoff, 2009). Ekonomika USA je tedy již v základech velmi křehkým systémem, proto můžeme kořeny příčin krize hledat již v této oblasti.

3.6.1 Krize na trhu komodit a její vliv na úvěrové riziko

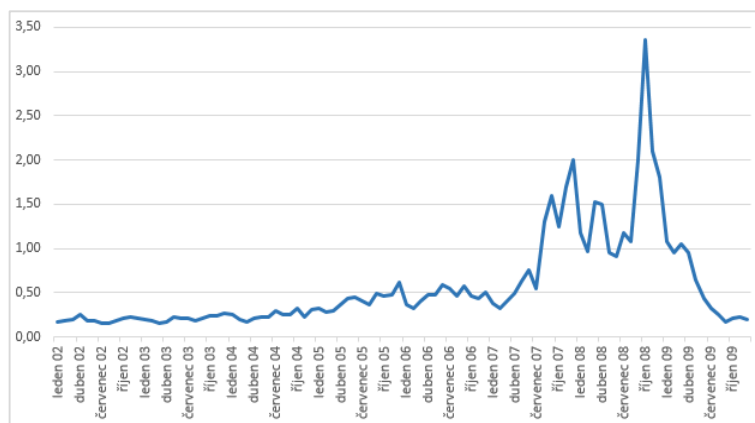
Za jeden z varovných signálů světové finanční krize lze považovat obrovský boom na komoditním trhu, který probíhal od roku 2002 do poloviny roku 2008. Tento světový komoditní růst se vyznačoval především rychlým tempem cenového růstu a délkou svého trvání. Světová banka uvádí, že ceny komodit po zohlednění inflace v průměru celkově narostly o 109 %. Investoři viděli v investicích do komodit možnost snížení rizika svého portfolia sestávajícího především z akcií. Tím došlo k nárůstu spekulativních obchodů a následné volatilitě cen komodit, např. zemědělských plodin, energetických surovin či drahých kovů. Nárůst cen komodit působil problémy především rozvojovým zemím závislým na dovozu potravin a energie, který se pro ně stal finančně těžce dostupným. Trh s komoditami přerostl ve spekulativní bublinu a od poloviny roku 2008 se projevilo výrazné zpomalení ekonomické aktivity v řadě hlavních průmyslových států a postupně i ve státech ostatních. Pokud klesá poptávka při stávající nabídce v mnohdy umocněnou nadprodukcí komodit, dochází k poklesu jejich cen (UNCTAD, 2009), (Traxler, 2009), (Garner, 2014).

Obr. 1 pro ilustraci zobrazuje vývoj ceny texaské WTI ropy, která je hojně obchodována na světových komoditních trzích a ovlivňuje cenu množství dalších aktiv. Pozorovat lze prudký nárůst ceny této komodity i její následný výrazný pokles od srpna 2008 při vypuknutí světové finanční krize.



Obr. 1 Měsíční vývoj ceny WTI ropy mezi lety 2002–2009. Data cen ropy jsou vyjádřena v USD za barel. Zdroj dat: (Federal Reserve Bank of St. Louis, 2015).

Komoditní boom a následná krize měly vliv na riziko úvěrových trhů. Obr. 2 znázorňuje vývoj ukazatele rizika TED Spread na úvěrových trzích. Lze pozorovat, že v době vkládání peněžních prostředků investory a bankami do nákupu komodit nebylo vnímané úvěrové riziko téměř žádné, protože tyto investice byly považovány za stabilní, což výrazně ovlivnilo chování ekonomických subjektů. Když se však začaly ceny komodit propadat, projevilo se to i ve zvýšení hodnot ukazatele úvěrového rizika. To mělo negativní vliv na portfolia bank. Riziko na úvěrových trzích bylo dále navýšeno dalšími příčinami popsanými níže.



Obr. 2 Měsíční vývoj rizikového ukazatele TED Spread mezi lety 2002–2009. Data jsou vyjádřena v procentech. Zdroj dat: (Federal Reserve Bank of St. Louis, 2015).

3.6.2 Legislativní dokumenty a omezení regulace

Za zákony, které výrazně ovlivnily regulaci prostředí amerických finančních trhů lze považovat Community Reinvestment Act a Gramm-Leach-Blileyho-Act.

Řada ekonomů shledává prapříčinu problémů ve schválení zákonu Community Reinvestment Act, který byl americkým Kongresem schválen v roce 1977.

Tento zákon umožňoval bankám půjčovat peníze nezávisle na možnostech dlužníků úvěr splatit, čímž bylo nastartováno půjčování peněžních prostředků i těm nejrizikovějším klientům (Kovanda, 2008).

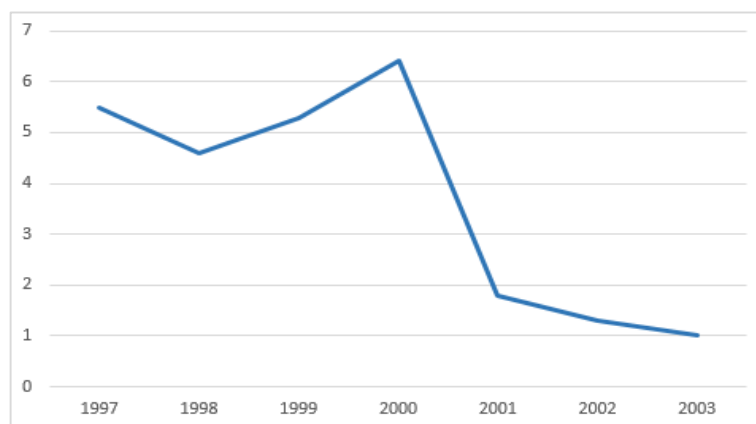
V roce 1999 byl přijat Gramm-Leach-Blileho Act, který odstranil tehdy stanovené bariéry mezi komerčním a investičním bankovníctvím, kolektivními investicemi a pojišťovnictvím, čímž byl bankovní systém výrazně deregulován. Rovněž bylo bankám umožněno provozovat více obchodních aktivit a služeb, byla omezena pravidla týkající se struktury bankovního portfolia a bankovních rezerv. Dostatečný přehled nebyl ani nad činností státem podporovaných hypotečních agentur Fannie Mae a Freddie Mac, jejichž portfolio tvořil velký objem hypotečních úvěrů nízkopříjmových domácností. Celou situaci zhoršovalo selhání ze strany dohledových orgánů ve smyslu podcenění nepoctivých praktik obchodních bank či tolerance nedodržování některých pravidel regulace řady finančních institucí (Musílek, 2010), (Mráček, 2009).

3.6.3 Internetová bublina a úloha Federálního rezervního systému

Mezi příčiny vzniku finanční krize se bezesporu řadí již výše zmiňovaná internetová horečka, která vyvrcholila prasknutím technologické akciové cenové bubliny. Bublina na trhu s technologiemi dosáhla svého maxima 10. března roku 2000, kdy hodnota indexu NASDAQ přesahovala hodnotu 5 000 bodů. Následující měsíc se však trh technologií USA propadl o více než 35 % a další měsíce pády nepolevily (Musílek, 2009), (Zemánek, 2008).

Mezi lety 2001 a 2002 se na světových trzích akcií podepsalo náhlé zpomalení americké a evropské ekonomiky, zvýšení politického rizika a další negativní události. To způsobovalo obavy Fedu, v čele s Alanem Greenspanem, který začal snižovat úrokové sazby v roce 2001 z 6,5 % až na 1 % v roce 2003. S nízkými úrokovými sazbami prudce ožil ekonomický růst a rovněž poptávka po velmi výhodných hypotečních úvěrech (Krugman, 2009), (Baily, Litan, Johnson, 2008), (Morris, 2009). Obr. 3 znázorňuje vývoj základní úrokové sazby Fedu od roku 1997 do 2003.

Dnes je tato politika levných peněz Fedu považována za zásadní příčinu finanční krize, jelikož úroková sazba by na volném trhu v prostředí rostoucí poptávky po hypotékách měla dávno sklony k růstu. Fed však reagoval opačným směrem - na základě masivního nákupu vládních obligací se rozhodl úrokové sazby snižovat. Dá se konstatovat, že situace byla „zachráněna“ pouze překrytím problémů utvářením nové spekulativní cenové bubliny na realitním trhu (Mach, 2008).



Obr. 3 Roční vývoj úrokové sazby z federálních rezervních fondů Fedu mezi lety 1997–2003. Zdroj dat: (Federal Reserve, 2013).

Mimořádně nízké úrokové sazby v souvislosti s poptávkou po hypotečních úvěrech způsobily růst cen nemovitostí. Když poté v důsledku úvěrové expanze, kdy množství peněz v ekonomice rostlo rychleji než reálný produkt ekonomiky, narostla inflace, Fed započal roku 2004 zvyšování úrokových sazeb z 1 % na 5,25 % v roce 2006. Vlivem restriktivní měnové politiky narůstala výše měsíčních splátek hypoték, což se projevilo v problémech s jejich splácením u méně bonitních dlužníků a úvěrové riziko rostlo (viz. Obr. 2) (Jurečka, 2010), (Holman, 2008), (Zemánek, 2008).

3.6.4 Sekuritizace soukromého dluhu

Koncem 90. let došlo k systémové změně na světových finančních trzích, který výrazně přispěl k hypoteční krizi – k sekuritizaci⁹ soukromého dluhu. Ta se do doby vzniku hypoteční bubliny výlučně vztahovala ke standardním hypotékám, poté však byla spjata i s těmi rizikovými. Rizikové úvěry byly převáděny do formy cenných papírů zajištěných nemovitostmi, které byly bankami prodávány dále napříč systémem (Dvořák, 2008), (Kovanda, 2008), (Krugman, 2009).

Bankami byly prodávány rizikovější úvěry investičním bankám za hotovost či málo riziková aktiva se snahou snížit úvěrové riziko. Investičními bankami byly takto obdržené rizikové úvěry seskupeny do balíků a následně prodávány po celém světě. Původní myšlenka sekuritizace byla taková, že riziko diverzifikované napříč světem bude mít méně drastické dopady než riziko soustředěné v nepatrném množství bank. Ve skutečnosti to však vedlo spíše k jeho navýšení a ke snížení transparentnosti podstupovaného rizika při obchodování s balíky obsahující zároveň toxická i kvalitní aktiva (Holman, 2008), (Kohout, 2011).

Jako nejrozšířenější typ strukturovaných obligací jsou uváděny tzv. zajištěné dluhové obligace (CDO). Splátky hypoték byly seskupeny tak, aby se jistiny úvěrů

⁹ Představuje převod rizika vyplývajícího z úvěrových pohledávek na jiné subjekty prostřednictvím finančního instrumentu.

v každé tranši¹⁰ splácely postupně od nejvyšší, tedy nejkvalitnější po nejnižší, primárně pohlcující potenciální ztráty. S tímto finančním produktem úzce souvisí swapy úvěrového selhání (CDS) využívané jako pojištění CDO, kdy kupující tohoto úvěrového zajištění platí prodávajícímu úvěrového zajištění swapovou prémie v periodických fixních platbách po dobu trvání swapu, čímž se prodávající zavazuje vyrovnat ztrátu v případě nepříznivé úvěrové události. Portfolia kryté swapy úvěrového selhání představovala v roce 2001 1 bilion USD, v polovině roku 2007 se již jednalo o hodnotu 45 bilionů USD (ČNB, 2011), (Foster a Magdoff, 2009), (Morris, 2009).

3.6.5 Praktiky hypotečních makléřů

Kohout (2011), Foster a Magdoff (2009) vidí vnitřní příčinu globální finanční krize v jednání hypotečních makléřů, jejichž provize jsou odvíjeny od objemu sjednaných hypoték. Potenciální klienti byli lákáni tvrzením o nekonečném stoupaní cen nemovitostí a nízkými počátečními hypotečními sazbami, které však zahrnovaly možnost jejich pozdějšího navýšení. V roce 2007 bylo 95 % žádostí o hypotéku založeno na nepravdivých údajích o příjmech žadatele, což je alarmující hodnota a rozšiřovalo se tzv. predátorské půjčování¹¹ na neustále se rozšiřujícím trhu subprime hypoték¹².

3.6.6 Neadekvátní hodnocení úvěrových ratingových agentur

Moody's, Standard & Poor's a Fitch jsou ratingové agentury hodnotící téměř celý trh USA. Hodnocení rizika těmito společnostmi bylo na trhu se složitými finančními instrumenty stěžejní nejen pro investory, ale také pro konzervativní pojišťovny a penzijní fondy. Všechny tyto instituce vykazovaly v období před krizí rostoucí trend ziskovosti (Baily, Litan, Johnson, 2008), (Dvořák, 2008).

Tyto instituce výrazně podhodnocovaly riziko na úvěrových trzích tím, že přiřazovaly pochybné strukturované finanční obligace ratingem AAA stejně jako kvalitním vládním a korporativním dluhopisům. Jelikož za hodnocení ratingovou agenturou platí nemalý obnos ten, kdo produkt emituje, v řadě případů docházelo ke vzájemnému lobbingu mezi agenturou a emitentem, což celou situaci zhoršilo (Klvačová, 2009), (Mráček, 2009).

3.6.7 Morální hazard

Morální hazard je negativní vedlejší efekt postupů, které snižují riziko dobrovolných činností a peněžních operací ekonomických subjektů za účelem maximalizace zisku a determinují jejich jednání směrem k podhodnocování rizika, které je za normálních okolností limitujícím faktorem (Dvořák, 2008).

¹⁰ Jedná se o část emise cenných papírů.

¹¹ Jedná se o netransparentní půjčování založené na nekalých praktikách makléřů.

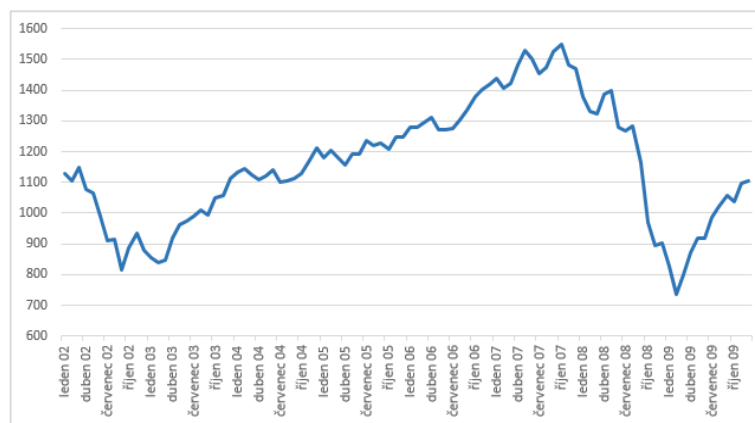
¹² Představuje rizikové hypotéky poskytované klientům s nedostatečnou finanční bonitou.

To se projevilo na hypotečním trhu USA, Fed zastával pozici věřitele poslední instance a v případě neúspěchu byly finanční instituce zajišťovány penězi daňových poplatníků, což přispělo k řadě rizikových investic a poskytování rizikových půjček. Dalším nestandardním krokem ze strany Fedu bylo přijetí pochybných cenných papírů, přistoupil i na akceptaci kvalitnějších dluhopisů zajištěných hypotékami, čímž došlo k ještě většímu rozšíření tohoto tržního selhání (Dvořák, 2008), (Munzi, 2008), (Holman, 2008).

3.6.8 Nekontrolovatelná úvěrová expanze a vznik hypoteční bubliny

Příčiny zmiňované v předchozích podkapitolách byly vzájemně úzce propojeny a vedly k vytvoření hlavního spouštěče světové finanční krize – cenové bubliny na realitním trhu.

V období před vypuknutím světové finanční krize vedla vlna aktivity investorů umocněná rozmachem nových cenných papírů k prudkému oživení řady světových akciových trhů. Došlo například k nárůstu hodnot indexů Dow Jones¹³ a Standard and Poor's 500¹⁴ (S&P 500), dvou významných indexů amerických burzovních trhů. Obr. 4 zachycuje vývoj zmiňovaného a v praxi nejčastěji využívaného amerického indexu S&P 500, jenž je považován za nejpřesnější ukazatel výkonnosti akciového trhu USA. Lze také zaregistrovat prudký pokles na burzovních trzích vlivem krachu řady finančních institucí po propuknutí krize (Rejnuš, 2014).



Obr. 4 Měsíční vývoj akciového indexu Standard & Poor's 500 mezi lety 2002–2009. Data indexu jsou vyjádřena v bodech. Zdroj dat: (Yahoo! Finance, 2015).

Motorem hospodářského růstu se stalo velké množství poskytovaných spotřebních a hypotečních úvěrů s pohyblivou, s počátku nízkou, úrokovou sazbou. Vzniklá nemovitostní bublina vedla k poptávce po hypotékách i ze strany lidí

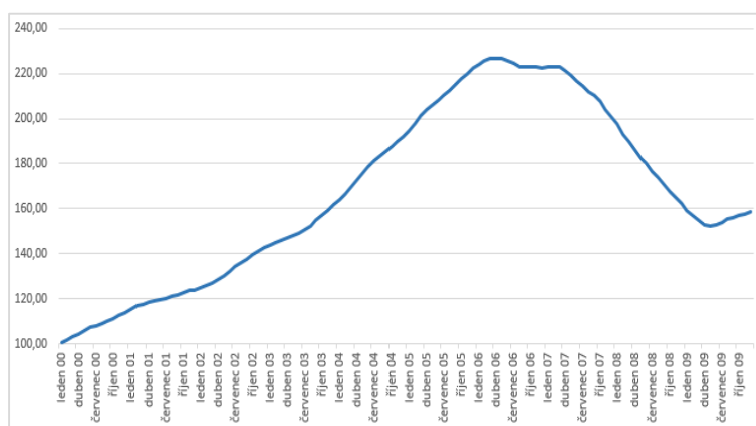
¹³ Jedná se o index Newyorské akciové burzy (NYSE) (Rejnuš, 2014).

¹⁴ Jedná se o index agentury Standard & Poor's (Rejnuš, 2014).

s nízkými příjmy, rostlo také zadlužení firemního sektoru a velký podíl nových úvěrů bylo rizikových. Levné peníze uměle zdokonalily finanční pozici amerických firem, což se projevilo i velmi nízkým výskytem firemních bankrotů v USA. V úpadku se ocitlo pouhých 0,6 % firem oproti dlouhodobému tříprocentnímu průměru (Dvořák, 2008), (Kohout, 2011), (Zemánek, 2008).

V roce 2002 bylo ve Spojených státech prodáno 937 000 nových rodinných domů, v roce 2003 to již bylo 1 086 000 a v roce 2004 bylo dosaženo hodnoty 1 203 000 prodaných domů. Mezi těmito lety by se musely ročně zvyšovat příjmy domácností o 18 %, aby korespondovaly s růstem objemů koupených nemovitostí (Zemánek, 2008). Nekonrolovatelný růst amerických nemovitostí potvrzuje Obr. 5 znázorňující index cen nemovitostí Case-Shiller, který vyjadřuje procentuální změny cen nemovitostí.

Velký rozmach v oblasti bydlení započal v roce 2005 postupně ustupovat, lidem však jistou dobu trvalo, než tuto situaci zaznamenali a ceny nemovitostí stále stoupaly, přestože se domy staly pro mnohé nedostupnými a prodeje začaly klesat. Ceny nemovitostí mají totiž tendenci odvíjet se od prodejní ceny domů v nedávné době. Na jaře roku 2006 začaly ceny nemovitostí klesat a následně prudce padat. V průběhu dalšího roku poklesly ceny domů o více než 15 %. Dokud ceny domů rostly, měli insolventní dlužníci možnost hypotéku refinancovat prostřednictvím dalšího úvěru či splatit prodejem domu. Jakmile se však ceny propadly, narostlo množství nesplacených hypoték. Tato situace způsobila problémy nejen dlužníkovi, ale rovněž bance (Krugman, 2009).



Obr. 5 Procentuální měsíční vývoj změn cen nemovitostí Case-Shiller v deseti největších regionech USA mezi lety 2000–2009. Zdroj dat: (Federal Reserve Bank of St. Louis, 2015).

3.6.9 Nesnáze s předpovídáním krizí

Vše bylo podtržováno neúspěšnými prognostickými schopnostmi ekonomů a výpočetních nástrojů. Kohout (2011) uvádí, že ekonomové v některých historických případech schopni předpovědět krizi byli, dokonce s předstihem několika let, nedávná světová finanční krize k nim však rozhodně nepatřila. Řada odborníků

americkou recesi nezaznamenala ani pár měsíců poté, co se v prosinci 2007 objevila. Pokud některý ekonom tuto krizi předpokládal, šlo o předpověď založenou na jiných než skutečných příčinách. Při dnešní úrovni a rozsahu databází s řadou údajů a výpočetní vyspělostí je očividné, že lze schopnost zaznamenávání problémů bank či trhů výrazně zlepšit.

Je snaha vyvíjet stále nové predikční modely, které však zatím neposkytují příliš důvěryhodné a žádoucí výsledky. Existují také nejméně úspěšné nástroje odhadující míru citlivosti dané ekonomiky vůči nákaze, které vycházejí z předpokladu, že výskyt spouštěcího momentu je náhodný. Problémy predikčních metod jsou shledávány rovněž ve snaze o předpovídání pouze na základě statistických dat makroekonomie bez dalších souvislostí či v různorodosti definice finanční krize, kdy je obtížné určit, kdy přesně krizový okamžik nastal (Dvořák, 2008).

Hájek et al. (2009) rovněž potvrzují, že je obtížně strukturální zlom korektně predikovat a dosud jen málo výzkumů vykázalo obstojné výsledky pro praxi. Ve většině případů současné výpočetní nástroje nedokáží strukturální zlom predikovat a při rostoucím předloženém vzorku dat předpokládají další růst. Také je důležitá volba období, z nichž je časová řada složena. Prognostická činnost je negativně ovlivňována zpožděnou dostupností dat potřebných k analýze či jejich zpětnou úpravou. Záleží také na délce predikčního období, přičemž obecně je při predikování časových řad uspokojivých výsledků dosahováno v několika málo predikcích do budoucna.

Mezi využívané nástroje pro prognózování příchodu finančních krizí patří metody nelineární regrese, Markov switching model, přepínací model, za méně prozkoumanou alternativní metodu se zajímavými výsledky jsou považovány metody umělé „inteligence“ zahrnující například neuronové sítě. Prognózování se často využívá u časových řad vývoje kurzu měn, kurzu akcií, inflace, spotřebních výdajů, HDP a dalších ekonomických veličin. Lze využít data v relativním i absolutním vyjádření. Pro finanční a ekonomická data je typický nelineární vztah a využití neuronových sítí je pro takovou povahu vzorku dat řadou ekonomů doporučováno (Olej, Hájek, 2010), (Abiad, 2003), (Hájek et al., 2009).

3.7 Dílčí shrnutí

Úkolem této kapitoly bylo objasnění základních pojmů, které souvisí s finanční krizí, popsány byly také rozdílné teoretické přístupy ke krizím a jejich vznikům. Stěžejní část Literárního přehledu pomohla porozumět prvotním projevům a skutečným příčinám světové finanční krize mezi lety 2007–2008 a vývoji důležitých ukazatelů amerického finančního trhu v době před krizí.

Je vhodné si uvědomit, čím může být ovlivněn příchod finanční krize. Může to být ovlivněno chybně zvolenou politikou centrální banky nebo přehnaným optimismem ekonomických subjektů, kteří jsou navzájem velmi ovlivnitelní ve svých úsudcích a spekulují na stálý růst hodnoty aktiv? Touhou makléřů po maximalizaci vlastního prospěchu bez ohledu na důsledky či špatným rozhodnutím vlády? Jak bylo uvedeno, velkým nedostatkem je malé množství vhodných predikčních nástrojů, které by byly schopny příchod krize předpokládat a pomoci při

rozhodování investorům i centrálním autoritám. Za chybu dnešních prognostických metod je považováno čisté předpovídání hodnot bez propojení s ekonomickými souvislostmi či chybně zvolené predikované období.

Kvalitu současného ekonomického předpovídání krizí lze posoudit na základě schopnosti vybraného výpočetního nástroje predikovat strukturální zlom v časových řadách konkrétních ukazatelů, v jejichž vývoji se prvotní projevy světové finanční krize jasně promítly, s propojením skutečností stojících v jejím pozadí. Na základě těchto poznatků lze zhodnotit predikční nástroje objektivněji a vyvodit případná doporučení pro lepší prognostickou činnost.

4 Metodika

V této kapitole jsou představeny nástroje a metody, které budou následně využity ve Vlastní práci. Rovněž jsou zde popsána použitá data, která vstupují do empirické analýzy. Na základě vývoje zvolených ukazatelů amerického finančního trhu bude zkoumána schopnost neuronových sítí predikovat strukturální zlom.

4.1 Zdrojová data

Do kapitoly Vlastní práce byly vybrány ukazatele amerického finančního trhu. Jedná se o vybrané ukazatele z oblastí burzovního trhu, finančního rizika a hypotečního trhu. U každé analýzy se vychází z pozorování od ledna roku 2000 do prosince roku 2009, která jsou dle potřeby co nejlepší predikce následně upravena. Jsou tedy zpracovávány měsíční jednorozměrné časové řady. Dle Artla a Artlové (2007) je ekonomickou časovou řadou souhrn hodnot určitého ekonomického ukazatele, který je věcně a prostorově definován a jeho hodnoty jsou seřazeny vzestupně od minulosti po současnost. Adamec, Střelec a Hampel (2013) uvádí, že časovou řadu lze znázornit spojnicovým grafem, kde veličinu závislou představují hodnoty řady a nezávislou čas. Analýzou časových řad je soubor metod, na základě kterých lze tyto řady popsat a případně predikovat jejich budoucí chování. Predikční postupy jsou přitom založeny na tom, že historický vývoj se bude opakovat.

Využitá data byla získána z dostupných internetových databází, a to z databáze Federálního rezervního fondu St. Louis (TED Spread a Case-Shiller index) a z ekonomického portálu Yahoo! Finance (Standard & Poor's 500). V následujících subkapitolách budou blíže specifikovány vybrané ukazatele.

4.1.1 Burzovní index Standard and Poor's 500

Jedná se o významný a široký burzovní index, v praxi nejčastěji využívaný americký index akcií. Je označován za nejpřesnější ukazatel výkonnosti akciového trhu Spojených států amerických. Jeho název je odvozen od ratingové společnosti Standard & Poor's, která jej roku 1957 vytvořila. S&P 500 sleduje vývoj pěti set výběrem zvolených akcií významných amerických společností dle velikosti trhu, likvidity, stability a dalších hledisek. Jedná se o index hodnotově vážený¹⁵ (Rejnuš, 2014), (Fuchs, 2004).

Tento ukazatel amerického finančního trhu byl zahrnut z důvodu markantního podepsání světové finanční krize 2007–2008 na jeho hodnotách, rovněž z důvodu hojnosti jeho využívání a dostupnosti dat. Jeho hodnoty jsou vyjádřeny v bodech.

¹⁵ Každé akcií je přiřazena váha dle jí příslušícího podílu tržní kapitalizace na celkové hodnotě všech firem.

4.1.2 Ukazatel úvěrového rizika TED Spread

Kohout (2011) tento ukazatel definuje jako rozdíl mezi třicetidenními úrokovými sazbami na mezibankovním trhu v Londýně LIBOR a výnosem tříměsíčních vládních pokladničních poukázek USA. Lze jej použít jako indikátor úvěrového rizika, protože americké pokladniční poukázky jsou považovány za bezrizikové, zatímco úroková míra spojená s eurodolarovými futures má odrážet kreditní rating korporátních dlužníků. Čím vyšší riziko bude ze strany bankovních institucí vnímáno, tím vyšší úroky budou požadovat od jiných bank. Jakmile hodnota TED Spread roste, riziko nesplacení závazků spolu s nejistotou v bankovním sektoru vzrůstá také a banky nejsou ochotny poskytovat hotovost ve velké míře (Patria, 2015), (Investopedia, 2015), (The Financial Times, 2015).

Tento ukazatel byl vybrán z důvodu značné souvislosti s globální finanční krizí, kdy vlny optimismu doprovázené nafukováním cenové bubliny vystřídal pesimismus, což se projevilo vysokými hodnotami tohoto ukazatele, zároveň také na základě přístupnosti údajů. Hodnoty TED Spread jsou v práci vyjádřeny v procentech.

4.1.3 Index cen nemovitostí Case-Shiller

Jedná se o index cen rodinných domů deseti metropolitních oblastí Spojených států, a to Bostonu, Chicaga, Denveru, Las Vegas, Los Angeles, Miami, New Yorku, San Diega, San Francisca a Washingtonu DC. Je označován za rozhodující indikátor cen existujících domů a podává informace o změnách cen domů v čase. Data poskytuje ratingová společnost Standard & Poor's. Po roce 2000 dosáhl Case-Shillerův index vysokých hodnot díky novým měnovým a fiskálním zásahům pro povzbuzení úvěrového trhu a eliminování komplikací z dřívějších splasknutých bublin. Tyto problémy byly sice odloženy, avšak později dospěly do hypoteční krize (Novotný, 2010), (Investopedia, 2015), (Bloomberg, 2015).

Tento ukazatel byl zahrnut z toho důvodu, že na něm bývá často prezentována bublina trhu nemovitostí, jakožto příčina krize.

4.2 Použité metody v kapitole Vlastní práce

V kapitole Vlastní práce jsou k analýze dat využity neuronové sítě. Tento nástroj byl zvolen z hlediska jeho frekventované použitelnosti pro předpovídání na finančních trzích. V praxi se lze samozřejmě setkat se složitými vícerozměrnými modely, avšak metodika je v případě jednoduchých i složitých modelů totožná. Pro aplikaci naučení neuronových sítí na vybraných datech je zvolen program Statistica 12.

Vývoj všech zvolených časových řad vykazuje strukturální zlom. Všechny zlomy jsou nejprve odhadnuty dle vývoje hodnot grafu a následně potvrzeny Chow testem s odhadem trendu metodou nejmenších čtverců v ekonometrickém programu Gretl 1.9.6.

4.2.1 Neuronové sítě

Neuronové sítě jsou řazeny mezi moderní systémy s umělou „inteligencí“. Takový systém by měl být schopen napodobit člověka ve smyslu posuzování problému, jeho řešení a tvorby závěrů v konkrétní oblasti. Umělá „inteligence“ je souhrn určitých dispozic a schopností umělého objektu, díky kterým korektně reaguje na situace a úlohy, jejichž řešení nemá v paměti uloženo ve formě algoritmu (Konečný, Trenz, 2012). Olej a Hájek (2010) neuronovou síť považují za paralelní procesor se sklony k uchovávání experimentálních znalostí a jejich následného využívání.

Matematický model tohoto nástroje je inspirován biologickými funkcemi lidského mozku. V podstatě lze na neuronové sítě pohlížet jako na obecné regresní modely¹⁶, které jsou schopny modelovat data zvolené složitosti. Existuje mnoho typů neuronových sítí, přičemž nejvíce využívanými jsou sítě s vícevrstevným perceptronem¹⁷ (Marwala, 2013). Neuronové sítě byly úspěšně využity k analýze dat v nejrůznějších odvětvích biologie, psychologie, medicíny, ekonomie, matematiky, statistiky a jejich popularita stoupá (Moreno et al., 2011).

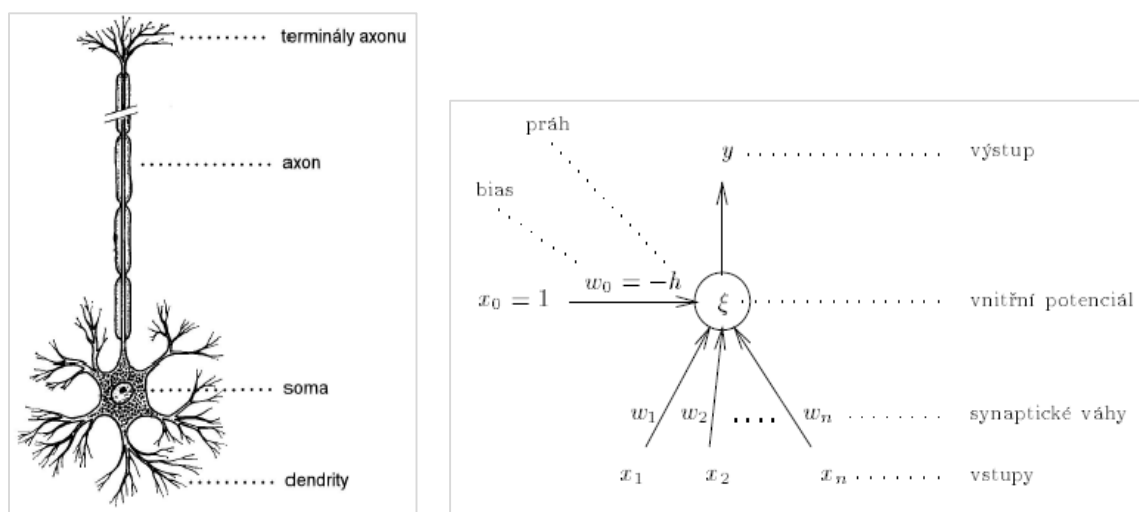
Základní vlastností neuronových sítí je schopnost učit se, nacházet závislosti v trénovacích datech, a naučené následně aplikovat na neznámých vstupech na základě zevšeobecnění získaných znalostí. Mezi hlavní výhody tohoto modelu patří rychlost výpočtu, flexibilita ve smyslu možnosti různě propojovat vstupy s výstupy neuronů, zvýhodnit nebo naopak potlačit zvolené vstupy a tak přispět k lepšímu celkovému výsledku, možnost pracovat i s nepřesnými a nekompletními informacemi (Olej, Hájek, 2010), (Molnár, 2000), (Novák et al., 1998). Mezi nevýhody neuronových sítí patří neexistence jednoznačné metody při syntéze složitějších struktur a především nemožnost interpretace vlivu a významu vstupních hodnot a identifikace výpočtů probíhajících uvnitř modelu (Moreno et al., 2011), (Molnár, 2000). V důsledku této vlastnosti se neuronové sítě označují za predikční metodu typu „black box“, neboť nelze detailně popsat vnitřní strukturu systému. Vlastnosti neuronové sítě se v čase mění (Šíma, Neruda, 1996), (Dostál, Rais, Sojka, 2005).

4.2.2 Neuron

Neuron neboli perceptron je základní stavební jednotkou neuronových sítí, které jsou tvořeny množinou navzájem propojených modelů neuronů (Olej, Hájek, 2010). Jak již bylo uvedeno, umělá neuronová síť je aproximací biologické neuronové sítě. Podobnost umělé a biologické neuronové sítě lze porovnat na Obr. 6.

¹⁶ Označované taktéž jako statistické modely.

¹⁷ Jedná se o sítě s více než jedním neuronem.



Obr. 6 Biologický neuron (vlevo) a umělý neuron (vpravo). Zdroj: (Šíma, Neruda, 1996, str. 24), (Šíma, Neruda, 1996, str. 22).

Součástí každého neuronu je několik vstupů x_n a jeden výstup y , přičemž výstupní signál je šířen vazbami na vstupy dalších neuronů (Konečný, Trenz, 2012). Tělo biologického neuronu je tvořeno somatem – tělem buňky, dendrity a axony. Z axonu se větví tzv. terminály, které spojují neuron s dalšími dendrity a neurony. Propojení mezi jednotlivými neurony se nazývá synapse a přenos vzruchů je zajištěn elektrochemickými procesy. Spojením neuronů pomocí synapsí vzniká biologická neuronová síť. U umělého neuronu jsou vstupy x_1, x_2, \dots, x_n analogií biologických dendritů. V regresní analýze se tyto vstupy označují za regresory¹⁸. Synaptické váhy w_1, w_2, \dots, w_n , jimiž jsou ohodnoceny vstupy, představují zmiňované synapse. Váhy vyjadřují důležitost jednotlivých vstupů neuronu a jsou nastaveny tak, aby bylo dosaženo požadovaného chování neuronové sítě. Váhy v terminologii klasické regresní analýzy představují parametry $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ (Olej, Hájek, 2010), (Šíma, Neruda, 1996), (Konečný, Trenz, 2012).

Výstup y modeluje činnost axonu. Zvážená suma vstupů vyjadřuje vnitřní potenciál neuronu ξ , který lze znázornit rovnicí

$$\xi = \sum_{i=1}^n w_i x_i, \quad (1)$$

kde ξ vyjadřuje vnitřní potenciál, w_i i -tá synaptická váha, x_i je i -tý vstup a n je počet vstupů neuronu (Šíma, Neruda, 1996).

Prahová hodnota, nazývaná také bias, má nejčastěji stanovenou konstantní hodnotu $x_0 = 1$ (Marwala, 2013). Tato hodnota je porovnávána na základě aktivační funkce s váženým součtem vstupních signálů. Pokud je tento součet vyšší než hodnota biasu, neuron je aktivován a jeho výstup nabývá hodnoty jedna. Pokud je však tento součet nižší, neuron bude nulový a vůbec se neaktivuje. Neuron

¹⁸ Vysvětlující neboli nezávisle proměnné.

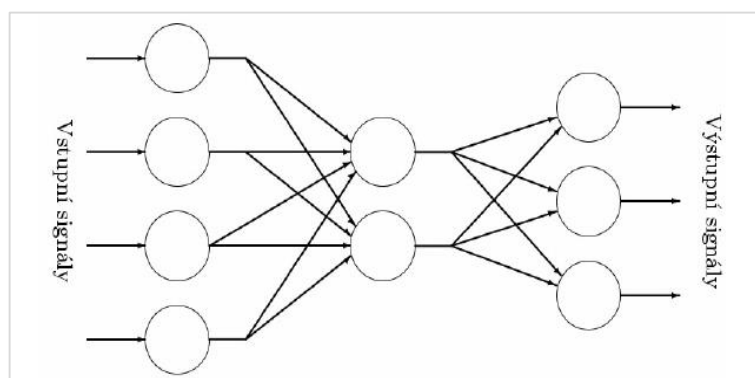
tedy provádí transformaci $y = F(x)$. Ilustrativní příklad aktivace lze popsat následujícími vztahy:

$$x = \sum_{i=1}^n x_i w_i - x_0, \quad (2)$$

$$y = \begin{cases} +1, & \text{pro } x \geq 0 \\ -1, & \text{pro } x \leq 0 \end{cases}, \quad (3)$$

kde x představuje součet vstupních signálů neuronu, y výstup neuronu, x_i je i -tý vstup w_i je i -tá synaptická váha, x_0 je bias, prahová hodnota, n je počet vstupů (Konečný, Trenz, 2012).

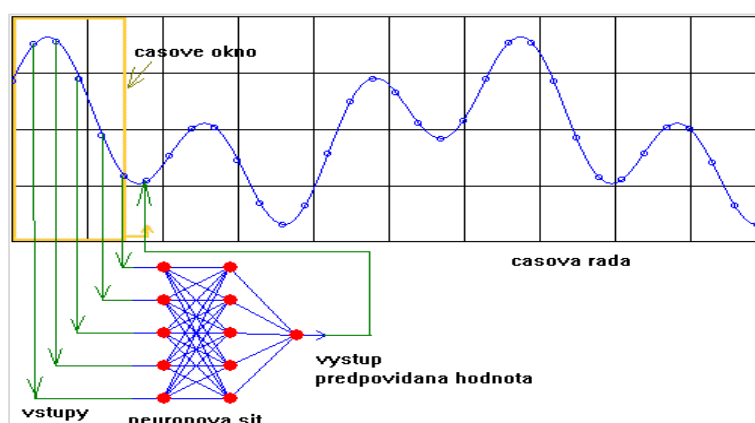
Uvnitř každého neuronu dochází k transformaci vstupních hodnot na výstup pomocí nejméně dvou výpočetních fází – výpočtu aktivační funkce a výpočtu vstupního potenciálu (Olej, Hájek, 2010). Uvnitř neuronové sítě jsou neurony uspořádány do vrstev, nejčastěji se jedná o vstupní vrstvu, skrytou vrstvu a vrstvu výstupní. Sítě jsou s prostředím propojeny pomocí vstupní a výstupní vrstvy (Konečný, Trenz, 2012). Na Obr. 7 je znázorněna struktura typické neuronové sítě.



Obr. 7 Architektura typické umělé neuronové sítě. Zdroj: (Konečný, Trenz, 2012, str. 72).

4.2.3 Učení neuronové sítě a predikce časových řad

Aby bylo dosaženo predikce časové řady, musíme neuronovou síť naučit na průběh veličiny ve vymezeném čase. Jelikož neuronová síť pracuje s daty z minulosti a výstupem budou data budoucí, jedná se o učení s učitelem. Proces predikce dat časové řady pomocí neuronových sítí je znázorněn na Obr. 8 (Obitko, 1999).

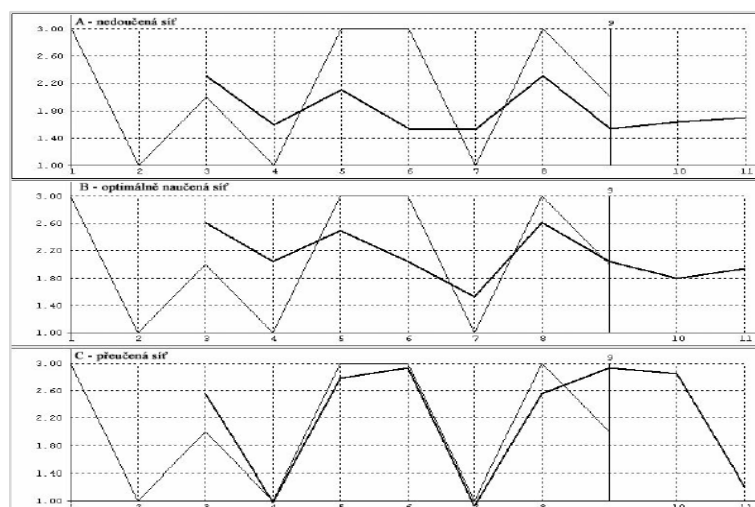


Obr. 8 Proces predikce časové řady pomocí neuronových sítí. Zdroj: (Obitko, 1999).

Novák et al. (1998) píše, že při procesu učení, tedy trénování, je volena vhodná konfigurace vah modelu neuronové sítě tak, aby odchylka mezi jejím požadovaným a skutečným výstupem při odezvě na soubor trénovacího vzorku byla co nejmenší. Za učící se lze považovat takovou neuronovou síť, u které se mění způsob přeměny vstupů na výstupy v čase tak, aby transformační funkce korespondovala s žádoucím tvarem. Neuronovou síť lze naučit například vhodnou změnou hodnot synaptických vah, aktivační funkce či postupnými změnami struktury sítě. Tento způsob učícího algoritmu se nazývá metoda zpětného šíření chyb, tzv. back-propagation errors.

Množina vzorku dat je rozdělena na množinu trénovací a na množinu testovací. Trénovací množina je využívána při fázi učení a množina testovací za účelem otestování nabytých vlastností v průběhu adaptace. Nevhodnost výběru trénovacích dat má negativní vliv na kvalitu učení neuronové sítě. Během procesu učení je na vstupy opakovaně napojována učící množina a je hledáno žádoucí nastavení parametrů sítě (Olej, Hájek, 2010). Obitko (1999) dále ještě uvádí validační množinu, na základě které se ověřuje model. Rozdělení dat do zmiňovaných množin se využívá v poměru 70:15:15, případně 50:25:25, přičemž největší podíl přísluší množině trénovací. Mezi hlavní faktory ovlivňující prognostické schopnosti neuronových sítí lze zařadit přesnost naučení, výpočetní funkci neuronů a nastavení počtu neuronů vstupní vrstvy, výstupní vrstvy a počet vstupních vrstev (Konečný, Trenz, 2012).

Konečný a Trenz (2012) dále uvádí, že hlavním cílem není co nejpřesněji aproximovat časovou řadu, ale neuronovou síť co nejlépe adaptovat. Může totiž dojít k dosažení co nejnižší hodnoty chybové funkce, k tzv. přeučení sítě nebo naopak k velké hodnotě chybové funkce, k tzv. nedoučení sítě. Takové situace vedou k nízké kvalitě predikční schopnosti. Přeučená a nedoučená síť je zobrazena na Obr. 9, přičemž optimální stav je zobrazen uprostřed.



Obr. 9 Kvalita učení neuronové sítě. Zdroj: (Konečný, Trenz, 2012, str. 94).

4.2.4 Vyhodnocení kvality prognóz

Kvalita predikce je dána množstvím dat, které jsou k dispozici při jejich analýze a kvalitou zvoleného prognostického modelu (Kraut, Nevřiva, Jarušková, 2002). Predikce je proces, který započne před událostí jejím výpočtem, probíhá při procesu korekce predikce a končí událostí, kdy je predikce vyhodnocována (Dostál, Rais, Sojka, 2005). Je velmi důležité posoudit kvalitu zvoleného predikčního modelu neuronových sítí na základě posouzení skutečných a predikovaných hodnot. Oficiální prognózy institucí jako je národní banka jsou obvykle hodnoceny na základě tří základních statistických kritérií, které jsou využity i v této práci. Jedná se o střední chybu odhadu, střední absolutní odchylku a Theilův koeficient nesouladu.

Střední chyba odhadu

$$ME = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (F_t - A_t), \quad (4)$$

kde F_t je predikovaná hodnota za období t , A_t je reálně naměřená hodnota v čase t a T představuje počet pozorování. Tento indikátor vyjadřuje vychýlení prognóz. Kladná výsledná hodnota pojednává o převážném nadhodnocování prognóz, záporná výsledná hodnota naopak o jejich podhodnocování. Žádoucí výsledek by se měl tedy pohybovat okolo nuly (Adamec, Střelec, Hampel, 2013), (Ministerstvo financí ČR, 2013).

Střední absolutní odchylka

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |F_t - A_t|, \quad (5)$$

kde F_t je hodnota predikce pro období t , A_t je skutečně naměřená hodnota v čase t a T je počet pozorování. Toto kritérium vyjadřuje průměrnou absolutní chybu predikce oproti skutečnosti. Opět je optimální výsledek co nejbližší nulové hodnoty (Adamec, Střelec, Hampel, 2013), (Ministerstvo financí ČR, 2013).

Thielův koeficient nesouladu

$$TIE = \frac{\sum_{t=1}^T (F_t - A_t)^2}{\sum_{t=1}^T (A_{t-1} - A_t)^2}, \quad (6)$$

kde F_t představuje hodnotu predikce pro období t , A_t je hodnota skutečně naměřené hodnoty v čase t , A_{t-1} je hodnota naměřená hodnota v čase $t - 1$ a T je počet pozorování. Theilův koeficient vyjadřuje podíl rozptylu chyb modelu vzhledem k chybám uměle vytvořených naivních předpovědí. Výsledek menší než jedna poukazuje na horší předpověď oproti uměle vytvořené naivní prognóze. Pokud je Theilův koeficient roven nule, pak je dosaženo shody predikce se skutečností, což je však velmi málo pravděpodobné (Hindls, Hronová, Novák, 2000), (Ministerstvo financí ČR, 2013).

4.3 Postupy zvolené ve Vlastní práci

Ve Vlastní práci je nejprve ověřen výskyt strukturálního zlomu pomocí Chow testu, jehož predikcí se zabývá stěžejní část Vlastní práce. Časové řady jsou předpovídány na základě svých zpožděných hodnot, v tomto případě bude další hodnota vysvětlována vždy na základě jedné zpožděné hodnoty. Predikován je jeden krok dopředu, tedy $t + 1$, vycházející z do té doby modelu známých hodnot.

Je využíván typ analýzy časové řady (regrese) a v každém modelu je nastavena jedna cílová proměnná zvolené délky. Délka dat je upravována s cílem dosáhnout co nejpřesnější predikce. Vzorek dat je dále rozdělen v poměru 70:15:15 nebo 50:25:25. Na takto vymezená data je nejprve použit systém Automatizované neuronové sítě (ANS), na základě kterého jsou nalezeny modely s nejvhodnějšími funkčními formami a dalšími parametry, se kterými je dosahováno u příslušné časové řady nejlepší lineární závislosti vzorku dat. Tyto modely jsou následně posuzovány z hlediska velikosti výkonu na validační množině a jeho vyváženosti s výkonem trénovací i testovací množiny. Výkon pojednává o správné volbě délky vzorku dat, velikosti korelace dat na příslušné množině a potenciální dobré predikční schopnosti neuronové sítě. Zřetel je brán rovněž na grafické posouzení schopnosti neuronových sítí kopírovat reálná data.

Nejlépe zvolená síť je následně upravována v systému Vlastních neuronových sítí (VNS). Lze konfigurovat počet neuronů v jednotlivých vrstvách vícevrstvého perceptronu, aktivační funkce na skryté či výstupní vrstvě, změnu chyby

(ESS) na trénovací množině vyjadřující součet čtverců nevysvětlených modelem. Dále lze upravovat iteraci¹⁹, koeficienty váhového rozkladu u skryté či výstupní vrstvy, lze také využít nastavení fixního semínka přiřazování vah jednotlivým vstupům. Při změnách jednotlivých konfiguračních parametrů je žádoucí sledovat reakci neuronové sítě a následný dopad změny nastavení na predikční činnost modelu.

Nastavení fixní hodnoty neboli semínka pro generaci náhodných vah má význam především v tom případě, kdy je neuronová síť velmi citlivá na změnu nastavení. Synaptické váhy nejsou poté přiřazovány náhodně během celého procesu učení, ale jsou stanoveny stejné po celou dobu trénování neuronové sítě. Poté je možné se zpětnou konfigurací k původním výstupním hodnotám vrátit.

Kvalita predikcí zvolených neuronových sítí je následně hodnocena na základě střední chyby odhadu, střední absolutní odchylky a Theilova koeficientu nesouladu.

¹⁹ Opakování průchodu tělem algoritmu, opakované volání funkce.

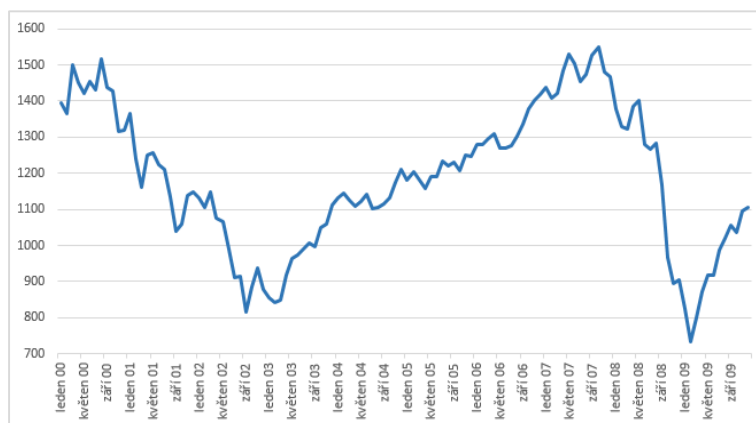
5 Vlastní práce

V této části bakalářské práce je pomocí neuronových sítí v programu Statistica 12 předpovídán vývoj vybraných amerických ukazatelů a na základě toho vyhodnocen poznatek, nakolik strukturální zlom snižuje schopnost moderních výpočetních nástrojů předpovídat budoucí vývoj.

Data každé časové řady byla zkoumána z hlediska výskytu strukturálního zlomu, tedy k identifikaci období vzniku finanční krize. Zlom byl nejprve odhadnut na základě vývoje dat, který znázorňují grafy jednotlivých časových řad v následujících podkapitolách. Předpoklad výskytu strukturálního zlomu byl dále ověřen na základě Chow testu přes aplikaci metody nejmenších čtverců pomocí ekonometrického programu Gretl 1.9.6. s přidáním časového trendu. Nulová hypotéza o tom, že se strukturální zlom v souboru dat nevyskytuje, se zamítá ve prospěch alternativní hypotézy o jeho výskytu, pokud je p-hodnota nižší než hladina významnosti 5 %. Po potvrzení výskytu strukturálního zlomu byla data podrobena modelaci neuronových sítí v programu Statistica 12 a vyhodnoceno, nakolik jsou neuronové sítě schopny predikovat výrazný pokles v případě ukazatelů burzovního a hypotečního trhu či nárůst ukazatele kreditního rizika v období před vypuknutím světové finanční krize.

5.1 Časová řada burzovního indexu Standard & Poor's 500

Obr. 10 znázorňuje vývoj měsíčních hodnot burzovního indexu Standard & Poor's 500 mezi lety 2000 až 2009.



Obr. 10 Vývoj burzovního indexu Standard & Poor's 500 mezi lety 2000–2009. Data akciového indexu jsou vyjádřena v bodech. Zdroj dat: (Yahoo! Finance, 2015).

Graf umožňuje pozorovat rostoucí tendenci vývoje hodnot od zlomu v roce 2002 až po období prvních projevů globální finanční krize. Nejnižší bodové hodnoty

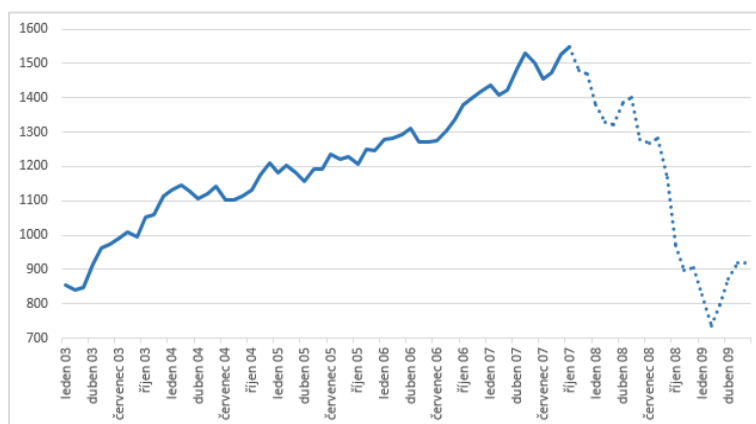
dosáhl tento ukazatel výkonnosti amerického akciového trhu v únoru 2009, přičemž sklony ke klesání lze pozorovat již mnohem dříve.

5.1.1 Nalezení strukturálního zlomu

Na základě vývoje hodnot akciového indexu Standard & Poor's 500 byly odhadnuty první známky poklesu v souvislosti s globální finanční krizí v listopadu 2007. Toto tvrzení bylo však nutné podložit aplikací Chowova testu. Test vykázal p-hodnotu $8,10565 \cdot 10^{-7}$, což je méně než stanovená hladina významnosti 5 % (viz Příloha 1). Výskyt strukturálního zlomu v listopadu 2007 byl ověřen.

5.1.2 Modelování dat pomocí neuronových sítí

Zvolená data byla v programu Statistica 12 modelována pro predikci budoucích hodnot. Vyzkoušeno bylo velké množství možností a bylo zjištěno, že v tomto případě se neuronové sítě lépe adaptují na kratší časovou řadu. Příloha 2 – Příloha 6 obsahují tabulky se srovnáním hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách v různě dlouhých časových řadách. Eliminací prvního roku z původního vzorku dat došlo k výskytu vysoké korelace na validační množině, která zůstala i při eliminaci dalších období zachována, rovněž nastalo výrazné snížení chyby na validační množině. Průměrný vývoj chyby na validační množině při změně délky časové řady znázorňuje Příloha 7. Lze pozorovat, že graf vykazuje převážně klesající trend. Velikost chyby na validační množině hrála důležitou roli při výběru období, jehož data byla podrobena modelaci. Časová řada tedy byla zkrácena na období od roku 2003–2009, tudíž na období, které nezahrnuje strukturální zlom reprezentující krizi na začátku 3. tisíciletí, zároveň se jedná o období s vypovídajícím množstvím vstupů. Tento postup doporučují Novák et al. (1998), kteří tvrdí, že údaje staršího data je v některých případech vhodné ze souboru dat vyloučit, aby nedošlo ke zkreslení a následně špatné predikci budoucích hodnot. Zkrácená časová řada, která vstoupila do modelace, je znázorněna spolu s predikovanými měsíci na Obr. 11.



Obr. 11 Data akciového indexu Standard & Poor's 500 vstupující do modelace neuronových sítí (modře nepřerušovaně) a hodnoty, které mají být predikovány (modře přerušovaně). Zdroj dat: (Yahoo! Finance, 2015).

Burzovní index Standard & Poor's 500 byl zvolen jako spojitá cílová proměnná modelu časové řady. Vstupní soubor byl dle doporučení v kapitole 4.2.3 rozdělen nejprve v poměru 70:15:15 a poté v poměru 50:25:25. Na tato data bylo aplikováno přibližně sedm set pokusů. Jelikož na zvoleném vzorku měsíčních dat u téměř všech získaných neuronových sítí vycházela korelace na validační množině přibližně 99 %, trénovací a testovací množiny vykazovaly lineární závislost mezi daty rovněž vysokou, přes 95 %, model byl zvolen na základě posouzení vzhledu grafu ve smyslu schopnosti vyrovnaných hodnot neuronové sítě kopírovat reálná data akciového indexu a predikční schopnosti. Pozornost při výběru byla také směřována na malé rozdíly mezi korelací trénovacího, testovacího a validačního vzorku dat.

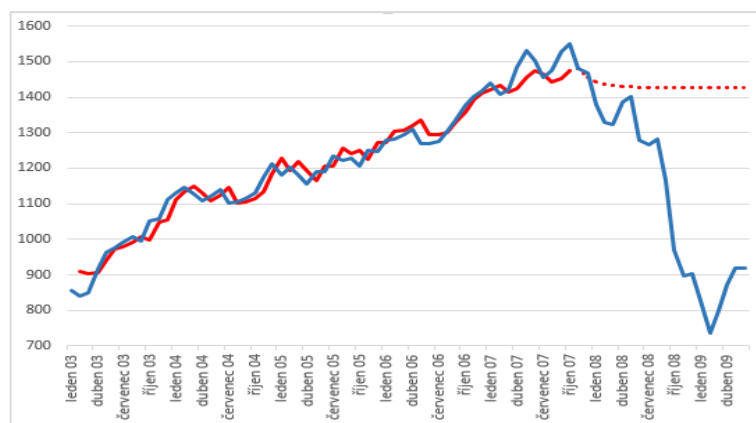
Lze konstatovat, že nejúspěšnějšími predikcemi se vyznačovaly neuronové sítě s nastavením aktivační funkce identita u skryté vrstvy a logistické aktivační funkce u vrstvy výstupní. Většina pokusů proto byla učiněna s tímto nastavením aktivačních funkcí. Při nastavení jiných funkčních typů výstupní vrstvy měly neuronové sítě tendenci předpovídat růst nebo naopak budoucí hodnoty oproti reálným číslům výrazně podhodnocovat.

Do modelu vstupovala měsíční data od ledna 2000 do října 2007. Počínaje listopadem 2007 bylo predikováno následujících dvacet období dopředu, tzn. po červen 2009. Ze tří nejlépe adaptovaných neuronových sítí byla zvolena jedna na základě nejnižší chyby na validační množině. Přehledy důležitých hodnot těchto tří nejúspěšnějších pokusů znázorňuje tabulka v Příloha 9. Za nejlépe naučenou byla považována neuronová síť o dvou neuronech ve skryté vrstvě, tedy nejjednodušší neuronová síť z vybraných tří modelů. Tab. 1 znázorňuje důležité informace o zvolené síti s nejlepšími predikčními schopnostmi. Konkrétní graf neuronové sítě z programu Statistica 12 lze nalézt v Příloha 8.

Tab. 1 Výstupní hodnoty výkonů a chyb na testovací, trénovací a validační množině neuronové sítě 1-2-1.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba
MLP 1-2-1	0,971329	0,989086	0,981572	709,2535	536,5334	198,4997

U modelování této neuronové sítě byl vzorek dat rozdělen v poměru 50:25:25, u modelování dalších dvou nejlepších neuronových sítí zase v poměru 70:15:15. Lze tedy poznamenat, že volba rozdělení 50:25:25 je pro charakter vývoje této časové řady optimální. K první žádoucí predikované hodnotě, tedy k hodnotě příslušící listopadu 2007, která se velmi blížila hodnotě reálné, bylo dosaženo v režimu zvolené aktivační identické a logistické funkce především na základě nastavení počtu neuronů a koeficientu váhového rozkladu u skryté vrstvy. Využito bylo také postupného snižování změny chyby (ESS). Tato neuronová síť byla tímto způsobem vyladována do té doby, dokud se první predikční krok nepřiblížil realitě. Obr. 12 znázorňuje graf porovnávající reálná data s vyrovnanými hodnotami modelu neuronové sítě, na které navazuje dvacet predikčních hodnot. Lze konstatovat, že vyrovnané hodnoty jsou schopny kvalitně imitovat reálné hodnoty s posunem o jedno období. Grafy dalších dvou neuronových sítí lze nalézt v Příloha 10 a v Příloha 11.



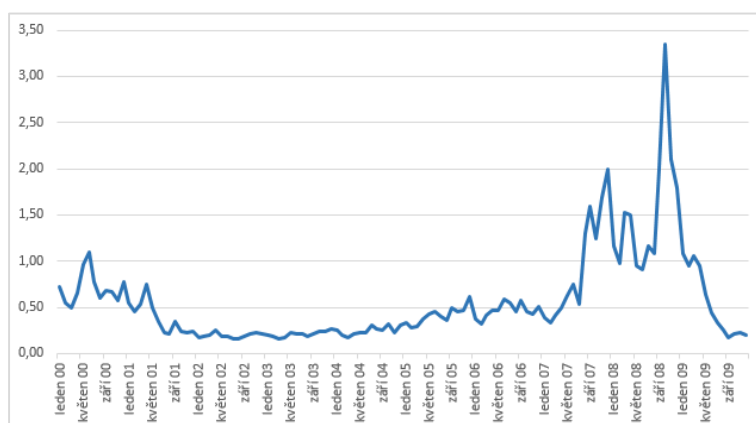
Obr. 12 Graf porovnání vyrovnaných hodnot (červeně nepřerušovaně) s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-2-1 (červeně přerušovaně) a reálných hodnot od ledna 2003 do června 2009 (modře).

Konkrétní hodnoty, ze kterých byl graf sestaven lze nalézt v Příloha 12. Dle grafu i dle hodnot v tabulce lze pozorovat, že první predikovaná hodnota je velmi podobná hodnotě skutečné, avšak s přibývajícím kroky se rozdíly mezi jednotlivými predikcemi snižují a data mají sklon ke konstantnosti.

Model neuronové sítě byl tedy schopen predikovat pokles hodnoty akciového indexu Standard & Poor's 500 v listopadu 2007, následující hodnoty klesají rovněž, avšak rozhodně nedošlo k identifikaci reálného výrazného poklesu aktivity amerického akciového trhu při úderu globální finanční krize.

5.2 Časová řada ukazatele úvěrového rizika TED Spread

Vývoj TED Spreadu, ukazatele úvěrového rizika, znázorňuje Obr. 13. Reakce hodnot tohoto ukazatele na projevy světové finanční krize jsou odlišné od předchozího analyzovaného ukazatele. Zatímco se u akciového burzovního indexu projevy krize promítly do jeho hodnot poklesem, u hodnot TED Spreadu je situace opačná. Když se vlivem finanční krize začalo zvyšovat riziko nesplacení úvěrů a celková nejistota v bankovním sektoru USA, hodnoty tohoto ukazatele započaly růst. Maximu, kterého bylo dosaženo v říjnu 2008, předcházelo poměrně dlouhé období kolísavého nárůstu.



Obr. 13 Vývoj ukazatele úvěrového rizika TED Spread mezi lety 2000–2009. Data ukazatele jsou vyjádřena v procentech. Zdroj dat: (Federal Reserve Bank of St. Louis, 2015).

5.2.1 Nalezení strukturálního zlomu

První známky většího nárůstu lze odhadovat v březnu 2007. Tato domněnka však musela být opět potvrzena aplikací Chowova testu v programu Gretl 1.9.6. P-hodnota o velikosti $2,46251 \cdot 10^{-9}$ zdaleka nepřekročila stanovenou hladinu významnosti 5 %, proto lze konstatovat, že odhad strukturálního zlomu v tomto období byl potvrzen (viz Příloha 13). První predikční krok vzniklý modelací neuronových sítí byl proveden v březnu 2007.

5.2.2 Modelování dat pomocí neuronových sítí

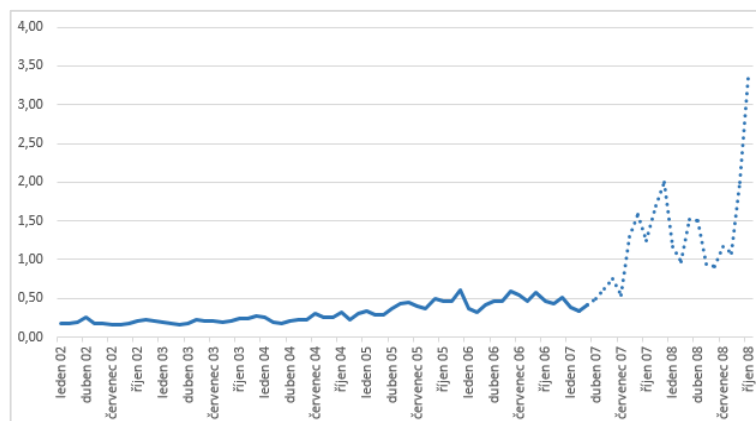
Předpovídání této časové řady bylo odlišné od předchozí. Na rozdíl od předchozího pádu zde měl být anticipován výrazný nárůst úvěrového rizika. Vyzkoušena byla modelace různě dlouhého vzorku dat, celkem bylo uskutečněno asi šest set pokusů.

Oproti předchozí časové řadě zde obecně docházelo k nižším validačním výkonům a k nižším chybám. Predikováno bylo opět dvacet predikčních kroků dopředu pro lepší vypovídací kvalitu predikcí a srovnání. Adaptace neuronových sítí byla v tomto případě poměrně náročná a ve většině případů vycházely špatné predikční hodnoty nepředpokládající nárůst, který se ve skutečnosti projevil vlivem

nejistoty na úvěrových trzích. Tentokrát nebyly znát značné rozdíly při rozdělení vzorku dat v poměru 70:15:15 a 50:25:25. Autorka práce se přiklonila k prvnímu zmíněnému rozdělení, vzhledem k tomu, že je v literatuře primárně doporučováno.

Srovnání výkonů a chyb na trénovací, testovací a validační množině pro různě dlouhá data obsahuje Příloha 14. Grafické znázornění vývoje validační chyby a validačního výkonu při změně délky dat podrobené modelaci pak Příloha 15 a Příloha 16. Lze pozorovat, že nejvyššího výkonu na validační množině bylo dosaženo u vzorku dat za období 2003–2007, pokud je však bráno v potaz vyrovnání výkonu na všech třech množinách neuronové sítě, není zde tento požadavek zdaleka splněn. Za nejlépe adaptovanou byla tedy zvolena neuronová síť s druhým nejlepším výkonem validační množiny o velikosti 91 %. Lze zaznamenat téměř shodnou korelaci i na dalších množinách sítě, čímž je zajištěna lepší vypočítací hodnota. U vybrané neuronové sítě byla navíc přítomna nejnižší chyba na validační množině.

Cílovou proměnnou při této modelaci tvořila časová řada ukazatele TED Spread od ledna 2002 do února 2007, jejíž vývoj je znázorněn na Obr. 14. Období, která byla predikována, jsou pro přehlednost znázorněna přerušovaně a je zřejmé, že předpovídání budoucích hodnot bylo započato březnem 2007 a skončeno říjnem 2008.



Obr. 14 Data ukazatele TED Spread vstupující do modelace neuronových sítí (modře nepřerušovaně) a hodnoty, které mají být predikovány (modře přerušovaně). Zdroj dat: (Federal Reserve Bank of St. Louis, 2015).

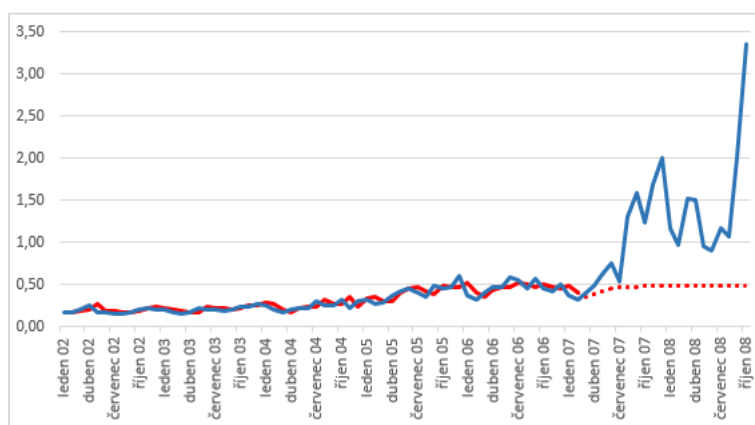
Za nejlepší nastavení aktivačních funkcí byla považována funkce tangens na vrstvě výstupní funkci identita či rovněž tangens. Při nastavení jiných funkčních forem nebylo předpovídání úspěšné téměř vůbec. Jelikož nastavení neuronové sítě u těchto dat bylo velmi citlivé a při úspěšné adaptaci na mírný růst bylo možno další úpravou nastavení takové naučení sítě velmi rychle ztratit, bylo vhodné nastavit fixní semínko generátoru vah jednotlivým vstupům. Pokud bylo původní nastavení ztraceno, bylo možné se k němu návratem hodnoty změněného parametru vrátit. Výsledky nejlépe predikce schopné neuronové sítě shrnuje

Tab. 2. Výsledky další ucházející neuronové sítě pro tuto délku vzorku dat nabízí Příloha 17 a Příloha 18, která však nebyla vybrána za nejlepší vzhledem ke kolísavosti výkonů na jednotlivých množinách a nižší kvality predikce.

Tab. 2 Výstupní hodnoty výkonů a chyb na testovací, trénovací a validační množině neuronové sítě 1-2-1.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba
MLP 1-2-1	0,902921	0,910041	0,906153	0,001471	0,001927	0,001647

Při nastavení fixního semínka generace vah byl korigován počet neuronů a váhového koeficientu rozkladu a přitom sledována podobnost predikce hodnoty března 2007 s realitou. Vzhledem k nastavení fixního semínka nebylo možné neuronovou síť doladovat pomocí změny chyby (ESS). Model se podařilo naučit na mírný nárůst hodnot od března roku 2007, lze však vzhledem k malému rozsahu hodnot analyzované veličiny říci, že nebylo dosaženo příliš uspokojivých predikcí. Většina ostatních pokusů měla přitom tendenci predikovat velmi nízkou hodnotu. Chyby na jednotlivých množinách jsou o poznání nižší, než tomu bylo u předchozí analýzy dat akciového indexu. Obr. 15 znázorňuje přizpůsobení vyrovnaných hodnot nejúspěšnější neuronové sítě na data, která byla reálně naměřena. Hodnoty dvacetikrokové predikce jsou pro přehlednost odděleny červenou přerušovanou křivkou.



Obr. 15 Graf porovnání vyrovnaných hodnot (červeně nepřerušovaně) s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-2-1 (červeně přerušovaně) a reálných hodnot od ledna 2003 do října 2008 (modře).

Detailnější pohled na adaptaci vyrovnaných hodnot lze nalézt v Příloha 19. Lze zaregistrovat, že neuronové sítě měly problém s kopírováním reálných dat vyrovnanými hodnotami, nedokázaly zcela dobře rozpoznat jejich skutečný průběh a přepokládaly oproti realitě nižší volatilitu dat. Může to být tím, že hodnoty tohoto ukazatele jsou získány rozdílem dvou nesouvislých veličin – třicetidenní

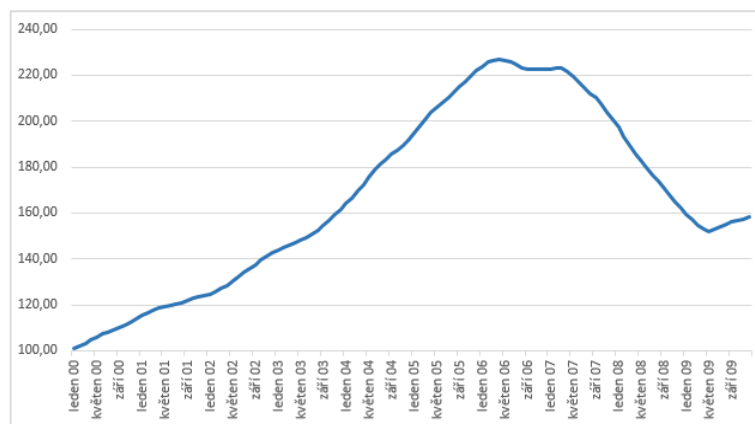
úrokové sazby na mezibankovním trhu v Londýně LIBOR a výnosu tříměsíčních vládních pokladničních poukázek USA.

Konkrétní hodnoty vyrovnaných hodnot a predikcí v porovnání s hodnotami reálnými obsahuje Příloha 20. Lze pozorovat, že došlo k úspěšné adaptaci na tendenci neuronové sítě předpokládat nárůst od prvního predikovaného měsíce, avšak ani hodnota prvního předpovídaného období není zcela blízko skutečnosti, jak by bylo žádoucí. Hodnoty opět zpočátku rostly výrazněji, avšak postupně docházelo ke snižování rozestupů mezi jednotlivými předpovídanými hodnotami. V posledních třech predikčních krocích, tedy u období srpen 2008 – říjen 2008, se predikování ustálilo a byla již predikována stále stejná hodnota, tudíž nebyl předpokládán další nárůst ani pokles.

Při použití modelu na tato data nebylo rovněž dosaženo příliš pozitivních výsledků. Při modelování časové řady byl znám budoucí nárůst hodnot a bylo o jeho předpokládání modelu usilováno. Vzhledem k tomu, že i přesto bylo náročné predikovat alespoň mírný nárůst, je téměř nereálná predikce pomocí výpočetních modelů obdobného budoucího průběhu dat v praxi.

5.3 Časová řada indexu cen nemovitostí Case-Shiller

Jako ukazatel amerického hypotečního trhu byl zvolen index cen nemovitostí Case-Shiller deseti amerických regionů. Procentuální vývoj změn cen domů v těchto oblastech od ledna roku 2000 do prosince 2009 je znázorněn na Obr. 16.



Obr. 16 Procentuální vývoj indexu cen nemovitostí Case-Shiller mezi lety 2000–2009. Zdroj dat: (Federal Reserve Bank of St. Louis, 2015).

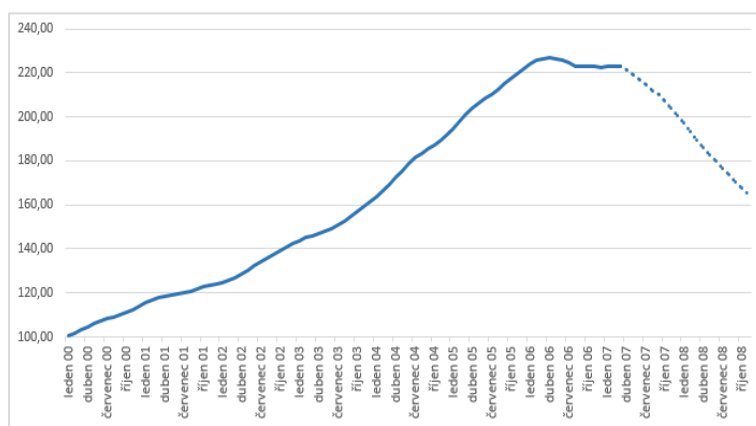
Graf tohoto ukazatele se vyznačuje oproti ostatním jistou vyhlazeností a neobsahuje viditelné typické strukturální zlomy či volatilitu. Pravděpodobně je to způsobeno metodou výpočtu indexu zvolenou Federálním rezervním systémem. U těchto dat byl Federálním rezervním systémem zvolen leden 2000 jako období, od kterého jsou odvíjeny procentuální změny cen nemovitostí v dalších měsících. Na Obr. 16 lze viditelný vznik cenové bubliny na trhu nemovitostí, kdy ceny domů nekontrolovatelně rostly, až po její následné plasknutí.

5.3.1 Nalezení strukturálního zlomu

Strukturální zlom byl identifikován na základě vývoje dat indexu cen nemovitostí v dubnu roku 2007. Stejně jako u předešlých časových řad byla tato hypotéza potvrzena na základě velmi nízké výstupní p-hodnoty $5,68602 \cdot 10^{-72}$ Chowova testu, nižší než standardní 5% hladina významnosti. Podrobnější informace o výstupních hodnotách provedeného testu poskytuje Příloha 21.

5.3.2 Modelování dat pomocí neuronových sítí

Na rozdíl od předcházejících dvou časových řad byla u této zachována její původní zvolená délka s cílem zachovat relativní změny ceny domů, které jsou dle zdroje dat vztaženy k lednu 2000. Do modelace neuronových sítí tedy vstoupila data od ledna roku 2000 do března roku 2007, jak zobrazuje Obr. 17, a na základě jim přiřazených vah byly následně predikovány hodnoty dvaceti následujících měsíců počínaje dubnem roku 2007. Na tato data se neuronové sítě dokázaly poměrně rychle a dobře adaptovat. Pro lepší ilustraci jsou modelovaná data rovněž graficky oddělena od anticipovaných období.



Obr. 17 Data indexu cen nemovitostí Case-Shiller vstupující do modelace neuronových sítí (modře nepřerušovaně) a hodnoty, které mají být predikovány (modře přerušovaně). Zdroj dat: (Federal Reserve Bank of St. Louis, 2015).

V modelu zaujal pozici spojitě cílové proměnné časový vývoj výše charakterizovaného indexu cen nemovitostí. Vzorek dat byl rozdělen v poměru 70:15:15, což se vysokou závislostí dat projevilo jako správná volba. Téměř u všech čtyř set pokusů totiž činila korelace na validační, testovací i trénovací množině přes 99 %, což je pozitivní výsledek, protože vyvážená závislost na všech množinách je žádoucí. Jako nejvhodnější konfigurace aktivačních funkcí se, jak dle vlastního pozorování, tak dle systému Automatických neuronových sítí programu Statistica 12, prezentovala exponenciální funkce na skrytých vrstvách neuronové sítě a tangenciální aktivační funkce na její výstupní vrstvě. Přestože se zprvu neuronové sítě i s jiným nastavením jevíly dle vysoké závislosti na všech třech množinách jako správné, nedisponovaly příliš dobrými predikčními schopnostmi a měly tendenci

předpovídat další růst hodnot. S exponenciálou na jedné straně a s funkcí tangens na straně druhé se za pomoci vyladování změny chyby (ESS), počtu neuronů a nastavení koeficientu změny vah skryté vrstvy podařilo naučit neuronovou síť tak, aby předpokládala pokles hodnot od dubna roku 2007.

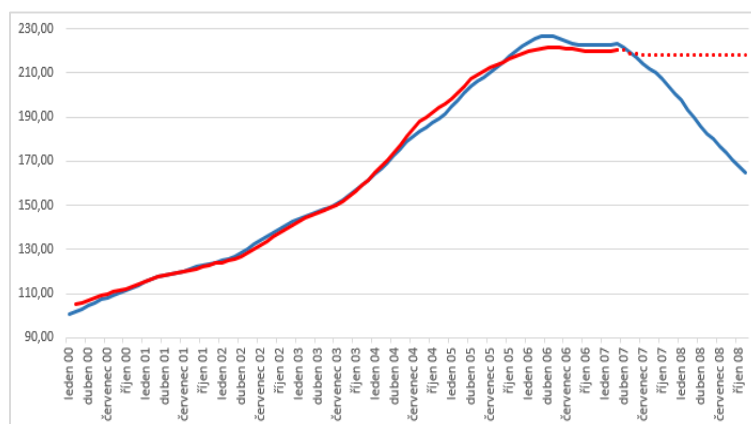
Ze všech provedených pokusů byly opět vybrány tři nejlépe nastavené neuronové sítě vzhledem ke schopnosti korespondence prvního predikčního kroku se skutečnou změnou cen nemovitostí. Příloha 22 obsahuje výkony a chyby na jednotlivých množinách vzorku dat tří nejpreferovanějších neuronových sítí. Výběr nejlepší možnosti byl učiněn na základě komparace validačních chyb jednotlivých neuronových sítí. Nejmenší chyba na validační množině byla pozorována u neuronové sítě skládající se ze čtyř neuronů. Tab. 3 ukazuje její výstupní hodnoty a důležité charakteristiky. Grafické znázornění adaptace zvolené sítě na reálný vývoj dat v programu Statistica 12 se nachází v Příloha 23.

Tab. 3 Výstupní hodnoty výkonů a chyb na testovací, trénovací a validační množině neuronové sítě 1-4-1.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba
MLP 1-4-1	0,997993	0,998969	0,998444	1,896359	1,645110	3,526307

Lze si povšimnout, že jednotlivé chyby jsou u dat časové řady indexu cen nemovitostí o poznání nižší, než tomu bylo u časové řady indexu burzovního, avšak vyšší než u časové řady ukazatele úvěrového rizika. Z počátku adaptace byly chyby na jednotlivých množinách téměř nulové, avšak predikční kroky nebyly vzhledem ke skutečnosti příznivé. Se zahrnutím koeficientu váhového rozkladu u skryté vrstvy došlo k mírnému navýšení všech tří charakteristických chyb, avšak predikční schopnosti modelu se zlepšily. Porovnání jednotlivých chyb bez a s přidáním koeficientu váhového rozkladu skryté vrstvy lze nalézt v Příloha 24, grafické porovnání predikcí u takto nastavených neuronových sítí poté v Příloha 25. Zatímco při neuvažování zmiňovaného koeficientu měla neuronová síť tendenci předpovídat mírný nárůst, při jeho zahrnutí do modelace došlo předpovídání výraznějšího poklesu. Implementaci koeficientu váhového rozkladu do modelu lze považovat za správný krok, přesto, že tato konfigurace byla vykoupena zvýšením chyb na trénovací, testovací i validační množině.

Obr. 18 nabízí znázornění průběhu časové řady indexu cen nemovitostí Case-Shiller, který je lemován vyrovnanými hodnotami vybraného modelu neuronových sítí a predikcemi dvaceti predikčních kroků dopředu, tzn. od dubna 2007 do listopadu 2008. Dle grafu lze pozorovat, že neuronové sítě se dokázaly na dostupná reálná data dobře adaptovat. Příloha 26 a Příloha 27 nabízí náhledy grafů adaptace dalších dvou neuronových sítí. Na první pohled lze posoudit, že výsledky učícího procesu všech tří modelů byly velmi podobné.



Obr. 18 Graf porovnání vyrovnaných hodnot (červeně nepřerušovaně) s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-4-1 (červeně přerušovaně) a reálných hodnot od ledna 2000 do listopadu 2008 (modře).

Konkrétní hodnoty, ze kterých je graf složen, jsou k dispozici v Příloha 28. Z dosažených výsledků vyplývá, že první predikční hodnota se od reálné liší o cca jeden procentní bod. Je však důležité, že neuronová síť je schopna předpokládat pokles hodnot od dubna roku 2007, což odpovídá reálnému směřování dat. Vzhledem ke skutečnosti je však tendence vývoje predikovaných hodnot klesat nepatrná a s přibývajícím predikovanými obdobími se opět rozestupy hodnot snižují, což vede od června 2008 do listopadu 2008 dokonce k tomu, že jsou modelem generovány totožné predikované hodnoty.

Ani v tomto případě nebylo možné predikovat rázný pokles cen domů v deseti amerických regionech související s globální katastrofou s celosvětovými dopady.

5.4 Kvalita predikčních schopností neuronových sítí předpovídat strukturální zlom

V této části je provedeno zhodnocení predikční kvality neuronových sítí v souvislosti s predikcí strukturálního zlomu pomocí zvolených kritérií. Jedná se o střední chybu odhadu, střední absolutní odchylku a Theilův koeficient nesouladu. Tabulky v následujících podkapitolách znázorňují hodnoty zmiňovaných statistik vztahující se k analyzovaným časovým řadám. Pro lepší vypovídající hodnotu a porovnání je vyhodnocena kvalita prognóz v souvislosti se strukturálním zlomem pro jedнокrokovou predikci a predikci vícečrokovou (pro deset a dvacet období dopředu).

5.4.1 Kvalita predikce strukturálního zlomu hodnot burzovního indexu Standard & Poor's 500 od listopadu 2007

Tab. 4 shrnuje výsledky statistických kritérií hodnotící kvalitu predikce strukturálního zlomu a lze konstatovat, že pokud je brána v úvahu predikce pouze jednoho období, tedy listopadu 2007, jsou předpovídané odhady přesnější než pro predikci dvaceti hodnot, kdy se předpovědi značně rozbíhají se skutečností. U předpovídání pouze jedné hodnoty vykazují všechna tři kritéria výsledek okolo nuly, což detekuje dobrou kvalitu prognostického modelu. S rozšiřováním délky predikčního horizontu však kritéria disponují stále většími hodnotami, což odráží špatnou predikční vlastnost vybrané neuronové sítě pro více kroků dopředu. Podrobnější výpočty těchto hodnot lze nalézt v Příloha 29 – Příloha 31.

Bylo možné předpovědět první predikční krok, avšak prognózy v dalších obdobích byly nepřesné. Jelikož je hodnota střední chyby odhadu kladná, lze tvrdit, že model má tendenci prognózy převážně nadhodnocovat. Theilův koeficient je u první predikované hodnoty téměř nulový, lze tedy v tomto případě potvrdit kvalitní schopnost jednokrokové predikce zvoleného modelu. U víceokrové predikce se však jeho hodnota stále více blíží hodnotě jedna, což poukazuje na horší predikční schopnosti oproti mechanicky stanovené naivní prognóze a potvrzuje nevhodnost zvoleného modelu pro víceokrový odhad budoucích hodnot.

Tab. 4 Kvalita predikcí časové řady Standard & Poor's 500 pro období listopad 2007 (T=1), listopad 2007 – srpen 2008 (T=10) a listopad 2007 – červen 2009 (T=20).

Statistická kritéria	Počet pozorování		
	T=1	T=10	T=20
Střední chyba odhadu	0,46200	79,194	302,67935
Střední absolutní odchylka	0,46200	81,719	303,94185
Theilův koeficient nesouladu	$4,58359 \cdot 10^{-5}$	0,239	0,62980

5.4.2 Kvalita predikce strukturálního zlomu hodnot ukazatele úvěrového rizika TED Spread od března 2007

Tab. 5 nabízí výsledky kvality predikcí modelu hodnot budoucích měsíců ukazatele TED Spread. Na první pohled se může zdát, že tato kritéria vykazují příznivě nízké hodnoty i pro víceokrové predikce, avšak je třeba vzít v úvahu malé rozpětí, v jakém se vývoj dat této časové řady pohybuje. Proto může být hodnocení kvality těchto predikcí zkresleno. Pokud jsou totiž porovnány predikované hodnoty s reálnými, lze zaznamenat poměrně vysoké rozdíly mezi reálnými a predikovanými hodnotami vzhledem k malému intervalu naměřených hodnot. Jednotlivé výpočty všech kritérií obsahují Příloha 32 – Příloha 34. Hodnota koeficientu nesouladu je již u první predikované hodnoty poměrně vysoká, s přibývajícím obdobími dle očekávání roste a poukazuje na postupné zhoršování predikční schopnosti modelu při předpovídání strukturálního zlomu.

Za vypovídající lze považovat střední chybu odhadu, která vyšla záporná, což poukazuje na tendenci modelu predikované hodnoty oproti skutečnosti podhodnocovat. To lze potvrdit pohledem na skutečnost, že u všech dvaceti hodnot je predikovaná hodnota nižší než reálně naměřené riziko.

Tab. 5 Kvalita predikcí časové řady ukazatele kreditního rizika TED Spread pro období březen 2007 (T=1), březen 2007 – prosinec 2007 (T=10) a březen 2007 – říjen 2008 (T=20).

Statistická kritéria	Počet pozorování		
	T=1	T=10	T=20
Střední chyba odhadu	-0,0491	-0,614291575	-0,796603389
Střední absolutní odchylka	0,0491	0,614291575	0,796603389
Theilův koeficient nesouladu	0,3763	0,767634482	0,802224856

5.4.3 Kvalita predikce hodnot strukturálního zlomu indexu cen nemovitostí Case-Shiller od dubna 2007

Níže se nacházející Tab. 6 obsahuje hodnoty statistických kritérií pro jedнокrokovou predikci i pro delší období do budoucnosti u dat indexu cen nemovitostí Case-Shiller, které jsou výsledky výpočtů vyskytujících se podrobněji v Příloha 35 – Příloha 37. Lze zaregistrovat, že předpovědi pro kratší časové období jsou opět kvalitnější a přesnější než pro období delší, což je potvrzeno postupně se zvyšujícími hodnotami zvolených ukazatelů. Záporná střední chyba odhadu u jedнокrokové predikce značí podhodnocování předpovědi oproti reálnému vývoji cen amerických nemovitostí. S přibývajícím predikčními kroky se však střední chyby predikce stávají kladnými, tudíž lze obecně říci, že model má v delším časovém horizontu tendenci převážně nadhodnocovat předpokládané cifry oproti skutečně naměřeným datům. Hodnoty střední absolutní odchylky, které vyjadřují absolutní odchýlení od skutečnosti, lze rovněž považovat za poměrně vysoké. Theilův koeficient nesouladu vykazuje nejnižší hodnotu v prvním předpovídaném období a jeho hodnota se postupně zvyšuje, což potvrzuje výše zmíněné závěry a očekávání.

Tab. 6 Kvalita predikcí časové řady Case-Shiller pro období duben 2007 (T=1), duben 2007 – leden 2008 (T=10) a duben 2007 – listopad 2008 (T=20).

Statistická kritéria	Počet pozorování		
	T=1	T=10	T=20
Střední chyba odhadu	-1,15180000	8,003927979	23,72059086
Střední absolutní odchylka	1,15180000	8,286530971	23,86189235
Theilův koeficient nesouladu	0,47571624	0,524796130	0,76838270

5.5 Dílčí shrnutí

V této části práce byla pomocí neuronových sítí zkoumána schopnost předpovědi hodnot v časových řadách současných výpočetních modelů, které by potenciálně včas mohly varovat před hrozící finanční krizí dle předpokládaného vývoje určitého finančního ukazatele.

Neuronové sítě byly trénovány na zvolenou délku časových řad ukazatele burzovního indexu, ukazatele kreditního rizika i ukazatele hypotečního trhu a následně vybrány nejlepší výsledky. Do každé modelace vstupovala jedna cílová proměnná, což vyjadřuje předpovídání budoucích hodnot časové řady v závislosti na minulých hodnotách, na které se sítě adaptují a přiřazují jim příslušné váhy. Výsledky modelování s různým nastavením byly hodnoceny z hlediska lineární závislosti dat na validačních množinách jednotlivých sítí. Volba nejvhodnější neuronové sítě pro daná data byla provedena také na základě velikosti validační chyby zejména z hlediska rizika volby náhodného validačního vzorku u různých sítí, kdy by střední chyba nebyla příliš vypovídajícím ukazatelem. Také byla posouzena schopnost vyrovnaných hodnot zvoleného modelu adaptovat se korektně na vývoj reálných hodnot příslušného ukazatele a především také schopnost anticipace hodnot příslušících skutečnému vývoji v období před krizí. Kvalita jednotlivých prognóz byla následně hodnocena dle zvolených statistických kritérií.

Dle výsledků lze podotknout, že nebylo dosaženo příliš spolehlivé predikce strukturálního zlomu. Predikční nástroj byl naučen na prvotní pokles či nárůst, avšak s daleko menšími následnými projevy oproti skutečnosti, navíc byly znatelné sklony k postupné konstantnosti předpovědí. Takový vývoj u nestatických modelů není samozřejmostí. Neuronové sítě se však chovají „black box“ a přesnou příčinu lze nalézt vzhledem k nízké transparentnosti probíhajících procesů stěží.

Obecně lze říci, že výsledky jednokrokové predikce byly příznivější než u předpovědi hodnot více měsíců do budoucna. To však pro předpovídání prvotních projevů finančních krizí, pro která by byla vhodná kvalitní víceokrová predikce, není dostačující.

6 Diskuze

V této kapitole jsou interpretovány výsledky empirické analýzy, které jsou následně dány do souvislostí s důvody vzniku světové finanční krize popsány v Literárním přehledu. Dále jsou nabídnuty možnosti pro zpřesnění prognózování a pro předcházení krizím.

6.1 Interpretace výsledků

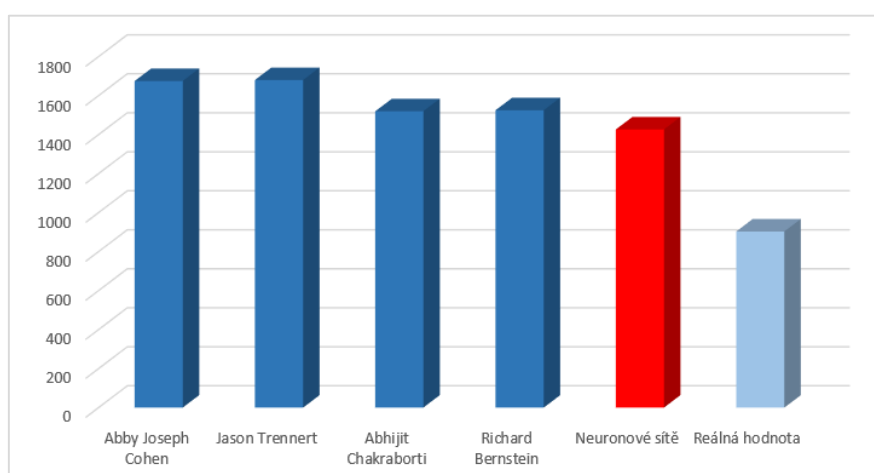
Na základě výsledků analýzy zvolených finančních ukazatelů bylo zjištěno, že neuronové sítě je možno během procesu trénování poměrně dobře naučit na minulý vývoj dat. Docházelo k věrohodnému kopírování reálných dat, které vstupovaly do modelace, vyrovnanými hodnotami modelu. Co se týče predikce strukturálního zlomu, zde již k tak dobrým poznatkům nedošlo. Jak bylo zjištěno a následně zhodnoceno na základě tří statistických kritérií, neuronové sítě nejsou příliš dobrými predikčními nástroji pro předpověď strukturálního zlomu. První predikční krok se sice přibližoval hodnotě reálně naměřené, avšak jelikož neuronové sítě byly učeny a nastavovány s cílem co nejvíce se přiblížit hodnotě prvnímu prognózovanému období, lze tento výsledek považovat za očekávaný. S přibývajícimi predikovanými měsíci však byly výsledky prognostických schopností neuronových sítí o poznání horší.

Předpovídání budoucích hodnot pomocí výpočetních metod vychází především z rozpoznání lineární závislosti a průběhu dat v předkládaném vzorku, čehož je následně využito modelem při predikování. Prvotním předpokladem většiny modelů je tedy pokračující vývoj trendu modelovaných dat. U predikování cifer burzovního indexu a indexu cen nemovitostí byl primárně předpokládán další nárůst, u ukazatele úvěrového rizika bylo předpovídáno pokračování nízkého výskytu rizika na úvěrových trzích. Naučit model na žádoucí klesající či rostoucí trend se většinou podařilo až jeho určitou konfigurací, a to především postupným vyladováním sítě na základě nastavení koeficientu váhového rozkladu na vstupní vrstvě, počtem neuronů, velikosti změny chyby (ESS) na trénovací množině odrážející množství variability nevysvětlené modelem. Po takovém nastavení sice byl již předpokládán budoucí nárůst či pokles hodnot, avšak nedošlo k rozpoznání výrazného strukturálního zlomu, který se ve skutečnosti projevil vypuknutím globální finanční krize. Modely měly navíc ve všech třech případech sklon k postupnému snižování rozestupů hodnot mezi predikcemi s přibývajícimi prognózovanými měsíci. Pravděpodobně je to spojeno s tím, že model má tendenci každou další hodnotu předpovídat podobnou té předchozí. Také lze poznamenat, že u dat, jejichž délka byla modifikována, byla lepší adaptace zaznamenána u kratšího rozsahu než u původního vzorku hodnot. U dat burzovního indexu byly nejlepší výsledky získány při zkrácení z původního období o 3 roky, tedy o 36 měsíců, u ukazatele úvěrového rizika zase o 2 roky, tedy o 12 měsíců.

Lze si všimnout, že chyby na jednotlivých množinách u analýzy dat akciového indexu S&P 500 byly o hodně vyšší než u ukazatele TED Spread a Case-Shiller.

Pravděpodobně je to způsobeno jednotkami dat časových řad v souvislosti s tím, že tyto chyby jsou vyjádřeny jako střední čtvercové chyby (MSE). U první analýzy totiž do modelace vstupovala data s daleko vyšším rozsahem dat a navíc v absolutním vyjádření. Také se u zmiňované časové řady vyskytovalo velké množství strukturálních zlomů či volatility. U druhé a třetí analýzy časových řad byla modelu předložena procentuálně vyjádřená data s nižším rozsahem hodnot než u dat burzovního indexu.

Obr. 19 nabízí srovnání dosažené predikce ve Vlastní práci u dat S&P 500 s názory dalších ekonomů a skutečně naměřenou hodnotou pro prosinec roku 2008. Toto období je zvoleno z důvodu, že většina ekonomů předpovídala vývoj indexu jako hodnotu na konci roku 2008.



Obr. 19 Komparace předpovědí vybraných ekonomů (tmavě modře), predikce neuronových sítí (červeně) a skutečně naměřené hodnoty (světle modře) pro prosinec roku 2008.

Mezi ekonomy, kteří spekulovali na růst akciového trhu, tzv. býky, patřili Abby Joseph Cohen a Jason Trennert. Abby Joseph Cohen, analytička americké investiční banky Goldman Sachs, předpokládala ke konci roku 2007 nárůst hodnoty akciového indexu do konce roku 2008 na 1675 bodů. Podobný odhad měl i Jason Trennert ze společnosti zabývající se marketingovým výzkumem Strategic Research Partners, která by měla pomáhat firmám při rozhodování v krizových situacích. Na konci roku 2008 odhadoval hodnotu indexu S&P 500 o velikosti 1680 bodů (Martin, Xydias, 2007), (Ivantsov, 2013). Tito odborníci předpovídali vysoké hodnoty akciového trhu i přesto, že od listopadu 2007 začal akciový index postupně ztrácet na hodnotě (viz Příloha 12).

Za nejvíce konzervativní jsou považovány prognózy Abhijita Chakrabortiho a Richarda Bernsteina, tzv. medvědů, kteří naopak spekulovali na pokles amerického akciového trhu. Abhijit Chakraborti, ekonom z Morgan Stanley, předpověděl body akciového indexu S&P 500 na konci roku 2008 ve výši 1520 a na začátku roku 2009 se dle něj měl tento index propadnout na hodnotu 1447 bodů. Richard Bernstein z investiční společnosti Merrill Lynch předpokládal v prosinci roku 2008 tento index ve výši 1525 bodů (Ivantsov, 2013).

Predikovaná hodnota pro měsíc prosinec roku 2008, která byla získaná modelováním dat ve Vlastní práci, činí 1426,628 bodů. Výrazně nižší reálná hodnota příslušící prosinci roku 2008 o velikosti 903,250 bodů, však nebyla předpovídana ekonomy ani zpětnou modelací výpočetního modelu v této práci. Ekonomy byl předpokládán buď pokračující výrazný růst či pokles, který však souvisel spíše s předpokladem mírného poklesu výkonu ekonomiky než s příchodem světové finanční krize. Lze předpokládat, že by podobnou úspěšnost měly predikce ekonomů i u jiných časových řad.

Vzhledem k výsledkům je evidentní, že současné výpočetní modely nejsou příliš dobrými predikčními nástroji pro předpovídání strukturálního zlomu ve spojitosti s předpovídáním příchodu finanční krize. Mohou být však přesnější než subjektivní předpovědi expertů, viz Obr. 19. Lze říci, že výpočetní nástroje jsou spíše vhodné pro předpovídání dat, kdy je pokračující tendence k růstu, poklesu, či stagnaci i v obdobích, která mají být predikována či je v datech přítomna určitá pravidelnost, ale výraznější zlom či změnu ve vývoji dat nejsou schopny příliš dobře předpokládat.

6.2 Doporučení pro lepší prognostickou činnost

Jak již bylo řečeno, smíšené ekonomiky jsou s cyklickými výkyvy nevyhnutelně spojeny, proto se finančním krizím nedá zcela vyhnout. Lze však alespoň zmírnit jejich následné dopady. Na současné predikční metody se nelze příliš spoléhat jako na včasné varování proti krizím, na základě kterého by bylo možné předpovědět možný příchod krize a napomoci vládě či centrální bance při rozhodování o volbě typu politiky.

Je proto vhodné sledovat vývoj vybraných finančních ukazatelů v době jejich odchýlení od tradičního vývoje, což by mohlo poukazovat na potenciální příchod krize. Za užitečné lze považovat pozorování vývoje zvolených ukazatelů z období před krizemi v minulosti. Na netradiční vývoj je dobré brát zřetel. V době před krizí vládla nad finančními trhy USA vlna optimismu investorů v neustálý růst akcií, nemovitostí, komodit a celkově celé ekonomiky, která byla uměle poháněna úvěrovou expanzí a nadbytkem likvidity. To celou situaci zhoršovalo a vedlo k vypuknutí finanční krize. Proto lze možnou krizi předpovídat také na základě chování ekonomických subjektů. To také souvisí s tím, že lidé davově reagují na vnější podněty. Pokud je vyvolána panika o špatné ekonomické situaci země, přestanou lidé nakupovat a začnou šetřit, čímž dojde k mohutnému útlumu ekonomické aktivity a poklesu ekonomického růstu. Je tedy důležité na takovou situaci včas zareagovat a zamezit nárůstu cenové bubliny, jejíž prasknutí vede následně k finanční krizi. Možností by bylo vyzkoušení vícerozměrné modelace nabízející měření více veličin najednou, což je pro praxi vhodnější či externí přihlížení k vývoji ukazatelů, u nichž se již projevila výrazná změna v minulosti. Bylo by vhodné zaměřit se také na metody, které se zabývají podobností časových řad.

Za příčinu světové finanční krize bylo v Literárním přehledu, mimo jiné, zmíněno snížení dohledu nad finančními trhy a především netransparentní finanční instrumenty. Prvotním cílem sekuritizovaných cenných papírů bylo sice snížení

rizika a jeho diverzifikace na více subjektů, ale ve skutečnosti to spíše úvěrové riziko podlomilo, protože nebyl přehled o tom, ke kterým cenným papírům se váží rizikové hypoteční úvěry. Rovněž řada finančních institucí vykazovala záměrně chybné výsledky hospodaření. Možností řešení těchto situací by byl pečlivější dohled a stanovení jasných regulí chování na finančních trzích se zavedením sankčního systému a povinností finančních institucí podávat pravidelnou zprávu o výsledcích své činnosti pověřené instituci. Vše je žádoucí podložit příslušným legislativním dokumentem a rovněž stávající právní předpisy průběžně aktualizovat dle současné potřeby dané ekonomiky. Dále je třeba zajistit objektivní hodnocení rizikovosti finančních instrumentů z pohledu ratingových agentur bez upřednostňování jejich vlastních zájmů a maximalizace zisku a všem účastníkům trhu tak nabízet korektní a přehledné informace. Pokud by byla dodržována výše uvedená opatření a nebyly by poskytovány úvěry nebonitním klientům, došlo by také ke snížení soukromého zadlužení.

Za hlavní příčinu světové finanční krize je považováno výrazné snížení úrokových sazeb vlivem uvolňování likvidity mezi lety 2001–2003 ze strany Fedu s cílem povzbudit ekonomiku, na základě kterých se staly hypotéky lehce dostupnými. Vlivem působení tržních sil by přitom v průběhu tohoto období měly úrokové míry opětovně tendence k růstu, aby došlo k navrácení trhu do rovnováhy. Zde lze pozorovat rysy příčin krize shledávané neorakouskou školou. Intervenování ze strany centrální banky je naopak podporováno Minským (1986), který zastává názor, že v případě ekonomické nestability má centrální banka doplnit chybějící likviditu a tím zabránit příchodu krize, což je vykoupeno zvýšením inflace. To by fungovalo v situaci, kdy by centrální banka identifikovala přesný okamžik vhodnosti změny prováděné monetární politiky, avšak jelikož je reakce centrální banky mnohdy zpožděná a neexistují vhodné predikční nástroje, kterými by se mohla řídit, může být tato činnost kontraproduktivní. Je proto vhodné zabývat se účinky monetární politiky na stabilitu ekonomiky.

Yu et al. (2009) ve své studii taktéž zjišťovali vhodnost neuronových sítí pro predikci finančních krizí. Podotýkají, že vzhledem ke komplexnosti a složitosti reálných problémů, například ke zpracování nelineárních časových řad, nemusí být klasické učení neuronových sítí na jednoduchou časovou řadu dostačující. Předmětem jejich práce se stalo zkoumání vývoje měnového kurzu pomocí kombinace neuronových sítí s algoritmem Empirical Mode Decomposition (EMD). Pomocí tohoto algoritmu jsou nejprve vstupní data rozdělena na nezávislé modelační komponenty (IMC, intrinsic mode components) s odlišnými váhami. Následně jsou neuronové sítě trénovány na takto vymezené IMC, kdy jsou během procesu učení identifikovány nejvhodnější proměnné, které vstoupí jako vstupy do finálního trénovacího procesu a ty, které budou naopak vyloučeny. Výkonnost takové modelace byla následně srovnávána s výkony jiných predikčních metod a byla vyhodnocena za nejlepší. Dle autorů by na základě zobecnění poznatků o vývoji měnového kurzu mohlo dojít k vývoji nadějnějšího nástroje pro předpovídání příchodu krize v ekonomice. Výzkum modelací na obdobné bázi by mohl být dalším krokem v prognostické činnosti.

Hájek et al. (2009) poukazují na skutečnost, že většinou je v souvislosti s predikváním finančních krizí zkoumán vývoj makroekonomických ukazatelů, jejichž data jsou mnohdy dostupná i s několikaměsíčním zpožděním, což může způsobit nesnáze s dostupností a aktuálností dat vstupujících do predikce. Modelování by se mělo zaměřit na prozkoušení i méně predikovaných mikroekonomických ukazatelů, avšak ty často nejsou běžně dostupné.

Je žádoucí neustálá práce ekonomů na vývoji prognostické metody odhalující nebezpečí počátku krize. Je však obtížné vynalézt univerzální predikční nástroj vhodný pro všechny typy dat, který by byl do předpovídání schopen zahrnout měřitelné i neměřitelné faktory, které ovlivňují výkon ekonomiky. Předmětem dalšího výzkumu by mohl být například Markovův přístup, který bere v úvahu i délku trvání krizí, možností by rovněž bylo prozkoušení dalších metod z oblasti strojového učení (Abiad, 2003).

6.3 Dílčí shrnutí

Bylo potvrzeno, že současné výpočetní nástroje nejsou schopny predikovat strukturální zlom a varovat tak před příchodem finanční krize. Nesnáze s ekonomickým předpovídáním krize lze považovat za jednu z příčin jejího vypuknutí. U rostoucích dat je primárně predikován další nárůst a u dat s klesajícím trendem zase opak, což souvisí se snižováním predikčních schopností výpočetních modelů při předpovídání strukturálního zlomu. Pro delší časový horizont je korektní predikování krize téměř nemožné. Je to dáno také tím, že predikční modely v sobě nemají zahrnuty všechny faktory ovlivňující ekonomiku. Faktory, které ovlivňují výkon ekonomiky, mohou být nejen inflace a další makroekonomické agregáty, ale rovněž zmíněná očekávání investorů v souvislosti s davovým efektem či existence morálního hazardu.

Existuje však řada prozatím málo zkoumaných výpočetních metod, které mají potenciál v budoucnu přinést příznivější predikce v souvislosti s varováním před finanční krizí a stát se pomůckou subjektů při jejich ekonomických rozhodováních. Jako zajímavá možnost se nabízí výzkum neuronových sítí v kombinaci s některou další výpočetních metodou či vícerozměrná modelace, která dokáže zachytit více ukazatelů najednou.

7 Závěr

Tato práce se zabývala posouzením limitů výpočetních metod využívaných pro predikci finančních krizí a následně návrhy možností pro jejich účinnější předpovídání a předcházení. Hlavní cíl práce byl naplněn.

Na základě Literárního přehledu byly objasněny základní pojmy související s finanční krizí, byly zmíněny rozdílné definice finanční krize z pohledu několika ekonomů. Rovněž byly popsány možné druhy krize a jejich dopady na ekonomiku a subjekty v ní figurující. Rozsáhlý úsek této části se věnoval vymezení projevů a příčin celosvětově významné finanční krize z let 2007–2008 se zaměřením na Spojené státy americké, odkud pramenila. V kapitole Metodika byla teoreticky popsána zvolená data a jejich zdroje, metody a hodnotící kritéria využitá ve Vlastní práci.

Do analýzy, která se stala jádrem Vlastní práce, vstoupila data amerického burzovního indexu Standard & Poor's 500, ukazatele úvěrového rizika TED Spread a indexu cen amerických nemovitostí Case-Shiller. V empirické analýze vybraných jednorozměrných časových řad byl proveden odhad strukturálního zlomu mezi lety 2007–2008, který byl následně potvrzen Chow testem. Na základě zvolené tradiční výpočetní metody byla pomocí techniky pseudopredikce pozorována schopnost daný zlom předpovědět. Vybranou predikční metodou se staly neuronové sítě. Modelování pomocí neuronových sítí bylo prováděno s různými délkami časových řad a s rozdílnou konfigurací modelu. Kritéria jako střední chyba odhadu, střední absolutní odchylka a Theilův koeficient nesouladu pomohla posoudit kvalitu dosažených prognóz pro jednokrokovou, ale i vícekovou predikci.

Zjištěné poznatky o schopnosti algoritmů umělé „inteligence“ předpovídat finanční zlom byly v kapitole Diskuze dány do souvislosti spolu s důvody vzniku globální finanční krize popsaných v Literárním přehledu. Výsledky ukázaly, že současné výpočetní nástroje nejsou vhodné pro předpovídání finančních krizí, protože na základě hodnot z minulosti nejsou schopny predikovat obrovskou změnu ve vývoji dat. Ucházející výsledky byly pozorovány pouze při predikci jednoho období dopředu, což však pro varování před finanční krizí není dostačující. Navíc bylo při modelaci cíleno na podobnost první predikované hodnoty se skutečností, tudíž není pozitivních výsledků u jednokrokové predikce dosaženo náhodou. Nakonec byla formulována doporučení pro zpřesnění anticipace a pro předcházení krizím v budoucnosti.

8 Literatura

- [1] ABAID, A., 2003: *Early Warning Systems: A Survey and a Regime-Switching Approach*. Washington, D.C.: International Monetary Fund. IMF Working Papers. Vydání 3-32. ISBN 1452728097.
- [2] ADAMEC V., STŘELEČEK L., HAMPEL, D., 2013: *Ekonometrie I: učební text*. Vyd. 1. Brno: Mendelova univerzita v Brně. 162 s. ISBN 978-80-7375-703-8.
- [3] ARTL, J., ARTLOVÁ, M., 2007: *Ekonomické časové řady: [vlastnosti, metody modelování, příklady a aplikace]*. 1. vyd. Praha: Grada. 285 s. ISBN 978-80-247-1319-9.
- [4] BAKER, D., 2008: *Real-world economics review, issue no. 46, : The Housing Bubble and the Financial Crisis*. [online]. USA: Center for Economic and Policy Research, 20 May 2008 [cit. 2015-03-02]. Dostupné z: <http://paecon.net/PAERreview/issue46/Baker46.pdf>.
- [5] BAILY, M. N., LITAN, R. E., JOHNSON, M. S., 2008: *The Origins of the Financial Crisis*. [online]. Washington, DC: The Brookings Institution, November [cit. 2015-03-02]. Dostupné z: http://www.brookings.edu/~media/research/files/papers/2008/11/%20origin%20crisis%20baily%20litan/11_origins_crisis_baily_litan.pdf.
- [6] BALÁŽ, M., 2012: *Japonská krize a její podobnost s dneškem*. INFIP - investice, finance, pojištění. © 2011-2015. [online]. 29. 03. 2012 [cit. 2015-03-01]. Dostupné z: <http://infip.cz/clanek/62/japonska-krize-a-jeji-podobnost-s-dneskem>.
- [7] BERNANKE, B. S., 2008: *Stabilizing the Financial Markets and the Economy*. [online]. At the Economic Club of New York, New York, New York, October 15, 2008 [cit. 2015-05-03]. Dostupné z: <http://www.federalreserve.gov/newsevents/speech/bernanke20081015a.htm>.
- [8] BLOOMBERG BUSINESS, 2015: *S&P/Case-Shiller Composite-20 Home Price Index Not Seasonally Adjusted*. [online]. NYC, 03/31/2015 [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: <http://www.bloomberg.com/quote/spcs20:ind>.
- [9] CZESANÝ, S., 2006: *Hospodářský cyklus: teorie, monitorování, analýza, prognóza*. Praha: Linde. 199 s. ISBN 80-720-1576-1.
- [10] ČNB, 2011: *Slovníček pojmů*. [online]. Praha: Česká národní banka, [cit. 2015-03-03]. Dostupné z: http://www.cnb.cz/miranda2/export/sites/www.cnb.cz/cs/financni_stabilita/zpravy_fs/fs_2010-2011/fs_2010-2011_slovník_pojmu.pdf.
- [11] DOSTÁL, P., RAIS, K., SOJKA, Z., 2005: *Pokročilé metody manažerského rozhodování: pro manažery, specialisty, podnikatele a studenty: konkrétní příklady využití metod v praxi*. 1. vyd. Praha: Grada. 166 s. ISBN 80-247-1338-1.
- [12] DVOŘÁK, P., 2008: *Veřejné finance, fiskální nerovnováha a finanční krize*. Vyd. 1. Praha: C. H. Beck. 343 s. ISBN 978-80-7400-075-1.

- [13] FED, 2013: *Selected Interest Rates (Daily) - H.15*. [online]. Washington, D.C., December 19, 2013 [cit. 2015-03-03]. Dostupné z: <http://www.federalreserve.gov/releases/h15/data.htm>.
- [14] FOSTER, J. B., MAGDOFF, F., 2009: *Velká finanční krize: příčiny a následky*. 1. české vyd. Všeň: Grimmus. 156 s. *Ekonomie* (Grimmus). ISBN 978-80-902831-1-4.
- [15] FRIEDMAN, M., 1958: The Supply of Money and Changes in Prices and Output. In U.S. Congress, Joint Economic Committee: *The Relationship of Prices to Economic Stability and Growth*. 85th Congress, 2nd Session, pp. 241-256. [online]. [cit. 2015-05-20]. Dostupné z: <http://0055d26.netso-lhost.com/friedman/pdfs/congress/Gov.01.01.1958.pdf>.
- [16] FRIEDMAN, M., 1959: *The Demand for Money: Some Theoretical and Empirical Results*. S.l.: National Bureau of Economic Research, INC. Occasional Paper 68. ISBN 08-701-4382-4. Dostupné také z: <http://www.nber.org/chapters/c5857.pdf>.
- [17] FRIEDMAN, M., 1993: *Kapitalismus a svoboda*. Vyd. 1. Praha: H. 182 s. ISBN 80-857-8733-4.
- [18] FUCHS, D., 2004: *Finanční trhy*. 1. vyd. Brno: Masarykova univerzita. 106 s. Distanční studijní opora. ISBN 80-210-3526-9.
- [19] GARNER, C., 2014: *Komodity: úvod do investování na nejrychleji rostoucím trhu*. 1. vyd. Brno: BizBooks. 296 s. ISBN 978-80-265-0019-3.
- [20] HÁJEK P. ET AL., 2009: *Možnosti využití přístupu indexování latentní sémantiky při předpovídání finančních krizí*. Vysoká škola ekonomická v Praze. Politická ekonomie, č. 6. Dostupné z: <https://www.vse.cz/polek/download.php?jnl=polek&pdf=708.pdf>.
- [21] HAYEK, F. A., 1999: *Soukromé peníze: Potřebujeme centrální banku?*. Praha: MegaPrint. 164 s. ISBN 80-902-7011-5.
- [22] HAYEK, F. A., 2004: *Cesta do otroctví*. 1. vyd. Brno: Barrister. 215 s. ISBN 80-865-9871-3.
- [23] HELÍSEK, M., 2004: *Měnové krize: (empirie a teorie)*. Vyd. 1. Praha: Professional Publishing. 180 s. ISBN 80-864-1982-7.
- [24] HINDLS, R., HRONOVÁ, S., NOVÁK, I., 2000: *Metody statistické analýzy pro ekonomy*. 2. přepracované vyd. Praha: Management Press. 259 s. ISBN 80-726-1013-9.
- [25] HOLMAN, R. ET AL., 2005: *Dějiny ekonomického myšlení*. 3. vyd. Praha: C. H. Beck. 539 s. ISBN 80-717-9380-9.
- [26] HOLMAN, R., 2008: Finanční turbulence a role centrální banky. In: *Americká finanční krize: hrozba pro světovou ekonomiku? : sborník textů*. Vyd. 1. Editor Marek Loužek. Praha: CEP Centrum pro ekonomiku a politiku, s. 11-16. *Ekonomika, právo, politika*, č. 71/2008. ISBN 978-808-6547-657.

- [27] HUDEMA, M., 2011: *Od tulipánů za cenu panství po hypoteční krizi*. Hospodářské noviny IHNEĎ. ISSN 1213-7693. [online]. 31. 1. 2011 [cit. 2015-03-01]. Dostupné z: <http://archiv.ihned.cz/c1-49658600-od-tulipanu-za-cenu-panstvi-po-hypotecni-krizi>.
- [28] INTERNATIONAL MONETARY FUND (IMF), 1998: *Financial Crises: Characteristics and Indicators of Vulnerability*. [online]. [cit. 2015-03-01]. Dostupné z: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/weo/weo0598/pdf/0598ch4.pdf>.
- [29] INVESTOPEDIA, 2015: *Four Asian Tigers* [online]. 2015 [cit. 2015-05-20]. Dostupné z: <http://www.investopedia.com/terms/f/four-asian-tigers.asp>.
- [30] INVESTOPEDIA, 2015: *S&P/Case-Shiller Home Price Indexes*. [online]. [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: http://www.investopedia.com/terms/s/sandp_case_shiller_index.asp.
- [31] INVESTOPEDIA, 2015: *Ted Spread*. [online]. [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: <http://www.investopedia.com/terms/t/tedspread.asp>.
- [32] IVANTSOV, E., 2013: *Heads or tails: Financial disaster, risk management and survival strategy in the world of extreme risk*. Farnham: Gower Publishing Limited, xii. 299 pages. ISBN 14-094-6075-4.
- [33] JUREČKA, V. ET AL., 2010: *Makroekonomie*. 1. vyd. Praha: Grada. 332 s. Expert (Grada). ISBN 978-80-247-3258-9.
- [34] KINDLEBERGER, CH. P., ALIBER R. Z., 2005: *Manias, Panics and Crashes: A History of Financial Crises*. 5th ed. New York: Houndmills Palgrave Macmillan. 309 s. ISBN 978-1-4039-3651-6.
- [35] KLVAČOVÁ, E., 2009: Zajištění státu finančními zájmovými skupinami jako hlavní příčina ekonomické krize. In: *Světová ekonomická krize: příčiny, projevy, perspektivy*. 1. vyd. Praha: Professional Publishing, s. 9-29. ISBN 978-80-7431-012-6.
- [36] KOHOUT, P., 2011: *Finance po krizi: Evropa na cestě do neznáma*. 3., rozš. vyd. Praha: Grada. 328 s. Finanční trhy a instituce. ISBN 978-80-247-4019-5.
- [37] KONEČNÝ, V., TRENZ, O., 2012: *Základy umělé inteligence*. Brno: Mendelova univerzita v Brně. 146 s.
- [38] KOVANDA, L., 2008: Hypoteční krize jako záminka pro paternalismus. In: *Americká finanční krize: hrozba pro světovou ekonomiku? : sborník textů*. Vyd. 1. Editor Marek Loužek. Praha: CEP Centrum pro ekonomiku a politiku, s. 73-77. Ekonomika, právo, politika, č. 71/2008. ISBN 978-808-6547-657.
- [39] KRAUT, R., NEVŘIVA, P., JARUŠKOVÁ, D., 2002: *Predikce v časových řadách spotřeb elektrické energie*. In: [online]. ROBUST, JČMF [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: http://www.statspol.cz/robust/2002_kraut.pdf.
- [40] KRUGMAN, P. R., 2009: *Návrat ekonomické krize*. Vyd. 1. Praha: Vyšehrad. 168 s. Moderní dějiny. ISBN 978-80-7021-984-3.

- [41] MACH, P., 2008: Americká finanční krize – selhání státních regulací. In: *Americká finanční krize: hrozba pro světovou ekonomiku? : sborník textů*. Vyd. 1. Editor Marek Loužek. Praha: CEP Centrum pro ekonomiku a politiku, s. 63-65. Ekonomika, právo, politika, č. 71/2008. ISBN 978-808-6547-657.
- [42] MARTIN, E., XYDIAS, A., 2007: *Goldman's Cohen Sees S&P 500 Rising 14 % by 2008's End (Update6)*. Bloomberg [online]. 2007 [cit. 2015-05-20]. Dostupné z: <http://www.bloomberg.com/apps/news?pid=newsarchive&sid=arHHMwWnKeDU>.
- [43] MARWALA, T., 2013: *Economic modeling using artificial intelligence methods*. New York: Springer, p. cm. ISBN 978-144-7150-091.
- [44] MINISTERSTVO FINANCÍ ČR, 2013: *Zhodnocení historie predikcí MF ČR*. In: [online]. Q3/2013 [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: http://www.mfcr.cz/assets/cs/media/Makro-ekonomicka-predikce_2013-Q3_Makroekonomicke-predikce-na-MF-CR-pohled-do-zpetneho-zrcatka-cervenec-2013.pdf.
- [45] MINSKY, H. P., 1975: *John Maynard Keynes*. New York: Columbia University Press. 181 p. ISBN 02-310-3917-4.
- [46] MINSKY, H. P., 1986: *Stabilizing an Unstable Economy*. [online]. Yale University Press: New Haven and London [cit. 2015-03-02]. Dostupné z: <http://digamo.free.fr/minsky86.pdf>.
- [47] MISHKIN, F. S., 1996: *Understanding Financial Crises: A Developing Country Perspective*. May. Dostupné také z: <http://www.ppge.ufrgs.br/giacomo/arquivos/ecop26/mishkin-1996.pdf>.
- [48] MOLNÁR, K., 2000: *Úvod do problematiky umělých neuronových sítí*. Elektrovue [online]. 2000/13. ÚTKO FEI VUT, 22. 2. 2000 [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: <http://www.elektrovue.cz/clanky/00013/index.html>.
- [49] MORRIS, CH. R., 2009: *Ztracené bilióny dolarů: levné peníze, rozhazování a velká finanční krize*. Vyd. 1. Překlad Tereza Stratilová. Brno: Computer Press. 212 s. ISBN 978-80-251-2526-7.
- [50] MORENO, J. J. M. ET AL., 2011: *Artificial neural networks applied to forecasting time series*. [online]. Vol. 23, n° 2 [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: <http://www.psicothema.com/pdf/3889.pdf>.
- [51] MRÁČEK, K., 2009: Mechanismus selhání finančního sektoru a jeho důsledky. In: *Světová ekonomická krize: příčiny, projevy, perspektivy*. 1. vyd. Praha: Professional Publishing, s. 30-45. ISBN 978-80-7431-012-6.
- [52] MUNZI, T., 2008: Tragický odkaz „léčby“ hypoteční krize. In: *Americká finanční krize: hrozba pro světovou ekonomiku? : sborník textů*. Vyd. 1. Editor Marek Loužek. Praha: CEP Centrum pro ekonomiku a politiku, s. 79-87. Ekonomika, právo, politika, č. 71/2008. ISBN 978-808-6547-657.

- [53] MUSÍLEK, P., 2004: *Analýza příčin a důsledků české finanční krize v 90. letech*. [online]. Praha, prosinec [cit. 2015-03-01]. Dostupné z: http://nb.vse.cz/kbp/TEXT/Grant_krize_1a.pdf.
- [54] MUSÍLEK, P., 2008: *Příčiny globální finanční krize a selhání regulace*. Český finanční a účetní časopis, roč. 3, č. 4. Dostupné také z: www.vse.cz/polek/download.php?jnl=cfuc&pdf=285.pdf.
- [55] MUSÍLEK, P., 2009: *Globální finanční krize a institucionální uspořádání finanční regulace*. [online]. Ostrava: VŠB-TU Ostrava, Ekonomická fakulta, katedra Financí, září [cit. 2015-03-02]. Dostupné z: <http://www.ekf.vsb.cz/export/sites/ekf/frpfi/cs/archiv/rocnik-2009/prispevky/dokumenty/Musilek.Petr.pdf>.
- [56] MUSÍLEK, P., 2010: *Finanční krize a jejich odezvy v institucionálních reformách: Glass-Steagall Act versus Dodd-Frank Act*. Český finanční a účetní časopis, roč. 5, č. 2. Dostupné také z: <http://www.vse.cz/polek/download.php?jnl=cfuc&pdf=63.pdf>.
- [57] NOVÁK, M. ET AL., 1998: *Umělé neuronové sítě, teorie a aplikace*. 1. vyd. Praha: C. H. Beck. 382 s. ISBN 80-717-9132-6.
- [58] NOVOTNÝ, R., 2010: *Ceny realit: Jsou vyzpytatelné?*. Hypoindex.cz [online]. Praha 8, 09.03.2010 [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: <http://www.hypoindex.cz/ceny-realit-jsou-vyzpytatelne/>.
- [59] OBITKO, M., 1999: *Učení neuronové sítě. Předpovídání pomocí neuronových sítí*. [online]. [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: <http://www.obitko.com/tutorials/predpovidani-neuronovou-siti/uceni-neuronove-site.html>.
- [60] OLEJ, V., HÁJEK, P., 2010: *Úvod do umělé inteligence: moderní přístupy : distanční opora*. Vyd. 1. Pardubice: Univerzita Pardubice. 98 s. ISBN 978-80-7395-307-2.
- [61] PATRIA, 2015: *TED Spread*. [online]. © 1997 - 2015 [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: <http://www.patria.cz/slovník/462/ted-spread.html>.
- [62] REJNUŠ, O., 2014: *Finanční trhy*. 4., aktualiz. a rozš. vyd. Praha: Grada. 760 s. Partners. ISBN 978-80-247-3671-6.
- [63] SHANGQUAN, G, 2000: *Economic Globalization: Trends, Risks and Risk Prevention*. [online]. New York: Department of Economic and Social Affairs [cit. 2015-03-02]. Dostupné z: http://www.un.org/en/development/desa/policy/cdp/cdp_background_papers/bp2000_1.pdf.
- [64] SIEGEL, J. J., 2011: *Investice do akcií: běh na dlouhou trať*. 1. vyd. Praha: Grada. 295 s. Finance. ISBN 978-80-247-3860-4.
- [65] SIRŮČEK, P ET AL., 2007: *Hospodářské dějiny a ekonomické teorie: (vývoj - současnost - výhledy)*. Vyd. 1. Slaný: Melandrium. 511 s. ISBN 978-80-86175-53-9.
- [66] SOJKA, M., KOUBA L., 2012: *Kapitoly z dějin ekonomických teorií*. 1. vyd. Brno: Mendlova univerzita v Brně. 152 s. ISBN 978-80-7157-935-9.

- [67] ŠÍMA, J., NERUDA, R., 1996: *Teoretické otázky neuronových sítí*. Vyd. 1. Praha: MATFYZ press. 390 s. ISBN 80-858-6318-9.
- [68] THE FINANCIAL TIMES, 2015: *Definition of Ted spread*. Lexicon. [online]. [cit. 2015-04-20]. Dostupné z: <http://lexicon.ft.com/Term?term=Ted-spread>.
- [69] TRAXLER, J., 2009: *Komodity - nejlepší dlouhodobá investice*. Finez.cz [online]. [cit. 2015-05-20]. Dostupné z: <http://www.finez.cz/odborne-clanky/komodity/komodity-nejlepsi-dlouhodobost-investice/>.
- [70] UNCTAD, 2009: *Global economic crisis: implications for trade and development* [online]. Trade and Development Commission. First session. [cit. 2015-05-20]. UNCTAD secretariat. Dostupné z: http://unctad.org/en/Docs/cicrp1_en.pdf.
- [71] VICHER, J., 2013: *Historie burzovních bublin*. [online]. 1. 8. 2013 [cit. 2015-03-01]. Dostupné z: <http://www.valueinvesting.cz/2013/08/01/investovani/historie-burzovnich-bublin/>.
- [72] VYKOUKAL, P., 2005: *Finanční šílenství aneb půl království za tulipán*. Peníze.cz. ISSN 1213-2217. [online]. 25. 11. 2005 [cit. 2015-03-01]. Dostupné z: <http://www.penize.cz/investice/17683-financni-silenstvi-aneb-pul-kralovstvi-za-tulipan>.
- [73] YU ET AL., 2009: *A multiscale neural network learning paradigm for financial crisis forecasting*. [online]. [cit. 2015-05-20]. Neurocomputing, Elsevier B. V. Dostupné z: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231209004342>.
- [74] Zemánek, J., 2008: *Hypoteční krize v USA. Příčiny, průběh, následky (1. díl)*. Euroekonom.cz - ekonomika, vzdělání, podnikání [online]. 29. 2. 2008 [cit. 2015-03-01]. Dostupné z: <http://www.euroekonom.cz/analyzy-clanky.php?type=jz-usa-hypoteky>.
- [75] ZEMÁNEK, J., 2008: *Hypoteční krize v USA. Příčiny, průběh, následky (2. díl)*. In: Euroekonom.cz - ekonomika, vzdělání, podnikání [online]. 10. 3. 2008 [cit. 2015-03-03]. Dostupné z: <http://www.euroekonom.cz/analyzy-clanky.php?type=jz-usa-hypoteky2>.
- [76] ZEMÁNEK, J., 2008: *Hypoteční krize v USA. Příčiny, průběh, následky (3. díl)*. In: Euroekonom.cz - ekonomika, vzdělání, podnikání [online]. 20. 3. 2008 [cit. 2015-03-03]. Dostupné z: <http://www.euroekonom.cz/analyzy-clanky.php?type=jz-usa-hypoteky3>.
- [77] ZINGALES, L., 2008: *Causes and Effects of the Lehman Brothers Bankruptcy*. [online]. United States House of Representatives, October 6, 2008 [cit. 2015-05-03]. Dostupné z: <http://research.chicagobooth.edu/igm/docs/Zingales-Testimonies.pdf>.

9 Seznam obrázků

Obr. 1	Měsíční vývoj ceny WTI ropy mezi lety 2002–2009	27
Obr. 2	Měsíční vývoj rizikového ukazatele TED Spread mezi lety 2002–2009	27
Obr. 3	Roční vývoj úrokové sazby z federálních rezervních fondů Fedu mezi lety 1997–2003	29
Obr. 4	Měsíční vývoj akciového indexu Standard & Poor's 500 mezi lety 2002–2009	31
Obr. 5	Procentuální měsíční vývoj změn cen nemovitostí Case-Shiller v deseti největších regionech USA mezi lety 2000–2009	32
Obr. 6	Biologický neuron a umělý neuron	38
Obr. 7	Architektura typické umělé neuronové sítě	39
Obr. 8	Proces predikce časové řady pomocí neuronových sítí	40
Obr. 9	Kvalita učení neuronové sítě	41
Obr. 10	Vývoj burzovního indexu Standard & Poor's 500 mezi lety 2000–2009	44
Obr. 11	Data akciového indexu Standard & Poor's 500 vstupující do modelace neuronových sítí a hodnoty, které mají být predikovány	46
Obr. 12	Graf porovnání vyrovnaných hodnot s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-2-1 a reálných hodnot od ledna 2003 do června 2009	47
Obr. 13	Vývoj ukazatele úvěrového rizika TED Spread mezi lety 2000–2009	48
Obr. 14	Data ukazatele TED Spread vstupující do modelace neuronových sítí a hodnoty, které mají být predikovány	49
Obr. 15	Graf porovnání vyrovnaných hodnot s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-2-1 a reálných hodnot od ledna 2003 do října 2008	50

Obr. 16	Procentuální vývoj indexu cen nemovitostí Case-Shiller mezi lety 2000–2009	51
Obr. 17	Data indexu cen nemovitostí Case-Shiller vstupující do modelace neuronových sítí a hodnoty, které mají být predikovány	52
Obr. 18	Graf porovnání vyrovnaných hodnot s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-4-1 a reálných hodnot od ledna 2000 do listopadu 2008	54
Obr. 19	Komparace předpovědí vybraných ekonomů, predikce neuronových sítí a skutečně naměřené hodnoty pro prosinec roku 2008	59

10 Seznam tabulek

Tab. 1	Výstupní hodnoty výkonů a chyb na testovací, trénovací a validační množině neuronové sítě 1-2-1	47
Tab. 2	Výstupní hodnoty výkonů a chyb na testovací, trénovací a validační množině neuronové sítě 1-2-1	50
Tab. 3	Výstupní hodnoty výkonů a chyb na testovací, trénovací a validační množině neuronové sítě 1-4-1	53
Tab. 4	Kvalita predikcí časové řady Standard & Poor's 500 pro období listopad 2007, listopad 2007 – srpen 2008 a listopad 2007 – červen 2009	55
Tab. 5	Kvalita predikcí časové řady ukazatele kreditního rizika TED Spread pro období březen 2007, březen 2007 – prosinec 2007 a březen 2007 – říjen 2008	56
Tab. 6	Kvalita predikcí časové řady Case-Shiller pro období duben 2007, duben 2007 – leden 2008 a duben 2007 – listopad 2008	56

11 Seznam příloh

A	Doplnění ke kapitole 5.1	78
Příloha 1	Výstup hodnot programu Gretl 1.9.6. po aplikaci Chowova testu pro potvrzení výskytu strukturálního zlomu v listopadu 2007 u dat Standard & Poor's 500	78
Příloha 2	Srovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při modelaci dat burzovního indexu Standard & Poor's 500 na datech mezi lety 2000–2009	78
Příloha 3	Srovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při modelaci dat burzovního indexu Standard & Poor's 500 na datech mezi lety 2001–2009	79
Příloha 4	Srovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při modelaci dat burzovního indexu Standard & Poor's 500 na datech mezi lety 2002–2009	79
Příloha 5	Srovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při modelaci dat burzovního indexu Standard & Poor's 500 na datech mezi lety 2003–2009	80
Příloha 6	Srovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při modelaci dat burzovního indexu Standard & Poor's 500 na datech mezi lety 2004–2009	80
Příloha 7	Vývoj průměrné chyby na validační množině při postupném ubírání hodnot z původního vzorku dat akciového indexu Standard & Poor's 500	81
Příloha 8	Adaptace neuronové sítě 1-2-1 na reálná data burzovního indexu Standard & Poor's 500	81
Příloha 9	Srovnání tří nejlépe naučených neuronových sítí na data Standard & Poor's 500 na časovou řadu od ledna 2003 do října 2007	82

Příloha 10	Graf porovnání vyrovnaných hodnot s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-3-1 s validační chybou 298,0453 a reálných hodnot Standard & Poor's 500 od ledna 2003 do června 2009	82
Příloha 11	Graf porovnání vyrovnaných hodnot s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-3-1 s validační chybou 312,7147 a reálných hodnot Standard & Poor's 500 od ledna 2003 do června 2009	83
Příloha 12	Tabulka srovnávající reálná data s vyrovnanými hodnotami (leden 2003 – říjen 2007) a predikcemi (listopad 2007 – červen 2009) časové řady Standard & Poor's 500	84
B	Doplnění ke kapitole 5.2	85
Příloha 13	Výstup hodnot programu Gretl 1.9.6. po aplikaci Chowova testu pro potvrzení výskytu strukturálního zlomu v březnu 2007 u dat TED Spread	85
Příloha 14	Porovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při jejich aplikaci na různě dlouhých datech ukazatele úvěrového rizika TED Spread	85
Příloha 15	Vývoj chyby na validační množině při redukci délky dat TED Spread vstupujících do modelace	86
Příloha 16	Vývoj výkonu na validační množině při redukci délky dat TED Spread vstupujících do modelace	86
Příloha 17	Srovnání hodnot dvou nejlépe naučených neuronových sítí na data ukazatele kreditního rizika TED Spread na časovou řadu od ledna 2002 do února 2007	87
Příloha 18	Graf porovnání vyrovnaných hodnot s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-4-1 s validační chybou 0,001528 a reálných hodnot TED Spread od ledna 2002 do října 2008	87
Příloha 19	Adaptace neuronové sítě 1-2-1 na reálná data ukazatele kreditního rizika TED Spread	88

Příloha 20	Tabulka srovnávající reálná data s vyrovnanými hodnotami (leden 2002 – únor 2007) a predikcemi (březen 2007 – říjen 2008) časové řady TED Spread	89
C	Doplnění ke kapitole 5.3	91
Příloha 21	Výstup hodnot programu Gretl 1.9.6. po aplikaci Chowova testu pro potvrzení výskytu strukturálního zlomu v dubnu 2007 u dat indexu cen nemovitostí Case-Shiller	91
Příloha 22	Srovnání tří nejlépe naučených neuronových sítí na data indexu cen nemovitostí Case-Shiller na časovou řadu od ledna 2000 do března 2007	92
Příloha 23	Adaptace neuronové sítě 1-4-1 na reálná data indexu cen nemovitostí Case-Shiller	92
Příloha 24	Komparace velikosti chyb na trénovací, testovací a validační množině u dat Case-Shiller před a po zahrnutí koeficientu váhového rozkladu ve skryté vrstvě	93
Příloha 25	Porovnání predikčních tendencí neuronové sítě bez zahrnutí koeficientu váhového rozkladu u skryté vrstvy a po jeho implementaci do modelu při předpovídání změny cen nemovitostí deseti amerických regionů od dubna 2007 po listopad 2008	93
Příloha 26	Graf porovnání vyrovnaných hodnot s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-2-1 s validační chybou 3,895094 a reálných hodnot Case-Shiller od ledna 2000 do listopadu 2008	94
Příloha 27	Graf porovnání vyrovnaných hodnot s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-2-1 s validační chybou 5,659689 a reálných hodnot Case-Shiller od ledna 2000 do listopadu 2008	94
Příloha 28	Tabulka srovnávající reálná data s vyrovnanými hodnotami (leden 2000 – březen 2007) a predikcemi (duben 2007 – listopad 2008) časové řady Case-Shiller	95

D	Doplnění ke kapitole 5.4	97
Příloha 29	Výpočet střední chyby odhadu predikcí časové řady Standard & Poor's 500 pro období listopad 2007, listopad 2007 – srpen 2008 a listopad 2007 – červen 2009	97
Příloha 30	Výpočet střední absolutní odchylky predikcí časové řady Standard & Poor's 500 pro období listopad 2007, listopad 2007 – srpen 2008 a listopad 2007 – červen 2009	98
Příloha 31	Výpočet hodnoty Theilova koeficientu nesouladu predikcí časové řady Standard & Poor's 500 pro období listopad 2007, listopad 2007 – srpen 2008 a listopad 2007 – červen 2009	99
Příloha 32	Výpočet střední chyby odhadu predikcí časové řady TED Spread pro období březen 2007, březen 2007 – prosinec 2007 a březen 2007 – říjen 2008	100
Příloha 33	Výpočet střední absolutní odchylky predikcí časové řady TED Spread pro období březen 2007, březen 2007 – prosinec 2007 a březen 2007 – říjen 2008	101
Příloha 34	Výpočet Theilova koeficientu nesouladu predikcí časové řady TED Spread pro období březen 2007, březen 2007 – prosinec 2007 a březen 2007 – říjen 2008	102
Příloha 35	Výpočet střední chyby odhadu predikcí časové řady Case-Shiller pro období duben 2007, duben 2007 – leden 2008 a duben 2007 – listopad 2008	103
Příloha 36	Výpočet střední absolutní odchylky predikcí časové řady Case-Shiller pro období duben 2007, duben 2007 – leden 2008 a duben 2007 – listopad 2008	104
Příloha 37	Výpočet Theilova koeficientu nesouladu predikcí časové řady Case-Shiller pro období duben 2007, duben 2007 – leden 2008 a duben 2007 – listopad 2008	105

Přílohy

A Doplnění ke kapitole 5.1

Příloha 1 Výstup hodnot programu Gretl 1.9.6. po aplikaci Chowova testu pro potvrzení výskytu strukturálního zlomu v listopadu 2007 u dat Standard & Poor's 500.

```
Chowův test pro strukturální zlom při pozorování 2007:11 -
Nulová hypotéza: žádný strukturální zlom
Testovací statistika: F(2, 116) = 15,8667
s p-hodnotou = P(F(2, 116) > 15,8667) = 8,10565e-007
```

Příloha 2 Srovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při modelaci dat burzovního indexu Standard & Poor's 500 na datech mezi lety 2000–2009.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba
MLP 1-2-1	0,974904	0,981195	0,883683	616,534	1068,915	1559,130
MLP 1-4-1	0,974805	0,981540	0,883443	1294,435	758,966	2661,704
MLP 1-7-1	0,974834	0,981185	0,883794	618,494	1055,246	1559,382
Průměrná hodnota	0,974848	0,981306	0,883640	843,154	961,042	1926,739

Příloha 3 Srovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při modelaci dat burzovního indexu Standard & Poor's 500 na datech mezi lety 2001–2009.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba
MLP 1-7-1	0,961198	0,974220	0,993926	960,8253	1375,068	344,9299
MLP 1-5-1	0,965090	0,975087	0,994439	853,1882	1442,810	321,9884
MLP 1-6-1	0,964376	0,975529	0,994376	874,0129	1419,419	302,6517
Průměrná hodnota	0,963555	0,974946	0,994247	896,009	1412,432	323,1900

Příloha 4 Srovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při modelaci dat burzovního indexu Standard & Poor's 500 na datech mezi lety 2002–2009.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba
MLP 1-3-1	0,982091	0,975162	0,995244	568,2672	750,0016	538,3959
MLP 1-6-1	0,982396	0,973473	0,995079	558,4124	793,8442	545,4334
MLP 1-7-1	0,982389	0,973548	0,995081	558,5764	793,4258	552,7930
Průměrná hodnota	0,982292	0,974061	0,995135	561,7520	779,091	545,5410

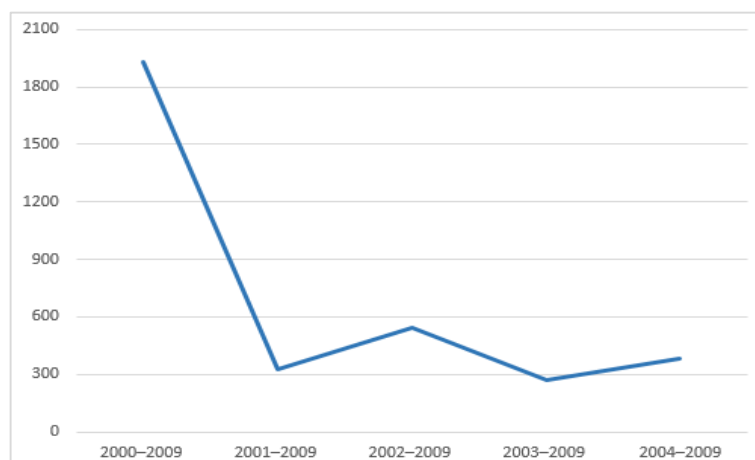
Příloha 5 Srovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při modelaci dat burzovního indexu Standard & Poor's 500 na datech mezi lety 2003–2009.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba
MLP 1-3-1	0,981832	0,964613	0,995848	644,9064	300,1998	298,0453
MLP 1-2-1	0,971329	0,989086	0,981572	709,2535	536,5334	198,4997
MLP 1-3-1	0,981864	0,964703	0,995814	648,2481	302,8334	312,7147
Průměrná hodnota	0,978342	0,972800	0,991078	667,4690	379,8560	269,7530

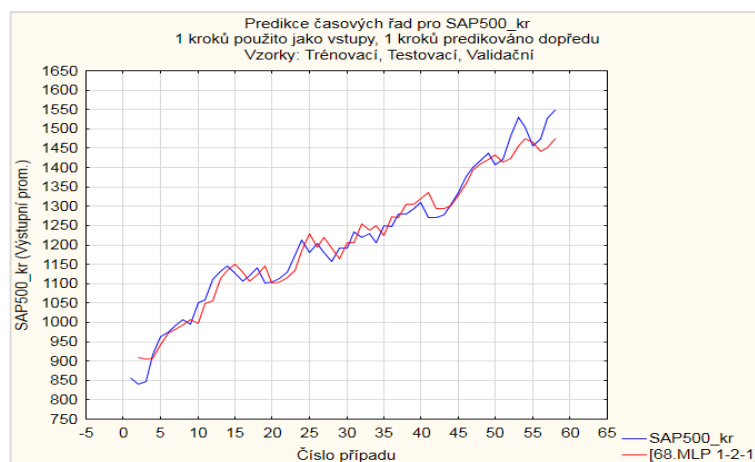
Příloha 6 Srovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při modelaci dat burzovního indexu Standard & Poor's 500 na datech mezi lety 2004–2009.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba
MLP 1-6-1	0,970774	0,965580	0,990978	498,5804	204,9548	686,9007
MLP 1-3-1	0,971861	0,965806	0,990632	453,7807	333,4844	848,9799
MLP 1-3-1	0,971448	0,965831	0,990639	446,4700	377,8484	863,5168
Průměrná hodnota	0,971361	0,965739	0,990749	466,2770	305,4290	799,7990

Příloha 7 Vývoj průměrné chyby na validační množině při postupném ubírání hodnot z původního vzorku dat akciového indexu Standard & Poor's 500.



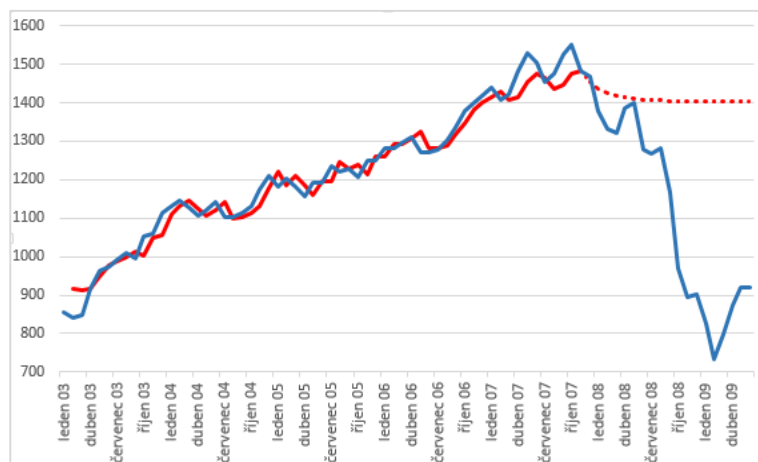
Příloha 8 Adaptace neuronové sítě 1-2-1 na reálná data burzovního indexu Standard & Poor's 500.



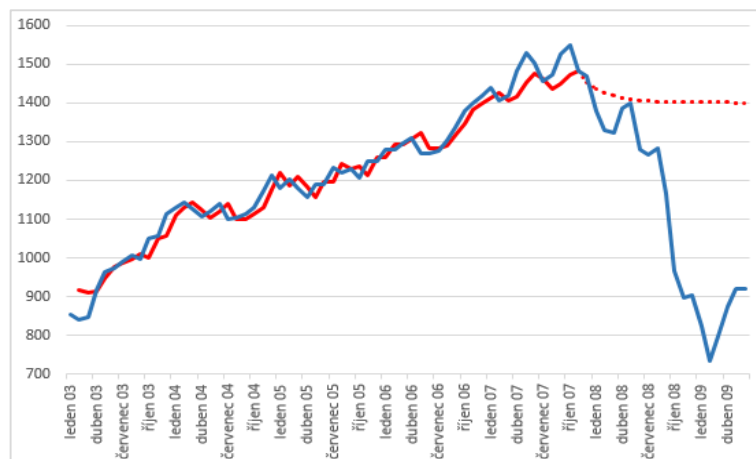
Příloha 9 Srovnání tří nejlépe naučených neuronových sítí na data Standard & Poor's 500 na časovou řadu od ledna 2003 do října 2007.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba	Trénovací algoritmus	Chybová funkce	Aktivační funkce na skryté vrstvě	Aktivační funkce na výstupní vrstvě
MLP 1-3-1	0,981832	0,964613	0,995848	644,9064	300,1998	298,0453	BFGS	Sum.čtvr.	Identita	Logistická
MLP 1-2-1	0,971329	0,989086	0,981572	709,2535	536,5334	198,4997	BFGS	Sum.čtvr.	Identita	Logistická
MLP 1-3-1	0,981864	0,964703	0,995814	648,2481	302,8334	312,7147	BFGS	Sum.čtvr.	Identita	Logistická

Příloha 10 Graf porovnání vyrovnaných hodnot (červeně nepřerušovaně) s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-3-1 s validační chybou 298,0453 (červeně přerušovaně) a reálných hodnot Standard & Poor's 500 od ledna 2003 do června 2009 (modře).



Příloha 11 Graf porovnání vyrovnaných hodnot (červeně nepřerušovaně) s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-3-1 s validační chybou 312,7147 (červeně přerušovaně) a reálných hodnot Standard & Poor's 500 od ledna 2003 do června 2009 (modře).



Příloha 12 Tabulka srovnávající reálná data s vyrovnanými hodnotami (leden 2003 – říjen 2007) a predikcemi (listopad 2007 – červen 2009) časové řady Standard & Poor's 500.

Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná data	Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná data	Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná data
01/03		855,700	03/05	1219,860	1180,590	05/07	1456,086	1530,620
02/03	910,607	841,150	04/05	1192,759	1156,850	06/07	1475,409	1503,350
03/03	904,616	848,180	05/05	1164,713	1191,500	07/07	1465,129	1455,270
04/03	907,450	916,920	06/05	1205,640	1191,330	08/07	1442,797	1473,990
05/03	941,580	963,590	07/05	1205,440	1234,180	09/07	1452,177	1526,750
06/03	972,272	974,500	08/05	1255,176	1220,330	10/07	1474,045	1549,380
07/03	980,405	990,310	09/05	1239,320	1228,810	11/07	1481,602	1481,140
08/03	992,848	1008,010	10/05	1249,060	1207,010	12/07	1455,735	1468,360
09/03	1007,703	995,970	11/05	1223,848	1249,480	01/08	1443,041	1378,550
10/03	997,493	1050,710	12/05	1272,341	1248,290	02/08	1436,164	1330,630
11/03	1047,432	1058,200	01/06	1271,021	1280,080	03/08	1432,251	1322,700
12/03	1054,936	1111,920	02/06	1305,263	1280,660	04/08	1429,966	1385,590
01/04	1112,686	1131,130	03/06	1305,866	1294,870	05/08	1428,611	1400,380
02/04	1134,654	1144,940	04/06	1320,377	1310,610	06/08	1427,800	1280,000
03/04	1150,725	1126,210	05/06	1335,817	1270,090	07/08	1427,312	1267,380
04/04	1128,979	1107,300	06/06	1294,745	1270,200	08/08	1427,018	1282,830
05/04	1107,487	1120,680	07/06	1294,863	1276,660	09/08	1426,840	1166,360
06/04	1122,639	1140,840	08/06	1301,689	1303,820	10/08	1426,732	968,750
07/04	1145,935	1101,720	09/06	1329,241	1335,850	11/08	1426,667	896,240
08/04	1101,258	1104,240	10/06	1359,084	1377,940	12/08	1426,628	903,250
09/04	1104,064	1114,580	11/06	1393,554	1400,630	01/09	1426,604	825,880
10/04	1115,696	1130,200	12/06	1409,852	1418,300	02/09	1426,589	735,090
11/04	1133,579	1173,820	01/07	1421,456	1438,240	03/09	1426,580	797,870
12/04	1184,754	1211,920	02/07	1433,446	1406,820	04/09	1426,575	872,810
01/05	1229,573	1181,270	03/07	1414,024	1420,860	05/09	1426,572	919,140
02/05	1193,563	1203,600	04/07	1423,060	1482,370	06/09	1426,570	919,320

B Doplnění ke kapitole 5.2

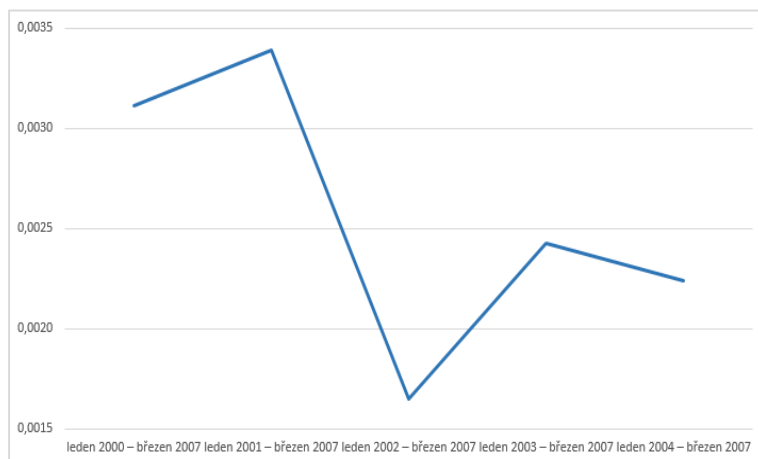
Příloha 13 Výstup hodnot programu Gretl 1.9.6. po aplikaci Chowova testu pro potvrzení výskytu strukturálního zlomu v březnu 2007 u dat TED Spread.

```
Chowův test pro strukturální zlom při pozorování 2007:03 -
Nulová hypotéza: žádný strukturální zlom
Testovací statistika: F(2, 116) = 23,6305
s p-hodnotou = P(F(2, 116) > 23,6305) = 2,46251e-009
```

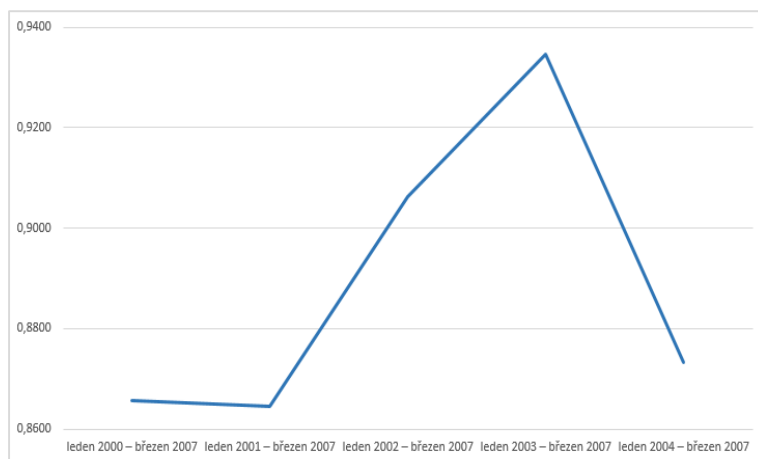
Příloha 14 Porovnání hodnot výkonů a chyb na jednotlivých množinách vybraných neuronových sítí při jejich aplikaci na různě dlouhých datech ukazatele úvěrového rizika TED Spread.

Délka vzorku dat podrobená modelaci	Neuronová sít'	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba
leden 2000 – únor 2007	MLP 1-3-1	0,858658	0,910143	0,865655	0,003258	0,004277	0,003114
leden 2001 – únor 2007	MLP 1-3-1	0,860629	0,917952	0,864500	0,003137	0,003946	0,003391
leden 2002 – únor 2007	MLP 1-2-1	0,902921	0,910041	0,906153	0,001471	0,001927	0,001647
leden 2003 – únor 2007	MLP 1-6-1	0,810197	0,660528	0,934670	0,002104	0,000363	0,002427
leden 2004 – únor 2007	MLP 1-2-1	0,818376	0,865050	0,873283	0,000973	0,000844	0,002236

Příloha 15 Vývoj chyby na validační množině při redukci délky dat TED Spread vstupujících do modelace.



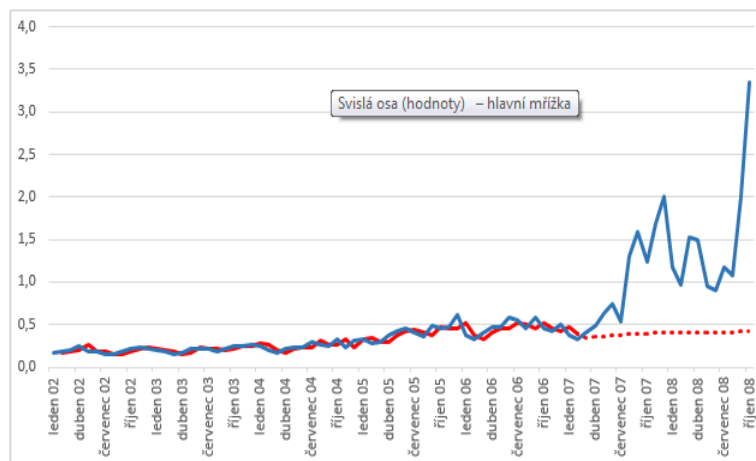
Příloha 16 Vývoj výkonu na validační množině při redukci délky dat TED Spread vstupujících do modelace.



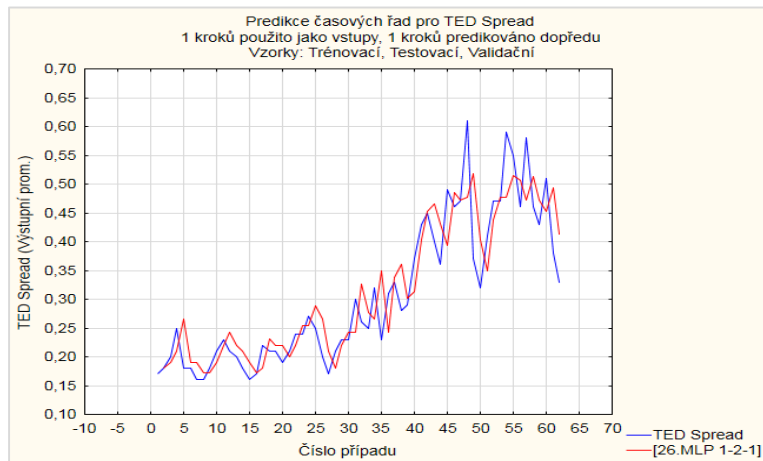
Příloha 17 Srovnání hodnot dvou nejlépe naučených neuronových sítí na data ukazatele kreditního rizika TED Spread na časovou řadu od ledna 2002 do února 2007.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba	Trénovací algoritmus	Chybová funkce	Aktivační funkce na skryté vrstvě	Aktivační funkce na výstupní vrstvě
MLP 1-4-1	0,870986	0,942828	0,958099	0,001072	0,000598	0,001528	BFGS	Sum.čtvr.	Identita	Tanh
MLP 1-2-1	0,902921	0,910041	0,906153	0,001471	0,001927	0,001647	BFGS	Sum.čtvr.	Tanh	Tanh

Příloha 18 Graf porovnání vyrovnaných hodnot (červeně nepřerušovaně) s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-4-1 s validační chybou 0,001528 (červeně přerušovaně) a reálných hodnot TED Spread od ledna 2002 do října 2008 (modře).



Příloha 19 Adaptace neuronové sítě 1-2-1 na reálná data ukazatele kreditního rizika TED Spread.



Příloha 20 Tabulka srovnávající reálná data s vyrovnanými hodnotami (leden 2002 – únor 2007) a predikcemi (březen 2007 – říjen 2008) časové řady TED Spread.

Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná data	Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná data	Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná data
01/02		0,17	07/03	0,219992	0,21	01/05	0,337657	0,33
02/02	0,180715	0,18	08/03	0,219992	0,19	02/05	0,360928	0,28
03/02	0,189875	0,20	09/03	0,199487	0,21	03/05	0,301446	0,29
04/02	0,209533	0,25	10/03	0,219992	0,24	04/05	0,313603	0,37
05/02	0,265266	0,18	11/03	0,253518	0,24	05/05	0,403360	0,43
06/02	0,189875	0,18	12/03	0,253518	0,27	06/05	0,453125	0,45
07/02	0,189875	0,16	01/04	0,289293	0,25	07/05	0,465845	0,40
08/02	0,172015	0,16	02/04	0,265266	0,20	08/05	0,430463	0,36
09/02	0,172015	0,18	03/04	0,209533	0,17	09/05	0,393374	0,49
10/02	0,189875	0,21	04/04	0,180715	0,21	10/05	0,486173	0,46
11/02	0,219992	0,23	05/04	0,219992	0,23	11/05	0,471534	0,47
12/02	0,242024	0,21	06/04	0,242024	0,23	12/05	0,476804	0,61
01/03	0,219992	0,20	07/04	0,242024	0,30	01/06	0,518696	0,37
02/03	0,209533	0,18	08/04	0,325696	0,26	02/06	0,403360	0,32
03/03	0,189875	0,16	09/04	0,277211	0,25	03/06	0,349422	0,41
04/03	0,172015	0,17	10/04	0,265266	0,32	04/06	0,438509	0,47
05/03	0,180715	0,22	11/04	0,349422	0,23	05/06	0,476804	0,47
06/03	0,230834	0,21	12/04	0,242024	0,31	06/06	0,476804	0,59

Příloha 20 Tabulka srovnávající reálná data s vyrovnanými hodnotami (leden 2002 – únor 2007) a predikcemi (březen 2007 – říjen 2008) časové řady TED Spread – pokračování.

Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná data	Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná data
07/06	0,515332	0,55	01/08	0,482940	1,17
08/06	0,506546	0,46	02/08	0,483036	0,97
09/06	0,471534	0,58	03/08	0,483080	1,52
10/06	0,513415	0,46	04/08	0,483100	1,50
11/06	0,471534	0,43	05/08	0,483110	0,95
12/06	0,453125	0,51	06/08	0,483114	0,91
01/07	0,494135	0,38	07/08	0,483116	1,17
02/07	0,412881	0,33	08/08	0,483117	1,08
03/07	0,360928	0,41	09/08	0,483117	2,00
04/07	0,394320	0,49	10/08	0,483117	3,35
05/07	0,425671	0,63			
06/07	0,450126	0,75			
07/07	0,465919	0,54			
08/07	0,474703	1,30			
09/07	0,479144	1,59			
10/07	0,481274	1,24			
11/07	0,482270	1,69			
12/07	0,482729	2,00			

C Doplnění ke kapitole 5.3

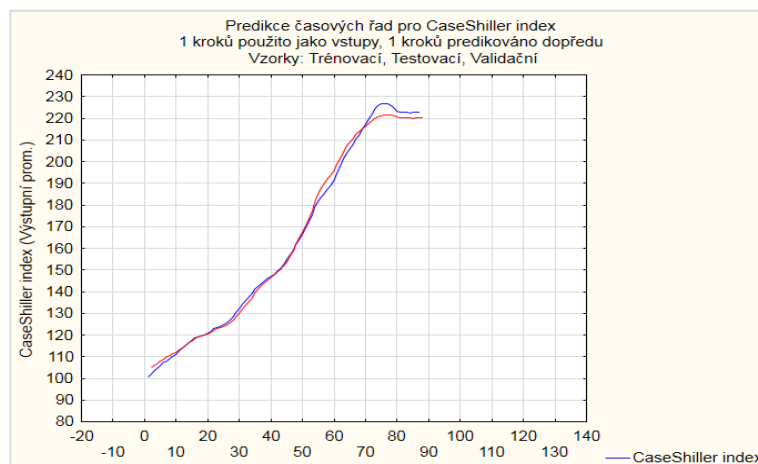
Příloha 21 Výstup hodnot programu Gretl 1.9.6. po aplikaci Chowova testu pro potvrzení výskytu strukturálního zlomu v dubnu 2007 u dat indexu cen nemovitostí Case-Shiller.

```
Chowův test pro strukturální zlom při pozorování 2007:04 -  
Nulová hypotéza: žádný strukturální zlom  
Testovací statistika:  $F(2, 116) = 923,281$   
s p-hodnotou =  $P(F(2, 116) > 923,281) = 5,68602e-072$ 
```

Příloha 22 Srovnání tří nejlépe naučených neuronových sítí na data indexu cen nemovitostí Case-Shiller na časovou řadu od ledna 2000 do března 2007.

Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba	Trénovací algoritmus	Chybová funkce	Aktivační funkce na skryté vrstvě	Aktivační funkce na výstupní vrstvě
MLP 1-2-1	0,997458	0,997982	0,998579	2,532503	3,059597	5,659689	BFGS	Sum.čtvr.	Exponenciální	Tanh
MLP 1-4-1	0,997993	0,998969	0,998444	1,896359	1,645110	3,526307	BFGS	Sum.čtvr.	Exponenciální	Tanh
MLP 1-2-1	0,997991	0,998873	0,998476	1,944110	1,852908	3,895094	BFGS	Sum.čtvr.	Exponenciální	Tanh

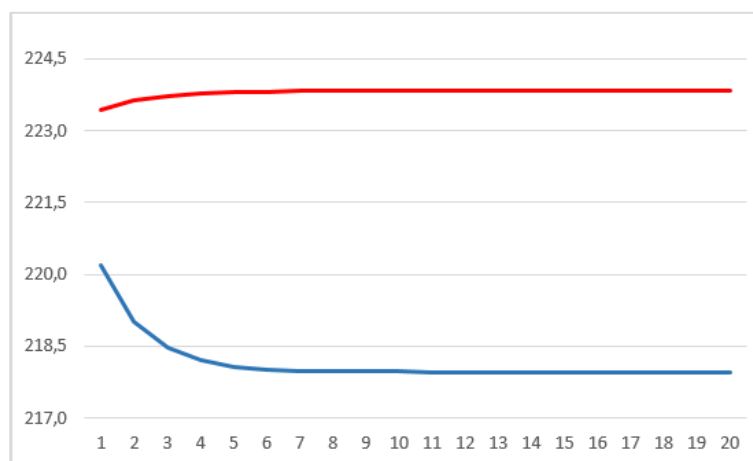
Příloha 23 Adaptace neuronové sítě 1-4-1 na reálná data indexu cen nemovitostí Case-Shiller.



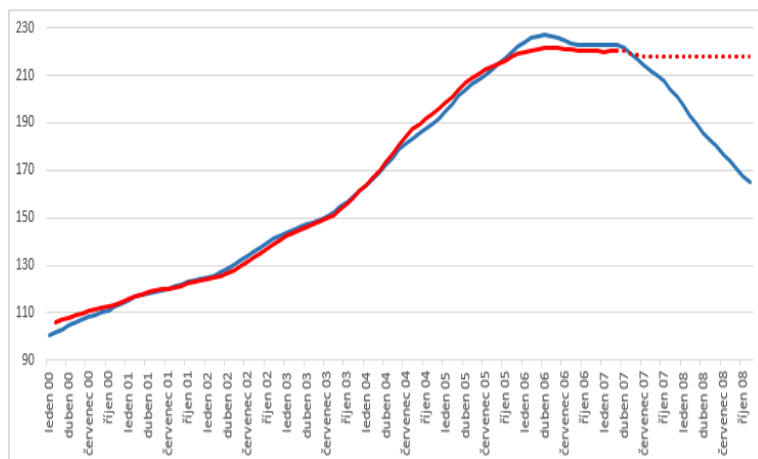
Příloha 24 Komparace velikosti chyb na trénovací, testovací a validační množině u dat Case-Shiller před a po zahrnutí koeficientu váhového rozkladu ve skryté vrstvě.

Zahrnutí koeficientu váhového rozkladu u skryté vrstvy	Neuronová síť	Trénovací výkon	Testovací výkon	Validační výkon	Trénovací chyba	Testovací chyba	Validační chyba
ne	MLP 1-4-1	0,999501	0,999928	0,999948	0,175769	0,111882	0,190224
ano	MLP 1-4-1	0,997993	0,998969	0,998444	1,896359	1,645110	3,526307

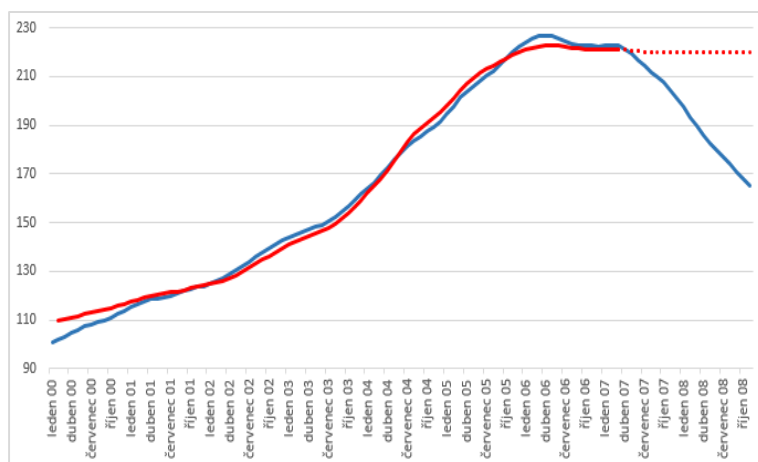
Příloha 25 Porovnání predikčních tendencí neuronové sítě bez zahrnutí koeficientu váhového rozkladu u skryté vrstvy (červeně) a po jeho implementaci do modelu (modře) při předpovídání změny cen nemovitostí deseti amerických regionů od dubna 2007 po listopad 2008.



Příloha 26 Graf porovnání vyrovnaných hodnot (červeně nepřerušovaně) s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-2-1 s validační chybou 3,895094 (červeně přerušovaně) a reálných hodnot Case-Shiller od ledna 2000 do listopadu 2008 (modře).



Příloha 27 Graf porovnání vyrovnaných hodnot (červeně nepřerušovaně) s navazujícími predikčními hodnotami neuronové sítě 1-2-1 s validační chybou 5,659689 (červeně přerušovaně) a reálných hodnot Case-Shiller od ledna 2000 do listopadu 2008 (modře).



Příloha 28 Tabulka srovnávající reálná data s vyrovnanými hodnotami (leden 2000 – březen 2007) a predikcemi (duben 2007 – listopad 2008) časové řady Case-Shiller.

Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná hodnota	Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná hodnota	Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná hodnota
01/00		100,75	07/01	119,9555	120,10	01/03	142,7033	143,86
02/00	105,0553	101,89	08/01	120,4845	120,95	02/03	144,1133	145,04
03/00	105,8753	103,15	09/01	121,2398	121,95	03/03	145,4143	146,14
04/00	106,7939	104,53	10/01	122,1370	122,81	04/03	146,6363	147,14
05/00	107,8149	106,01	11/01	122,9161	123,62	05/03	147,7548	148,19
06/00	108,9276	107,34	12/01	123,6563	124,02	06/03	148,9367	149,13
07/00	109,9433	108,17	01/02	124,0241	124,83	07/03	150,0009	150,64
08/00	110,5848	109,07	02/02	124,7735	125,76	08/03	151,7222	152,43
09/00	111,2872	110,03	03/02	125,6416	127,04	09/03	153,7801	154,66
10/00	112,0442	111,17	04/02	126,8497	128,54	10/03	156,3675	156,81
11/00	112,9536	112,50	05/02	128,2851	130,34	11/03	158,8836	159,17
12/00	114,0293	113,93	06/02	130,0355	132,22	12/03	161,6651	161,65
01/01	115,2035	115,43	07/02	131,8958	134,10	01/04	164,6042	164,01
02/01	116,4551	116,69	08/02	133,7886	135,95	02/04	167,4101	166,42
03/01	117,5224	117,72	09/02	135,6825	137,61	03/04	170,2778	169,50
04/01	118,4057	118,50	10/02	137,4079	139,37	04/04	173,9343	172,47
05/01	119,0812	118,95	11/02	139,2633	141,01	05/04	177,4373	175,54
06/01	119,4735	119,50	12/02	141,0158	142,57	06/04	181,0179	178,84

Příloha 28 Tabulka srovnávající reálná data s vyrovnanými hodnotami (leden 2000 – březen 2007) a predikcemi (duben 2007 – listopad 2008) časové řady Case-Shiller – pokračování.

Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná hodnota	Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná hodnota	Období	Vyrovnané hodnoty, predikce	Reálná hodnota
07/04	184,8014	181,53	01/06	219,8547	223,93	07/07	218,2069	214,44
08/04	187,8204	183,50	02/06	220,5521	225,64	08/07	218,0830	211,88
09/04	189,9869	185,52	03/06	221,1794	226,54	09/07	218,0229	210,09
10/04	192,1640	187,44	04/06	221,4903	226,87	10/07	217,9937	207,63
11/04	194,1872	189,49	05/06	221,6010	226,64	11/07	217,9795	204,12
12/04	196,2934	191,76	06/06	221,5240	225,69	12/07	217,9726	200,76
01/05	198,5550	194,63	07/06	221,1970	224,56	01/08	217,9692	197,52
02/05	201,2995	197,78	08/06	220,7889	223,19	02/08	217,9675	193,14
03/05	204,1527	201,31	09/06	220,2654	222,83	03/08	217,9667	189,55
04/05	207,1383	203,81	10/06	220,1225	222,76	04/08	217,9663	185,86
05/05	209,1108	206,08	11/06	220,0944	222,85	05/08	217,9661	182,54
06/05	210,7967	208,22	12/06	220,1305	222,53	06/08	217,9660	179,98
07/05	212,2932	210,28	01/07	220,0017	222,83	07/08	217,9660	176,75
08/05	213,6478	212,26	02/07	220,1225	222,97	08/08	217,9660	173,96
09/05	214,8706	214,97	03/07	220,1783	223,02	09/08	217,9660	170,74
10/05	216,4191	217,45	04/07	220,1982	221,35	10/08	217,9660	167,76
11/05	217,7117	219,93	05/07	219,0088	219,27	11/08	217,9660	165,01
12/05	218,8883	222,17	06/07	218,4646	216,80			

D Doplnění ke kapitole 5.4

Příloha 29 Výpočet střední chyby odhadu predikcí časové řady Standard & Poor's 500 pro období listopad 2007, listopad 2007 – srpen 2008 a listopad 2007 – červen 2009.

Období (t)	Predikce (F_t)	Reálně (A_t)	Rozdíl ($F_t - A_t$)
listopad 07	1481,602	1481,14	0,462
prosinec 07	1455,735	1468,36	-12,625
leden 08	1443,041	1378,55	64,491
únor 08	1436,164	1330,63	105,534
březen 08	1432,251	1322,70	109,551
duben 08	1429,966	1385,59	44,376
květen 08	1428,611	1400,38	28,231
červen 08	1427,800	1280,00	147,800
červenec 08	1427,312	1267,38	159,932
srpen 08	1427,018	1282,83	144,188
Celkem	14389,500	13597,56	791,940
Počet pozorování			10
Střední chyba odhadu			79,194
září 08	1426,840	1166,36	260,480
říjen 08	1426,732	968,75	457,982
listopad 08	1426,667	896,24	530,427
prosinec 08	1426,628	903,25	523,378
leden 09	1426,604	825,88	600,724
únor 09	1426,589	735,09	691,499
březen 09	1426,580	797,87	628,710
duben 09	1426,575	872,81	553,765
květen 09	1426,572	919,14	507,432
červen 09	1426,570	919,32	507,250
Celkem	28655,857	22602,27	6053,587
Počet pozorování			20
Střední chyba odhadu			302,67935

Příloha 30 Výpočet střední absolutní odchylky predikcí časové řady Standard & Poor's 500 pro období listopad 2007, listopad 2007 – srpen 2008 a listopad 2007 – červen 2009.

Období (t)	Predikce (F_t)	Reálně (A_t)	Rozdíl $ F_t - A_t $
listopad 07	1481,602	1481,14	0,462
prosinec 07	1455,735	1468,36	12,625
leden 08	1443,041	1378,55	64,491
únor 08	1436,164	1330,63	105,534
březen 08	1432,251	1322,70	109,551
duben 08	1429,966	1385,59	44,376
květen 08	1428,611	1400,38	28,231
červen 08	1427,800	1280,00	147,800
červenec 08	1427,312	1267,38	159,932
srpen 08	1427,018	1282,83	144,188
Celkem			817,190
Počet pozorování			10
Střední absolutní odchylka			81,719
září 08	1426,840	1166,36	260,480
říjen 08	1426,732	968,75	457,982
listopad 08	1426,667	896,24	530,427
prosinec 08	1426,628	903,25	523,378
leden 09	1426,604	825,88	600,724
únor 09	1426,589	735,09	691,499
březen 09	1426,580	797,87	628,710
duben 09	1426,575	872,81	553,765
květen 09	1426,572	919,14	507,432
červen 09	1426,570	919,32	507,250
Celkem			6078,837
Počet pozorování			20
Střední absolutní odchylka			303,94185

Příloha 31 Výpočet hodnoty Theilova koeficientu nesouladu predikcí časové řady Standard & Poor's 500 pro období listopad 2007, listopad 2007 – srpen 2008 a listopad 2007 – červen 2009.

Období (t)	Predikce (F_t)	Reálně (A_t)	Číselník ($F_t - A_t$) ²	Jmenovatel ($A_{t-1} - A_t$) ²	Podíl $\frac{(F_t - A_t)^2}{(A_{t-1} - A_t)^2}$
říjen 07		1549,38			
listopad 07	1481,602	1481,14	0,213444	4656,6976	4,58359E-05
prosinec 07	1455,735	1468,36	159,390625	6564,2404	
leden 08	1443,041	1378,55	4159,089081	29182,8889	
únor 08	1436,164	1330,63	11137,42516	47851,5625	
březen 08	1432,251	1322,70	12001,4216	51383,8224	
duben 08	1429,966	1385,59	1969,229376	26827,1641	
květen 08	1428,611	1400,38	796,989361	22201,000	
červen 08	1427,800	1280,00	21844,84	72565,5844	
červenec 08	1427,312	1267,38	25578,24462	79524,000	
srpen 08	1427,018	1282,83	20790,17934	71048,9025	
Celkem			98437,02261	411805,8628	
Celkový počet pozorování					10
Theilův koeficient nesouladu					0,239037448
září 08	1426,840	1166,36	67849,8304	146704,3204	
říjen 08	1426,732	968,75	209747,5123	337131,1969	
listopad 08	1426,667	896,24	281352,8023	426591,8596	
prosinec 08	1426,628	903,25	273924,5309	417483,9769	
leden 09	1426,604	825,88	360869,3242	523452,2500	
únor 09	1426,589	735,09	478170,867	663068,2041	
březen 09	1426,580	797,87	395276,2641	564767,2801	
duben 09	1426,575	872,81	306655,6752	457746,9649	
květen 09	1426,572	919,14	257487,2346	397202,4576	
červen 09	1426,570	919,32	257302,5625	396975,6036	
Celkem			2987073,6260	4742929,9770	
Celkový počet pozorování					20
Theilův koeficient nesouladu					0,629795009

Příloha 32 Výpočet střední chyby odhadu predikcí časové řady TED Spread pro období březen 2007, březen 2007 – prosinec 2007 a březen 2007 – říjen 2008.

Období (t)	Predikce (F_t)	Reálně (A_t)	Rozdíl $ F_t - A_t $
březen 07	0,360928	0,41	-0,0491
duben 07	0,394320	0,49	-0,0957
květen 07	0,425671	0,63	-0,2043
červen 07	0,450126	0,75	-0,2999
červenec 07	0,465919	0,54	-0,0741
srpen 07	0,474703	1,30	-0,8253
září 07	0,479144	1,59	-1,1109
říjen 07	0,481274	1,24	-0,7587
listopad 07	0,482270	1,69	-1,2077
prosinec 07	0,482729	2,00	-1,5173
Celkem	4,497100	10,64	-6,1429
Počet pozorování			10
Střední chyba odhadu			-0,614291575
leden 08	0,482940	1,17	-0,6871
únor 08	0,483036	0,97	-0,4870
březen 08	0,483080	1,52	-1,0369
duben 08	0,483100	1,50	-1,0169
květen 08	0,483110	0,95	-0,4669
červen 08	0,483114	0,91	-0,4269
červenec 08	0,483116	1,17	-0,6869
srpen 08	0,483117	1,08	-0,5969
září 08	0,483117	2,00	-1,5169
říjen 08	0,483117	3,35	-2,8669
Celkem	9,327900	25,26	-15,9321
Počet pozorování			20
Střední chyba odhadu			-0,796603389

Příloha 33 Výpočet střední absolutní odchylky predikcí časové řady TED Spread pro období březen 2007, březen 2007 – prosinec 2007 a březen 2007 – říjen 2008.

Období (t)	Predikce (F_t)	Reálně (A_t)	Rozdíl $ F_t - A_t $
březen 07	0,360928	0,41	0,0491
duben 07	0,394320	0,49	0,0957
květen 07	0,425671	0,63	0,2043
červen 07	0,450126	0,75	0,2999
červenec 07	0,465919	0,54	0,0741
srpen 07	0,474703	1,30	0,8253
září 07	0,479144	1,59	1,1109
říjen 07	0,481274	1,24	0,7587
listopad 07	0,482270	1,69	1,2077
prosinec 07	0,482729	2,00	1,5173
Celkem			6,1429
Počet pozorování			10
Střední absolutní odchylka			0,614291575
leden 08	0,482940	1,17	0,6871
únor 08	0,483036	0,97	0,4870
březen 08	0,483080	1,52	1,0369
duben 08	0,483100	1,50	1,0169
květen 08	0,483110	0,95	0,4669
červen 08	0,483114	0,91	0,4269
červenec 08	0,483116	1,17	0,6869
srpen 08	0,483117	1,08	0,5969
září 08	0,483117	2,00	1,5169
říjen 08	0,483117	3,35	2,8669
Celkem			15,9321
Počet pozorování			20
Střední absolutní odchylka			0,796603389

Příloha 34 Výpočet Theilova koeficientu nesouladu predikcí časové řady TED Spread pro období březen 2007, březen 2007 – prosinec 2007 a březen 2007 – říjen 2008.

Období (t)	Predikce (F_t)	Reálně (A_t)	Čítec ($F_t - A_t$) ²	Jmenovatel ($A_{t-1} - A_t$) ²	Podíl $\frac{(F_t - A_t)^2}{(A_{t-1} - A_t)^2}$
únor 07		0,33			
březen 07	0,360927733	0,41	0,002408087	0,0064	0,376263656
duben 07	0,394319909	0,49	0,00915468	0,0256	
květen 07	0,425670788	0,63	0,041750427	0,0900	
červen 07	0,450126352	0,75	0,089924205	0,1764	
červenec 07	0,465919215	0,54	0,005487963	0,0441	
srpen 07	0,474703034	1,30	0,681115083	0,9409	
září 07	0,479143845	1,59	1,234001397	1,5876	
říjen 07	0,481274361	1,24	0,575664595	0,8281	
listopad 07	0,482269697	1,69	1,458612486	1,8496	
prosinec 07	0,482729315	2,00	2,302110331	2,7889	
Celkem			6,400229254	8,3376	
Celkový počet pozorování					10
Theilův koeficient nesouladu					0,767634482
leden 08	0,482939891	1,17	0,472051593	0,7056	
únor 08	0,483036431	0,97	0,237133518	0,4096	
březen 08	0,48308030	1,52	1,075202464	1,4161	
duben 08	0,483100395	1,50	1,034084806	1,3689	
květen 08	0,483109527	0,95	0,217986714	0,3844	
červen 08	0,483114093	0,91	0,182231578	0,3364	
červenec 08	0,483115919	1,17	0,471809741	0,7056	
srpen 08	0,483116832	1,08	0,356269517	0,5625	
září 08	0,483117288	2,00	2,300933161	2,7889	
říjen 08	0,483117288	3,35	8,219016483	9,1204	
Celkem			20,96694883	26,1360	
Celkový počet pozorování					20
Theilův koeficient nesouladu					0,802224856

Příloha 35 Výpočet střední chyby odhadu predikcí časové řady Case-Shiller pro období duben 2007, duben 2007 – leden 2008 a duben 2007 – listopad 2008.

Období (t)	Predikce (F_t)	Reálně (A_t)	Rozdíl ($F_t - A_t$)
duben 07	220,1982	221,35	-1,1518
květen 07	219,0088	219,27	-0,2612
červen 07	218,4646	216,80	1,6646
červenec 07	218,2069	214,44	3,7669
srpen 07	218,0830	211,88	6,2030
září 07	218,0229	210,09	7,9329
říjen 07	217,9937	207,63	10,3637
listopad 07	217,9795	204,12	13,8595
prosinec 07	217,9726	200,76	17,2126
leden 08	217,9692	197,52	20,4492
Celkem	2183,8993	2103,86	80,0393
Počet pozorování			10
Střední chyba odhadu			8,003927979
únor 08	217,9675	193,14	24,8275
březen 08	217,9667	189,55	28,4167
duben 08	217,9663	185,86	32,1063
květen 08	217,9661	182,54	35,4261
červen 08	217,9660	179,98	37,9860
červenec 08	217,9660	176,75	41,2160
srpen 08	217,9660	173,96	44,0060
září 08	217,9660	170,74	47,2260
říjen 08	217,9660	167,76	50,2060
listopad 08	217,9660	165,01	52,9560
Celkem	4363,5618	3889,15	474,4118
Počet pozorování			20
Střední chyba odhadu			23,72059086

Příloha 36 Výpočet střední absolutní odchylky predikcí časové řady Case-Shiller pro období duben 2007, duben 2007 – leden 2008 a duben 2007 – listopad 2008.

Období (t)	Predikce (F_t)	Reálně (A_t)	Rozdíl $ F_t - A_t $
duben 07	220,1982	221,35	1,1518
květen 07	219,0088	219,27	0,2612
červen 07	218,4646	216,80	1,6646
červenec 07	218,2069	214,44	3,7669
srpen 07	218,0830	211,88	6,2030
září 07	218,0229	210,09	7,9329
říjen 07	217,9937	207,63	10,3637
listopad 07	217,9795	204,12	13,8595
prosinec 07	217,9726	200,76	17,2126
leden 08	217,9692	197,52	20,4492
Celkem			82,8653
Počet pozorování			10
Střední absolutní odchylka			8,286530971
únor 08	217,9675	193,14	24,8275
březen 08	217,9667	189,55	28,4167
duben 08	217,9663	185,86	32,1063
květen 08	217,9661	182,54	35,4261
červen 08	217,9660	179,98	37,9860
červenec 08	217,9660	176,75	41,2160
srpen 08	217,9660	173,96	44,0060
září 08	217,9660	170,74	47,2260
říjen 08	217,9660	167,76	50,2060
listopad 08	217,9660	165,01	52,9560
Celkem			477,2378
Počet pozorování			20
Střední absolutní odchylka			23,86189235

Příloha 37 Výpočet Theilova koeficientu nesouladu predikcí časové řady Case-Shiller pro období duben 2007, duben 2007 – leden 2008 a duben 2007 – listopad 2008.

Období (t)	Predikce (F_t)	Reálně (A_t)	Číselník ($F_t - A_t$) ²	Jmenovatel ($A_{t-1} - A_t$) ²	Podíl $\frac{(F_t - A_t)^2}{(A_{t-1} - A_t)^2}$
březen 07		223,02			
duben 07	220,1982	221,35	1,326725011	2,78890	0,47571624
květen 07	219,0088	219,27	0,06822253	14,06250	
červen 07	218,4646	216,80	2,770873863	38,68840	
červenec 07	218,2069	214,44	14,18958072	73,61640	
srpen 07	218,0830	211,88	38,47670291	124,09960	
září 07	218,0229	210,09	62,93130229	167,18490	
říjen 07	217,9937	207,63	107,4063015	236,85210	
listopad 07	217,9795	204,12	192,0851311	357,21000	
prosinec 07	217,9726	200,76	296,2720677	495,50760	
leden 08	217,9692	197,52	418,1693885	650,25000	
Celkem			1133,696296	2160,26000	
Celkový počet pozorování					10
Theilův koeficient nesouladu					0,52479613
únor 08	217,9675	193,14	616,4063409	892,8144	
březen 08	217,9667	189,55	807,508985	1120,2409	
duben 08	217,9663	185,86	6	1030,815289	1380,8656
květen 08	217,9661	182,54	1255,009776	1638,6304	
červen 08	217,9660	179,98	1442,937682	1852,4416	
červenec 08	217,9660	176,75	1698,756247	2140,9129	
srpen 08	217,9660	173,96	1936,525464	2406,8836	
září 08	217,9660	170,74	2230,292316	2733,1984	
říjen 08	217,9660	167,76	2520,639501	3053,6676	
listopad 08	217,9660	165,01	2804,334841	3365,1601	
Celkem			17476,92274	22745,07590	
Celkový počet pozorování					20
Theilův koeficient nesouladu					0,7683827