

ŠKODA AUTO VYSOKÁ ŠKOLA o.p.s.

Studijní program: B6208 Ekonomika a management

Studijní obor/specializace: Specializace Finance v mezinárodním podnikání

Implementace algoritmické obchodní strategie Diplomová práce

Bc. Lukáš KUBÁLEK

Vedoucí práce: doc. Ing. Tomáš Krabec, Ph.D., MBA



ŠKODA AUTO Vysoká škola

ZADÁNÍ DIPLOMOVÉ PRÁCE

Zpracovatel: **Bc. Lukáš Kubálek**
Studijní program: **Ekonomika a management**
Specializace: **Finance v mezinárodním podnikání**

Název tématu: **Implementace algoritmické obchodní strategie**

Cíl: Hlavním cílem diplomové práce je zvolit investiční strategii pro obchodování s majetkovými cennými papíry vhodnou k využití automatizovaného algoritmického přístupu a implementovat ji v podobě počítačového programu. Počítačový program na základě dostupných tržních dat vykonává obchodní rozhodnutí a zadává obchodní příkazy bez nutnosti zásahů lidského faktoru. Data o dosažených výsledcích jsou sbírána a podrobně analyzována za účelem zhodnocení úspěšnosti algoritmu a možnosti porovnání s alternativními investičními strategiemi – strategie „buy and hold“, fondy kolektivního investování využívající algoritmických obchodních strategií na institucionální úrovni, aj.

Rámcový obsah:

1. Teoretická část:
 - a. Kapitálové trhy a algoritmické obchodování
 - b. Analytické metody finančních instrumentů
 - b.1. Fundamentální analýza
 - b.2. Technická analýza
 - c. Algoritmické obchodní strategie
2. Praktická část:
 - a. Definování strategie
 - b. Implementace strategie
 - c. Testování strategie a sběr dat
 - d. Analýza a validace strategie

Rozsah práce: 55 – 65 stran

Seznam odborné literatury:

1. CHAN, E. *Quantitative Trading: How to Build Your Own Algorithmic Trading Business*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2009. 208 s. ISBN 978-0-470-28488-9.
2. CHAN, E. *Algorithmic Trading: Winning Strategies and Their Rationale*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2013. 224 s. ISBN 978-1-118-46014-6.
3. JOHNSON, B. *Algorithmic Trading And DMA: An Introduction To Direct Access Trading Strategies*. Londýn: 4Myeloma Press, 2010. 574 s. ISBN 978-0-9563992-0-5.
4. MURPHY, J. *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*. New York: New York Institute of Finance, 1999. 542 s. ISBN 0-7352-0066-1.

Datum zadání diplomové práce: únor 2021

Termín odevzdání diplomové práce: leden 2022

L. S.

Elektronicky schváleno dne 21. 5. 2021

Bc. Lukáš Kubálek
Autor práce

Elektronicky schváleno dne 21. 5. 2021

doc. Ing. Tomáš Krabec, Ph.D., MBA
Vedoucí práce

Elektronicky schváleno dne 21. 5. 2021

doc. Ing. Tomáš Krabec, Ph.D., MBA
Garant studijní specializace

Elektronicky schváleno dne 23. 5. 2021

doc. Ing. Pavel Mertlík, CSc.
Rektor ŠAVŠ

Prohlašuji, že jsem závěrečnou práci vypracoval(a) samostatně a použité zdroje uvádím v seznamu literatury. Prohlašuji, že jsem se při vypracování řídil(a) vnitřním předpisem ŠKODA AUTO VYSOKÉ ŠKOLY o.p.s. (dále jen ŠAVŠ) směrnicí Vypracování závěrečné práce.

Jsem si vědom(a), že se na tuto závěrečnou práci vztahuje zákon č. 121/2000 Sb., autorský zákon, že se jedná ve smyslu § 60 o školní dílo a že podle § 35 odst. 3 je ŠAVŠ oprávněna mou práci využít k výuce nebo k vlastní vnitřní potřebě. Souhlasím, aby moje práce byla zveřejněna podle § 47b zákona č. 111/1998 Sb., o vysokých školách.

Beru na vědomí, že ŠAVŠ má právo na uzavření licenční smlouvy k této práci za obvyklých podmínek. Užiji-li tuto práci, nebo poskytnu-li licenci k jejímu využití, mám povinnost o této skutečnosti informovat ŠAVŠ. V takovém případě má ŠAVŠ právo ode mne požadovat příspěvek na úhradu nákladů, které na vytvoření díla vynaložila, a to až do jejich skutečné výše.

V Mladé Boleslavi dne

Děkuji doc. Ing. Tomášovi Krabcovi, Ph.D., MBA za podporu při zpracování závěrečné práce.

Obsah

Úvod.....	9
1 Vymezení pojmů	11
2 Mikrostruktura akciového trhu.....	13
2.1 Účastníci trhu	13
2.2 Obchodní příkazy	15
2.3 Tržní data	17
2.4 Struktura kapitálového trhu	20
2.5 Transakční náklady	28
2.6 Pozice retailového investora	30
3 Analytické metody finančních instrumentů.....	33
3.1 Hypotéza efektivních trhů.....	33
3.2 Teorie prospektů	36
3.3 Technická analýza.....	40
3.4 Fundamentální analýza	42
3.5 Analytické metody a algoritmické obchodování.....	46
4 Algoritmické obchodní strategie.....	50
4.1 Klasifikace algoritmických obchodních strategií	50
4.2 Technicky zaměřené strategie	52
5 Implementace algoritmické obchodní strategie.....	54
5.1 Implementace.....	54
5.2 Klouzavé průměry	56
5.3 Obchodní strategie.....	57
5.4 Metodologický postup.....	62
5.5 Transakční náklady	62
5.6 Výběr akciového titulu	66
5.7 Random agent.....	68
5.8 Jednoduchý klouzavý průměr.....	70
5.9 Exponenciální klouzavý průměr	77
5.10 Výsledky v kontextu tržní mikrostruktury	81
Závěr	84

Seznam literatury	86
Seznam obrázků a tabulek	91
Seznam příloh	93

Seznam použitých zkratk a symbolů

API	Application Programming Interface
ATS	Alterantive Trading System
EMA	Exponential Moving Average
EMH	Efficient Market Hypothesis
ESMA	European Securities and Markets Authority
FIF	Financial Information Forum
FINRA	Financial Industry Regulatory Authority
GME	Akcie GameStop Corp.
HFT	High-Frequency Trading
IEX	Investors Exchange LLC
MA	Moving Average
NBB	National Best Bid
NBBO	National Best Bid and Offer
NBO	National Best Offer
NMS	National Market System
SEC	U.S. Securities and Exchange Commission
SIP	Securities Information Processors
SMA	Simple Moving Average
TSLA	Akcie Tesla, Inc.
SPY	SPDR S&P 500 ETF Trust

Úvod

Diplomová práce se zabývá tématem algoritmického obchodování z pozice individuálního investora. Moderní kapitálové trhy jsou z velké části již plně elektronizované komplexní systémy velmi vzdálené od původní struktury kapitálového trhu, kdy obchody byly vypořádávány za fyzické přítomnosti v budově burzy cenných papírů. Tato transformace s sebou nese přínosy ve formě snadnějšího přístupu k obchodování na kapitálových trzích, ale zároveň vyvolává strukturální změny v tom, jak kapitálový trh funguje.

Hlavním cílem diplomové práce je analyzovat pozici individuálního investora v kontextu moderních kapitálových trhů a implementovat algoritmickou obchodní strategii v podobě plně automatizovaného počítačového programu, který autonomně činí obchodní rozhodnutí. Na základě výsledků samotné implementace jsou generalizovány důsledky mikrostruktury současného kapitálového trhu na výkonnost algoritmických strategií implementovaných individuálním investorem.

Teoretická část práce kombinuje informace z klasické, všeobecně uznávané finanční literatury s informacemi z moderních výzkumů zabývajících se specifickou problematikou algoritmického obchodování. Prezentované informace zohledňují nejen finanční perspektivu, ale jsou doplněné o kontextuálně důležitou perspektivu z pohledu moderních technologií. Zvláštní pozornost je věnována moderní struktuře kapitálového trhu a roli, kterou v ní algoritmické obchodování hraje. V kontextu této struktury je následně analyzována pozice individuálního investora. V dalších částech práce jsou představeny základní premisy, na jejichž základě lze formulovat algoritmické obchodní strategie, a jejich racionalizace. Detailní pozornost je věnována analytickým metodám finančních instrumentů a jejich aplikovatelnosti pro implementaci automatizovaných obchodních strategií s ohledem na charakter vstupních dat a technologická omezení.

V rámci praktické části je implementována algoritmická obchodní strategie založená na předpokladu trendového chování cen akcií. Algoritmus využívá křížení klouzavých průměrů pro činění obchodních rozhodnutí a generování obchodních signálů. Implementovaná strategie je následně použita jako nástroj ke zkoumání intradenního trendového chování u vybraného akciového titulu. Výsledky velkého množství simulací umožňují zkoumat aplikovatelnost této strategie pro

obchodování v reálném prostředí a generalizovat dopady tržní mikrostruktury na intradenní algoritmičké strategie implementované individuálním investorem.

1 Vymezení pojmů

Algoritmické obchodování je v souvislosti s moderními elektronizovanými kapitálovými trhy často užívaný termín, avšak neexistuje jeho exaktní definice. Na tomto místě je logickým krokem začít s definicí samotného algoritmu, protože veškeré pokusy o formulaci definice algoritmického obchodování se od ní musí nutně odvíjet. Algoritmus lze v obecné rovině definovat jako „konečnou, deterministickou a efektivní metodu k řešení problémů, která je vhodná k implementaci v podobě počítačového programu“ (Sedgewick a Wayne, 2016, str. 3). S touto základní definicí se ztotožňuje i americká Komise pro cenné papíry a burzy (dále jen SEC¹), která ji používá ve zprávě o algoritmickém obchodování na amerických kapitálových trzích vydané v roce 2020 (U.S. Securities and Exchange Commission, 2020).

Hendershott a Riordan prezentují možnou definici algoritmického obchodování, která zahrnuje společné znaky většiny definic a je konzistentní s obecnou definicí algoritmu zmíněnou výše. Algoritmické obchodování definují jako: „využívání počítačových algoritmů k automatickému děláni obchodních rozhodnutí, zadávání obchodních příkazů a jejich následné řízení“ (Hendershott a Riordan, 2009, str. 2).

Evropský orgán pro cenné papíry a trhy (ESMA²) definuje algoritmické obchodování jako: „obchodování s finančními instrumenty, kde počítačový algoritmus automaticky determinuje individuální parametry obchodních příkazů, jako například zda zadat obchodní příkaz, jeho načasování, cenu nebo kvantitu, nebo jakým způsobem řídit obchodní příkaz po jeho zadání, s limitovaným nebo žádným lidským zásahem.“ Dále dodává, že tato definice se nevztahuje na systémy, jejichž funkcí je pouze směrování³ obchodních příkazů bez determinace jakýchkoliv obchodních parametrů (European Securities and Markets Authority, 2021). Tato definice je podrobnější než první zmíněná, avšak významově jsou si velmi blízké a obdobné platí i pro ostatní definice objevující se v literatuře.

Specifickou podkategorií algoritmického obchodování je obchodování vysokofrekvenční (HFT⁴). Obecně lze HFT charakterizovat jako algoritmické

¹ Securities and Exchange Commission

² European Securities and Markets Authority

³ routing

⁴ High – Frequency Trading

strategie využívající velkého výpočetního výkonu a vysokorychlostního připojení k infrastruktuře kapitálového trhu. Komise pro cenné papíry a burzy definuje následující charakteristické znaky (U.S. Securities and Exchange Commission, 2010a):

- Používání vysokorychlostních a sofistikovaných počítačových programů pro generování, směřování a exekuci obchodních příkazů.
- Využívání kolokace a přímých burzovních dat⁵ k minimalizaci časových prodlev⁶.
- Velmi krátký čas mezi vstupem do pozice a jejich následným uzavřením.
- Velké množství obchodních příkazů, které jsou velmi rychle zrušeny.
- Držení minimálních pozic přes noc.

Obdobně definuje HFT Evropská komise jako: „obchodování využívající sofistikovanou technologii k interpretování tržních signálů a v reakci na ně k exekuci velkého objemu tržních příkazů vygenerovaných na základě automatizovaných obchodních strategií zpravidla založených na poskytování likvidity nebo arbitráží“. (European Commission, 2010). Dále dodává, stejně jako v případě předchozí definice, že před koncem obchodního dne dochází k uzavření pozic.

Tato práce používá termíny algoritmické obchodování a vysokofrekvenční obchodování v souladu s výše uvedenými definicemi. Přestože zmíněné definice zdaleka nejsou výčtem všech možných interpretací jsou dostatečné k porozumění konceptuálního významu těchto termínů. V akademické literatuře je vždy nutné chápat tyto pojmy kontextuálně.

⁵ více v kapitole 2.3

⁶ latence

2 Mikrostruktura akciového trhu

Tato kapitola se zabývá mikrostrukturou amerického akciového trhu, tedy tím, jakým způsobem a mezi kým obchodování probíhá. Specifický důraz je kladen na účastníky akciového trhu, jejich role a motivace, strukturu trhu a pozici retailového investora v tomto komplexním systému. Dále je diskutována aktuální problematika postupné fragmentace trhu a přemísťování likvidity mimo burzy cenných papírů registrované u Komise pro cenné papíry a burzy. Mikrostruktura trhu je analyzována se specifickým důrazem na roli algoritmického obchodování.

2.1 Účastníci trhu

Akciový trh je, obdobně jako jiné trhy, místem střetu nabídky a poptávky. Aby mohly být uzavírány obchody, musí dojít ke spárování ochotného prodávajícího a kupujícího, jejichž požadavky na uzavření obchodu jsou kompatibilní. Obchodování je tedy vyhledávací problém, při němž účastníci trhu vyhledávají protistranu ochotnou uzavřít transakci za akceptovatelných podmínek.

Podle Harrise (2003) lze účastníky trhu rozdělit na stranu nákupu a stranu prodeje podle toho, zda účastníci trhu prodávají/poskytují nebo nakupují/využívají služby kapitálového trhu, z nichž za nejvýznamnější lze označit likviditu. Likvidita je charakteristikou toho, jak rychle a s jakými obtížemi lze na daném trhu nebo s daným instrumentem obchodovat. Likvidní trhy umožňují účastníkům uzavírat transakce s minimálními transakčními náklady. Na tomto místě je nutné poznamenat, že tato kategorizace nijak nesouvisí s nákupem a prodejem samotných finančních instrumentů.

Na straně poptávající služby kapitálového trhu stojí zejména individuální (retailové) a institucionální investoři, kteří na kapitálový trh přicházejí za konkrétním účelem či s konkrétním cílem, který vznikl mimo samotný kapitálový trh. Individuální investoři se na akciový trh obrací v zásadě ze dvou důvodů s různými cíli. Investoři s dlouhodobým investičním horizontem na akciový trh vstupují za účelem zachování bohatství v čase, respektive k přesunu současně dostupného volného cash flow do budoucnosti. Druhou skupinou jsou spekulativní individuální investoři, kteří na trh vstupují s cílem generování nadměrného zisku nad úroveň výnosnosti tržního indexu. Na rozdíl od předchozí skupiny, která zpravidla praktikuje pasivní investiční

strategie typu „buy and hold“ se tato skupina snaží dosáhnout nadměrného zisku skrze aktivní obchodování.

Zatímco individuální investoři obchodují za své finanční prostředky, na svůj účet a své riziko, institucionální investoři, jako jsou například investiční fondy a jejich ekvivalenty, obchodují s prostředky svých klientů na jejich účet a jejich riziko. Investoři vstupují buď do dlouhé⁷ nebo krátké⁸ pozice. Při nákupu finančního instrumentu vstupují do dlouhé pozice a profitují, když dojde k nárůstu jeho tržní ceny. Naopak, investoři vstupují do krátké pozice, když prodávají finanční instrument, který nevládní a pouze si ho zapůjčili. Následně musí instrument zpětně odkoupit, aby mohl být navrácen a své pozice tak uzavřít. Investoři v krátké pozici benefitují z poklesu cen, protože realizují zisk za situace, že prodají instrument za vyšší cenou, než za kterou ho zpětně odkoupí.

Na straně poskytující služby kapitálového trhu stojí zejména brokeři (makléři) a dealeři. Motivací těchto firem je generování zisku. Brokeři na akciovém trhu zastupují své klienty a na jejich příkaz pro ně vyřizují požadované transakce. Odměnou za služby brokera zpravidla bývají komisioní poplatky za exekuci jejich obchodních příkazů, avšak v současné době se na trhu vyskytují i brokeři, kteří své služby poskytují bez komisioních poplatků (Robinhood, 2021a). Zdroj z výnosů z komisioních poplatků je u takovýchto brokerů nahrazen platbami za směrování objednávek⁹, který je detailněji popsán v následující kapitole.

Zatímco broker na akciovém trhu vypořádává transakce pro své klienty, dealer uzavírá obchody ve svůj prospěch. Dealer na trhu vystupuje jako tvůrce trhu (market maker), tedy firma, která je v ochotna kontinuálně uzavírat obchody na obou stranách. Market maker nakupuje, když protistrana chce prodávat a prodává, když protistrana chce nakupovat čímž na trh dodává likviditu a za což mu náleží odměna ve formě BID-ASK spreadu (detailněji diskutován v následující kapitole). Zjednodušeně řečeno, market maker vydělává, protože akcie nakupuje na kontinuální bázi levněji, než je prodává.

Subjekty kombinující poskytování služeb brokera a dealera jsou označovány jako broker-dealer.

⁷ long

⁸ short

⁹ payment for order flow

2.2 Obchodní příkazy

Obchodování na burzách cenných papírů probíhá zpravidla formou kontinuální dvojité aukce (Friedman a Rust, 1993). V obchodních časech mohou investoři činit nabídky k nákupu i prodeji na kontinuální bázi a kompatibilní nabídky jsou zároveň na kontinuální bázi vypořádávány. Investoři vyjadřují svůj záměr obchodovat prostřednictvím obchodních příkazů (objednávek) na základě nichž, je jejich broker zastupuje a které pro ně v rámci burzy cenných papírů vypořádává. Obchodní příkaz obsahuje informace o tom, jaký obchod a za jakých podmínek je investor ochotný uzavřít. Minimálně musí obsahovat označení instrumentu, kvantitu a stranu obchodu, tedy zda investor chce instrument nakupovat nebo prodávat. Dále mohou být specifikovány další podmínky jako například maximální (minimální) cena, za kterou je investor ochotný nakupovat (prodávat), délka validity obchodního příkazu, zda je možné vypořádat pouze část požadované kvantity¹⁰ aj.

Existují dva základní typy obchodních příkazů:

- MARKET,
- LIMIT.

Tyto základní typy obchodních příkazů se velmi liší svým charakterem a v rámci akciového trhu plní zcela odlišné funkce. Obchodní příkaz typu LIMIT je příkazem k nákupu (prodeji) cenného papíru za maximální (minimální) cenu. Cena, za kterou investoři nabízejí odkup cenných papírů se nazývá BID. Cena, za kterou nabízejí prodej cenných papírů se nazývá ASK. Nevypořádané limitní obchodní příkazy pro konkrétní akciový titul jsou zaznamenány v tzv. knize objednávek¹¹. V kontextu moderních kapitálových trhů se jedná zpravidla o elektronický záznam agregující limitní obchodní příkazy za stejnou cenu na stejné straně obchodu do cenových úrovní. Nejvyšší cena BID bude vždy nižší než nejnižší cena ASK. Limitní obchodní příkazy k nákupu s cenou vyšší, než je nejnižší cena ASK zaznamenaná v knize objednávek jsou okamžitě spárovány a vypořádány. Analogicky, limitní obchodní příkazy k prodeji s cenou nižší, než je nejvyšší cena BID budou okamžitě vypořádány. Rozdíl mezi nejvyšší cenou BID a nejnižší cenou ASK se nazývá BID – ASK spread. *Tabulka 1* demonstruje zjednodušenou objednávkovou knihu.

¹⁰ partial fill

¹¹ order book

Tab. 1 Objednávková kniha

BID	Objem	ASK
	300	1.27
	650	1.26
	1200	1.25
	750	1.24
	400	1.23
	200	1.22
Spread		1.21
1.20	240	
1.19	400	
1.18	800	
1.17	650	
1.16	450	
1.15	200	

Obchodní příkaz typu MARKET je příkazem k okamžitému vypořádání daného obchodu bez ohledu na cenu. Precedence párování s ohledem na knihu objednávek je cenová a následně časová (Johnson, 2010). Obchod je vypořádán s nejuvhodnější dostupnou cenou z knihy objednávek. V případě příkazu k nákupu za nejnižší cenu ASK a v případě prodeje za nejvyšší cenu BID. Pokud se na dané cenové úrovni nachází více kompatibilních objednávek, prioritu získává ta objednávka, která byla učiněna chronologicky dříve. Stejná pravidla platí i pro okamžitě vypořadatelné limitní příkazy, protože svým charakterem takové příkazy v době vypořádání působí shodně jako příkaz typu MARKET.

Objednávky, které nejsou okamžitě vypořadatelné a jsou tedy zaznamenány v knize objednávek dávají ostatním subjektům možnost obchodovat, respektive poskytují likviditu. Naopak, okamžitě vypořadatelné objednávky likviditu spotřebovávají. Poskytovatelům likvidity za jejich službu náleží odměna ve formě BID-ASK spreadu, který je cenou za možnost bezprostředního vypořádání. Spread kompenzuje poskytovatelům likvidity riziko, které na sebe berou tím, že činní veřejné nabídky k obchodování, kterých ostatní účastníci trhu mohou, ale nemusí využít. Toto riziko spočívá v informační asymetrii a pramení z toho, že informovaná protistrana může mít informace, které poskytovatel likvidity nemá a realizovat tak zisk na jeho úkor (Glosten a Milgrom, 1985).

2.3 Tržní data

V rámci moderních elektronizovaných kapitálových trhů dochází ke vzniku a distribuci velkého množství tržních dat, která jsou klíčová pro investiční rozhodování. Zejména v kontextu algoritmického přístupu k obchodování jsou tržní data zcela klíčovým a často dokonce jediným rozhodovacím parametrem. S ohledem na motivaci a způsobu obchodování mají tržní účastníci na tržní data odlišné nároky a také k nim mají odlišnou míru přístupu.

Tržní data lze rozdělit na konsolidovaná¹² a přímá¹³ burzovní data. Distribuce konsolidovaných dat je v rámci celého amerického akciového trhu organizována specializovanými subjekty registrovanými u SEC. Tyto konsolidační autority obecně známé pod zkratkou SIPs¹⁴ shromažďují, agregují a distribuují konsolidovaná data v podobě kontinuálního datového toku. Konsolidovaná data obsahují informace o uzavřených obchodech a nejlepších BID/ASK kotacích. Na tomto místě je však nutné poznamenat jeden významný rozdíl. Kotační data obsahují pouze data o nejlepších BID/ASK kotacích na oficiálně registrovaných burzách cenných papírů, kdežto obchodní data obsahují i informace o transakcích uzavřených v rámci alternativních obchodních systémů (Jones, 2018). Nejlepší kotace, nejvyšší cena BID a nejnižší cena ASK, ze všech burz cenných papírů jsou známé pod zkratkou NBBO¹⁵ a v rámci celého systému hrají velmi důležitou roli. *Tabulka 2* zjednodušeně demonstruje způsob stanovení NBBO.

Tab. 2 Stanovení NBBO

	BID	ASK
IEX	25,26	25,31
NASDAQ	25,24	25,32
NASDAQ BX	25,25	25,30
NYSE	25,24	25,32
CBOE BYX	25,25	25,33
NBBO	25,26	25,30

NBBO reprezentuje nejmenší spread ze všech konsolidovaně zveřejňovaných kotací. Broker má povinnost pro své klienty zajistit vypořádání jejich objednávek za

¹² consolidated data feed

¹³ direct data feed

¹⁴ Securities Information Processors

¹⁵ National Best Bid and Offer

podmínek NBBO nebo lepších, a to bez ohledu na to jakým způsobem se rozhodne jejich objednávku vypořádat (U.S. Securities and Exchange Commission, 2005). Konsolidovaná data jsou ta data, která jsou známá retailovým investorům a která jsou veřejně redistribuována.

Zatímco konsolidovaná data agregují informace z různých zdrojů, přímá burzovní data obsahují informace z konkrétní burzy cenných papírů. Na první pohled se mohou jevit jako neúčinná a nadbytečná, protože data ze všech oficiálních burz cenných papírů jsou již zahrnuta v datech konsolidovaných. Avšak z empirického průzkumu cen přímých dat lze vyvodit, že tato data jsou ceněna v řádek desítek až stovek tisíc amerických dolarů měsíčně (NasdaqTrader, 2021). Prvním faktorem přispívajícím k hodnotě přímých tržních dat je jejich detailnost. Konsolidovaná data obsahují pouze standardizované a limitované informace, kdežto přímá data mohou být mnohem detailnější a poskytovat mnohem širší spektrum informací. Druhým faktorem je rychlost, respektive zpoždění, s jakým je příjemci dat získávají. V souladu s regulačními požadavky nesmí být burzovní data distribuována dříve, než jsou odeslána některé z konsolidačních autorit (U.S. Securities and Exchange Commission, 2005) přesto však mají příjemci přímých dat významnou výhodu v rychlosti s jakou informace o vývoji tržní situace získávají. Aby se k účastníkům trhu dostala ta samá data skrze konsolidované datové toky musí nejdříve být odeslána některé z konsolidačních autorit, než mohou být finálně distribuována k jejich příjemci. Tato výhoda je ještě umocněna tím, že burzy cenných papírů často umožňují takzvanou kolokaci¹⁶, což je umístění serverů do datového centra kde se nachází samotné servery burzy. Data tak musí urazit zcela minimální fyzickou vzdálenost skrze specializovanou vysokorychlostní infrastrukturu. V důsledku výše zmíněných faktorů tak může nastat paradoxní situace, že někteří tržní účastníci budou mít informace o cenách NBBO dříve, než bude distribuována konsolidačními autoritami. Vzniká tak časový interval, v němž někteří účastníci mají informace o tom, jaké bude NBBO, zatímco ostatní čekají na konsolidovaná data, z něž dříve informovaní mohou benefitovat a realizovat zisk s velmi nízkým rizikem. Algoritmické obchodní techniky založené na využití rychlosti přístupu se souhrnně nazývají latency arbitráž¹⁷ (Gomber a kol., 2011).

¹⁶ co-location

¹⁷ latency arbitrage

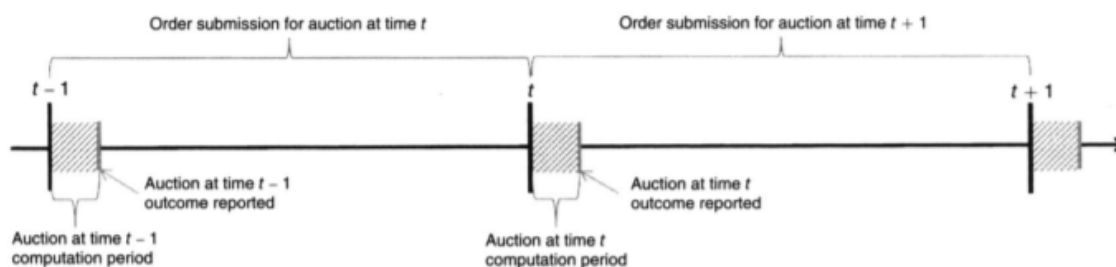
Jako příklad latency arbitráže lze zmínit situaci, kde na jedné straně stojí mimoburzovní market maker s přístupem k přímým burzovním datům a na druhé straně stojí objednávky retailových investorů. Může nastat situace, kdy vysokofrekvenční market maker bude mít informace, že skutečná nejlepší kotovaná cena ASK (NBO¹⁸) je \$10,00, ale cena NBO zveřejněná v rámci konsolidovaných dat by kvůli opožděné distribuci informací byla \$10,01. Market maker v takovéto situaci má možnost vypořádat objednávku retailového investora typu MARKET BUY za oficiálně nejlepší kotovanou cenu NBO z konsolidovaného datového toku (\$10,01) a následně na svůj účet nakoupit ten samý instrument za cenu NBO (\$10,00) skutečně dostupnou na některé z burz cenných papírů s bezrizikovým ziskem \$0,01. Zisk v takovéto výši se může zdát bezvýznamný, avšak v kontextu velkého množství uzavřených transakcí v souhrnně velkých objemech dojde k jeho rychlé kumulaci. Algoritmy vysokofrekvenčních obchodníků jsou velmi dobře střeženým tajemstvím, a tak se velká část akademických prací v této oblasti pohybuje spíše v obecné rovině na základě dedukce z tržních dat. O výše popsané praktice však můžeme s jistotou říci, že minimálně mezi lety 2007 a 2010 byla praktikována v současné době největší mimoburzovním market makerem, Citadel Securities LLC (Barlett a McCrary, 2019).

Problematika výhod vysokofrekvenčních obchodníků je často diskutována a v praxi i akademické literatuře se objevují různé návrhy řešení k dosažení transparentnějšího a férovějšího trhu. Investors Exchange LLC (IEX) je burza cenných papírů, která se tyto významné výhody v rychlosti dostupnosti dat snaží omezovat. IEX neumožňuje kolokaci a všechna příchozí i odchozí data musí fyzicky projít skrze optický kabel, který zpomaluje tok dat o 350 mikrosekund. Toto zpomalení se netýká dat odesílaných konsolidačním autoritám. Empirický výzkum indikuje zlepšení kvality trhu a informační efektivnosti cen v důsledku fyzického zpoždění datového toku. (Hu, 2018).

Budish a kol. (2014) navrhuje jako potenciální řešení přechod z kontinuální aukce na aukce uskutečňované v diskrétních časových intervalech. V rámci takové aukce by docházelo ke kontinuálnímu zasílání a zaznamenávání nabídek, avšak k jejich párování a vypořádávání by docházelo pouze v určitých časových intervalech. Do doby vypořádání by informace o nabídkách nebyly tržním účastníkům dostupné,

¹⁸ National Best Offer

aby pozdější nabídky nemohli benefitovat z informací nabídek předchozích. (Budish, Cramton a Shim, 2014). *Obrázek 1* znázorňuje mechanismus fungování aukce v diskrétních časových intervalech.



Zdroj: (Budish, Cramton a Shim, 2014)

Obr. 1 Mechanismus aukce v diskrétních časových intervalech

Autoři argumentují, že tento způsob aukce by transformoval způsob konkurence z rychlostní na cenovou. Místo, aby se jednalo o soupeření v tom, kdo má rychlejší přístup k informacím a kdo dokáže s menším zpožděním rozesílat obchodní příkazy, by se jednalo o soupeření v tom, kdo učiní nejlepší nabídku.

2.4 Struktura kapitálového trhu

Americký akciový trh, souhrnně také označovaný jako národní tržní systém (NMS¹⁹), je velice komplexním a fragmentovaným systémem, který se skládá z dílčích obchodních center²⁰. Tato lze v zásadě rozdělit do 3 kategorií (U.S. Securities and Exchange Commission, 2020):

- burzy cenných papírů,
- alternativní obchodní systémy (ATS),
- internalizující broker-dealery.

Alternativní obchodní systémy jsou elektronické mimoburzovní obchodní systémy, které párují objednávky svých členů. Párování a vypořádávání transakcí může probíhat na různých principech. Jednou z možností je princip cenové a časové precedence jako v případě burzy cenných papírů nebo například vypořádávání

¹⁹ National Market System

²⁰ trading venues

transakcí za průměrnou cenu mezi NBO²¹ a NBB²². Vypořádání za ceny odvozené může být výhodnější než exekuce za NBBO, protože transakční náklady efektivně obsahují pouze polovinu NBBO spreadu. Nevýhodou obchodování v rámci ATS je však riziko, že objednávka nebude vypořádána, protože žádná protistrana nebude ochotna uzavřít transakci na druhé straně. Ze samotné podstaty ATS nelze předem vědět, zda bude možné protistranu nalézt.

ATS musí být, obdobně jako burzy cenných papírů, registrované u Komise pro cenné papíry a burzy. Zcela klíčovou odlišností od burz cenných papírů je fakt, že žádný ze současně aktivních alternativních obchodních systémů nezveřejňuje informace o učiněných nabídkách, jejich cenách ani objemu. Data o uzavřených obchodech jsou až ex post zveřejňována v rámci konsolidovaného datového toku, avšak na rozdíl od burzy cenných papírů je pouze indikováno, že obchod byl uskutečněn mimoburzovně bez specifické identifikace konkrétního ATS. Tento princip je zejména užitečný pro institucionální investory, jejichž záměrem je uzavírat obchody o velkém objemu. „Diskrétní“ charakter uzavírání obchodů minimalizuje tržní dopad objednávek institucionálních investorů tak, aby jejich vlastní objednávky významně nezvyšovaly jejich transakční náklady. Zároveň pomáhá snižovat riziko, že vysokofrekvenční obchodníci na základě informací z objednávkových knih identifikují záměr institucionálního investora k uzavření transakce o velkém objemu. V takovém případě mohou využít svou výhodu v rychlosti zadávání objednávek a „přeběhnout“ jeho objednávky na ostatní obchodní místa v rámci NMS, uzavřít obchod na stejné straně, a nakonec vypořádat objednávky institucionálního investora se ziskem (Korajczyk a Dermot, 2019).

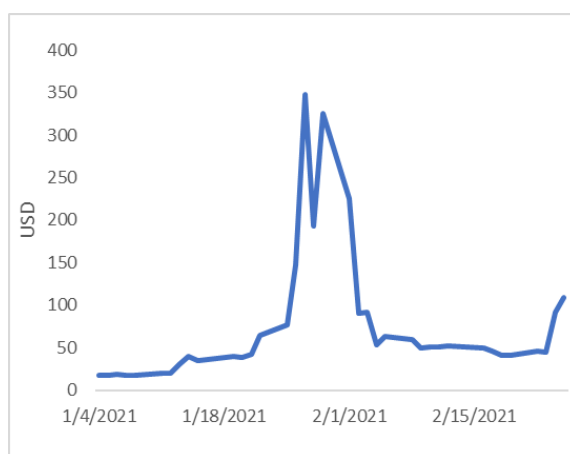
Internalizující broker-dealer je mimoburzovní market maker, který vypořádává objednávky klientů z vlastních zásob cenných papírů. Zpravidla se jedná o broker – dealery využívající vysokofrekvenčních algoritmických přístupů v rámci nichž benefitují ze svého vysokorychlostního přístupu k datům a vysokého výpočetního výkonu. Tyto subjekty využívají tzv. segmentace tržních objednávek, respektive akceptují pouze objednávky zprostředkované retailovými brokery pro individuální klienty. Individuální investoři jsou pro poskytovatele likvidity velmi atraktivní obchodní protistranou, protože nemají ekvivalentně kvalitní informace

²¹ National Best Offer

²² National Best Bid

o krátkodobém pohybu cen jako ostatní účastníci trhu (U.S. Securities and Exchange Commission, 2010b). Retailový investoři jsou pro mimoburzovní market makery dokonce tak atraktivní, že jsou ochotni retailovým brokerům platit poplatek za směrování objednávek²³ svých klientů a vypořádat objednávky za cenu pro klienty výhodnější, než je NBBO²⁴ v době vypořádání. Tohoto mohou dosáhnout, protože se v rámci tržního systému těší velkému množství výhod.

Oproti burzovním market makerům nemusí své nabídky činit veřejně v rámci burzy cenných papírů což limituje riziko pohybu cen v jejich neprospěch. Mimoburzovní market maker má možnost se rozhodnout, zda objednávku vypořádá ze svých zásob nebo ne. Rozhodne-li se, že riziko je pro něj příliš vysoké a nechce do transakce vstoupit, vždy má možnost přesměrovat objednávku na burzu cenných papírů se současným NBBO. Empirický výzkum ukazuje, že v časech zvýšené volatility je větší procento obchodů uzavíráno v rámci burz cenných papírů než v časech relativní stability, což indikuje, že mimoburzovní market makeři nejsou ochotni akceptovat zvýšené riziko (U.S. Securities and Exchange Commission, 2021). *Obrázek 2* znázorňuje situaci na trhu v lednu 2021 okolo akciového titulu GME. V tomto období a zejména v posledním týdnu ledna 2021 vykazovaly ceny akcií GME velmi vysokou volatilitu. Okolnosti vzniku této situace nejsou v tomto kontextu důležité, ale tato situace velmi dobře demonstruje významnost risk managementu skrze potenciální odmítnutí a přesměrování klientských objednávek pro mimoburzovní market makery.

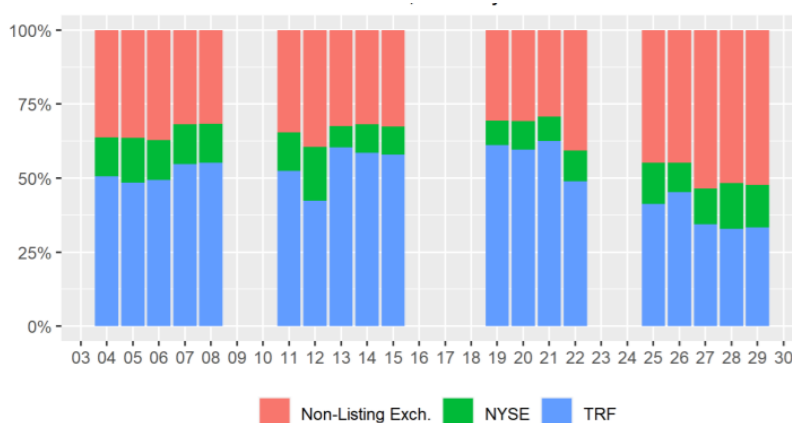


Obr. 2 Zvýšená volatilita cen akcií GME (1/2021)

²³ payment for order flow

²⁴ price improvement

Obrázek 3 znázorňuje, v jakém obchodním centru se akcie GME obchodovaly v měsíci lednu. V modré barvě jsou označeny mimoburzovní obchodní centra, z nichž okolo 80% tvořily internalizující market makeři. Na začátku ledna lze pozorovat postupný nárůst mimoburzovních obchodů vypořádaných internalizujícími market makery v důsledku významného zapojení retailových investorů do obchodování s tímto akciovým titulem. Nejzajímavější je však vývoj situace v posledním týdnu ledna, kdy volatilita cen byla nejvyšší. V posledním lednovém týdnu došlo k významnému poklesu mimoburzově vypořádaných obchodů až na minimum ve výši 32.83% celkového dolarového objemu obchodů s GME.



Obr. 3 Dolarový objem obchodů GME vypořádaný v různých obchodních centrech

Zdroj: (U.S. Securities and Exchange Commission, 2021)

Burzovní poskytovatelé likvidity nemají takto efektivní techniku řízení rizik jako mimoburzovní. Jejich limitní nabídky jsou veřejně kotované v objednávkové knize a vypořadatelné objednávky jsou s nimi okamžitě spárovány. Mají možnost kontinuálně své nabídky rušit a znovu odesílat s upravenou cenou, což však zdaleka není ekvivalentně kvalitním mechanismem řízení rizika a potýká se s problémy latency arbitráže. Další výhodou je fakt, že na burzách cenných papírů mohou být ceny kotované s minimálním inkrementem ve výši \$0.01 (\$0.0001 pro kotace menší než \$1), zatímco mimoburzovní market maker může uzavírat obchody za ceny s větším cenovým rozlišením.

Internalizující broker-dealer může navíc těžit z velkého množství dat o objednávkách retailových investorů, které ostatním účastníkům trhu nejsou dostupné. Případně jsou jim dostupné až se zpožděním z konsolidovaných dat

o uzavřených obchodech, kde však není snadno možné separovat informované obchody od retailových. Všechny výše popsané faktory přispívají k tomu, že internalizující broker-dealer si může dovolit obchodovat s menším spreadem, než je spread NBBO a poskytovat tak svým klientům oproti NBBO výhodnější cenu, a zároveň platit poplatek retailovým brokerům za preferenční směrování objednávek.

Výzkum Finančního Informačního Fóra (FIF²⁵) ve spolupráci s retailovým brokerem Fidelity Brokerage Services LLC indikuje, že objednávky individuálních investorů v malých objemech jsou v případě akcií z burzovního indexu S&P 500 vypořádány v přibližně 85% případů za lepší cenu, než je NBBO v době směrování objednávky (Fidelity Brokerage Services, 2022). Fakt, že relativně velké množství obchodů je vypořádáno uvnitř NBBO spreadu nabádá k otázce, zda NBBO věrně reflektuje současné tržní podmínky a zda je správné používat tyto ceny pro hodnocení, jestli došlo k „vylepšení ceny“. S touto perspektivou se shoduje i SEC, která v roce 2020 podala návrhy na změny regulace NMS tak, aby lépe vyhovovala požadavkům akciového trhu v jeho moderní podobě. Jedním z návrhů je přechod ze současného centralizovaného modelu konsolidačních autorit na model decentralizovaný, aby byly minimalizovány prodlevy v distribuci konsolidovaných dat. Dále navrhuje změny v samotné definici NBBO. V současné době NBBO nezohledňuje nabídky o objemu menším než 100 akcií²⁶ přestože jsou učiněny a zaznamenány v objednávkové knize některé z burzovních papírů, což je další z důvodů umožňující vypořádání obchodů uvnitř NBBO spreadu (U.S. Securities and Exchange Commission, 2021). Návrh nové regulace počítá i se zohledňováním nabídek o menších objemech, aby NBBO lépe reflektovala současnou tržní situaci.

Jednou z diskutovaných a kontroverzních praktik mimoburzovních market makerů jsou platby retailovým brokerům za preferenční směrování objednávek. Broker má pro své klienty zákonnou povinnost „nejlepší exekuce“²⁷, tedy exekuce příkazů svých klientů za pro ně nejvýhodnějších podmínek. Zasilání objednávek malému počtu internalizujících subjektů na základě poplatků za preferenční směrování objednávek je v přímém střetu zájmů s povinností nejlepší exekuce. Úřad pro

²⁵ Financial Information Forum

²⁶ odd lot

²⁷ best execution

regulaci finančního odvětví (FINRA²⁸) v polovině roku 2021 vydal prohlášení, připomínající subjektům zprostředkovávajícím exekuci klientských příkazů, že poplatky za preferenční směrování objednávek v žádném případě nemohou ovlivňovat jejich povinnost nejlepší exekuce (FINRA, 2021).

Dalším často diskutovaným tématem v kontextu struktury akciového trhu je samotná existence alternativních obchodních systémů a internalizujících broker – dealerů. Souhrnně bývají označovány jako „dark pooly“ likvidity, protože obsahují likviditu, o které účastníci trhu nemají žádné informace. O její existenci se dozvídají až následně po vypořádání obchodu a se zpožděním. Akciový trh je velmi fragmentovaný velkým množstvím různých obchodních center. V roce 2021 byl průměrný dolarový objem obchodů²⁹ uskutečněných na burzách cenných papírů menší než 60% (2019–65%) (CBOE, 2021). Obchodů uzavřených v rámci dark poolů bylo okolo 40% (2019 – 35%). Vysoký objem netransparentní likvidity a uzavřených obchodů znovu snižuje důvěru, že NBBO založená na veřejných kotacích spolehlivě reflektuje současnou tržní situaci. Empirický výzkum v této oblasti indikuje, že narůstající tržní podíl dark poolů zvyšuje transakční náklady a snižuje informační efektivnost cen (Hatheway, Kwan a Hui, 2014).

V roce 2019 tvořil objem obchodů uzavřený v rámci ATS přibližně 10% přičemž žádný jednotlivý alternativní obchodní systém nepřesáhl objem 2%. Zbýlých ~27% objemu uskutečněných v dark poolech tvořily internalizující market makeři. *Tabulka 3* zobrazuje nejvýznamnější internalizující broker-dealery.

²⁸ Financial Industry Regulatory Authority

²⁹ počet akcií * cena uzavřeného obchodu

Tab. 3 Objem uskutečněných obchodů internalizujícími market makery (2019)

Firm	% Intern.	% Off-Exch.	% NMS
CITADEL SECURITIES LLC	24.3%	16.7%	6.2%
VIRTU AMERICAS LLC	13.2%	9.0%	3.4%
G1 EXECUTION SERVICES, LLC	6.9%	4.8%	1.8%
TWO SIGMA SECURITIES, LLC	1.5%	1.0%	0.4%
WOLVERINE SECURITIES, LLC	0.7%	0.5%	0.2%
JANE STREET CAPITAL LLC	0.5%	0.4%	0.1%
UBS SECURITIES LLC	0.4%	0.3%	0.1%
VIRTU FINANCIAL BD LLC	0.3%	0.2%	0.1%
GOLDMAN SACHS & CO. LLC	0.3%	0.2%	0.1%
ACS EXECUTION SERVICES, LLC	0.1%	0.0%	0.0%

Zdroj: (U.S. Securities and Exchange Commission, 2020)

Největší objem obchodů vypořádala již dříve zmiňovaná firma Citadel Securities LLC. S objemem 6,2 % všech transakcí vypořádaných v rámci NMS se stala největším jednotlivým obchodním centrem. Vypořádala dokonce více transakcí než jakákoliv jednotlivá burza cenných papírů. V rámci amerického akciového trhu tak postupně nastává paradoxní situace, kdy z původního systému historicky centralizovaného okolo burz cenných papírů se do určité míry stává systém centralizovaný okolo malého množství internalizujících subjektů. Tyto subjekty jsou v porovnání s burzami cenných papírů netransparentní, protože nezveřejňují kotace před uzavřením obchodů³⁰ a podléhají méně přísné regulaci.

V souladu s legislativou jsou brokeri vyřizující obchodní příkazy pro své klienty povinni na čtvrtletní bázi zveřejňovat informace o poplatcích, které obdrželi za preferenční směrování objednávek a o kvalitě obchodů uzavíraných pro své klienty. Z těchto veřejně dostupných informací lze vyvozovat některé zajímavé závěry. Ze zveřejněných informací jednoho z největších retailových brokerů Robinhood Securities LLC je zřejmé, že 100% klientských objednávek, u kterých není klientem specificky určeno v rámci, jakého obchodního centra si je přeje vypořádat³¹, je směřováno k mimoburzovním market makerům. Za preferenční směrování těchto klientských objednávek obdržel broker v Q3 2021 platby v souhrnné výši³² přes 200

³⁰ pre-trade quotations

³¹ non-directed order flow

³² včetně opčních kontraktů

mil. USD (Robinhood, 2021b). Na svých webových stránkách tento retailový broker píše, že se všemi čtyřmi market makery, kterým směřuje objednávky svých klientů má smluvené stejné podmínky a neexistuje tak motivace upřednostňovat některého z market makerů na základě výše poplatků. Dále uvádí, že poplatky za směrování objednávek jsou kalkulovány jako procentuální část NBBO spreadu v momentě vypořádání objednávky. Ze zveřejněné zprávy o obdržení poplatcích za Q3 2021 však vyplývá, že poplatky normalizované vzhledem k počtu zobchodovaných akcií nebyly ve stejné výši. *Tabulka 4* zobrazuje poplatky za směrování obdržené v červenci 2021.

Tab. 4 Poplatky za preferenční směrování objednávek akcií z indexu S&P 500 (7/2021)

Venue - Non-directed Order Flow	Non-Directed Orders (%)	Market Orders (%)	Marketable Limit Orders (%)	Non-Marketable Limit Orders (%)	Other Orders (%)	Net Payment Paid/Received for Market Orders(USD)	Net Payment Paid/Received for Market Orders(cents per hundred shares)
Virtu Americas, LLC	33.59	34.23	27.82	47.67	36.63	129,603.08	75.3336
CITADEL SECURITIES LLC	32.05	31.44	30.94	38.73	28.07	133,675.45	33.1046
Two Sigma Securities, LLC	17.92	23.00	14.22	4.00	23.55	68,298.69	53.5997
G1X Execution Services, LLC	16.45	11.33	27.02	9.61	11.75	92,151.27	102.5430

Zdroj: (Robinhood, 2021b)

Tato informace v kontextu shodných podmínek odvozování výše poplatků indikuje, že někteří market makeři vypořádávali objednávky s větším průměrným spreadem NBBO. V případě, že by všichni vypořádávali transakce se shodným průměrným spreadem musela by nutně normalizovaná výše poplatků být shodná. Lze odhadovat v zásadě 3 možné příčiny tohoto nesouladu:

- Distribuce klientských objednávek není časově uniformní.
- Distribuce klientských objednávek není hodnotově uniformní.
- Někteří market makeři jsou ochotni vypořádávat transakce s vyšším rizikem, zatímco ostatní je k vypořádání dále směřují na burzy cenných papírů s NBBO.

Jednou z možných příčin je, že by v časech zvýšené volatility, kdy je spread vyšší, byly objednávky směřovány některým market makerům více než jiným. V takovém případě by normalizovaná výše poplatků od těchto subjektů byla vyšší. Analogicky, pokud by některým market makerům byly směřovány objednávky akciových titulů s vyšší průměrnou cenou, u nichž je absolutní spread větší než u levnějších akciových titulů, docházelo by ke stejnému efektu. Pokud by distribuce objednávek byla časově i hodnotově uniformní, příčina může potenciálně být na straně market makerů. Pokud by někteří byli ochotni akceptovat zvýšené riziko reprezentované vyšším spreadem a jiní by objednávky s vyšším rizikem směřovali na burzy cenných papírů s kotovanou NBBO, normalizovaná výše poplatků by byla vyšší u subjektů ochotných akceptovat vyšší riziko.

2.5 Transakční náklady

Harris (2003) označuje za transakční náklady veškeré náklady spojené s obchodováním a rozděluje je do 3 kategorií:

- explicitní náklady,
- implicitní náklady,
- náklady obětované příležitosti z neuskutečněných transakcí.

Explicitní náklady vyjadřují přímo přiřaditelné náklady, které jsou snadno identifikovatelné a relativně snadno predikovatelné. Mezi explicitní náklady patří poplatky brokerům, burzám cenných papírů, alternativním obchodním systémům, poplatky za preferenční směřování klientských objednávek aj. Obecně se jedná o poplatky za služby, které v souhrnu umožňují samotné obchodování s cennými papíry. Dále lze mezi explicitní náklady zahrnout daně z realizovaných výnosů a provozní náklady na samotné obchodování.

Implicitní náklady jsou mnohem hůře identifikovatelné než explicitní náklady, a ještě hůře predikovatelné do budoucnosti. Johnson (2010) popisuje implicitní náklady jako ledovec skrytý pod hladinou, který je špatně viditelný, ale může mít katastrofální následky. Již v předchozích kapitolách byl popsán spread, jakožto implicitní náklad ve formě odměny za okamžité poskytnutí likvidity.

Další implicitním nákladem je rozdíl mezi cenou, která vyvolala rozhodnutí k nákupu/prodeji a cenou, za kterou byla transakce vypořádána. Tento náklad bývá

označován jako „slippage“. Slippage je funkcí času a volatility. Jeho výše se odvíjí od rychlosti, s jakou dokáže obchodník nebo algoritmický systém učinit rozhodnutí, zaslat obchodní příkaz a jak dlouho trvá, než se objednávka dostane do obchodního centra vypořádání. Největší dopad má slippage na obchodní strategie založené na trendovém chování cen akcií. Takové strategie generují obchodní signály se zpožděním, poté co se u daného instrumentu již vyskytne trendové chování. Protože obchodní signály jsou generovány až v momentě, kdy se ceny již pohybují určitým směrem s dostatečnou silou, má slippage výrazný negativní efekt na výkonost strategie. Obdobně jako rychlost ovlivňuje slippage také volatilita obchodovaného instrumentu.

Posledním významným implicitním nákladem je tržní dopad vlastních objednávek investora. Když investor chce nakupovat nebo prodávat velké množství akcií za určitou cenu dojde k dislokaci rovnovážného stavu nabídky a poptávky a následné změně ceny na novou rovnovážnou úroveň. Nová rovnovážná cena působí proti zájmům investora. Pokud chce investor nakupovat ve velkém objemu a dojde k převýšení poptávky nad nabídkou, nová rovnovážná cena bude vyšší než cena původní. Analogicky, pokud chce investor prodávat ve velkém objemu a dojde k převýšení nabídky nad poptávkou bude nová rovnovážná cena nižší než cena původní.

V případě, že by investor použil objednávky typu MARKET obchod by musel být vypořádán za ceny na různých, postupně méně výhodných, cenových úrovních. Limitní nabídky v objednávkové knize na nejvýhodnějších cenových úrovních by nebyly schopny pojmout tak velký objem objednávek, a tak by se cena pro investora postupně zhoršovala. Pokud by použil obchodní příkaz typu LIMIT a jeho nabídky by byly zaznamenány ve veřejné objednávkové knize ostatní účastníci by na základě této nerovnováhy mezi nabídkou a poptávkou mohli přehodnotit své nabídky tak, aby lépe reflektovali novou rovnovážnou cenu. V tomto ohledu jsou pro institucionální investory obchodujících ve velkých objemech výhodné dark pooly. Likvidita působí proti tržnímu dopadu transakcí, čím likvidnější trh a instrument, tím nižší budou transakční náklady transakce o stejném objemu.

Poslední kategorií transakčních nákladů podle Harrise (2003) jsou náklady obětované příležitosti (oportunitní náklady) z neuskutečněných transakcí. Johnson (2010) tyto náklady považuje za podkategorii nákladů implicitních. Tyto

náklady jsou typické pro nevypořádané limitní objednávky. Pokud bude limitní objednávka nastavena pasivně, za velmi výhodnou cenu, může nastat situace, že nikdy nebude vypořádána. V situaci, kdy by agresivnější nastavení ceny limitní objednávky vedlo k vypořádání transakce a následné realizaci zisku, potenciální ušlý zisk z tohoto neuskutečněného obchodu je oportunitním nákladem.

2.6 Pozice retailového investora

Informace prezentované v předchozích podkapitolách agregovaně indikují, jaká je pozice retailového investora v rámci komplexního systému moderního, elektronizovaného, kapitálového trhu. Individuální investoři se v rámci kapitálových trhů nachází na samém konci pomyslného potravního řetězce.

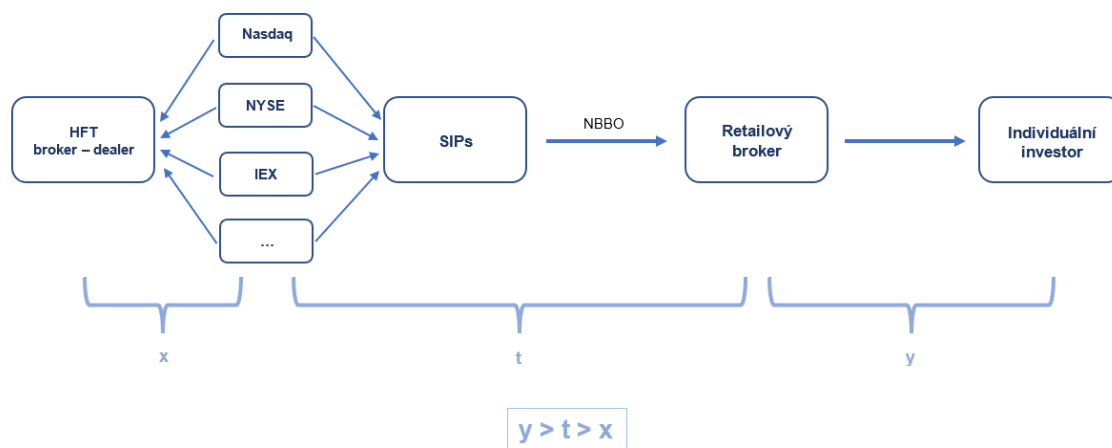
Obchodování na kapitálových trzích je hra s nulovým součtem. Agregované zisky jsou vykompenzovány agregovanými ztrátami jiných subjektů. Jeden subjekt může realizovat zisk pouze na úkor subjektu jiného. Podkladem pro realizování zisku jsou informace, kterými ostatní účastníci kapitálového trhu v dané chvíli nedisponují. Informační asymetrie a rychlost reakce jsou charakteristickými rysy moderních kapitálových trhů, které rozhodují o úspěšnosti obchodování.

Informovaní institucionální investoři disponují informacemi o fundamentálních hodnotách na základě, nichž mohou činit informovaná investiční rozhodnutí. Zároveň disponují dostatečným kapitálem, aby tato investiční rozhodnutí mohli realizovat. Při obchodování s informovanými institucionálními investory market makeři riskují, že budou realizovat ztráty v důsledku fundamentálních informací, o kterých institucionální investoři ví a market makeři neví³³. Informovaní investoři budou obchodovat pouze pokud, na základě jejich informací o fundamentální hodnotě, jsou akcie podhodnocené nebo nadhodnocené. Podhodnocené akcie budou nakupovat a nadhodnocené prodávat, dokud nebude cena reflektovat jejich informace o fundamentální hodnotě. Potenciální zisky v takovém případě realizují na úkor poskytovatele likvidity, který je protistranou jejich transakcí.

Vysokofrekvenční broker – dealeři disponují velkým množstvím přímých burzovních dat a mají tak lepší informace o současné tržní situaci dříve než ostatní a disponují dostatečnou rychlostní výhodou, díky níž mohou i minimální tržní neefektivity využít.

³³ risk of adverse selection

Obrázek 4 graficky znázorňuje rozdíl v rychlosti přístupu retailového investora k tržním datům oproti ostatním tržním účastníkům.



Obr. 4 Distribuce tržních dat účastníkům kapitálového trhu

Potvrvá – li distribuce tržních dat konsolidačním autoritám, jejich samotná konsolidace a distribuce příjemcům konsolidovaných dat čas t a distribuce přímých burzovních dat jejich odběratelům čas x , odběratelé přímých burzovních dat mohou využít intervalu o délce $t-x$ v němž mají informace, které účastníci trhu spoléhající na konsolidovaná data mít nemohou. V souvislosti s neustálým technologickým vývojem a omezenou dostupností informací o rychlosti přímých burzovních dat je prakticky nemožné tento časový interval spolehlivě kvantifikovat. Barlett a McCrary (2019) uvádí, že dislokace mezi skutečnou NBBO dostupnou v rámci burz cenných papírů a NBBO distribuovanou konsolidačními autoritami trvala v průměru 1 000 mikrosekund. Zde je nutné uvést, že výzkum vycházel z dat končících v roce 2015 a od té doby se situace mohla změnit. Z pohledu retailového investora jsou však tyto rozdíly zcela bezvýznamné, protože čas y představující čas, který trvá, než se konsolidovaná data dostávají k retailovému investorovi je řádově zdaleka největší.

Retailový investor nemá přístup ke specializované vysokorychlostní infrastruktuře, vysokému výpočetnímu výkonu ani neveřejným informacím o fundamentálních hodnotách. Zjednodušeně řečeno, individuální investoři neví nic, co by nevěděli ostatní, zatímco ostatní vědí něco, co individuální investoři neví. Moderní

kapitálových trh je informačně – rychlostní soutěží, ve které individuální investoři mají méně informací a reagují pomaleji než ostatní.

Tato relativně nevýhodná pozice individuálního investora je zároveň zřejmá z empirického pozorování současné tržní mikrostruktury, v níž jsou mimoburzovní market makeři ochotni platit za segmentaci objednávek takovým způsobem, aby protistranou jimi uzavíraných obchodů byli individuální investoři a vyhnuli se tak obchodování s informovanými institucionálními investory. Tento fakt je dále podpořen akademickým výzkumem, který demonstroval, že aktivní obchodování individuálních investorů snižuje jejich výnos realizovaný v rámci kapitálových trhů. Pokud by individuální investoři pasivně drželi portfolio akcií, které vlastnili na začátku roku, realizovali by vyšší výnos, než když se snažili aktivně obchodovat. Čím více obchodovali, tím horší byla výkonnost jejich strategie. Autoři uvádí, že zhoršení výnosnosti způsobené aktivním obchodováním bylo v průměru okolo 2 procentních bodů (Barber a kol., 2007).

3 Analytické metody finančních instrumentů

Tato kapitola se zabývá analytickými metodami využívanými ke zkoumání finančních instrumentů a činění obchodních rozhodnutí. Nejprve jsou představeny základní premisy, jejichž existencí jsou tyto metody racionalizovány. Následně jsou v návaznosti na premisy jednotlivé metody popsány a nakonec je diskutována aplikovatelnost těchto metod pro algoritmický obchodní přístup.

3.1 Hypotéza efektivních trhů

Hypotéza efektivních trhů je teoretický koncept formalizovaný Eugenem Fama. Přestože je Fama obecně považován za zakladatele této teorie, sám Fama upozorňuje, že se jedná o již dříve empiricky zkoumaný koncept, na který jeho práce navazuje a který formalizuje (Fama, 1970). Dle této teorie je efektivní takový trh, na němž ceny vždy zcela reflektují veškeré dostupné informace. Kompaktní definici později prezentuje Jensen (Jensen, 1978, str. 3): "Trh je efektivní vzhledem k množině informací θ_t , pokud je nemožné realizovat ekonomické zisky skrze obchodování na základě množiny informací θ_t ". Tržní účastníci na efektivním trhu absorbují všechny nové kurzotvorné informace a okamžitě je promítají do svých investičních rozhodnutí. V důsledku okamžitého reflektování nově dostupných kurzotvorných informací jsou finanční instrumenty na efektivním trhu vždy správně ohodnoceny, respektive tržní hodnota těchto instrumentů v každém bodě v čase odpovídá vnitřní hodnotě daného instrumentu. Toto je velmi významný závěr, z něhož vyplývá, že na dokonale efektivním trhu nelze realizovat nadměrný ekonomický výnos nad úroveň výnosnosti tržního indexu. Protože tržní cena na dokonale efektivním trhu odpovídá vnitřní hodnotě daného instrumentu, která v daném čase zohledňuje veškeré dostupné informace, nelze prostřednictvím technické ani fundamentální analýzy nacházet podhodnocené nebo nadhodnocené instrumenty.

Na základě informační množiny, která je reflektována v tržních cenách instrumentů jsou rozlišovány 3 úrovně tržní efektivity. Na tomto místě je nutné poznamenat, že nižší úroveň tržní efektivity je vždy podmnožinou úrovně vyšší. Respektive, informační množina vyšší úrovně v sobě zahrnuje informační množinu nižší úrovně doplněnou o rozšiřující set informací. V rámci slabé formy tržní efektivity ceny v každém bodě v čase reflektují pouze informační množinu vycházející

z historických cen. Již samotná slabá forma tržní efektivity vylučuje využití technické analýzy ke generování nadměrných zisků, protože veškeré informace i historickém vývoji jsou již v samotných cenách reflektovány. Malkiel (2015) píše, že v kontextu slabé formy tržní efektivity neobsahuje historický vývoj cen žádné užitečné informace, které by investorovi umožnili konzistentně realizovat vyšší zisky než strategie buy and hold. Slabá forma tržní efektivity však nevyklučuje využití fundamentální analýzy.

Informační množina v rámci středně silné formy tržní efektivity obsahuje veškeré veřejně dostupné kurzotvorné informace v daném čase. Informační množina slabé tržní efektivity je doplněna o aktuální veřejně dostupné informace, které jsou z fundamentálního pohledu hodnotově relevantní. Informace mohou být makroekonomického – např. změna úrokových sazeb, nebo mikroekonomického charakteru – např. zveřejnění finančních výkazů, informace o výplatě dividend aj. Podstata informací reflektovaných v současných cenách finančních instrumentů invaliduje použití fundamentální analýzy k realizování nadměrných zisků, protože veškeré veřejně dostupné kurzotvorné informace jsou v cenách akcií již obsažené. Změna ceny finančního instrumentu tak může být dána pouze zveřejněním dodatečných relevantních informací. Tyto informace jsou následně okamžitě reflektovány do cen instrumentů. Protože se tyto informace, ve vztahu k okamžiku, kdy investor činní investiční rozhodnutí, objevují až v budoucnu, nelze je předpovídat a ani se na základě nich rozhodovat. Pro investora v čase t se budoucí vývoj jeví náhodně, protože budoucí cena reflektuje informace dostupné až v čase $t + x$, kde x reprezentuje časovou prodlevu mezi rozhodováním investora a vznikem nových kurzotvorných informací.

Silná forma tržní efektivity je extrémním teoretickým případem, kdy informační množina obsahuje veškeré relevantní informace veřejné i neveřejné povahy. Na silně efektivním trhu nelze realizovat nadměrné zisky ani díky monopolistickému přístupu k relevantním neveřejným informacím. Jensen (1978) uvádí, že se jedná spíše o logický koncept, který byl na základě empirického výzkumu jednoznačně vyvrácen. Samotný fakt, že je obchodování na základě neveřejných informací³⁴

³⁴ insider trading

zákonem zakázané, naznačuje, že přístup k neveřejným informacím umožňuje realizovat nadměrné zisky na úkor ostatních účastníků trhu.

Z pohledu teorie efektivních trhů je trh dokonale efektivní za situace, kdy (Fama, 1970):

1. Neexistují transakční náklady při obchodování s finančními instrumenty.
2. Všechny relevantní informace jsou bez nákladů dostupné všem tržním účastníkům.
3. Všichni tržní účastníci se shodují na implikaci dostupných informací na ceny finančních instrumentů.

Je očividné, že dokonalé splnění těchto podmínek v prostředí reálného kapitálového trhu je nemožné. Odchytky od těchto podmínek jsou potenciálními zdroji neefektivity na skutečném kapitálovém trhu, avšak Fama (1970) upozorňuje, že nemusí nutně znamenat neefektivitu trhu jako celku. Pokud například relevantní informace nebudou dostupné všem tržním účastníkům, ale budou dostupné „dostatečně velkému“ množství investorů nebude na takovém trhu informační efektivnost cen omezena.

Teorie efektivních trhů a míra její validity v prostředí reálných kapitálových trhů je dodnes v akademickém prostředí diskutovaným tématem. Behaviorální ekonomisté hodnotí tržní účastníky kapitálových trhů optikou psychologie, upozorňují na psychologické fenomény, které způsobují jejich iracionální chování a hodnotí jejich tržní dopad. Ekonomické modely vycházející z teorie efektivních trhů předpokládají zcela racionální chování investorů ve smyslu maximalizace bohatství vzhledem k míře akceptovatelného rizika, což behaviorální ekonomisté zpochybňují. Behaviorální ekonomisté věří, že ceny finančních instrumentů jsou ovlivněny i jinými faktory, než jsou objektivní kurzotvorné informace a ceny tak nelze považovat za informačně efektivní. Shiller (2003) například upozorňuje na nadměrnou volatilitou pozorovanou ve vývoji cen akciového indexu S&P 500 oproti diskontované hodnotě budoucích dividendových výnosů, což indikuje cenové pohyby finančních instrumentů nepodložené fundamentálními změnami. Vybrané behaviorální fenomény jsou popsány v kapitole 3.2.

3.2 Teorie prospektů

Behaviorální finance stojí vzhledem k teorii efektivních trhů na zcela opačné straně spektra. Z pohledu behaviorálních financí je investor člověk podléhající emocionálním a psychologickým motivům, které v kontextu tradičního pojetí maximalizace užitku ovlivňují investory k děláním iracionálních rozhodnutí. Samotné vědomí, že se investoři chovají iracionálně však pro investiční rozhodování nenesou žádnou informační hodnotu. Pokud by iracionální rozhodnutí individuálních investorů byla náhodná a navzájem na sobě nezávislá, výsledný efekt těchto rozhodnutí na odchýlení tržní ceny od vnitřní hodnoty by agregovaně byl nulový. Náhodná iracionální rozhodnutí, která by vytvářela tlak na pohyb tržní ceny určitým směrem by byla anulována iracionálními rozhodnutími jiných investorů vytvářejících tlak na pohyb tržní ceny ve směru opačném. Z pohledu behaviorálních financí je klíčové, že iracionální chování není náhodné, ale systematické a tudíž předpokladatelné (Ariely, 2010). Základem systematickosti iracionality jsou kognitivní předsudky³⁵ empiricky pozorované napříč populací.

Behaviorální finance se ve velké míře opírají o empirické výzkumy kognitivní psychologie prováděné Kahnemanem a Tverským. Na základě empirického zkoumání reakcí na různé rozhodovací problémy v reálném prostředí docházejí k závěru, že lidé se nerozhodují v souladu s tradičním ekonomickým modelem očekávaného užitku. Lidé, nevyjímaje investory, se tak nerozhodují racionálně. Na základě svého výzkumu formulují teorii prospektů³⁶, která je v přímém rozporu s klasickou teorií očekávaného užitku (Kahneman a Tversky, 1979).

Na tomto místě je vhodné připomenout, že v rámci teorie očekávaného užitku je očekávaný užitek střední hodnotou potenciálních výsledků vážených jejich pravděpodobnostmi. Očekávaný užitek lze vyjádřit dle rovnice (1):

$$EU(X) = \sum_{i=1}^n U(X_i) * \pi_i \quad (1)$$

³⁵ cognitive bias

³⁶ prospect theory

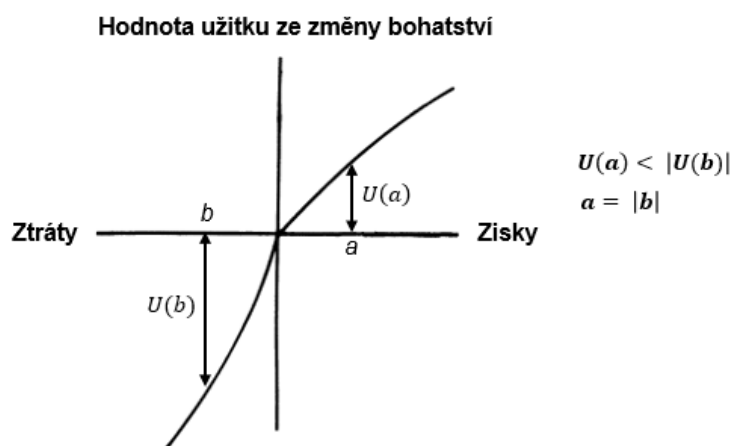
kde $EU(X)$ je očekávaný užitek rozhodnutí X

$U(X_i)$ je užitek z i -tého výsledku vyvolaného rozhodnutím X

π_i je pravděpodobnost s jakou i -tý výsledek nastane

Dokonale racionálně se chovající investor volí z dostupných možností takovou, která jeho očekávaný užitek maximalizuje.

Na základě empirického zkoumání modelových rozhodovacích problémů, však Kahneman s Tverským zjišťují, že lidé v situacích rozhodování za rizika v signifikantní míře teorii očekávaného užitku porušují. Teorie prospektů upouští od normativního charakteru teorie očekávaného užitku a volí pozitivní přístup k rozhodování za rizika. Na místo zkoumání, jak by rozhodnutí měla být v idealizovaném modelovém světě činěna, se zaměřuje na to, jak jsou rozhodnutí činěna ve světě reálném. Teorie prospektů popisuje, jakou hodnotu (užitek) lidé přisuzují ziskům a ztrátám oproti současnému stavu, tzv. referenčnímu bodu. Na rozdíl od teorie očekávaného užitku nevnímají lidé zisky a ztráty ekvivalentně. Obrázek 5 znázorňuje hodnotovou funkci v rámci teorie prospektů, z níž plynou zásadní závěry.



Obr. 5 Hodnotová funkce teorie prospektů

Zdroj: upraveno dle (Kahneman a Tversky, 1979)

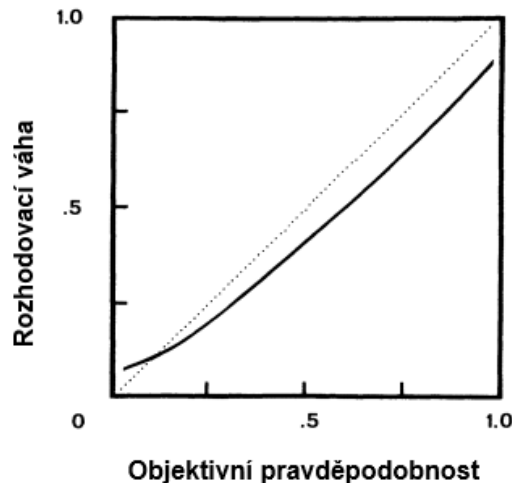
Hlavními charakteristikami hodnotové funkce je její konkávnost v oblasti zisků a konvexnost v oblasti ztrát. Tento tvar vystihuje hodnotově se snižující vnímání dodatečných nominálních zisků a ztrát. Respektive, mezní hodnota zisků a ztrát je klesající. Již intuitivně je zřejmé, že rozdíl mezi ziskem/ztrátou 100 a 200 je vnímán silněji než rozdíl mezi ziskem/ztrátou 1 000 a 1 100. Tento závěr je logický i při

relativizaci těchto hodnot. Zisk dodatečných 100 jednotek v prvním případě tvoří 100% nárůst zisku, zatímco v případě druhém tvoří dodatečný zisk 100 jednotek pouze 10% nárůst zisku. Referenční bod reprezentující současnou úroveň bohatství se nachází v počátku grafu. Tento bod je zároveň inflexním bodem, kde dochází k přechodu hodnotové funkce z konvexní na konkávní.

Druhou zásadní charakteristikou je averze ke ztrátám³⁷ reprezentovaná relativně strmější hodnotovou funkcí v oblasti ztrát. Toto je z pohledu investorského chování zcela klíčovou vlastností hodnotové funkce. Investoři vnímají ztráty přibližně dvakrát až dvaapůlkrát silněji než zisk v ekvivalentní nominální výši.

Teorie prospektů se od teorie očekávaného užítku neliší jen v hodnotě přiřádané potenciálním výsledkům, ale také v jejich váze. Zatímco v rámci teorie očekávaného užítku jsou užitky potenciálních výsledků váženy objektivními pravděpodobnostmi, s jakou nastanou, teorie prospektů používá rozhodovací váhy. Rozhodovací váhy jsou funkcí pravděpodobnosti, avšak od objektivní pravděpodobnosti se odlišují v důsledku jejího psychologického vnímání. Lze je tedy považovat za subjektivizovanou hodnotu objektivní pravděpodobnosti. Lidé mají tendenci velmi nízké pravděpodobnosti nadhodnocovat a velmi vysoké naopak podhodnocovat. *Obrázek 6* znázorňuje tvar vážící funkce navrhovaný Kahnemanem a Tverským. Nelineární povaha vážící funkce reprezentuje nižší citlivost subjektivně vnímané rozhodovací váhy na změny objektivní pravděpodobnosti v intervalech mimo extrémně malé či extrémně velké pravděpodobnosti. Jinak řečeno, lidé na změny pravděpodobnosti v normálních případech reagují méně, než by objektivně dle teorie očekávaného užítku měli.

³⁷ loss aversion



Obr. 6 Rozhodovací váhy teorie prospektů

Zdroj: (Kahneman a Tversky, 1979)

Teorie prospektů je z pohledu obchodování na kapitálových trzích velmi důležitá, protože popisuje reálné chování investorů. Jedním z významných implikací této teorie je dispoziční efekt³⁸ (Shefrin a Statman, 1985). Dispoziční efekt lze charakterizovat jako tendenci investorů držet otevřené ztrátové pozice příliš dlouho, a naopak uzavírat ziskové pozice příliš brzy. Implikace teorie prospektů v kontextu dispozičního efektu lze nejlépe demonstrovat na modelové situaci. Koupí – li si investor akcii za 100 jednotek a v následujícím období je akcie prodávána za 150 jednotek, má investor 2 možnosti. Buď akcii prodá a realizuje jistý zisk ve výši 50 jednotek nebo akcii bude držet nadále s nejistým budoucím výsledkem. Pro demonstraci lze předpokládat základní příklad dvou potenciálních budoucích scénářů, které jsou navzájem s ohledem na vážící funkci prospektové teorie ekvivalentní:

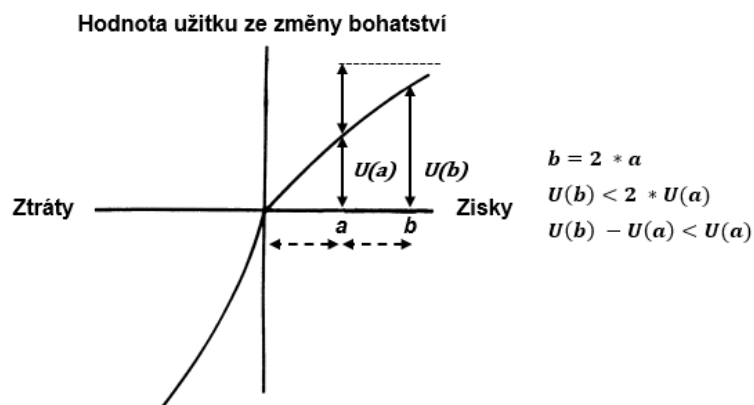
A. Dojde k nárůstu ceny akcie o dalších 50 jednotek.

B. Dojde k poklesu ceny o 50 jednotek.

Protože investor oproti původnímu stavu již realizoval zisk ve výši 50 jednotek řídí se jeho rozhodování konkávní povahou hodnotové funkce v oblasti zisku. Potenciální ztráta z poklesu ceny ve variantě B má proto pro investora vyšší hodnotu než stejně pravděpodobný zisk ve stejné nominální hodnotě ve variantě A. Investor tak preferuje pozici uzavřít a realizovat jistý zisk. *Obrázek 7* reprezentuje

³⁸ Disposition effect

preferenci jistého zisku graficky na hodnotové funkci. Hodnota užitku z původního zisku reprezentovaná bodem a je vyšší než hodnota užitku z dodatečného zisku ve stejné nominální výši reprezentovaná bodem b . Riziko z potenciální ztráty již vygenerovaného zisku tak převyšuje užitek z potenciálního dodatečného zisku ve stejné nominální výši.



Obr. 7 Preference jistého zisku

Zdroj: upraveno dle (Kahneman a Tversky, 1979)

Analogicky, pokud by investor oproti původnímu stavu realizoval ztrátu, jeho rozhodování by záviselo na konvexní povaze hodnotové funkce v oblasti ztrát. V takovém případě je hodnota potenciální dodatečné ztráty menší než hodnota potenciálního zisku ve stejné nominální výši. Teorie prospektů implikuje, že investor bude ztrátovou akcií držet nadále. Odean (1998) dochází na základě empirického zkoumání investorských rozhodnutí velkého diskontního brokera ke stejným závěrům a doplňuje, že ziskové akcie, které investoři prodali, v následujících obdobích dosahovali lepší výkonnosti než akcie, které si ve svém portfoliu ponechali.

3.3 Technická analýza

Technická analýza je analytickou metodou, která společně s fundamentální analýzou (*popsaná v kapitole 3.4*) patří mezi základní analytické metody používané k investičnímu rozhodování. Technická analýza vychází ze studia a grafického znázornění současného a historického vývoje akciového kurzu a objemu uzavřených obchodů. Na základě těchto informací se technický analytik snaží

predikovat budoucí vývoj kurzu a zvolit profitabilní investiční strategii. Murphy (1999) uvádí tři konceptuální premisy technické analýzy:

1. *Tržní ceny zahrnují veškeré relevantní informace.*
2. *Ceny se pohybují v trendech.*
3. *Historie se opakuje.*

Tyto základní premisy musí analytik akceptovat jinak by rozhodování na základě technické analýzy nedávalo smysl. Samotné rozhodování na základě technické analýzy odporuje teorii efektivních trhů, přesto jsou si na první pohled konceptuálně velmi podobné. Technický analytik věří, že studium ceny je dostatečné a není nutné zvláště zkoumat fundamentální ukazatele. Technická analýza nezpochybňuje existenci fundamentálních vlivů, které ovlivňují ceny finančních instrumentů, ale nepovažuje za předmětné tyto vlivy zkoumat, protože cena již veškeré dostupné informace reflektuje. Na rozdíl od teoretické koncepce efektivních trhů však technická analýza nepředpokládá okamžitou adaptaci cen na nové informace, ale jejich postupný pohyb (*momentum*) k nové rovnovážné hodnotě. Technická analýza nepohlíží na investora jako na vždy racionální subjekt jako je tomu v případě EMH³⁹, ale jako na člověka, který se z psychologického hlediska chová v určitých situacích předvídatelně.

Protože teoretická vnitřní hodnota v komplexním prostředí reálných kapitálových trhů není spolehlivě určitelná, rovnovážná cena se ustálí na úrovni, o které se investoři konsenzuálně domnívají, že vnitřní hodnotě odpovídá. Investoři budou s daným instrumentem obchodovat do té doby, než všichni budou zastávat názor, že z dalších obchodů nemohou profitovat. Black (1986) v tomto kontextu uvádí koncept šumu⁴⁰. Šum je opakem informace, respektive jedná se o informaci, která z pohledu teoretické vnitřní hodnoty nenese žádnou váhu, avšak investoři mu ji přisuzují a zakládají na něm svá rozhodnutí. V komplikovaném prostředí reálného kapitálového trhu však nelze šum a informaci od sebe navzájem spolehlivě odlišit, a tak investoři obchodují nejen na základě informací, ale i na základě šumu. Ceny finančních instrumentů jsou tak ovlivněny nejen z teoretického hlediska objektivními kurzotvornými informacemi, ale i jinými faktory. Pro technického analytika však není

³⁹ Teorie efektivních trhů

⁴⁰ noise

podstatné na základě, čeho dochází k pohybu cen ani jaký je vztah ceny k vnitřní hodnotě instrumentu. Technický analytik využívá faktu, že cena vzniká střetem nabídky a poptávky. Při vzniku nerovnováhy mezi nabídkou a poptávkou dochází k růstu (převis poptávky) nebo poklesu (převis nabídky) cen. Z pohledu technické analýzy není důležité, jaký faktor tuto nerovnováhu vyvolal, ale je důležité včas tuto tržní nerovnováhu identifikovat a na základě ní lze predikovat budoucí vývoj. Dalo by se říci, že technická analýza nezkoumá fundamenty, ale nepřímo skrze studium cen zkoumá, co si ostatní tržní účastníci o fundamentech myslí.

S výše popsaným úzce souvisí druhá premisa technické analýzy, trendové chování cen. Vychýlí-li jakýkoliv impuls rovnovážnou situaci nabídky a poptávky, ať už je tímto impulzem cokoliv, předpokládá se, že trend bude nějakou dobu trvat. Toto je způsobeno postupnou reakcí na impuls, který vznik trendu vyvolal ať už z důvodu postupného prostupování informací mezi tržní účastníky nebo z důvodu ústupu obezřetnosti z nového impulsu. Cílem technické analýzy je tyto trendy identifikovat na jejich počátku, vstoupit do krátké (klesající trend) nebo dlouhé (rostoucí trend) pozice a z pozice vystoupit, než trend skončí.

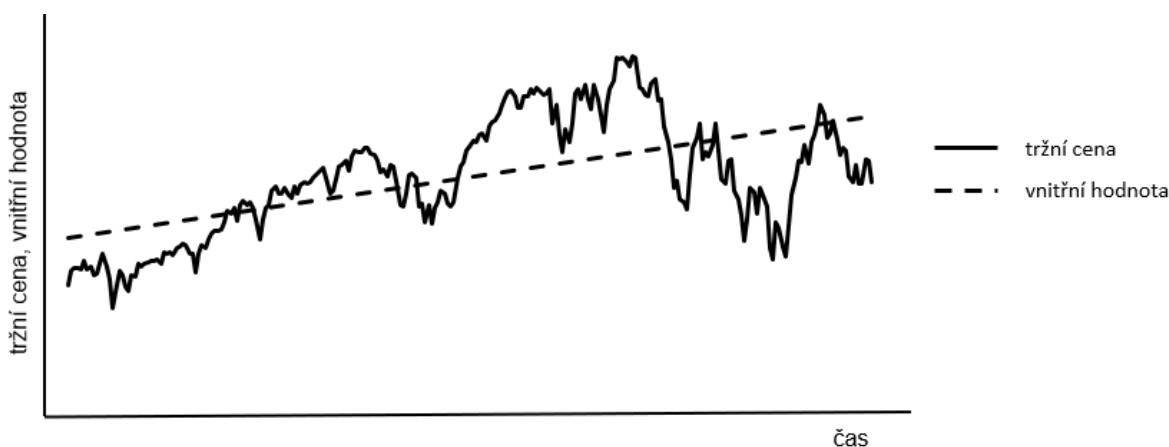
Poslední premisa technické analýzy vychází z faktu, že investoři na reálném kapitálovém trhu nejsou za každé situace racionálně jednajícím subjektem jako v případě EMH. Technická analýza využívá jediné konstanty, která i přes veškerý technologický rozvoj a postupnou transformaci kapitálového trhu zůstává zachována. Investorem je člověk a jako člověk podléhá různým iracionálním psychologickým pohnutkám, které ovlivňují jeho rozhodování. Technická analýza předpokládá, že ve stejných situacích či za stejných podmínek se investoři budou agregovaně rozhodovat stejně nebo alespoň podobně. Murphy (1999, str. 5) v tomto kontextu uvádí: „Klíčem k pochopení budoucnosti je studium minulosti“.

3.4 Fundamentální analýza

Druhou základní metodou zkoumání finančních instrumentů je fundamentální analýza, která je od technické konceptuálně zcela odlišná. Fundamentální analýza je zejména s ohledem na nutnost uvážení velkého množství faktorů z širokého spektra různých informačních zdrojů mnohem komplexnější než analýza technická. Zatímco technická analýza využívá velmi úzkého okruhu informací tržního charakteru, fundamentální analýza zkoumá velké množství kurzotvorných informací

jak na makroekonomické, tak na mikroekonomické úrovni. Cílem fundamentální analýzy je identifikovat takové akciové tituly, které jsou vzhledem k jejich vnitřní hodnotě nadhodnocené nebo podhodnocené.

Fundamentální analýza předpokládá, že z dlouhodobého hlediska bude tržní cena „špatně oceněných“ instrumentů konvergovat k jejich vnitřní hodnotě. Faktory nefundamentálního charakteru ovlivňující tržní cenu, jako jsou například iracionální psychologické pohnutky investorů, lze v tomto ohledu považovat za pomíjivé. Postupem času se tyto faktory oslabují a převládají obchody uzavírané na základě fundamentálně informovaných rozhodnutí, v jejichž důsledku je tržní cena posouvána směrem k odhadované vnitřní hodnotě. U podhodnocených instrumentů je očekáván růst tržních cen směrem k jejich vnitřní hodnotě a analogicky, u nadhodnocených instrumentů je očekáván jejich pokles. Při nákupu podhodnoceného instrumentu investoři očekávají jeho prodej v budoucnosti za vyšší cenu. Naopak, při prodeji nadhodnoceného instrumentu očekávají jeho zpětný odkup v budoucnosti za cenu nižší. *Obrázek 8* znázorňuje vztah teoretické vnitřní hodnoty a tržní ceny. Finanční instrument je považován za nadhodnocený je-li jeho tržní cena vyšší než vnitřní hodnota. Opačné platí pro instrument podhodnocený.



Obr. 8 Vztah tržní ceny a vnitřní hodnoty finančního instrumentu

Kapitola 3.2 se detailně zabývá nemožností spolehlivého určení teoretické vnitřní hodnoty v komplexním prostředí reálného kapitálového trhu, a proto jsou veškeré odhady vnitřní hodnoty na základě fundamentální analýzy pouze její aproximací.

V tomto kontextu není překvapivé, že odhad vnitřní hodnoty je subjektivním vyjádřením analytika. Může tak docházet k situaci, že valuace na základě stejné informační množiny mohou být diametrálně odlišné. Na tomto místě je vhodné připomenout, že vnitřní hodnota akcie reprezentuje její budoucí ziskovou kapacitu, respektive její kapacitu generovat pro investora zpětně získatelné peněžní toky (Fama, 1965). Bez nutnosti zabývat se veškerými detaily různých metodologických přístupů ke stanovení vnitřní hodnoty, lze vnitřní hodnotu aproximovat na základě budoucích očekávaných peněžních toků diskontovaných na současnou hodnotu dle rovnice (2).

$$\text{vnitřní hodnota} = \sum_{t=1}^n \left(\frac{CF_t^e}{(1+i)^t} \right) \quad (2)$$

kde CF_t^e je očekávané cash flow v čase t

i je diskontní míra

Z výše uvedené rovnice je zřejmé, že aproximace vnitřní hodnoty vychází z odhadovaných hodnot zpětně získatelných peněžních toků a diskontní míry. Protože se jedná o nejisté předpovědi budoucnosti, je aproximace vnitřní hodnoty pouze tak dobrá, jak dobré jsou odhady budoucích peněžních toků a riziko s jakým lze jejich dosažení předpokládat. Diskontní míra vyjadřuje požadovanou míru výnosnosti s ohledem na bezrizikovou úrokovou míru a rizikovou přírážku, zohledňující systematická rizika daného trhu a specifická rizika spojená s konkrétním instrumentem, respektive konkrétní společností. Fundamentální analýza zkoumá nejen veškeré dostupné kvantitativní, ale i kvalitativní, informace za účelem co nejpřesnějšího odhadu vstupních parametrů pro kalkulaci vnitřní hodnoty.

S ohledem na zkoumanou informační množinu lze fundamentální analýzu rozdělit do třech úrovní (Veselá, 2011):

1. globální analýza,
2. odvětvová analýza,
3. firemní analýza.

Jednotlivé úrovně se navzájem odlišují v šíři svého zaměření. Globální analýza se zabývá ekonomickým vývojem ekonomiky jako celku. Využívá zejména informací

makroekonomického charakteru a odhadovaného vývoje makroekonomických agregátních veličin, jako jsou například inflace, hrubý domácí produkt, základní úrokové sazby aj.

Odvětвовá analýza zužuje předmět svého zkoumání na konkrétní odvětví, která jsou relevantní s ohledem na zkoumanou společnost, respektive zkoumaný instrument. V rámci odvětvové analýzy je nutné zkoumat například v jaké fázi životního cyklu se odvětví nachází, zda je výkonnost odvětví výrazně ovlivněna sezónními vlivy či jaký je vliv legislativy a regulace na dané odvětví. Na tomto místě je vhodné poznamenat, že i na první pohled tradiční a stabilní odvětví podléhají vlivem inovací a nové legislativy významným transformacím, které je nutné v této části analýzy uvažovat. Jako příklad lze zmínit současný vývoj tradičního automobilového průmyslu, dlouhodobě závislého na výrobě vozů se spalovacím motorem, v kontextu regulace Evropské unie za účelem snížení emisí produkovaných osobními automobily (Nařízení Evropského Parlamentu a Rady (EU) 2019/631). Tato regulace sama o sobě vynucuje transformaci celého odvětví směrem k elektromobilitě, přestože k ní nejsou zjevné příčiny tržního charakteru.

Firemní fundamentální analýza se zaměřuje na společnost a její kapacitu generovat zpětně získatelné peněžní toky pro investora za současného zohlednění veškerých podstatných okolností. Hlavním informačním zdrojem pro tuto část analýzy jsou zejména zveřejněné výroční zprávy a jiné společností zveřejněné informace. Zde je vhodné poznamenat, že přestože hlavním cílem fundamentální analýzy je číselná kvantifikace vnitřní hodnoty a pochopení jejího vztahu vzhledem k současné tržní ceně, jsou pro analýzu důležité i kvalitativní charakteristiky. Například kvalita a stabilita managementu je prakticky nekvantifikovatelnou veličinou, ale může mít významný dopad na výkonnost společnosti a stabilitu generovaných peněžních toků.

Fundamentální analytik uvažuje fundamentální faktory na všech výše zmíněných úrovních a agregovaně je zohledňuje ve svých prediccích budoucnosti. Vztah fundamentální a technické analýzy bývá často chápán jako substituční, avšak Bettman, Sault a Welch (2006) indikují, že integrací obou metodologických přístupů v komplementárním vztahu lze dosáhnout výrazně lepší vypovídací schopnosti.

3.5 Analytické metody a algoritmické obchodování

V předchozích částech této kapitoly byla detailně diskutována problematika analytických metod používaných k investičnímu rozhodování a jejich racionalizace v kontextu kapitálových trhů a investorského chování. Z pohledu praktičnosti implementace těchto metod v rámci plně automatizovaného algoritmického obchodního systému nejsou fundamentální a technická analýza ekvivalentní. Rozdílná míra komplexity vychází ze samotného koncepčního rámce obou metod a jejich nárocích na vstupní data.

Obecně lze přínosy algoritmického obchodního přístupu oproti manuálnímu shrnout do následujících třech kategorií:

- *rychlost zpracování dat,*
- *objem zpracovaných dat,*
- *eliminace emocí.*

Výhoda eliminace lidských emocí a obecně psychologických faktorů na investiční rozhodování nezávisí na typu zvolené analytické metody. V implementační fázi není člověk pod tlakem činit rychlá rozhodnutí ani rozhodovat se pod vlivem emocí. Na tomto místě je však nutné upozornit, že ani bezchybně implementovaná algoritmická strategie nemusí investora před psychologickými faktory ochránit. Vždy existuje možnost, že se investor rozhodne svou vlastní strategií nerespektovat a do obchodování manuálně vstoupit. Algoritmický obchodní systém činí pouze taková rozhodnutí, ke kterým byl naprogramovaný. Pokud do určité pozice vstoupí nebo ji uzavře, tak proto, že to je v souladu s obchodní strategií, kterou investor v implementační fázi zamýšlel. Eliminace emocí algoritmický přístup dosahuje pouze v případě, kdy obchodování probíhá bez manuálních zásahů.

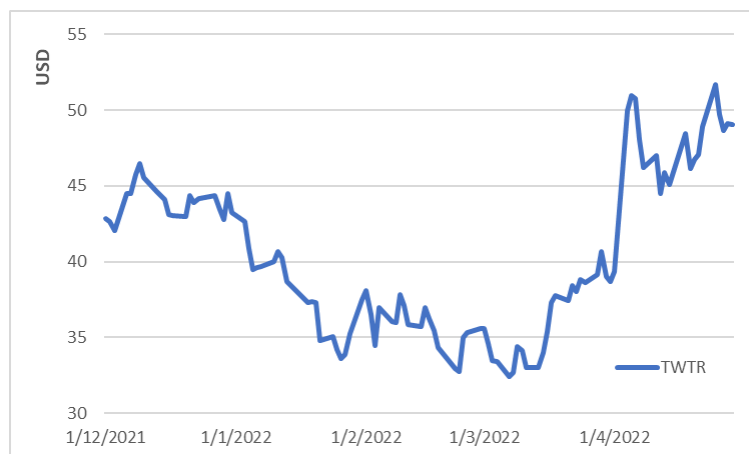
Fundamentálně zaměřené strategie benefitují zejména z možnosti analyzovat velké množství dat. Na základě fundamentální analýzy bývají založené strategie se střednědobým až dlouhodobým investičním horizontem, protože může relativně dlouhou dobu trvat, než dojde ke konvergenci tržní ceny finančního instrumentu a jeho vnitřní hodnoty. Z toho důvodu není pro fundamentální analýzu tak klíčová rychlost, s jakou jsou informace obdrženy a zpracovány. Naopak technicky zaměřené strategie ve velké míře benefitují z rychlosti, s jakou jsou tržní informace

získávány a s jakou mohou být zpracovány, aby na základě nich mohlo být učiněno obchodní rozhodnutí.

S ohledem na požadovaná vstupní data je metodologický přístup technické analýzy pro algoritmickou implementaci vhodnější než fundamentální analýza. Protože technická analýza vychází z malého okruhu tržních informací s hlavním důrazem na vývoj akciového kurzu, nejsou na algoritmus kladeny žádné interpretační nároky. Cena akcie v sobě reflektuje veškeré relevantní informace a není proto potřeba zvláště zkoumat fundamentální faktory a jejich dopad na vnitřní hodnotu akcie. Cena je vyjádřena v číselném, standardizovaném formátu, neobsahuje žádné kvalitativní charakteristiky a jedná se o programaticky snadno dostupnou informaci.

Na druhé straně fundamentální analýza vychází z širokého okruhu informací z mnoha informačních zdrojů, které nemusí nutně mít kvantitativní charakter. Zároveň dostupné informace nemají standardizovaný formát a zpravidla vyžadují kontextuální pochopení. Jak již bylo detailně popsáno v *kapitole 3.4*, fundamentální analýza zohledňuje veškeré kurzotvorné informace ve svých predikcích budoucnosti tak, aby mohla být aproximovaná vnitřní hodnota instrumentu. Tyto predikce však vyžadují kontextuální porozumění všech fundamentálních faktorů a subjektivní úsudek analytika.

Tento zásadní rozdíl v praktičnosti algoritmického vyhodnocování informací technického charakteru oproti informacím fundamentálního charakteru lze demonstrovat na jednoduchém příkladě současných událostí. 4.4.2022 byla zveřejněna informace, že Elon Musk se stává s podílem 9.2% největším akcionářem sociální sítě Twitter (U.S. Securities and Exchange Commission, 2022). *Obrázek 9* znázorňuje vývoj akciového kurzu Twitteru a jeho reakci na zveřejnění této informace.



Obr. 9 Vývoje akciového kurzu TWTR (12/2021–4/2022)

Každý lidský obchodník velmi snadno pochopí podstatu sdělení „*Elon Musk se stává největším akcionářem Twitteru*“. Zda se jedná o informaci, která je objektivně kurzotvorná s vlivem na vnitřní hodnotu akcie v tomto kontextu není podstatné, ale každý lidský obchodník ji pochopí. Na základě kontextuálního porozumění této informace může fundamentální analytik zhodnotit, zda tato informace z jeho pohledu ovlivní budoucí ziskový potenciál a jeho jistotu či nikoliv, zda reakce akciového kurzu byla přiměřená či nikoliv, zda tato informace může mít fundamentální vliv na ostatní společnosti kde je Musk akcionářem aj. Pro algoritmus je však tato velmi jednoduchá informace prakticky neinterpretovatelná, pokud nebyl explicitně naprogramován, že takováto situace může nastat. Není však reálné, aby programátor v implementační fázi zohledňoval každou potenciální situaci.

Informace tohoto typu se objevuje v různých médiích, v různých nestandardizovaných formátech a její pochopení vyžaduje kontextuální porozumění, které algoritmu chybí. Otázky typu: „*Co je Elon Musk?*“, „*Co je Twitter?*“ a jiné, si lidský obchodník pokládat nemusí, a i kdyby ano, rychlé internetové vyhledávání mu poskytne dostatečné množství kontextuálních informací k interpretaci tohoto sdělení. Vyhodnocení kontextu a porozumění jsou základní lidské schopnosti, které jsou prozatím nepřekročitelnou bariérou i pro nejsložitější umělou inteligenci (Mitchell, 2020). Ani současně nejlepší modely využívající strojového učení nejsou schopny spolehlivě určit kauzalitu v jednoduchých větách o pár slovech (Sakaguchi a spol., 2021). Například o významu následující věty člověk nemusí dlouho přemýšlet: „*Pohár se nevejde do hnědého kufry, protože je moc velký.*“ Člověk na základě kontextu a zkušenosti ví,

že věci se zpravidla vkládají do kufru spíše než do poháru a snadno vyhodnotí, že kufr je moc malý. Nebo analogicky, že pohár je moc velký. Zároveň člověk předpokládá, že komunikační protistrana je si vědoma nejpravděpodobnější a nejlogičtější situace a že v případě významového odchýlení od takovéto situace je nutné poskytnout doplňující informace. Tento, pro člověka zcela charakteristický, myšlenkový proces algoritmům chybí i u jednoduchých vět, natož aby byly schopné vyhodnocovat fundamentální význam delších textů na vnitřní hodnotu akcie. Výzkum indikuje, že algoritmické modely využívající strojového učení lze využívat k analýze investorského sentimentu na sociálních sítích a v médiích. Tento přístup analyzuje frekvenci, s jakou je konkrétní akciový titul zmiňován a na základě databáze emocionálně zabarvených slov vyhodnocuje investorský sentiment k dané akci. Zde je ovšem nutné poznamenat, že takový přístup je technického charakteru a interpretací fundamentálních informací se nezabývá.

Algoritmické přístupy založené na technické analýze se s výše uvedenými problémy nemusí potýkat. Nemusí se zabývat detailním zkoumáním nestandardizovaných informací z různých zdrojů ani jejich interpretací. Tržní data jsou v číselném formátu a snadno mohou být exaktními statistickými a matematickými metodami transformována na technické indikátory relevantní pro zvolenou obchodní strategii. Z pohledu technické analýzy je zcela irelevantní, jaké informace byly 4. dubna 2022 zveřejněna v souvislosti s Elonem Muskem a sociální sítí Twitter. Relevantní je pouze to, jaké tržní chování bylo informací vyvoláno, bez ohledu na obsah či podstatu informace samotné.

4 Algoritmické obchodní strategie

Kapitola 4 se zabývá specifickou problematikou týkající se algoritmického obchodování. Nejprve je prezentováno logické dělení strategií podle tržního fenoménů, na němž je jejich logika zakládána. Dále jsou zmíněny některé přístupy potenciálně vhodné pro implementaci individuálním investorem. Tato kapitola přímo navazuje na kapitolu předchozí.

4.1 Klasifikace algoritmických obchodních strategií

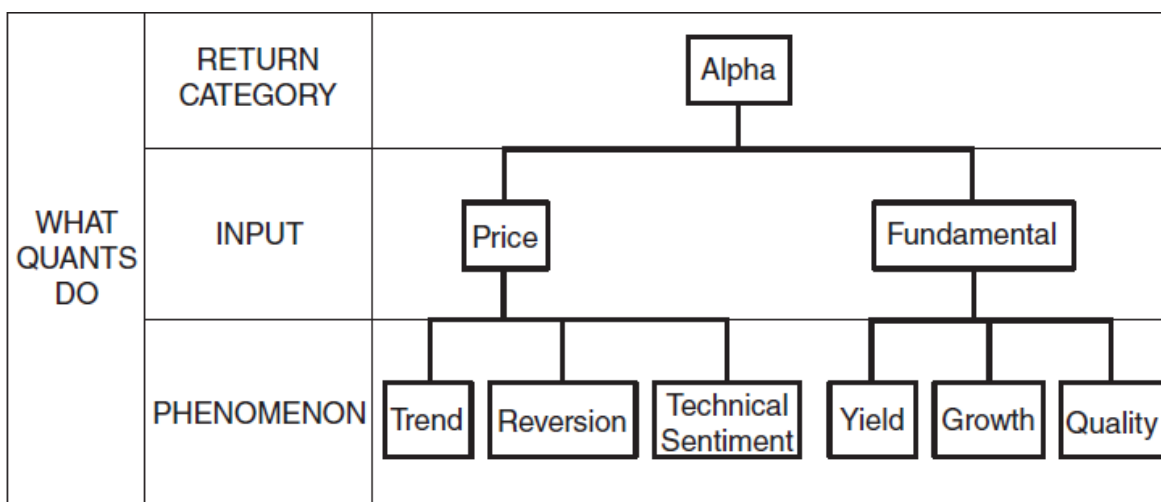
Algoritmické obchodování samo o sobě není obchodní strategií, ale pouhým prostředkem k realizaci obchodní strategie. Vhodné strategie pro algoritmickou implementaci jsou závislé na požadavcích a prostředcích investora. Výpočetní výkon a rychlost přístupu k tržní infrastruktuře jsou významnými limitujícími faktory. Tyto faktory jsou přímo závislé na výši dostupného kapitálu, který je investor ochoten předem investovat do vlastní obchodní infrastruktury. V tomto kontextu je zřejmé, že například strategie založená na latency arbitráži, kde prodleva na úrovni mikrosekund hraje významnou roli není z pohledu retailového investora realizovatelná (Aquilina, Budish, O'Neill, 2021).

Narang (2013) rozděluje kvantitativní strategie vhodné pro algoritmickou implementaci na empirické a teoretické. Teoretické strategie vychází z obecných ekonomických a finančních konceptů, skrze které investoři racionalizují jejich smysl. Kvantitativní teoretici stanovují generalizovanou, racionálně se jevící, hypotézu formulovanou na základě pozorování tržního chování a následně tuto hypotézu testují na tržních datech. Na základě výsledků následně hypotézu akceptují nebo zamítají. Pokud je hypotéza zamítnuta, nelze na jejím základě konkretizovat strategii. Pokud je potvrzena, může na jejím základě být formulována a implementována algoritmická obchodní strategie, avšak samotné potvrzení hypotézy není zárukou, že strategie bude profitabilní.

Druhou kategorií jsou empirické strategie. Obdobně jako teoretické strategie se zakládají na zkoumání dat a snahu o identifikaci vztahů a souvislostí, ze kterých by investor mohl profitovat. Na rozdíl od předchozí zmiňované strategie však empirici nehledají teoretickou oporu v ekonomických a finančních modelech. Pouhá existence určité souvislosti, byť racionálně nevysvětlitelné, je pro ně dostačující. Na tomto místě je vhodné zmínit neustále se rozvíjející obor strojového učení a umělých

neuronových sítí. Jedná se o velmi komplexní obor, ale lze zde zmínit základní rozdíl oproti tradičnímu algoritmickému pojetí. Tradiční algoritmus na základě předem definované sady instrukcí transformuje vstupní data⁴¹ na data výstupní⁴². Sadu instrukcí, prostřednictvím kterých algoritmus transformuje data definuje programátor při jeho designování. Naopak algoritmy využívající strojového učení hledají způsob, jakým lze přetransformovat vstupní data tak, aby výsledkem byla požadovaná data výstupní. V tomto případě do algoritmu vstupují data vstupní a data reprezentující očekávaný výsledek. Algoritmus na základě složitých matematických a statistických modelů aproximuje jakým způsobem lze vstupní data přetransformovat na data očekávaná. Tento velmi obecný a zjednodušený popis základního rozdílu mezi tradičním algoritmem a algoritmem využívající strojové učení je dostačující k demonstrování rozdílu mezi teoretickým a empirickým přístupem. Strojové učení umožňuje nalézat vztahy mezi daty, které nejsou intuitivně zřejmé a často jsou problematicky racionalizovatelné.

Narang (2013) dále dělí teoretické obchodní strategie podle toho, zda vychází z tržních dat s důrazem na tržní cenu obchodovaného instrumentu nebo dat fundamentálních. Následně jsou strategie kategorizovány podle fenoménu, kterým jsou racionalizovány. *Obrázek 10* tuto kategorizaci znázorňuje.



Obr. 10 Kategorizace algoritmických obchodních strategií

Zdroj: (Narang, 2013)

Cenově zaměřené strategie jsou podrobně popsány v následující podkapitole. Fundamentálně zaměřené strategie sice zkoumají fundamenty, ale využívají pouze

⁴¹ Input

⁴² Output

algoritmicky implementovatelných metod, a tudíž nevyužívají celý komplexní přístup fundamentální analýzy. Jedním z možných metodologických přístupů je využití analýz na základě poměrových ukazatelů např. P/E, P/BV aj. Tyto ukazatele vychází ze dvou číselných hodnot a lze je snadno kvantifikovat a benchmarkovat s jinými tržními subjekty. Avšak, protože vstupním parametrem poměrových ukazatelů je často tržní cena, lze jejich vypovídací schopnost ohledně fundamentů bez kontextu považovat za diskutabilní. V předchozích kapitolách bylo detailně diskutováno, že tržní ceny nereflektují pouze objektivně hodnotově relevantní informace, ale jsou zároveň obrazem šumu a psychologických faktorů. Z důvodu limitací popsaných v kapitole 3.5 se práce dále zaměřuje na technicky založené strategie.

4.2 Technicky zaměřené strategie

První kategorií teoretických technických strategií jsou strategie trendové. Premisou těchto strategií je fakt, že ceny akcií vykazují trendové chování. Jakmile se ceny začnou pohybovat určitým směrem s dostatečnou silou, lze očekávat pokračování trendu po určitou dobu, než se trend obrátí a ceny se začnou pohybovat opačným směrem. Jednou z možností racionalizace trendově založených strategií je postupné rozšiřování informací mezi tržními účastníky (Chan, 2009). Pokud se o fundamentálních změnách dozvídají tržní účastníci postupně a rozšiřuje se povědomí a konsenzus, že vnitřní hodnota daného instrumentu je odlišná od tržní ceny, budou účastníci obchodovat do té doby, než cena dosáhne nové rovnovážné ceny odpovídající informacím o fundamentální hodnotě. Tento zdroj trendového chování se postupem času oslabuje v důsledku obecně rozšířenějšímu přístupu k informacím a vysoké rychlosti, se kterou se na moderních kapitálových trzích obchoduje.

Druhý zdroj potenciálního trendového chování vychází z oboru behaviorálních financí a je způsoben tím, že investoři jsou jen lidé. Lidé se nechovají vždy racionálně, což může způsobovat odklon cen od fundamentální hodnoty příslušných instrumentů. V kontextu „teorie většího blázna“⁴³ není důležité v jakém vztahu k fundamentální hodnotě se ceny pohybují, ale důležité je najít ještě většího blázna, který bude s investorem později ochoten uzavřít transakci za ještě nevýhodnějších podmínek. Důležité je nebýt ten poslední blázen v řadě (Malkiel, 2015).

⁴³ Greater fools theory

Vzrůst ceny akcie umožní investorům, kteří akcii vlastní realizovat zisk. Což motivuje ostatní investory k tomu přidat se, spekulovat na další nárůst ceny a realizovat zisk ve svůj prospěch. Protože se přidávají další a další investoři poptávající akciový titul, cena dále roste. Tento fenomén, kdy růst poptávky po daném instrumentu je důsledkem její rostoucí ceny a rostoucí cena je důsledkem rostoucí poptávky je nejen v oblasti financí označován jako „pozitivní feedback loop“⁴⁴. Tento růst je neudržitelný, protože cena akcie se pohybuje daleko od své vnitřní hodnoty (Shiller, 2003). Dle teorie většího blázna je nejdůležitější nebýt ten blázen, který akcie vlastní ve chvíli, kdy se trend obrátí. Analogické platí pro pokles ceny.

Obdobný efekt teoreticky může způsobovat i samotná povaha algoritmického obchodování. Výzkum indikuje, že algoritmické obchodní strategie jsou vzájemně více korelované než strategie lidských obchodníků (Chaboud a kol., 2014). Stádové chování investorů bývá často zmiňováno v souvislosti se vznikem trendového chování. Malá diverzita algoritmických obchodních strategií by se potenciálně mohla stát obdobou tohoto fenoménu v případě strojů.

Premisou strategií založených na navrácení cen k průměru⁴⁵ je oscilace okolo určité ceny, respektive vnitřní hodnoty akcie. Krátkodobé odchylky od rovnovážné ceny mohou být způsobeny krátkodobými výkyvy v poptávce nebo nabídce. Narang (2013) uvádí příklad, kdy dojde k přidání akciového titulu do indexu S&P 500. V takové situaci dojde k výraznému krátkodobému převýšení poptávky nad nabídkou v důsledku indexových fondů kopírujících tento index. Časem lze očekávat návrat ceny na původní hodnotu, protože nedošlo k žádným fundamentálním změnám, které by nárůst ceny odůvodnily.

Pravděpodobně nejrozšířenější strategií založené na návratu cen k původním hodnotám je statistická arbitráž. Tato strategie předpokládá, že když dlouhodobě korelované tituly začnou divergovat tak následně budou také konvergovat zpět. V rámci statistické arbitráže není snaha identifikovat, zda konkrétního akciový titul je nadhodnocený nebo podhodnocený sám o sobě, ale zda je nadhodnocený nebo podhodnocený vůči jinému akciovému titulu.

⁴⁴ positive feedback loop

⁴⁵ mean reversion

5 Implementace algoritmické obchodní strategie

Tato kapitola se zabývá vlastní implementací algoritmické obchodní strategie založené na křížení klouzavých průměrů o variabilní délce pohyblivých oken. Algoritmická obchodní strategie je implementována ve formě automatizovaného počítačového programu ve víceúčelovém programovacím jazyce Python. Program činí rozhodnutí na základě tržních dat autonomně bez nutnosti zásahů lidského faktoru. Zdrojový kód relevantních modulů lze nalézt v *přílohách 1 a 2* této práce.

Počítačový program je následně využíván jako nástroj k simulaci a zodpovězení následujících výzkumných otázek:

- *Lze prostřednictvím technického indikátoru klouzavých průměrů identifikovat trendové chování cen akcií na úrovni minutových intervalů?*
- *Je možné, aby individuální investor realizoval zisk při zohlednění transakčních nákladů?*
- *Jsou výsledky konzistentní v kontextu mikrostruktury moderního kapitálového trhu?*

Pro simulaci obchodování byly z důvodů uvedených v následující podkapitole zvoleny akcie TSLA.

5.1 Implementace

Počítačový program, který se stará o řízení algoritmické obchodní strategie byl implementován ve víceúčelovém programovacím jazyce Python⁴⁶. Program byl designován s modulární strukturou tak, aby spolu jednotlivé moduly mohly komunikovat, ale aby na sobě nebyly závislé v tom smyslu, že je lze použít pouze pro jednu konkrétní algoritmickou strategii. S minimálními úpravami ho lze použít pro účely jakékoliv strategie, která střídavě vstupuje do krátké a dlouhé pozice v předem stanovené kvantitě obchodovaných akcií.

⁴⁶ Python 3.9

Program je rozdělen do 3 navzájem komunikujících modulů:

- backtestovací modul,
- rozhodovací modul,
- obchodní modul.

Rozhodovací modul implementuje samotnou rozhodovací logiku obchodní strategie a obsluhuje ostatní dva moduly. Backtestovací modul nebo obchodní modul předávají algoritmickeému modulu data o vývoji akciového kurzu daného instrumentu. Na základě těchto dat činí rozhodovací modul rozhodnutí, zda vstoupit do krátké nebo dlouhé pozice. Rozhodovací modul s ostatními moduly komunikuje prostřednictvím hodnot -1 , 0 a 1 . Hodnota -1 dává informaci, že v rámci obchodní strategie je potřeba vstoupit do krátké pozice. Hodnota 1 dává informaci, že je potřeba vstoupit do dlouhé pozice a hodnota 0 , že má být zachován současný stav.

Backtestovací modul používá historická data ze souboru ve formátu „.csv“⁴⁷, a chronologicky je předává rozhodovacímu modelu. Tímto simuluje postupné získávání dat v reálném čase. Rozhodovací modul předává zpět instrukce popsané výše. Na základě těchto instrukcí backtestovací modul simuluje vzniklé transakce a zaznamenává údaje o výkonnosti. Zároveň generuje soubor, který chronologicky ke každému datovému bodu přiřazuje, jakou instrukci obdržel a jaký dopad na výkonnost transakce měla. *Obrázek 11* znázorňuje způsob datové komunikace mezi backtestovacím a rozhodovacím modulem.



Obr. 11 Datová komunikace při backtestingu

Obdobným způsobem probíhá datová komunikace mezi obchodním a rozhodovacím modulem. Obchodní modul komunikuje skrze aplikační programátorské rozhraní (API⁴⁸) se systémem brokera, kterým je Alpaca Securities LLC (dále jen Alpaca). Prostřednictvím globálně standardizovaných komunikačních

⁴⁷ comma – separated values

⁴⁸ Application Programming Interface

protokolů od brokera zprostředkovaně získává tržní data a za situace, kdy rozhodovací modul dává instrukce k obchodování, zadává brokerovi obchodní příkazy. V rámci paper tradingu zprostředkovává broker agregovaná minutová data pouze o obchodech uskutečněných na burze IEX, v rámci live tradingu pak zprostředkovává konsolidovaná SIP data. Jediným krokem k umožnění obchodnímu modulu obchodovat v reálném tržním prostředí namísto simulačního je změna autentizačních API tokenů. API tokeny jsou unikátní textové řetězce identifikující a autentizující konkrétního klienta. *Obrázek 12* znázorňuje datovou komunikaci při back testingu, případně live tradingu.

Obr. 12 Datová komunikace při paper tradingu



V rámci backtestingu i paper tradingu byla používána data z IEX, protože konsolidovaná data s minutovou granularitou nejsou běžně dostupná. V kontextu předchozích kapitol této práce lze však předpokládat, že data se od konsolidovaných nebudou výrazně lišit. Kdyby tomu tak bylo, vznikaly by příležitosti k arbitráži mezi různými obchodními centry, které by vysokofrekvenční obchodníci rychle využívali do té doby, než by se ceny vyrovnaly.

5.2 Klouzavé průměry

Rozhodovací modul využívá pro generování obchodních signálů jednoduché a exponenciální klouzavé průměry. Klouzavé průměry prostřednictvím průměrování hodnot s posuvným průměrovacím oknem vyhlazují krátkodobou cenovou volatilitu tak, aby mohlo být identifikováno trendové chování, aniž by každý minimální pohyb cen v určitém směru vyvolával obchodní signály. Murphy (1999) uvádí, že klouzavé průměry jsou jedním z nejuniverzálnějších technických indikátorů a jejich snadná kvantifikovatelnost a interpretovatelnost jsou základem mnoha trendových obchodních strategií. Dále zmiňuje, že na rozdíl od grafické technické analýzy jsou relativně snadno a jednoznačně algoritmicky implementovatelné. V rámci obchodní strategie jsou využívány dva druhy klouzavých průměrů. Prvním z nich je jednoduchý klouzavý průměr. Jedná se o aritmetický průměr cen o požadované

délce. Výpočet jednoduchého klouzavého průměru je demonstrován vzorcem (3), P_t reprezentuje cenu v čase t a N reprezentuje délku pohyblivého okna.

$$SMA^{49} = \frac{P_t + P_{t-1} + P_{t-2} + \dots + P_{t-(N-1)}}{N} \quad (3)$$

Ze vzorce výpočtu jednoduchého klouzavého průměru je zřejmé, že všechny datové body bez ohledu na jejich chronologické uspořádání mají stejnou váhu. Váha každého datového bodu ve výpočtu jednoduchého klouzavého průměru je vždy $1/N$.

Exponenciální klouzavý průměr (EMA^{50}), na rozdíl od jednoduchého, přiřazuje datovým bodům variabilní váhu v závislosti na tom jak „starý“ konkrétní datový bod je. Čím starší, tím menší váhu při výpočtu má a tím méně ovlivňuje výsledný exponenciální průměr. Exponenciální klouzavý průměr tak rychleji reaguje na změny cen, protože nejnovější datové body nejvíce ovlivní výsledek. Exponenciální klouzavý průměr lze vypočítat dle vzorce (4), P_t reprezentuje cenu v čase t a N reprezentuje délku pohyblivého okna.

$$EMA = P_t * \frac{2}{N + 1} + EMA_{t-1} * \left(1 - \frac{2}{N + 1}\right) \quad (4)$$

5.3 Obchodní strategie

Implementovaná obchodní strategie je založená na křížení klouzavých průměrů o různé délce pohyblivých oken. Premisou této strategie je trendové chování cen obchodovaného instrumentu detailně pospané v kapitole 4.2. Potenciální trendové chování je v rámci strategie identifikováno překročením klouzavého průměru s kratším pohyblivým oknem (předbíhající) přes klouzavý průměr s delším pohyblivým oknem (zpožděný). Předbíhající klouzavý průměr reaguje na změny cen rychleji než zpožděný, čímž indikuje vznik trendového chování a generuje obchodní signál k nákupu nebo prodeji. Tabulka 5 reprezentuje možnosti, které mohou nastat a obchodní signály, které za daných podmínek algoritmus vygeneruje. Obchodní signál k nákupu je reprezentován hodnotou 1, obchodní signál k prodeji je

⁴⁹ Simple Moving Average

⁵⁰ Exponential Moving Average

reprezentován hodnotou -1 a hodnota 0 reprezentuje situaci, ve které není potřeba dělat nic. MA_S ⁵¹ reprezentuje klouzavý průměr s kratší délkou pohyblivého okna, MA_L ⁵² reprezentuje klouzavý průměr s delším pohyblivým oknem a t reprezentuje bod v čase, při němž je děláno rozhodnutí.

Tab. 5 Obchodní signály generované křížením klouzavých průměrů

$t - 1$	t	obchodní signál
	$MA_S < MA_L$	0
$MA_S < MA_L$	$MA_S > MA_L$	1
	$MA_S = MA_L$	0
$MA_S > MA_L$	$MA_S > MA_L$	0
	$MA_S < MA_L$	-1
	$MA_S = MA_L$	0

Méně častou situací, která však také může nastat, je rovnost klouzavých průměrů. V takovém případě nelze určit, zda došlo k překřížení klouzavých průměrů nebo jen k dotyku. V zásadě existují dva způsoby, jak k situaci, kdy dojde k rovnosti, přistoupit a obě mají svá negativa. První možností je uzavřít pozici a počkat na další datový bod k učinění rozhodnutí o vstupu do pozice nové, případně rovnost zohledňovat jako samotné překřížení a vstoupit do pozice opačné. Druhou možností je v případě rovnosti zůstat v pozici jako před jeho dosažením a počkat na další datový bod k učinění rozhodnutí, zda k překřížení došlo nebo ne. Negativem první možnosti je situace, kdy dojde k dotyku klouzavých průměrů a následně vstupu do stejné pozice, která byla kvůli doteku uzavřena. Za takové situace dojde ke vzniku zbytečných transakčních nákladů. Negativem druhé možnosti je situace, při které opravdu dojde k překřížení klouzavých průměrů a vstup do opačné pozice je uskutečněn až se zpožděním jednoho datového bodu. V důsledku tohoto zpoždění může dojít k vypořádání transakce za výrazně nevýhodnou cenu způsobené časovou prodlevou mezi vznikem trendu a vstupem do pozice. V rámci obchodní strategie byla implementována tato druhá možnost. *Tabulka 6* znázorňuje vznik obchodních signálů za situace rovnosti předbíhajícího a zpožděného klouzavého průměru. Datový bod, při němž vznikla rovnost je efektivně ignorován a rozhodnutí

⁵¹ Moving Average – short

⁵² Moving Average – long

o vstupu do pozice je učiněno na základě datového bodu následujícího. Pokud by k rovnosti došlo vícekrát v řadě, byly by efektivně ignorovány všechny.

Tab. 6 Obchodní signály generované v případě rovnosti klouzavých průměrů

t - 2	t - 1	t	obchodní signál
$MA_S < MA_L$	$MA_S = MA_L$	$MA_S < MA_L$	0
$MA_S < MA_L$	$MA_S = MA_L$	$MA_S > MA_L$	1
$MA_S > MA_L$	$MA_S = MA_L$	$MA_S > MA_L$	0
$MA_S > MA_L$	$MA_S = MA_L$	$MA_S < MA_L$	-1

Obdobně jako v případě rovnosti klouzavých průměrů, lze i v samotné implementaci výpočtu klouzavých průměrů nalézt dvě potenciální řešení. První možností je používat data z předchozího obchodního dne o délce $(n-1)$ datových bodů, kde n je rovno délce pohyblivého okna u zpožděného klouzavého průměru. Tímto způsobem je umožněno vypočítávat oba klouzavé průměry hned při obdržení prvního datového bodu nového obchodního dne a lze tak hned od začátku dne činit obchodní rozhodnutí. Potenciálním rizikem této implementace je, že mimo obchodní hodiny trhu dojde ke zveřejnění informace, která vyvolá výraznou tržní reakci. V takovém případě by došlo k situaci, kdy otevírací cena by mohla být řádově odlišná od uzavírací ceny předchozího dne. Toto jednorázové skokové navýšení nebo pokles ceny prakticky invaliduje předchozí ceny a velmi zkreslí výpočet klouzavých průměrů. *Tabulka 7* demonstruje tento problém. Po výrazném skokovém nárůstu otevírací ceny v čase t dochází k jejímu postupnému poklesu, avšak jednoduchý klouzavý průměr je rostoucí.

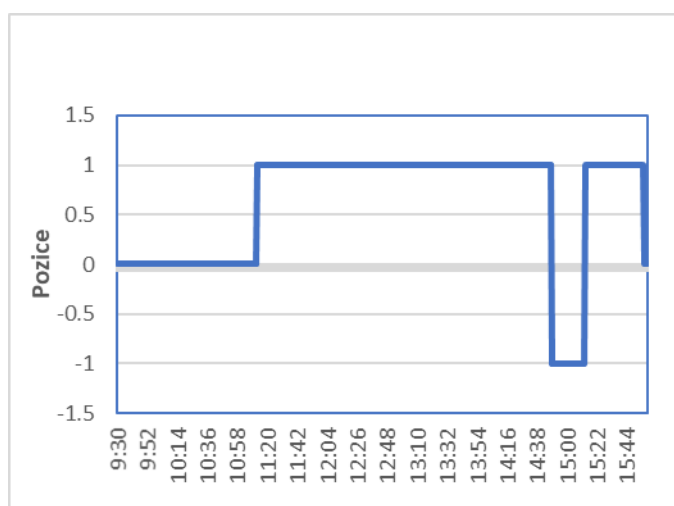
Tab. 7 Klouzavý průměr po jednorázovém skokovém nárůstu ceny

t	cena	SMA₃
t-5	20	N/A
t-4	15	N/A
t-3	10	15
t-2	15	13
t-1	5	10
t	100	40
t+1	80	62
t+2	70	83

Tento problém může teoreticky nastat i v průběhu obchodního dne, ale lze předpokládat, že vzhledem k minutovému rozlišení dat by byla skoková povaha nárůstu utlumena.

Druhou možností je nebrat v potaz data z předchozího dne a sbírat data z nového obchodního dne, dokud jich nebude dostatek pro výpočet obou klouzavých průměrů. Tímto způsobem se eliminuje výše zmíněný problém, protože klouzavé průměry budou vždy vypočítávány z „aktuálních“ cen nového obchodního dne. Problémem tohoto přístupu je, že první obchodní rozhodnutí může algoritmus učinit až ve chvíli, kdy z nového obchodního dne bude dostupných n datových bodů, kde n reprezentuje délku pohyblivého okna zpožděného klouzavého průměru. Čím větší délka n , o tím větší část obchodního dne strategie přichází. V rámci algoritmické obchodní strategie byla implementována tato varianta za účelem eliminace rizik skokových pohybů cen.

Na základě obchodních signálů, které rozhodovací modul vygeneruje, algoritmus vstupuje do dlouhé nebo krátké pozice. První obchodní signál indikuje vstup do pozice a následné signály pozici mění. Jakmile jednou vstoupí do pozice, drží nějakou pozici do konce obchodního dne. *Obrázek 13* znázorňuje demonstrativní příklad vstupu a výstupu z pozic na základě obchodního signálu vygenerovaného rozhodovacím modulem.

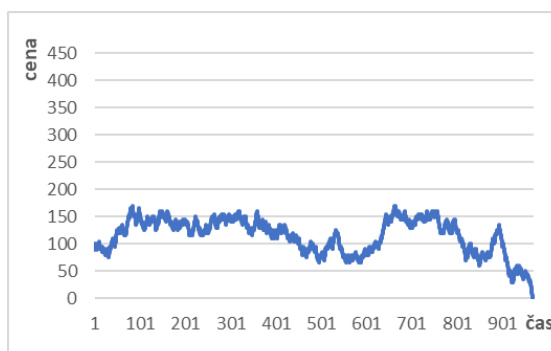


Obr. 13 Vstup do pozic a výstup z pozic na základě obchodních signálů

Na tomto místě je nutné poznamenat, že přestože v rámci implementované strategie jsou si krátká a dlouhá pozice rovné, jejich ziskově-rizikový profil je obecně diametrálně odlišný. Tržní cena veřejně obchodované akcie ze své podstaty nemůže být záporná, a tak teoretickou spodní hranicí, které může dosáhnout, je nula. Na druhou stranu, neexistuje teoretická maximální hranice, která by omezovala růst akciového kurzu. Teoretická tržní cena akcie tak může dosahovat hodnot v intervalu $(0; +\infty)$. Z této vlastnosti přípustných hodnot akciového kurzu vyplývá rozdíl mezi krátkou a dlouhou pozicí. Vstup do dlouhé pozice investorovi garantuje maximální ztrátu ve výši ceny, za kterou byla akcie pořízena za současně neomezeného ziskového potenciálu. Naopak, vstup do krátké pozice investorovi garantuje maximální zisk ve výši ceny, za kterou byla akcie prodána za současně neomezené potenciální ztráty. *Obrázek 14a a obrázek 14b* reprezentují simulovanou „náhodnou procházku“⁵³ cen s počáteční cenou 100 jednotek a ekvivalentní šancí 50% na nárůst/pokles ceny o ± 5 jednotek v každém časovém bodě.



Obr. 14a Random walk



Obr. 14b Random walk

Obrázek 14b reprezentuje random walk dosahující teoretické tržní ceny akcie nula. Tato situace reprezentuje maximální ztrátu dlouhé pozice a maximální zisk pozice krátké. *Obrázek 14a* znázorňuje rostoucí random walk, který teoreticky může konvergovat k nekonečnu. Protože neexistuje horní hranice, která by omezovala růst akciového kurzu, reprezentuje tato situace neomezený potenciální zisk pozice dlouhé a neomezenou potenciální ztrátu pozice krátké.

⁵³ random walk

5.4 Metodologický postup

Dostupná data s minutovou granularitou obsahující agregované informace o uzavřených obchodech za období 4.1.2021 až 15.12.2021 jsou rozdělena na dvě části v poměru 75% : 25%. Vzorek se 180 dny (75%) je použit jako optimalizační a vzorek se 60 dny (25%) je použit jako validační. Prostřednictvím backtestovacího modulu jsou simulovány obchodní strategie s různými délkami pohyblivých oken na optimalizačním i validačním vzorku. Jsou testovány všechny kombinace MAs a MA_L, kde obě délky pohyblivých oken mohou být maximálně 120 datových bodů, respektive 120 minut. Tato hodnota byla zvolena jako maximální, protože reprezentuje 2 hodiny ze 6,5 obchodních hodin. Delší pohyblivá okna by strategii nezohledňující historická data z předešlého dne velmi limitovala v počtu potenciálních transakcí. Deset nejúspěšnějších strategií podle Sharpe ratia z optimalizačního vzorku je porovnáno s výsledky vzorku validačního. Na základě těchto informací lze vyvodit, zda historicky bylo možné na konci optimalizačního intervalu nalézt kombinaci délek pohyblivých oken, která by byla do budoucnosti (validační vzorek) obdobně úspěšná. Pokud žádná z kombinací na optimalizačním vzorku nedosahuje uspokojivých hodnot, nemá smysl dále testovat validační vzorek.

Dále jsou do simulace zahrnuty transakční náklady, které pro tento účel byly odhadnuty na základě paper tradingu. Opět platí, že pokud nebude žádná z kombinací dosahovat uspokojivých výsledků, nemá smysl testovat validační vzorek.

V rámci obchodní strategie jsou na základě tohoto metodologického postupu testovány dva rozhodovací algoritmy. První dělá obchodní rozhodnutí na základě jednoduchých klouzavých průměrů a druhý na základě exponenciálních klouzavých průměrů.

5.5 Transakční náklady

Transakční náklady jsou limitujícím faktorem veškerých obchodních strategií. Čím větší frekvence uzavíraných transakcí, tím negativněji ovlivňují výkonnost obchodních strategií, a proto je jejich význam důležitý zejména v kontextu algoritmického obchodování. Vzhledem k plošné adopci plateb za směrování objednávek se postupně snižuje význam explicitních nákladů a naopak, se

zvyšováním rychlosti obchodování a snahou využít stále menších tržních neefektivit se zvyšuje význam implicitních nákladů vyvolaných prodlevou mezi obchodním rozhodnutím a vypořádáním obchodního příkazu.

Implicitní transakční náklady jsou aproximovány na základě náhodně uzavíraných obchodů v rámci paper tradingu skrze aplikační programátorské rozhraní brokera. Absolutní odchylka ceny, za které byl obchod uzavřen od ceny, na jejímž základě bylo učiněno obchodní rozhodnutí, je relativizována vzhledem k ceně akcie tak, aby transakční náklady mohly být zohledněny v rámci simulovaných scénářů při backtestingu. Přestože slippage může působit i pozitivně a může tak dojít k uzavření transakce za cenu výhodnější, než jaká byla cena, která vedla k obchodnímu rozhodnutí, v rámci simulací jsou uvažovány jen negativně působící transakční náklady. Předpokladem strategií založených na křížení klouzavých průměrů je, že dokáží identifikovat trend a vstoupit do pozice dříve, než se trend obrátí. Pokud by slippage působil na výkonnost strategie konzistentně pozitivně, znamenalo by to, že strategie samotná selhává a vstupuje do pozice až po obrácení trendu. Zároveň je v rámci simulace obchodních strategií nejpraktičtější uvažovat nejhorší scénář. Úspěch nebo neúspěch strategie při nejhorším scénáři nese mnohem větší informační hodnotu než její potenciální úspěch za příznivých podmínek.

Na tomto místě je nutné zmínit limitaci tohoto metodologického přístupu ve vztahu k obchodování na reálném kapitálovém trhu. V rámci paper tradingu broker Alpaca Trading přirozeně nemůže směřovat klientské objednávky do obchodních center k vypořádání, a tak jsou transakce vypořádávány simulovaně za cenu NBBO v době, kdy je broker obdrží. Tímto způsobem lze aproximovat slippage způsobený prodlevou mezi obchodním modulem a brokerem, ale nelze zohlednit časovou prodlevu mezi brokerem a obchodním centrem vypořádání. V prostředí reálného kapitálového trhu tak může nastat situace, že transakce bude vypořádána za cenu jinou, než jaká byla NBBO v době, kdy broker obdržel klientskou objednávku. Pro účely simulace obchodních strategií lze však tuto limitaci považovat za bezvýznamnou. Časová prodleva od vzniku tržních dat, přes jejich obdržení obchodním modulem, učiněním obchodního rozhodnutí, až po zaslání tržní objednávky a její obdržení brokerem se pohybuje okolo dvou sekund. Přesné určení prodlevy od vzniku dat až po obdržení obchodního příkazu brokerem je poměrně problematické, protože závisí na zcela neovlivnitelných, faktorech jako je například

současné vytížení sítě. Informace, že časové zpoždění se pohybuje řádově v nižších jednotkách sekund, je však zcela dostačující pro relevantní zhodnocení významu časové prodlevy vzniklé mezi brokerem a obchodním centrem vypořádání objednávky. Vysokorychlostní tržní infrastruktura, ke které jsou broker i obchodní centrum vypořádání připojeny, umožňuje komunikaci v řádech mikrosekund až nanosekund. V kontextu výrazné řádové disproporce zmiňovaných časových prodlev se tak jedná spíše o teoretickou limitaci než limitaci praktickou se zásadním vlivem na simulované výsledky.

V prostředí reálného kapitálového trhu broker Alpaca Trading směřuje veškeré klientské objednávky internalizujícím broker dealerům (Alpaca Securities, 2021). V kapitole 2.4 byla detailně diskutována problematika vypořádání transakcí za cenu lepší než NBBO v době směřování klientských objednávek do obchodních center. V rámci simulací je v souladu se zvolenou metodologií nejhoršího scénáře potenciální pozitivní efekt price improvementu zanedbán. Přestože retailové objednávky získávají price improvement až v 90% procentech případů, nejedná se o garanci. Zároveň empirický výzkum ukazuje, že zejména v časech zvýšené volatility, která může vyvolávat velké množství krátkodobých trendových signálů, internalizující market makeři přesměrovávají klientské objednávky na burzy cenných papírů, protože odmítají podstupovat zvýšené riziko (viz kapitola 2.4). Na burzách cenných papírů jsou pak transakce vypořádány za NBBO bez price improvementu.

Tabulka 8 prezentuje aproximované průměrné implicitní transakční náklady normalizované vzhledem k ceně akcie způsobené časovou prodlevou mezi vznikem tržních dat a vypořádáním obchodní transakce na základě náhodně uzavíraných obchodů v rámci paper tradingu.

Tab. 8 Aproximace implicitních transakčních nákladů

Akcie	Implicitní transakční náklady
MSFT	0,022%
BABA	0,042%
F	0,040%
TSLA	0,040%
BAC	0,038%
AAPL	0,017%
PFE	0,022%
DIS	0,022%
TSLA	0,040%
NIO	0,074%
CCL	0,049%
AMZN	0,056%
IBM	0,025%
GM	0,034%
WMT	0,020%
Průměr	0,036%

Přestože se jedná o relativně volatilní soubor výsledků s variačním koeficientem 43%, výsledky jsou řádově konzistentní. Zároveň, protože výše implicitních transakčních nákladů způsobených časovým zpožděním je funkcí volatility, času a potenciální intenzity trendu, je odlišná výše transakčních nákladů z teoretického hlediska očekávatelná. Pro účely simulací backtestovacích scénářů jsou v následujících kapitolách implicitní náklady aproximovány jako $(0,036\% * \text{cena akcie})$.

Broker Alpaca Trading poskytuje své služby bez komisičních poplatků, pouze na klienta přenáší regulační poplatky stanovené SEC a FINRA. Pro rok 2021 je poplatek SEC stanoven ve výši \$5,10 na jeden milion dolarového objemu prodaných akcií a poplatek FINRA stanoven ve výši \$0,000119 na jeden kus prodané akcie s maximálním limitem \$5,95 na uzavřenou transakci. Na tomto místě je nutné poznamenat, že tyto poplatky se vztahují pouze na prodejní transakce. V kontextu strategií střídajících krátké a dlouhé pozice tak ovlivňují pouze polovinu transakcí. Navíc jsou tyto explicitní transakční náklady vzhledem k velikosti implicitních transakčních nákladů zcela minimální. Ve sledovaném souboru akcií tvoří explicitní transakční náklady přibližně ~2 % aproximovaných implicitních transakčních nákladů. Explicitní transakční náklady jsou tak v rámci simulací zanedbány.

5.6 Výběr akciového titulu

Výběr akciového titulu pro backtesting výše popsané strategie byl proveden dle několika kritérií. Prvním, zcela logickým a nutným kritériem, je nalézt akciový titul, jehož ceny v daném období vykazovaly trendové chování. Nejhorší situací, která v kontextu této trendově založené strategie může nastat, je, když ceny vykazují pohyb „do strany“, výrazně nerostou ani neklesají, ale pouze oscilují v malém rozpětí. V takovém případě dojde k častému křížení klouzavých průměrů, četným změnám pozic za současných záporných zisků a velkých transakčních nákladů. Trendové chování bylo aproximováno interdení volatilitou reprezentovanou směrodatnou odchylkou normalizovanou vzhledem k průměrné ceně akciových titulů na variační koeficient. Dalším kritériem na zvolený akciový titul je velký objem obchodů. Pro paper trading umožňuje Alpaca Trading získávání dat v reálném čase pouze o obchodech uzavřených na burze IEX. V rámci IEX je vypořádáno okolo 2 % objemu obchodů v rámci NMS, a proto je žádoucí, aby s ohledem na dostupnost dat byl zvolený instrument obchodován ve velkých objemech. *Tabulka 9* znázorňuje variační koeficienty vybraných akciových titulů, které se konzistentně v průběhu roku 2021 obchodovaly ve velkých objemech.

Tab. 9 Variační koeficienty vybraných akciových titulů

	Průměr	Směrodatná odchylka	Variační koeficient
TSLA	768,39	155,59	20,25%
F	13,92	2,71	19,49%
BABA	202,16	39,35	19,46%
NIO	42,72	7,47	17,48%
CCL	24,26	3,28	13,52%
MSFT	273,07	35,45	12,98%
PFE	41,30	5,32	12,88%
BAC	40,20	4,36	10,83%
AAPL	139,24	12,67	9,10%
INTC	56,09	4,53	8,07%
GM	55,83	4,37	7,82%
T	28,15	2,15	7,65%
IBM	128,92	8,60	6,67%
DIS	177,08	10,72	6,05%
WMT	141,65	5,12	3,61%

Na základě zmíněných kritérií byly zvoleny akcie společnosti Tesla, Inc. (TSLA). I z empirického pozorování grafického znázornění vývoje akciového kurzu TSLA je zřetelná jeho interdenní volatilita. Obrázek 15 znázorňuje vývoj akciového kurzu TSLA a SPY⁵⁴ v průběhu roku 2021. Pro lepší porovnání volatility jsou ceny akcií vyneseny na samostatné osy y, pravá osa reprezentuje cenu SPY a levá TSLA.



Obr. 15 Vývoj akciového kurzu TSLA a SPY (4.1.2021 – 15.12.2021)

Obrázek 16 demonstruje výnosnost TSLA a SPY při strategii „buy and hold“ za dané období.



Obr. 16 Výnosnost TSLA a SPY (4.1.2021 – 15.12.2021)

Z obou výše uvedených obrázků je zřetelné, že ceny akciového titulu TSLA byly velmi volatilní. Výnosnost TSLA při strategii „buy and hold“ byla nepatrně vyšší než

⁵⁴ Indexový fond kopírujícího index S&P 500

výnosnost indexu, ale s výrazně vyšším rizikem. Anualizované Sharpe ratio za dané období bylo 0,54 pro akcie TSLA a 1,94 v případě SPY. Tyto výkonnostní parametry strategie buy and hold jsou v následujících kapitolách používány jako benchmark ke zhodnocení výkonnosti strategií založených na křížení klouzavých průměrů.

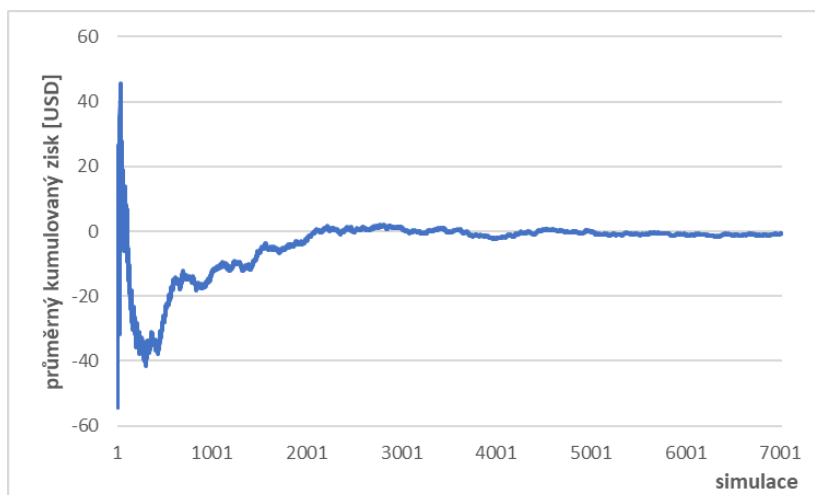
5.7 Random agent

V rámci modulárního systému obchodního algoritmu byla implementována náhodná obchodní strategie. Obdobně jako strategie založené na křížení klouzavých průměrů vstupuje střídavě do dlouhé a krátké pozice. Vstup do první pozice obchodního dne je zcela náhodný s ekvivalentní pravděpodobností 50 %, a následně jsou pozice střídány do konce obchodního dne. Na rozdíl od strategií křížení klouzavých průměrů však nesleduje tržní vývoj a rozhoduje se zcela náhodně. Obchodní signály jsou generovány v náhodně dlouhých časových intervalech bez ohledu na tržní ceny akcií či jakékoliv jiné parametry. Při vstupu do první pozice zvolí náhodné číslo reprezentující počet časových intervalů, po jejichž uplynutí má dojít ke změně pozice. Každý následující časový interval toto číslo snižuje o 1. Když dosáhne nuly, dojde k změně pozice a vygenerování nové náhodné délky obchodního intervalu. Tato sekvence je opakována až do konce obchodního dne, kdy je konečná pozice uzavřena. Tímto způsobem je dosaženo variabilní délky obchodních intervalů a zcela náhodných obchodních rozhodnutí.

Výsledky velkého množství simulací s náhodnou strategií umožňují získat benchmark pro porovnání minimální výkonnosti implementovaných trendově zaměřených strategií. Zároveň, v případě souladu výsledků s teoretickým očekáváním, slouží k verifikaci kvality programatické implementace backtestovacího modulu a validuje tak výsledky dosažené simulací obchodních strategií. U náhodné strategie střídavě vstupující do krátké a dlouhé pozice lze předpokládat, že její úspěšnost z hlediska poměru uzavřených ziskových transakcí k celkovému počtu transakcí bude oscilovat okolo 50 %, protože při vstupu do pozice bez zohledňování tržního vývoje je ekvivalentní šance, že při výstupu z pozice bude realizován zisk nebo ztráta. V dostatečně velkém počtu simulací tak lze očekávat konvergenci poměru uzavřených ziskových transakcí k celkovému počtu transakcí k 50 %. Analogicky, v dlouhém období a v dostatečném počtu simulací lze očekávat, že průměrné zisky budou vykompenzovány průměrnými ztrátami a průměrný kumulovaný zisk tak bude konvergovat k 0. Na tomto místě je

však nutné poznamenat, že konvergenci k 50% úspěšnosti⁵⁵ a nulovému kumulovanému zisku lze očekávat pouze v kontextu diskutované strategie střídající krátké a dlouhé pozice. Nelze ji očekávat obecně u jakékoliv strategie generující náhodné signály. Například strategie, která v náhodných intervalech otevírá a uzavírá pouze dlouhé pozice, bude za situace, kdy akciový kurz je ryze monotónní rostoucí funkcí, v průměru konvergovat k pozitivnímu zisku se 100 % ziskových transakcí. V rámci implementované náhodné strategie však dojde v průměru k vykompenzování zisků dlouhých pozic ztrátami z pozic krátkých a konvergenci k nulovému kumulovanému zisku i v případě ryze monotónní funkce.

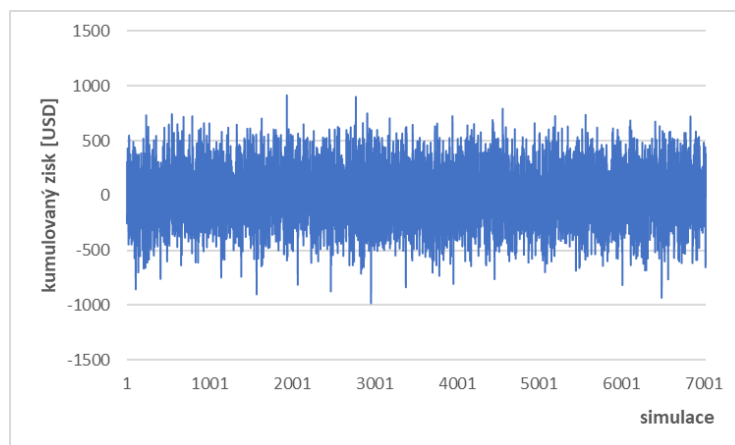
Obrázek 17 znázorňuje konvergenci průměrného kumulovaného zisku implementované náhodné strategie s přibývajícím počtem simulovaných scénářů. Vstupními daty je akciový kurz TSLA z optimalizačního vzorku.



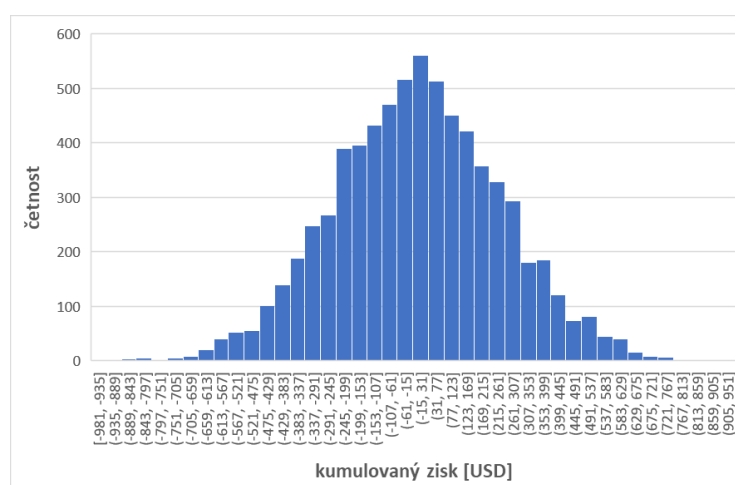
Obr. 17 Konvergence průměrného kumulovaného zisku náhodné strategie k nule

Obrázek 18a a *Obrázek 18b* znázorňují distribuci kumulovaných zisků a ztrát v jednotlivých scénářích. Z grafického zobrazení je patrné, že rozhodnutí jsou zcela náhodnou veličinou aproximující normální rozdělení.

⁵⁵ win rate



Obr. 18a Distribuce kumulovaného zisku náhodné strategie



Obr. 18b Distribuce kumulovaného zisku náhodné strategie

Výsledky simulace náhodné strategie na optimalizačním vzorku jsou konzistentní s teoreticky očekávatelnými výsledky. Na základě těchto výsledků lze považovat simulace za použití backtestovacího modulu za implementačně validované a vhodné k analýze obchodních strategií založených na křížení klouzavých průměrů.

5.8 Jednoduchý klouzavý průměr

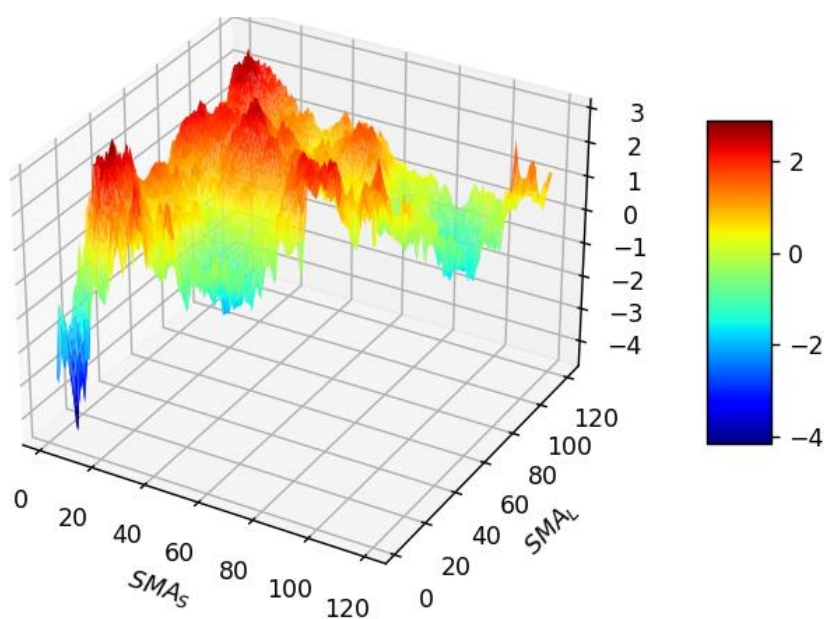
Tato strategie využívá ke generování obchodních signálů rozhodovací modul založený na křížení jednoduchých klouzavých průměrů (SMA⁵⁶). Výsledky dosažené na optimalizačním datovém souboru jsou shrnuty v *tabulce 10*.

⁵⁶ Simple Moving Average

Tab. 10 Výsledky dosažené na optimalizačním souboru metodou SMA

SMA_S	SMA_L	zisk	anualizované Sharpe ratio	maximální kumulovaná ztráta	počet transakcí	procento ziskových obchodů
7	32	43,15%	3,09	-\$17	5 152	37,11%
7	31	42,19%	3,00	-\$40	5 268	36,94%
7	30	39,69%	2,86	-\$32	5 410	37,45%
8	114	32,59%	2,83	-\$16	1 866	31,62%
12	103	32,98%	2,75	-\$13	1 686	34,99%
5	31	39,13%	2,73	-\$25	5 956	34,75%
12	107	33,05%	2,73	-\$13	1 624	35,71%
12	102	32,83%	2,71	-\$13	1 710	35,32%
7	33	36,56%	2,71	-\$12	5 004	36,05%
8	112	30,71%	2,70	-\$17	1 866	31,83%

Obrázek 19 znázorňuje veškeré simulované kombinace pohyblivých oken a jimi dosažené Sharpe ratio.



Obr. 19 Sharpe ratio dosažené metodou SMA při různých kombinacích parametrů

Z obrázku 19 je zřejmé, že různé kombinace parametrů se nevyznačují náhodnou distribucí výkonosti, ale shlukují se do blízkých skupin. Toto chování je očekávatelné, protože za normálních tržních okolností se nebude klouzavý průměr s pohyblivým oknem o jednotku delší nebo kratší než jiný výrazně lišit. Z tabulky 10 lze identifikovat dvě skupiny kombinací délek pohyblivých oken s přibližně stejnou výkonností. První skupinou jsou kombinace, kde se SMA_L pohybuje okolo hodnoty 30, a druhou skupinou jsou kombinace, kde je SMA_L větší než 100. Hlavním rozdílem mezi těmito skupinami je počet uskutečněných transakcí, což je logické v kontextu implementace výpočtů klouzavých průměrů. Strategie s delším SMA_L musí v rámci obchodního dne nasbírat více datových bodů, než mohou začít dělat obchodní rozhodnutí. Celkově nejlepší strategií s ohledem na Sharpe ratio je kombinace parametrů $SMA_S = 7$ a $SMA_L = 32$. Kombinace parametrů dosahujících nejlepších výsledků na validačním vzorku jsou následně testovány na vzorku validačním (viz tabulka 11).

Tab. 11 Výsledky dosažené na validačním souboru metodou SMA

SMA_S	SMA_L	zisk	anualizované Sharpe ratio	maximální kumulovaná ztráta	počet transakcí	procento ziskových obchodů
7	32	26,51%	3,44	-\$13	1 682	35,32%
7	31	20,11%	2,55	-\$27	1 760	34,09%
7	30	16,08%	2,07	-\$29	1 830	33,88%
8	114	0,11%	0,25	-\$67	632	27,85%
12	103	6,04%	1,31	-\$12	554	30,69%
5	31	18,26%	2,57	-\$16	2 012	32,31%
12	107	5,21%	1,18	-\$23	530	32,83%
12	102	5,37%	1,18	-\$15	544	30,88%
7	33	27,84%	3,68	-\$16	1 668	36,09%
8	112	-0,43%	-0,07	-\$90	640	26,25%

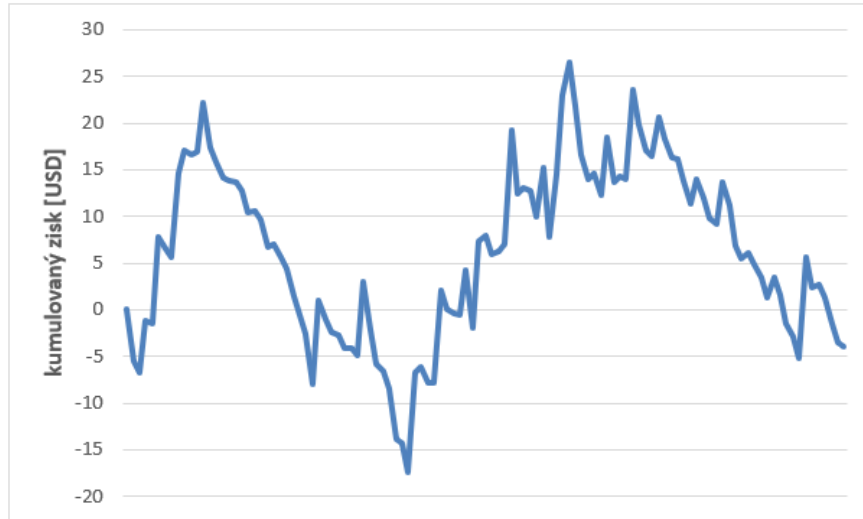
Ve výše uvedené tabulce lze v kontextu výsledků dosažených na optimalizačním vzorku pozorovat významné odlišnosti mezi skupinami $SMA_L \sim 30$ a $SMA_L > 100$. Skupina se zpožděným klouzavým průměrem s pohyblivým oknem okolo 30 dosáhla obdobných výsledků jako na vzorku optimalizačním, zatímco skupina $SMA_L > 100$ dosáhla výrazně horších výsledků. Nabízí se tedy otázka, zda

historicky v čase po skončení optimalizačního vzorku a před začátkem validačního vzorku bylo možné zvolit takové parametry klouzavých průměrů, aby strategie i v budoucnosti dosahovala akceptovatelných výsledků. SMA(7,32), nejlepší kombinace z optimalizačního vzorku, dosáhla na validačním vzorku konsistentních výsledků. Na tomto místě je nutné poznamenat, že na validačním vzorku dosáhly některé kombinace mnohem lepší výsledků, např. kombinace SMA(48,75) dosáhla Sharpeho poměru o hodnotě 5,70. Toto je však informace, která je k dispozici pouze na základě dostupnosti historických dat validačního vzorku. V bodě v čase, kdy končí optimalizační vzorek a začíná vzorek validační, jsou tyto informace dostupné až v budoucnosti. Zároveň není překvapující, že tato kombinace dosáhla výrazně lepšího výsledku než jakákoliv kombinace stanovená na optimalizačních datech. Validační vzorek reprezentuje kratší časový úsek a je proto snadnější přesně přizpůsobit parametry strategie současnému tržnímu vývoji. Na druhou stranu je tím ztracena obecnost strategie, protože se přesně přizpůsobuje konkrétním datům v relativně krátkém časovém úseku⁵⁷.

V obou vzorcích je poměr ziskových obchodů vzhledem k celkovému počtu uzavřených obchodů relativně malý. V případě SMA(7,32) je pouhých 37% obchodů ziskových a 63% obchodů ztrátových. I strategie obchodující zcela náhodně dosahuje poměru 50 % transakcí ziskových a 50% transakcí ztrátových. Aby mohl být v takovémto případě realizován zisk, musí být ziskové obchody výrazně ziskovější než ty ztrátové. Aby při takovéto distribuci ziskových a ztrátových transakcí byl zisk alespoň nulový musí průměrný zisk z uzavřeného obchodu být alespoň 1,7 krát vyšší než průměrná ztráta. Z těchto informací je zřejmé, že strategie realizuje zisk jen v případě, že se vyskytne dostatečně silné trendové chování. V takové situaci realizuje zisk a následně realizuje relativně menší postupné ztráty do té doby, než se znovu vyskytne dostatečně silný trend. Zároveň, lze dedukovat, že velké množství vygenerovaných obchodních signálů je falešně pozitivních⁵⁸ v tom smyslu, že vstup do pozice nebo výstup z pozice není uskutečněn v optimálním čase. *Obrázek 20* znázorňuje toto chování skokové realizace zisku a postupné realizace ztrát na vývoji kumulovaného výsledku strategie SMA(7,32) v období 4.1.2021 – 13.1.2021.

⁵⁷ overfitting

⁵⁸ false positive



Obr. 20 Vývoj kumulovaného zisku strategie SMA(7,32) v čase (4.1 – 13.1)

Simulace na datech z optimalizačního a validačního vzorku však reflektuje pouze idealizovanou situaci, kdy transakce jsou uzavírány za ceny shodné s cenou, na jejímž základě byl vygenerován obchodní signál. Nezohledňuje tak transakční náklady, které jsou velmi výraznou limitací veškerých obchodních strategií obchodujících s vysokou frekvencí. Je zřejmé, že implementovanou strategii nelze považovat za vysokofrekvenční v klasickém slova smyslu, nicméně některé z neúspěšnějších kombinací parametrů uzavíraly přes 30 transakcí denně, a proto je transakční náklady nutné detailně zohlednit. Analýza uvažovaných transakčních nákladů a jejich velikosti je podrobně popsána v kapitole 5.5.

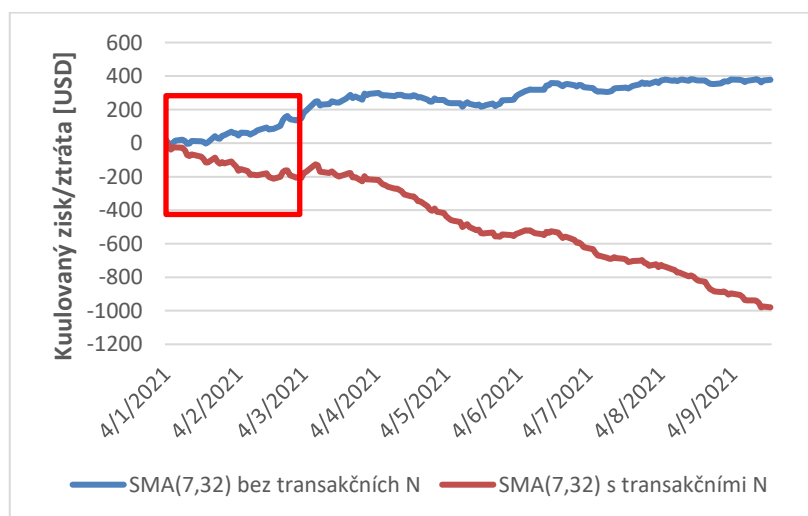
Při zohlednění transakčních nákladů není ani jedna z výše uvedených kombinací na optimalizačním vzorku profitabilní. Dokonce nebyla profitabilní žádná kombinace délek pohyblivých oken. *Tabulka 12* znázorňuje výsledky při zohlednění transakčních nákladů.

Tab. 12 Výsledky dosažené metodou SMA se zohledněním transakční nákladů

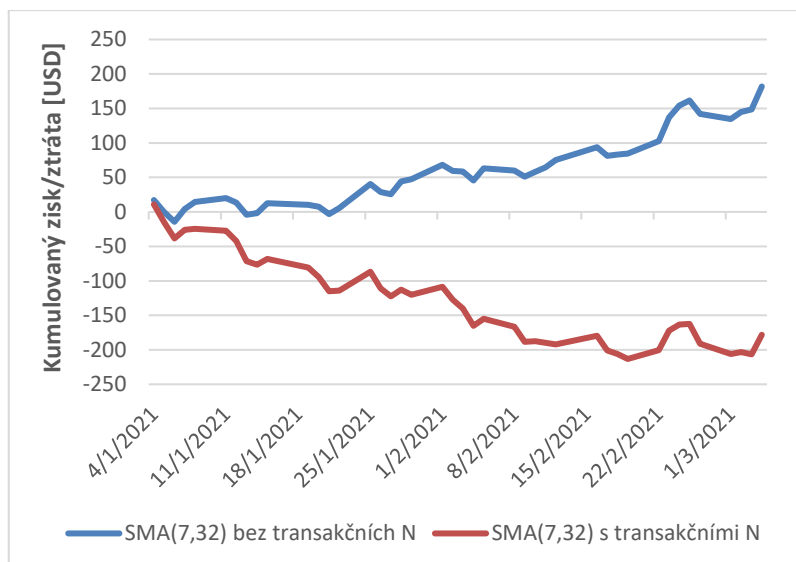
SMA _s	SMA _L	zisk	anualizované Sharpe ratio	maximální kumulovaná ztráta	počet transakcí	procento ziskových obchodů
7	32	-112,20%	-6,51	-\$989	5 152	29,81%
7	31	-112,44%	-6,38	-\$1 018	5 268	29,76%
7	30	-120,20%	-6,86	-\$1 080	5 410	29,69%
8	114	-23,53%	-1,62	-\$251	1 866	26,69%
12	103	-17,98%	-1,05	-\$183	1 686	29,42%
5	31	-137,43%	-7,63	-\$1 230	5 956	27,97%
12	107	-15,76%	-0,96	-\$173	1 624	29,68%
12	102	-18,85%	-1,09	-\$186	1 710	29,59%
7	33	-115,25%	-6,82	-\$1 008	5 004	29,18%
8	112	-25,39%	-1,76	-\$282	1 866	26,37%

Z tabulky 12 je zřejmé že lepších výsledků, respektive méně špatných výsledků, dosahovaly strategie z kategorie SMA_L > 100 a to zejména z důvodu menšího počtu uskutečněných transakcí.

Obrázek 21 znázorňuje ziskový profil strategie SMA(7,32), která na základě simulace na optimalizačním datovém souboru nejlépe postihovala trendové chování. Obrázek 22 znázorňuje detailnější vhléd na kratší časové období 4.1.2021 – 4.3.2021. Na obou obrázcích je zřetelně sledovatelná divergence vývoje kumulovaných zisků.

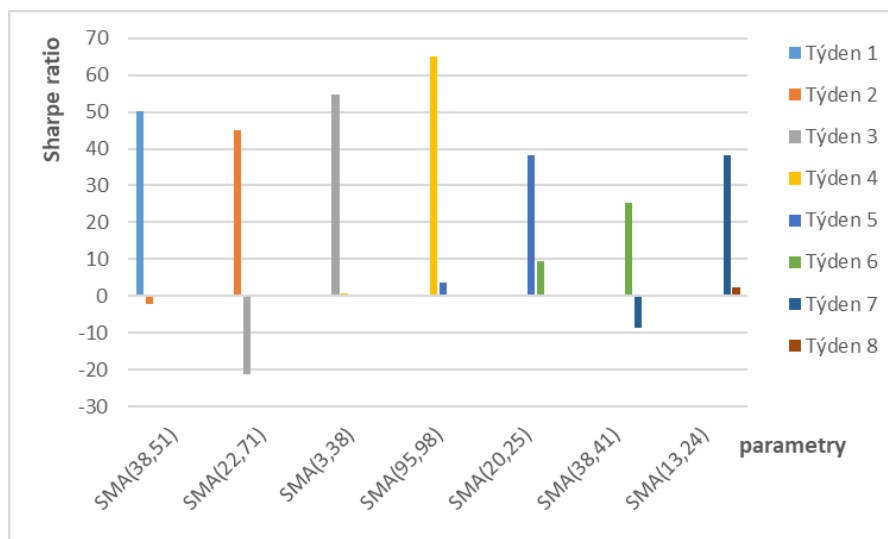


Obr. 21 Ziskový profil strategie SMA(7,32) (4.1.2021 – 20.9.2021)



Obr. 22 Ziskový profil strategie SMA(7,32) (4.1.2021 – 4.3.2021)

Na základě dosažených výsledků lze konstatovat, že ač se strategie křížení klouzavých průměrů na optimalizačním datovém souboru jeví slibně, nelze na základě sledovaných výkonnostních parametrů od sebe navzájem spolehlivě odlišit skupiny strategií, které výkonnost z optimalizačního souboru přenáší i na soubor validační a skupiny strategií jejichž výkonnost na validačním souboru rapidně klesá. I za předpokladu, že bylo možné spolehlivě určit takové kombinace klouzavých oken, které by věrně reflektovaly historickou výkonost strategie i v budoucnosti, z praktického hlediska je jakákoliv teoretická výkonost zcela vyvrácena zohledněním transakčních nákladů. Výše uvedený přístup hledá takovou kombinaci parametrů, která by byla genericky platná v delším časovém období. Nabízí se otázka, zda není lepší možností zaměřit se na kratší časový horizont, „preoptimalizovat“ parametry strategie v kratším časovém období a postupně je reoptimalizovat, spíše než hledat genericky vhodnou kombinaci. Pro tento účel byla strategie jednoduchých klouzavých průměrů simulována s týdenním reoptimalizačním intervalem. Parametry strategie jsou vždy optimalizovány na vzorku týdenních dat týdne N a validovány na vzorku týdenních dat $N + 1$. Obrázek 23 graficky znázorňuje dosažené Sharpe ratio nejlepší strategie (bez zohledňování transakčních nákladů) na optimalizačním vzorku a následně na vzorku validačním.



Obr. 23 Sharpe ratio nejlepších strategií při reoptimalizaci v týdenním časovém intervalu

Na výše uvedeném obrázku představuje levý sloupec vždy dosažené Sharpe ratio na optimalizačním souboru a pravý na validačním souboru. Sharpe ratio na optimalizačním souboru je vždy extrémně vysoké, což je ovšem očekávatelné, protože se zkracující se délkou optimalizačního okna se strategie spíše přizpůsobuje konkrétním datům než postihuje generické trendy. Je zřejmé, že z hlediska budoucnosti nenese strategie s týdenním reoptimalizačním intervalem žádnou informační hodnotu.

5.9 Exponenciální klouzavý průměr

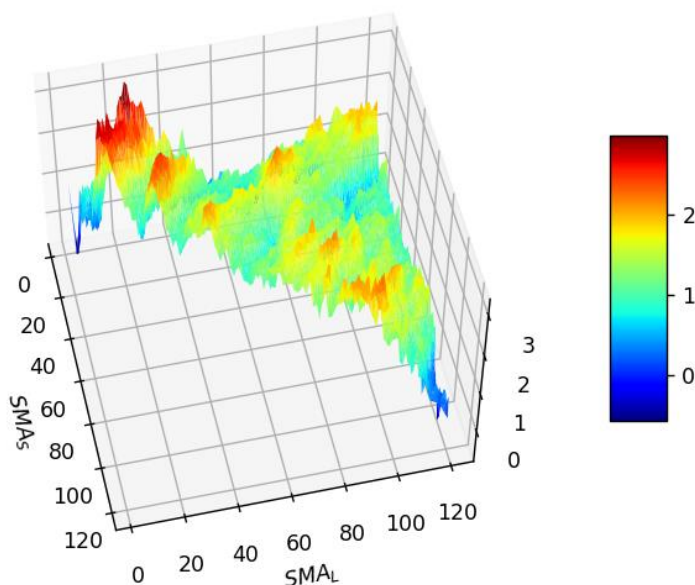
Analogicky k analýze strategie založené na křížení jednoduchých klouzavých průměrů je provedena analýza strategie založené na křížení exponenciálních klouzavých průměrů. Vzhledem k tomu, že metodologický postup je identický jako v předchozím případě, jsou výsledky prezentovány v kompaktnější formě. V tabulce 13 jsou shrnuty agregované výsledky optimalizačního a validačního vzorku bez zohlednění transakčních nákladů.

Tab. 13 Výsledky dosažené metodou EMA

		Optimalizační vzorek			Validační vzorek		
EMA _S	EMA _L	zisk	anualizované Sharpe ratio	procento ziskových obchodů	zisk	anualizované Sharpe ratio	procento ziskových obchodů
2	26	44,78%	3,31	27,03%	-7,13%	-1,23	23,20%
2	27	42,86%	3,22	26,67%	-11,58%	-1,98	22,74%
12	14	49,60%	3,04	34,15%	26,09%	3,88	30,50%
3	24	46,89%	3,01	28,85%	-3,07%	-0,54	24,86%
9	18	50,01%	3,00	33,26%	18,46%	2,70	30,37%
2	25	46,56%	2,98	27,34%	-7,82%	-1,54	23,41%
10	16	47,33%	2,94	33,80%	28,08%	4,07	30,58%
2	24	45,33%	2,90	27,50%	-9,42%	-1,68	23,48%
11	15	46,64%	2,89	33,77%	30,30%	4,39	30,89%
14	15	48,02%	2,85	33,33%	18,56%	2,73	30,10%

Z výše uvedené tabulky je zřejmé, že kombinace, která dosáhla nejlepšího výsledku na optimalizačním datovém souboru, nedosáhla dobrého výsledku na souboru validačním. Kombinace parametrů, které dosáhly kladného výsledku na optimalizačním i validačním datovém souboru se oproti těm, které v rámci validačního souboru neuspěly, lišily zejména v procentu obchodů uzavřených se ziskem. Na tomto místě se nabízí otázka, zda bylo historicky možné z těchto deseti nejlepších kombinací vzhledem k optimalizačnímu vzorku vybrat některou z těch profitabilních. Použití Sharpe ratia jako jediného rozhodovacího kritéria nese dostatečnou informační hodnotu k odlišení skupin blízkých parametrů, které byly úspěšné pouze na optimalizačním souboru od těch, které byly úspěšné i do budoucna. Pokud by jako rozhodovací parametr úspěšné strategie měla být kombinace více dosažených výkonnostních kritérií, jako například procento uzavřených ziskových obchodů a Sharpe ratia, bylo by nutné přiřadit jednotlivým kritériím různé váhy v rámci rozhodovacího procesu. S benefitem zpětného pohledu je velmi jednoduché takový rozhodovací model sestavit, tak aby dosažená výkonnostní kritéria na optimalizačním souboru umožňovala odlišit úspěšné strategie do „budoucnosti“. Bez benefitu zpětného pohledu, však nelze objektivně

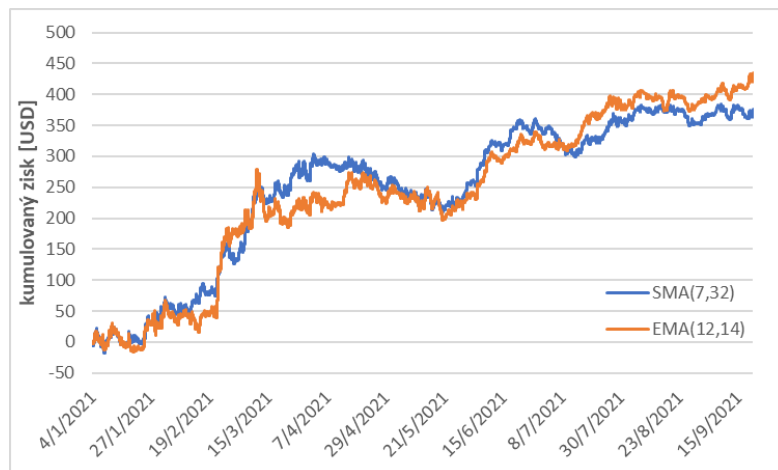
rozhodnout, zda z výsledků dosažených na optimalizačním souboru je důležitějším výkonnostním kritériem Sharpe ratio, nebo procentuální úspěšnost, a případně v jakém vzájemném poměru je jejich význam.



Obr. 24 Sharpe ratio dosažené metodou SMA při různých kombinacích parametrů

Na obrázku 24 lze pozorovat odlišnost distribuce skupin blízkých parametrů dosahujících relativně blízké výkonnosti. Oproti metodě SMA lze pozorovat větší množství menších skupin výkonnostně blízkých parametrů. Tato distribuce pramení z odlišnosti vah uplatňovaných při výpočtu exponenciálního klouzavého průměru. Protože výpočet jednoduchého klouzavého průměru uplatňuje na všechny hodnoty ekvivalentní váhu, nemá změna délky pohyblivého okna o jednotku tak velký význam jako v případě exponenciálního průměru, kde váhy jsou přiřazovány na základě stáří datových bodů.

Za zmínku stojí také vývoj kumulovaného zisku v čase u strategií $SMA(7,32)$ a $EMA(12,14)$, které lze s benefitem zpětného pohledu bez transakčních nákladů považovat za výkonnostně nejúspěšnější. Obrázek 25 znázorňuje vztah těchto dvou strategií.



Obr. 25 Vztah vývoje kumulovaného zisku SMA(7,32) a EMA(12,14)

Ziskové profily obou strategií jsou si velmi blízké. Protože zisky a ztráty realizují v relativně stejných časech, lze na základě této informace dedukovat, že těží z obdobných intradenních trendů.

Tabulka 14 prezentuje strategie s nejlepší výkonností na optimalizačním vzorku při zohlednění transakčních nákladů.

Tab. 14 Výsledky dosažené metodou EMA se zohledněním transakčních nákladů

EMA _s	EMA _L	Optimalizační vzorek			Validační vzorek		
		zisk	anualizované Sharpe ratio	procento ziskových obchodů	zisk	anualizované Sharpe ratio	procento ziskových obchodů
87	93	1,55%	0,38	34,45%	-13,80%	-4,86	27,42%
88	96	0,71%	0,33	35,56%	-9,60%	-3,32	29,66%
89	96	1,18%	0,34	35,92%	-10,72%	-3,65	29,84%
90	96	2,22%	0,45	36,04%	-11,56%	-3,85	29,51%
91	95	1,47%	0,39	36,65%	-11,96%	-3,94	29,03%
92	98	2,41%	0,40	36,13%	-8,81%	-3,18	29,63%
92	101	2,38%	0,40	36,23%	-6,05%	-2,18	27,88%
93	94	1,88%	0,41	36,67%	-10,61%	-3,55	28,33%
93	100	2,86%	0,44	36,76%	-6,07%	-2,17	27,10%
94	99	2,40%	0,39	36,50%	-5,85%	-2,17	28,04%

Přestože na rozdíl od jednoduchých klouzavých průměrů byly některé kombinace na optimalizačním vzorku alespoň minimálně profitabilní, výsledek se nepodařilo replikovat na vzorku validačním. A i pokud by se povedlo výsledek replikovat, strategie buy and hold za dané období o Sharpe ratiu 0,54 by byla výhodnější. Nehledě na to, že v daném období dosahovala strategie buy and hold u indexového fondu SPY Sharpe ratia hodnoty 1,94. Z praktického pohledu tak strategie založená na EMA selhává v důsledku transakčních nákladů zcela identickým způsobem jako strategie SMA.

5.10 Výsledky v kontextu tržní mikrostruktury

Na základě obou simulovaných strategií bylo možné prostřednictvím některých z deseti nejúspěšnějších kombinací parametrů na optimalizačním vzorku identifikovat trendové chování, které bylo identifikovatelné i do budoucnosti. Bez benefitu zpětného pohledu je však problematické od sebe odlišit skupiny blízkých parametrů, jejichž výkonnost je v budoucnosti replikovatelná. Použití Sharpe ratia jako jediného výkonnostního parametru k výběru kombinaci délek pohyblivých oken nenese dostatečnou informační hodnotu. S benefitem zpětného pohledu by nebylo problematické vytvořit model kombinující více výkonnostních parametrů s různou vahou na celkové rozhodnutí, avšak bez znalosti budoucnosti nelze určit, v jakém poměru různé výkonnostní parametry uvažovat.

Z praktického hlediska jsou pro retailového investora tyto úvahy zcela irelevantní, protože při zohlednění transakčních nákladů strategie nedosahují profitabilních výsledků ani v idealizované situaci optimalizačního vzorku, tedy s benefitem zpětného pohledu. Zohledněním transakčních nákladů přechází z pohledu výkonnosti důraz z identifikace trendového chování na minimalizaci počtu uskutečněných transakcí. V důsledku transakčních nákladů tak dochází k odklonu od koncepční premisy celé strategie. Je proto očekávatelné, že i za teoretické situace, kdy by historicky bylo možné i po zohlednění transakčních nákladů dosáhnout výkonnostně uspokojivých výsledků, by nebyl tento výsledek replikovatelný v budoucnosti. Zohledněním transakčních nákladů je obětována informační schopnost z pohledu trendového chování ve prospěch menšího počtu uzavřených transakcí, respektive minimalizace transakčních nákladů. Johnson (2010) uvádí, že implicitní náklady jsou jako ledovec, 9/10 je skrytých pod hladinou, ale mohou mít devastující následky. Snadno identifikovatelné explicitní transakční

náklady nebyly, pro jejich velikost vzhledem k implicitním transakčním nákladům, v rámci simulace vůbec uvažovány, a přesto se z praktického pohledu individuálního investora jeví strategie křížení klouzavých průměrů jako zcela nepoužitelná. Tyto výsledky jsou konzistentní s Malkielem (2015), který připouští existenci krátkodobého trendového chování, ale uvádí, že žádný investor, který platí transakční náklady a daně z nich nemůže benefitovat.

Přestože simulace byly provedené na strategii křížení klouzavých průměrů, výsledky jsou z pohledu intradenních algoritmických strategií implementovaných individuálním investorem relevantní obecně. Individuální investor v mikrostruktuře kapitálového trhu zaujímá pozici, v níž jsou oproti ostatním tržním účastníkům implicitní náklady způsobené časovou prodlevou největší. Investor má samozřejmě možnost rozhodnout se neobchodovat intradenně, ale například stejnou strategii aplikovat v denních intervalech. Tímto způsobem dojde k výrazně nižšímu počtu uzavřených transakcí a minimalizaci transakčních nákladů, avšak v takové situaci není potřeba automatizovaný algoritmický přístup. Algoritmické obchodování je pak spíše nástrojem usnadňujícím obchodování a šetřícím čas než nutným předpokladem a může být nahrazeno obchodováním manuálním a dosáhnout stejných výsledků. Výsledky prezentované v předchozích kapitolách proto nejsou relevantní pouze pro konkrétní strategii, ale mají i obecnou informační hodnotu.

V kontextu mikrostruktury moderního kapitálového trhu je tento výsledek očekávatelný. V kapitole 4.2 byla diskutována teorie většího blázna a důležitost nestát se tím posledním bláznem. Tím posledním bláznem nemusí nutně být ten nejbáznivější, ale může to být ten nejpomalejší. Jakýkoliv tržní účastník s rychlejším přístupem k tržním datům a s možností rychleji uzavírat transakce dokáže potenciální trend identifikovat dříve, vstoupit do pozice a těžit z ostatních tržních účastníků, kteří shodný trend identifikují o něco později. Na moderního kapitálového trhu je tím nejpomalejším individuální investor, a proto, s ohledem na jeho pozici v mikrostruktuře kapitálového trhu, lze obecně předpokládat, že žádné strategie závislé na rychlosti přístupu k datům a schopnosti uzavírat transakce nebudou dlouhodobě profitabilní. Jediný, kdo může být pomalejší než individuální investor, je jiný individuální investor. Individuální investoři jsou na kapitálovém trhu však v minoritě, navíc zpravidla protistranou transakce s individuálním investorem není jiný individuální investor, ale vysokofrekvenční market maker s kvalitnějšími

informacemi. Barber a Odean (2002) upozorňují, že rozšiřování přístupu k tržním informacím a obchodování na kapitálovém trhu s sebou nenesou jen pozitiva. V rámci empirického výzkumu sledují, že přechod investorů z původního telefonického modelu na obchodování přes internet zhoršil výkonnost jejich portfolií. Snadný přístup a široké možnosti uzavírání obchodů přes internet individuální investory pod iluzí kontroly motivují k aplikaci spekulativnějších strategií s větší obchodovací frekvencí. Přestože se s postupem času transakční náklady snižují, v důsledku změny povahy obchodních strategií tak transakční náklady ovlivňují jejich výkonnost více než dříve. Barber a kol. (2009, str. 630) na otázku: „Jak moc prodělávají individuální investoři v důsledku aktivního obchodování?“ odpovídají: „Až moc.“

Závěr

V posledních desetiletích dochází s vývojem moderních technologií k radikální transformaci kapitálového trhu. Americký kapitálový trh je velmi komplexním a technologicky vyspělým systémem, jehož mikrostruktura se s postupem času odklání od tradičního modelu centralizovaného okolo burz cenných papírů. V důsledku velkého množství mimoburzovních obchodních center, mezi něž lze zařadit alternativní obchodní systémy a internalizující market makery, dochází k výrazné fragmentaci tržního systému. Mimoburzovní obchodní systémy v rámci kapitálového trhu disponují významnými nástroji risk managementu, které nejsou subjektům veřejně kotujícím své nabídky dostupné. V jejich důsledku postupně nastává paradoxní centralizace mimo burzy cenných papírů. Například vysokofrekvenční internalizující market maker Citadel Securities LLC vypořádává větší objem transakcí než jakákoliv jednotlivá burza cenných papírů.

Z technologického hlediska jsou transakce v rámci tržního systému vypořádávány prostřednictvím velmi vyspělé vysokorychlostní infrastruktury, která umožňuje komunikaci mezi tržními účastníky v řádech mikrosekund. Úspěšnost obchodování na kapitálovém trhu lze charakterizovat jako funkci informací a rychlosti. Potenciální nadměrný zisk lze realizovat na základě informací, které ostatní tržní účastníci nemají nebo na základě dřívějšího přístupu ke shodným informacím. Obchodování na kapitálovém trhu je tak rychlostně-informační soutěží. Tržní subjekty s přímým přístupem k vysokorychlostní infrastruktuře získávají tržní data dříve než ostatní. Institucionální investoři disponují informacemi fundamentálního charakteru, které ostatní účastníci nemají. Individuální investoři se tak nachází na pomyslném konci potravního řetězce. Nemají žádné informace, které nemají jiné tržní subjekty, a informace tržního charakteru získávají později než ostatní subjekty. Atraktivita individuálního investora jako protistrany uzavíraného obchodu je tak vysoká, že internalizující market makeři jsou ochotni retailovým brokerům platit za segmentaci objednávek individuálních investorů tak, aby vždy obchodovali s méně informovanou protistranou.

Rozšíření přístupu k obchodování na kapitálovém trhu prostřednictvím internetu umožňuje individuálním investorům implementovat strategie, které dříve nebyly možné, včetně intradenních algoritmických strategií. Současně dochází k postupné

eliminaci explicitních nákladů, protože brokeři individuálních investorů realizují zisky z poplatků za preferenční směrování objednávek internalizujícím market makerům. Snadný přístup k obchodování a široké možnosti obchodních strategií motivují, v kombinaci se snižujícími se explicitními transakčními náklady a behaviorálními předsudky přehnaného optimismu a iluze kontroly, investory k aplikaci spekulativnějších strategií s vyšší frekvencí obchodování. Význam se tak relativně přesouvá ze snadno identifikovatelných transakčních nákladů explicitních na obtížně kvantifikovatelné náklady implicitní. Aktivní investování individuálních investorů tak v konečném důsledku vyvolává ztráty oproti pasivní strategii buy and hold.

Výsledky dosažené prostřednictvím simulací automatizované strategie křížení klouzavých průměrů jsou konzistentní v kontextu pozice individuálního investora v tržní mikrostruktuře. Za pomoci některých kombinací parametrů strategie bylo možné identifikovat intradenní trendové chování, opakující se i do budoucna. Bez benefitu zpětného pohledu však nebylo možné odlišit výkonnostně blízké skupiny strategií postihující generický trend očekávatelný do budoucna od těch postihujících trendové chování specifické jen pro konkrétní datový soubor. Tyto úvahy však z praktického pohledu implementace obchodní strategie v reálném prostředí kapitálového trhu ztrácejí relevanci. Při zohlednění implicitních transakčních nákladů nedosahuje obchodní strategie výkonnosti překonávající pasivní strategii buy and hold ani ve zcela idealizované situaci. Přestože byla v rámci simulací využita konkrétní strategie, jsou tyto závěry generalizovatelné v kontextu algoritmického obchodování a tržní mikrostruktury. Obecně lze předpokládat, že intradenní algoritmické strategie obchodující s vysokou frekvencí budou v důsledku implicitních transakčních nákladů dlouhodobě neprofitabilní, protože krátkodobé tržní neefektivity, kterých se tyto strategie snaží využít, nejsou dostatečně velké, aby transakční náklady pokryly. Je zřejmé, že lze algoritmicky implementovat i strategie, které je jinak možné aplikovat manuálně, ale pak je algoritmický přístup pouze usnadňujícím spíše než nutným nástrojem.

Seznam literatury

Alpaca Securities [online]. Alpaca Securities LLC - Held NMS Stocks and Options Order Routing Public Report. Alpaca Securities LLC, 2021 [2021-12-03]. Dostupné z: <https://files.alpaca.markets/disclosures/library/SEC+606a1+-+2021Q3.pdf>.

AQUILINA, Matteo, BUDISH, Eric a Peter O'NEILL. Quantifying the high-frequency trading "arms race". Bank for International Settlements. 2021, BIS Working Papers 995. ISSN 1682-7678. Dostupné z: <https://www.bis.org/publ/work955.pdf>.

ARIELY, Dan. Predictably irrational: the hidden forces that shape our decisions. New York: HarperCollins Publishers, 2010. ISBN 978-0-06-135324-6.

BARBER, Brad M. a Terrance ODEAN. Online Investors: Do the Slow Die First?. The Review of Financial Studies. 2002, 15 (2), 455–87. Dostupné z: <http://www.jstor.org/stable/2696785>.

BARBER, Brad M., LEE, Yi-Tsung, LIU, Yu-Jane a Terrance ODEAN. Just How Much Do Individual Investors Lose By Trading?. The Review of Financial Studies. 2009, 22 (2), 609–32. Dostupné z: <http://www.jstor.org/stable/30226001>.

BARLETT, Robert P. a Justin MCCRARY. How Rigged Are Stock Markets? Evidence from Microsecond Timestamps. UC Berkeley Public Law Research Paper No. 2812123, Journal of Financial Markets. 2019, 45, 37-60. Dostupné z: <https://ssrn.com/abstract=2812123>.

BETTMAN, Jenni L., SAULT, Stephen a Emma WELCH. Fundamental and Technical Analysis: Substitutes or Compliments?. SSRN, 2006. Dostupné z: <https://ssrn.com/abstract=899879>.

BLACK, Fischer. Noise. The Journal of Finance. 1986, 41 (3), 529–543. Dostupné z: <https://doi.org/10.2307/2328481>.

BUDISH Eric, CRAMTON Peter a John SHIM. Implementation Details for Frequent Batch Auctions: Slowing Down Markets to the Blink of an Eye. American Economic Review. 2014, 104 (5), 418-24. Dostupné z: <https://www.econ.umd.edu/sites/www.econ.umd.edu/files/pubs/budish-cramton-shim-frequent-batch-auctions-aerpp.pdf>.

CBOE [online]. U.S. Equities Market Volume Summary. Chicago Board Options Exchange, 2021 [2021-12-15]. Dostupné z: https://www.cboe.com/us/equities/market_share/market/2021-12-15/.

CHABOUD, Alain P., CHIQUOINE, Benjamin, HJALMARSSON Erik a Clara VEGA. Rise of the Machines: Algorithmic Trading in the Foreign Exchange Market. *The Journal of Finance*. 2014, 69 (5), 2045–2084. Dostupné z: <http://www.jstor.org/stable/43612951>.

CHAN, Ernest P. *Quantitative Trading: How to Build Your Own Algorithmic Trading Business* 1st Edition. New Jersey, John Wiley & Sons, 2009. ISBN 978-0-470-28488-9.

European Commission. Review Of The Markets In Financial Instruments Directive (MIFID). Directorate General Internal Market and Services, 2010 [2010-12-08]. Dostupné z: https://ec.europa.eu/finance/consultations/2010/mifid/docs/consultation_paper_en.pdf.

European Securities and Markets Authority. MiFID II/MiFIR review report on Algorithmic Trading. 2021-09-28, ESMA70-156-4572.

FAMA, Eugene F. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*. 1970, 25 (2), 383–417.

FAMA, Eugene F. Random Walks in Stock Market Prices. *Financial Analysts Journal*. 1965, 21 (5), 55–59. Dostupné z: <http://www.jstor.org/stable/4469865>.

Fidelity Brokerage Services [online]. Retail Execution Quality Statistics Q1 2022. Fidelity Brokerage Services LLC, [2022-02-10]. Dostupné z: https://www.fidelity.com/bin-public/060_www_fidelity_com/documents/FIF-FBS-retail-execution-quality-stats.pdf.

FINRA [online]. Regulatory Notice 21-23. Financial Industry Regulatory Authority, 2021 [2021-11-23]. Dostupné z: <https://www.finra.org/rules-guidance/notices>.

FRIEDMAN, Daniel a John RUST. *The Double Auction Market: Institutions, Theories and Evidence*. New York: Addison-Wesley, 1993. ISBN 978-0201624595.

GLOSTEN, Lawrence R. a Paul MILGROM. Bid, ask and transaction prices in a specialist market with heterogeneously informed traders. 1985, Journal of Financial Economics, 14, issue 1, p. 71-100.

GOMBER, Peter, ARNDT, Björn , LUTAT, Marco a Tim UHLE. High Frequency Trading. [online] SSRN, 2011 [2021-10-15]. Dostupné z: https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/SSRN_ID1858626_code381855.pdf?abstractid=1858626&mirid=1.

HARRIS, Larry. Trading and Exchanges: Market Microstructure for Practitioners. New York : Oxford University Press, 2003. ISBN 978-0195144703.

HATHEWAY, Frank, KWAN, Amy a Zheng HUI. An Empirical Analysis of Market Segmentation on U.S. Equities Markets. SSRN, 2014. Dostupné z: <https://ssrn.com/abstract=2275101>.

HENDERSHOTT, Terrence a Ryan RIORDAN. Algorithmic Trading and Information. NET Institute. 2009, Working Papers 09-08.

HU, Edwin. Intentional Access Delays, Market Quality, and Price Discovery: Evidence from IEX Becoming an Exchange. SSRN, 2018. Dostupné z: <https://ssrn.com/abstract=3195001>.

JENSEN, Michael C. Some Anomalous Evidence Regarding Market Efficiency. Journal of Financial Economics. 1978, 6 (2/3), 95-101. Dostupné z: <https://ssrn.com/abstract=244159>.

JOHNSON, Barry. Algorithmic Trading & DMA: An Introduction to Direct Market Access Strategies. London : 4Myeloma Press, 2010. ISBN 978-0956399205.

JONES, Charles M. Understanding the Market for U.S. Equity Market Data. 2018 [2018-08-31]. Dostupné z: <https://www.sec.gov/comments/4-729/4729-4545881-176154.pdf>.

KAHNEMAN, Daniel a Amos TVERSKY. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. Econometrica. 1979, 47 (2), 263–91.

KORAJCZYK, Robert A. a Murphy DERMOT. High Frequency Market Making to Large Institutional Trades. Review of Financial Studies. 2019, vol. 32 (3), 1034-1067. Dostupné z :<https://ssrn.com/abstract=2567016>.

Malkiel, Burton Gordon. A random walk down Wall Street: the time-tested strategy for successful investing. New York: W.W. Norton, 2015. ISBN 978-0-393-24611-7.

MITCHELL, Melanie. On Crashing the Barrier of Meaning in Artificial Intelligence. *AI Magazine*. 2020, 41(2), 86-92. Dostupné z: <https://doi.org/10.1609/aimag.v41i2.5259>.

MURPHY, John J. Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications. New York: New York Institute of Finance, 1999. ISBN 978-0-7352-0066-1.

NARANG, R. K. (2013). Inside the Black Box: A Simple Guide to Quantitative and High Frequency Trading. New Jersey: John Wiley & Sons, 2013. ISBN 978-1-118-36241-9.

Nariadení Evropského Parlamentu a Rady (EU) 2019/631 ze dne 17. dubna 2019. Úřední věstník Evropské unie. 2019. Dostupné z: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/CS/TXT/PDF/?uri=CELEX:32019R0631&from=ES>.

NasdaqTrader [online]. Price List - U.S. Equities. NasdaqTrader.com, 2021 [2021-10-15]. Dostupné z: <http://www.nasdaqtrader.com/Trader.aspx?id=DPUSData>.

ODEAN, Terrance. Are Investors Reluctant to Realize Their Losses?. *The Journal of Finance*. 1998, 53 (5) 1775–1798. Dostupné z: <http://www.jstor.org/stable/117424>.

Robinhood [online]. Robinhood Securities LLC - Held NMS Stocks and Options Order Routing Public Report. Robinhood Securities LLC, 2021 [2021-11-21]. Dostupné z: <https://cdn.robinhood.com/assets/robinhood/legal/RHS%20SEC%20Rule%20606%20and%20607%20Disclosure%20Q2%202021.pdf>.

Robinhood [online]. Trading Fees on Robinhood. Robinhood.com, 2021 [2021-10-13]. Dostupné z: <https://robinhood.com/us/en/support/articles/trading-fees-on-robinhood/>.

SAKAGUCHI, Keisuke, LE BRAS, Ronan, BHAGAVATULA Chandra a Yejin CHOI. WinoGrande: an adversarial winograd schema challenge at scale. *Communications of the ACM*. 2021, 64 (9), 99-106. Dostupné z: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3474381>.

SEDGEWICK, Robert a Kevin Daniel WAYNE. Algorithms. Fourth edition deluxe. Boston: Addison-Wesley, [2016]. ISBN 978-0-13438468-9.

SHEFRIN, Hersh a Meir STATMAN. The Disposition to Sell Winners Too Early and Ride Losers Too Long: Theory and Evidence. *The Journal of Finance*. 1985, 40 (3), 777–790. Dostupné z: <https://doi.org/10.2307/2327802>.

SHILLER, Robert J. From Efficient Market Theory to Behavioral Finance. *Journal of Economic Perspectives*. 2003, 17 (1), 89-104. Dostupné z: <https://ssrn.com/abstract=349660>.

U.S. Securities and Exchange Commission [online]. Schedule 13G 90184L102. Securities and Exchange Commission, 2022 [2022-04-02]. Dostupné z: <https://d18rn0p25nwr6d.cloudfront.net/CIK-0001418091/f66f56c1-eb52-43f8-a7ff-992dc80a7396.pdf>.

U.S. Securities and Exchange Commission [online]. Staff Report on Algorithmic Trading in U.S. Capital Markets. U.S. Securities and Exchange Commission, 2020 [2020-08-05]. Dostupné z: https://www.sec.gov/files/Algo_Trading_Report_2020.pdf.

U.S. Securities and Exchange Commission. Concept Release on Equity Market Structure. Washington DC: U.S. Securities and Exchange Commission, 2010, Release No. 34-61358.

U.S. Securities and Exchange Commission [online]. Staff Report on Equity and Options Market Structure Conditions in Early 2021. U.S. Securities and Exchange Commission, 2021 [2021-10-14]. Dostupné z: <https://www.sec.gov/files/staff-report-equity-options-market-struction-conditions-early-2021.pdf>.

U.S. Securities and Exchange Commission [online]. Concept Release on Equity Market Structure. *Federal Register*. 2010, 75 (13), 3594 - 3614. Release No. 34-61358. Dostupné z: <https://www.sec.gov/rules/concept/2010/34-61358fr.pdf>.

U.S. Securities and Exchange Commission. Regulation NMS. Washington DC: U.S. Securities and Exchange Commission, 2005, Release No. 34-51808.

VESELÁ, J. Investování na kapitálových trzích. 2. vydání. Praha: ASPI, 2011. ISBN 978-80-7357-647-9.

Seznam obrázků a tabulek

Seznam obrázků

Obr. 1 Mechanismus aukce v diskrétních časových intervalech.....	20
Obr. 2 Zvýšená volatilita cen akcií GME (1/2021)	22
Obr. 3 Dolarový objem obchodů GME vypořádaný v různých obchodních centrech 23	
Obr. 4 Distribuce tržních dat účastníkům kapitálového trhu	31
Obr. 5 Hodnotová funkce teorie prospektů	37
Obr. 6 Rozhodovací váhy teorie prospektů	39
Obr. 7 Preference jistého zisku	40
Obr. 8 Vztah tržní ceny a vnitřní hodnoty finančního instrumentu	43
Obr. 9 Vývoje akciového kurzu TWTR (12/2021–4/2022)	48
Obr. 10 Kategorizace algoritmických obchodních strategií.....	51
Obr. 11 Datová komunikace při backtestingu	55
Obr. 12 Datová komunikace při paper tradingu	56
Obr. 13 Vstup do pozic a výstup z pozic na základě obchodních signálů	60
Obr. 14a Random walk Obr. 14b Random walk.....	61
Obr. 15 Vývoj akciového kurzu TSLA a SPY (4.1.2021 – 15.12.2021).....	67
Obr. 16 Výnosnost TSLA a SPY (4.1.2021 – 15.12.2021)	67
Obr. 17 Konvergence průměrného kumulovaného zisku náhodné strategie k nule 69	
Obr. 18a Distribuce kumulovaného zisku náhodné strategie	70
Obr. 18b Distribuce kumulovaného zisku náhodné strategie	70
Obr. 19 Sharpe ratio dosažené metodou SMA při různých kombinacích parametrů 71	
Obr. 20 Vývoj kumulovaného zisku strategie SMA(7,32) v čase (4.1 – 13.1).....	74

Obr. 21 Ziskový profil strategie SMA(7,32) (4.1.2021 – 20.9.2021).....	75
Obr. 22 Ziskový profil strategie SMA(7,32) (4.1.2021 – 4.3.2021).....	76
Obr. 23 Sharpe ratio nejlepších strategií při reoptimalizaci v týdenním časovém intervalu.....	77
Obr. 24 Sharpe ratio dosažené metodou SMA při různých kombinacích parametrů 79	
Obr. 25 Vztah vývoje kumulovaného zisku SMA(7,32) a EMA(12,14).....	80

Seznam tabulek

Tab. 1 Objednávková kniha.....	16
Tab. 2 Stanovení NBBO.....	17
Tab. 3 Objem uskutečněných obchodů internalizujícími market makery (2019)...	26
Tab. 4 Poplatky za preferenční směrování objednávek akcií z indexu S&P 500 (7/2021).....	27
Tab. 5 Obchodní signály generované křížením klouzavých průměrů	58
Tab. 6 Obchodní signály generované v případě rovnosti klouzavých průměrů	59
Tab. 7 Klouzavý průměr po jednorázovém skokovém nárůstu ceny	59
Tab. 8 Aproximace implicitních transakčních nákladů.....	65
Tab. 9 Variační koeficienty vybraných akciových titulů.....	66
Tab. 10 Výsledky dosažené na optimalizačním souboru metodou SMA.....	71
Tab. 11 Výsledky dosažené na validačním souboru metodou SMA.....	72
Tab. 12 Výsledky dosažené metodou SMA se zohledněním transakční nákladů	75
Tab. 13 Výsledky dosažené metodou EMA.....	78
Tab. 14 Výsledky dosažené metodou EMA se zohledněním transakčních nákladů 80	

Seznam příloh

Příloha 1 Zdrojový kód rozhodovacího modulu	94
Příloha 2 Zdrojový kód obchodního modulu	100

Příloha 1 Zdrojový kód rozhodovacího modulu

```
from typing import Any
import random

class SimlpeMovingAverage:
    def __init__(self, short_window: int, long_window: int) -> None:

        self.closing_prices = []
        self.short_window = short_window
        self.long_window = long_window
        self.previous_short = None
        self.previous_long = None
        self.before_equal = None

    def update_stock_data(self, closing_price: float) -> None:
        self.closing_prices.append(closing_price)

        if len(self.closing_prices) > self.long_window:
            self.closing_prices = self.closing_prices[1:]

    def calculate_moving_average(self, window_length: int) -> Any:

        if len(self.closing_prices) < window_length:
            pass
        else:
            simple_moving_average = (
                sum(self.closing_prices[-window_length:]) / window_length
            )
            return simple_moving_average

    def generate_trade_signal(self, closing_price: float) -> int:

        self.update_stock_data(closing_price)
        current_short_sma = self.calculate_moving_average(self.short_window)
        current_long_sma = self.calculate_moving_average(self.long_window)

        if self.previous_long == None or self.previous_short == None:
            self.previous_short = current_short_sma
            self.previous_long = current_long_sma
            return 0

        if current_short_sma == current_long_sma:
            if self.previous_short > self.previous_long:
                self.before_equal = "long"

            elif self.previous_short < self.previous_long:
```

```

        self.before_equal = "short"

        self.previous_short = current_short_sma
        self.previous_long = current_long_sma
        return 0

    if self.previous_short == self.previous_long:
        if self.before_equal == "long":
            if current_short_sma < current_long_sma:
                self.previous_short = current_short_sma
                self.previous_long = current_long_sma
                return -1

            else:
                self.previous_short = current_short_sma
                self.previous_long = current_long_sma
                return 0

        elif self.before_equal == "short":
            if current_short_sma > current_long_sma:
                self.previous_short = current_short_sma
                self.previous_long = current_long_sma
                return 1

            else:
                self.previous_short = current_short_sma
                self.previous_long = current_long_sma
                return 0
        else:
            return 0

    elif self.previous_short > self.previous_long:
        self.previous_long = current_long_sma
        self.previous_short = current_short_sma

        if current_short_sma < current_long_sma:
            return -1

        else:
            return 0

    elif self.previous_short < self.previous_long:
        self.previous_long = current_long_sma
        self.previous_short = current_short_sma

        if current_short_sma > current_long_sma:
            return 1

        else:

```

```

        return 0

    else:
        self.previous_long = current_long_sma
        self.previous_short = current_short_sma
        return 0

class ExponentialMovingAverage:
    def __init__(self, short_window: int, long_window: int) -> None:

        self.closing_prices = []
        self.short_window = short_window
        self.long_window = long_window
        self.previous_short = None
        self.previous_long = None
        self.before_equal = None

    def update_stock_data(self, closing_price: float) -> None:
        self.closing_prices.append(closing_price)

        if len(self.closing_prices) > self.long_window:
            self.closing_prices = self.closing_prices[1:]

    def calculate_moving_average(
        self, window_length: int, smoothing_factor: int = 2
    ) -> Any:

        weighting_coefficient = smoothing_factor / (window_length + 1)

        if window_length == self.short_window:
            previous_ema = self.previous_short

        else:
            previous_ema = self.previous_long

        if previous_ema == None:
            if len(self.closing_prices) < window_length:
                return None

            else:
                exponential_moving_average = (
                    sum(self.closing_prices[-window_length:]) /
window_length
                )

        else:
            current_closing_price = self.closing_prices[-1]

```



```

        exponential_moving_average = (
            current_closing_price * weighting_coefficient
            + previous_ema * (1 - weighting_coefficient)
        )

    return exponential_moving_average

def generate_trade_signal(self, closing_price: float) -> int:

    self.update_stock_data(closing_price)

    current_short_ema = self.calculate_moving_average(self.short_window)

    current_long_ema = self.calculate_moving_average(self.long_window)

    if self.previous_long == None or self.previous_short == None:
        self.previous_short = current_short_ema
        self.previous_long = current_long_ema
        return 0

    if current_short_ema == current_long_ema:
        if self.previous_short > self.previous_long:
            self.before_equal = "long"

        elif self.previous_short < self.previous_long:
            self.before_equal = "short"

        self.previous_short = current_short_ema
        self.previous_long = current_long_ema
        return 0

    if self.previous_short == self.previous_long:
        if self.before_equal == "long":
            if current_short_ema < current_long_ema:
                self.previous_short = current_short_ema
                self.previous_long = current_long_ema
                return -1

            else:
                self.previous_short = current_short_ema
                self.previous_long = current_long_ema
                return 0

        elif self.before_equal == "short":
            if current_short_ema > current_long_ema:
                self.previous_short = current_short_ema
                self.previous_long = current_long_ema
                return 1

```

```

        else:
            self.previous_short = current_short_ema
            self.previous_long = current_long_ema
            return 0
    else:
        return 0

elif self.previous_short > self.previous_long:
    self.previous_long = current_long_ema
    self.previous_short = current_short_ema

    if current_short_ema < current_long_ema:
        return -1

    else:
        return 0

elif self.previous_short < self.previous_long:
    self.previous_long = current_long_ema
    self.previous_short = current_short_ema

    if current_short_ema > current_long_ema:
        return 1

    else:
        return 0

else:
    self.previous_long = current_long_ema
    self.previous_short = current_short_ema
    return 0

class RandomAgent:
    def __init__(self, short_window: int, long_window: int) -> None:
        self.window = 0
        self.position = 0
        self.short_window = short_window
        self.long_window = long_window
        self.previous_short = None
        self.previous_long = None

    def generate_trade_signal(self, closing_price):

        if self.window == 0:
            self.window = random.randint(2, 100)

            if self.position == 1:

```

```
        self.position = -1
        return -1

    elif self.position == -1:
        self.position = 1
        return 1

    else:
        signal = random.choice([-1, 1])
        self.position = signal
        return signal
else:
    self.window -= 1
    return 0
```

Příloha 2 Zdrojový kód obchodního modulu

```
import alpaca_trade_api as tradeapi
from alpaca_trade_api import Stream
from alpaca_trade_api.common import URL
from KEYS import API_KEY, API_SECRET
import logging
import pandas as pd
import time
from algorithms import SimpleMovingAverage
import asyncio

logger = logging.getLogger(__name__)
trading_info = logging.getLogger("TRADING INFO")
file_handler = logging.FileHandler("trades.csv")
file_handler.setLevel(logging.INFO)
file_format = logging.Formatter("%(asctime)s,%(message)s")
file_handler.setFormatter(file_format)

trading_info.addHandler(file_handler)

class TradingAgent:
    def __init__(self, algorithm, stock_symbol: str):
        self.key_id = API_KEY
        self.secret_key = API_SECRET
        self.base_url = "https://paper-api.alpaca.markets"
        self.data_feed = "iex"
        self.algorithm = algorithm
        self.order_status = 0
        self.stock_symbol = stock_symbol

    def start_trading(self):
        logging.basicConfig(level=logging.INFO)
        stream = Stream(
            self.key_id,
            self.secret_key,
            base_url=URL(self.base_url),
            data_feed=self.data_feed,
        )

        api = tradeapi.REST(self.key_id, self.secret_key,
base_url=URL(self.base_url))

        def market_open():

            clock = api.get_clock()
            now = pd.Timestamp("now", tz="UTC")
```

```

next_open = clock.next_open.tz_convert("UTC")
time_to_open = int(pd.Timedelta(next_open - now).seconds / 60)
return time_to_open

def market_close():

    clock = api.get_clock()
    now = pd.Timestamp("now", tz="UTC")
    next_close = clock.next_close.tz_convert("UTC")
    time_to_close = int(pd.Timedelta(next_close - now).seconds / 60)
    return time_to_close

minutes_to_open = market_open()

while minutes_to_open > 1 and minutes_to_open < 1050:
    minutes_to_open = market_open()
    print(f"[+] {minutes_to_open} minutes to market open!")
    time.sleep(60)

async def handle_trade_updates(update):
    event_type = update.event
    side = update.order["side"]

    if event_type == "fill":
        if side == "buy":
            self.order_status += 1

        elif side == "sell":
            self.order_status -= 1

async def generate_orders(bar):

    minutes_to_close = market_close()
    closing_price = bar.close
    timestamp = bar.timestamp

    if minutes_to_close <= 10:
        if minutes_to_close == 10:
            api.cancel_all_orders()
            api.close_all_positions()
            print(
                f"[+] {minutes_to_close} minutes to market close.
Terminating all orders and positions"
            )
        elif minutes_to_close < 1:
            print(
                f"[+] {minutes_to_close} minutes to market close.
Terminating execution."
            )

```

```

        exit(0)
    else:
        print(f"[+] {minutes_to_close} minutes to market
close.")

    else:
        trade_signal =
self.algorithm.generate_trade_signal(closing_price)
        trading_info.info(f"{closing_price},{trade_signal},{timestam
p}")

        if trade_signal == 1:
            api.cancel_all_orders()
            api.close_all_positions()

            while self.order_status != 0:
                await asyncio.sleep(0.05)

            api.submit_order(self.stock_symbol, 1, "buy", "market")

        elif trade_signal == -1:
            api.cancel_all_orders()
            api.close_all_positions()

            while self.order_status != 0:
                await asyncio.sleep(0.05)

            api.submit_order(self.stock_symbol, 1, "sell", "market")

        stream.subscribe_bars(generate_orders, self.stock_symbol)
        stream.subscribe_trade_updates(handle_trade_updates)
        stream.run()

if __name__ == "__main__":
    algorithm = SimlpeMovingAverage(7, 32)
    stock = "TSLA"
    trading_agent = TradingAgent(algorithm, stock)
    trading_agent.start_trading()

```

ANOTAČNÍ ZÁZNAM

AUTOR	Bc. Lukáš Kubálek		
STUDIJNÍ PROGRAM/OBOR/SPECIALIZACE	Specializace Finance v mezinárodním podnikání		
NÁZEV PRÁCE	Implementace algoritmické obchodní strategie		
VEDOUCÍ PRÁCE	doc. Ing. Tomáš Krabec, Ph.D., MBA		
KATEDRA	KFU - Katedra financí a účetnictví	ROK ODEVZDÁNÍ	2022
POČET STRAN	104		
POČET OBRÁZKŮ	25		
POČET TABULEK	14		
POČET PŘÍLOH	2		
STRUČNÝ POPIS	<p>Diplomová práce se zabývá zkoumáním problematiky algoritmického obchodování na kapitálovém trhu z pohledu individuálního investora. Nejprve hodnotí pozici individuálního investora v komplexní mikrostrukturu kapitálového trhu a následně implementuje algoritmickou obchodní strategii, na jejímž základě hodnotí aplikovatelnost algoritmického přístupu k obchodování. Na základě podrobné analýzy tržní mikrostruktury práce dochází k závěru, že individuální investor se nachází ve velmi nevýhodné pozici, protože získává stejné informace pomaleji než ostatní tržní účastníci. Tento závěr je podpořen výsledky velkého množství simulací implementované algoritmické obchodní strategie založené na křížení klouzavých průměrů. Transakční náklady v důsledku časové prodlevy mezi učiněním obchodního rozhodnutí a vypořádáním transakce jsou tak významné, že obchodní strategie není profitabilní ani ve zcela idealizované situaci.</p>		
KLÍČOVÁ SLOVA	algoritmické obchodování, individuální investor, transakční náklady, payment for order flow, fundamentální analýza, technická analýza		

ANNOTATION

AUTHOR	Bc. Lukáš Kubálek		
FIELD	Specialization Corporate Finance in International Business		
THESIS TITLE	Implementation of an algorithmic trading strategy		
SUPERVISOR	doc. Ing. Tomáš Krabec, Ph.D., MBA		
DEPARTMENT	KFU - Department of Finance and Accounting	YEAR	2022
NUMBER OF PAGES	104		
NUMBER OF PICTURES	25		
NUMBER OF TABLES	14		
NUMBER OF APPENDICES	2		
SUMMARY	<p>The focus of the thesis is to research algorithmic trading in capital markets from the point of view of an individual investor. The position of an individual investor is evaluated with respect to the complex microstructure of capital markets and an algorithmic trading strategy is implemented in order to assess the applicability of the algorithmic approach to trading. Based on a detailed analysis of the market microstructure it is concluded that an individual investor is at a significant disadvantage compared to other market participants because he receives the same information but with a significant delay. This conclusion is supported with evidence from a large number of trading simulations of an algorithmic trading strategy based on a moving average crossover. The observed transaction costs due to latency are so significant that the implemented strategy is not profitable even under idealized circumstances.</p>		
KEY WORDS	algorithmic trading, individual investor, transaction costs, payment for order flow, fundamental analysis, technical analysis		