

SHLUKOVÁ ANALÝZA SKOKŮ NA KAPITÁLOVÝCH TRŽÍCH

DOI: 10.18267/j.polek.1059

Jan Hanousek, Evžen Kočenda, Jan Novotný*

Abstract

Cluster Analysis of Jumps on Capital Markets

We analyze the behavior and performance of multiple price jump indicators across capital markets and over time. By using high-frequency we perform cluster analysis of price jump indicators that share similar properties in terms of their performance in that they minimize Type I and Type II errors. We show that clusters of price jump indicators do not exhibit equal size. Clusters are stable across stock market indices and time. Detected numbers of price jumps are also stable over time. The recent financial crisis does not seem to affect the overall jumpiness of mature or emerging stock markets. Our results support the stress testing approach of the Basel III. Accords in that the jump component of the volatility process does not need to be treated separately for the purpose of stress testing.

Keywords: price jumps measures; nonparametric testing; cluster analysis; financial econometrics; Basel agreements

JEL Classification: C14, C58, F37, G15, G17

Úvod a přehled literatury

Časové řady generované finančními trhy obsahují nespojitosti ve vývoji cen – cenové skoky – jak dříve popsal Press (1967) a nověji Cont (2001). Z empirického pohledu cenové skoky představují náhlé změny v ceně během krátkého časového intervalu. Ve finanční literatuře se často využívá dekompozice volatility na bílý šum (gaussovská složka představující difuzní proces) a cenové skoky. Právě cenové skoky odpovídají velkému množství tržních jevů, které nemohou být spojeny s gaussovským rozdělením. Současná finanční literatura upozorňuje, jak je důležité odhadovat a pracovat s cenovými skoky,

* **Jan Hanousek** (jan.hanousek@cerge-ei.cz), CERGE-EI, Charles University and the Czech Academy of Sciences, Prague, Czech Republic; The William Davidson Institute, Michigan; a CEPR, London; **Evžen Kočenda** (evzen.kocenda@fsv.cuni.cz), Institute of Economic Studies, Charles University; Institute of Information Theory and Automation, Czech Academy of Sciences, Prague, Czech Republic; CESifo, Mnichov; IOS, Regensburg; The William Davidson Institute, Michigan; Euro Area Business Cycle Network; **Jan Novotný** (Jan.Novotny.1@city.ac.uk), Cass Business School, City University London, United Kingdom; CERGE-EI, Prague, Czech Republic. Děkujeme za cenné připomínky třem anonymním oponentům a účastníkům několika prezentací. Tento výzkum byl podpořen granty GAČR č. P402/12/G097 – DYME (E. Kočenda, J. Novotný) a 14-27047S (J. Hanousek). Veškeré chyby jsou naše vlastní.

protože jejich přítomnost může mít vážné důsledky pro řízení rizik a oceňování aktiv (Arshanapalli *et al.*, 2013; Carra a Wu, 2010; Caporin *et al.*, 2011), a český finanční trh není v této oblasti žádnou výjimkou (Witzany, 2013). Zároveň však je identifikace cenových skoků zásadním problémem vzhledem ke specifikaci modelu. I přes velké množství metod a indikátorů pro identifikaci cenových skoků nedochází ke shodě při jejich použití (viz Dumitru a Urga, 2012).

V tomto článku komplexně analyzujeme chování různých indikátorů cenových skoků aplikovaných na vysokofrekvenční data z kapitálových trhů. Náš přínos se dá shrnout takto: Identifikujeme shluky indikátorů z hlediska jejich výkonnosti a analyzujeme jejich chování napříč trhy a v průběhu času. Ukazujeme vysoký stupeň stability výkonnosti indikátorů. Na rozdíl od obecného názoru také prokazujeme, že finanční krize v letech 2007–2008 neovlivnila celkovou skokovost na vyspělých a ani na rozvíjejících se kapitálových trzích.¹ Naše výsledky také podporují důležitost zátěžových testů dle Basilejských dohod III.

Identifikace cenových skoků je důležitá z několika zásadních důvodů. Za prvé, cenové skoky by měly být zahrnuty do finančních modelů, jak je uvádí Merton (1976) nebo Andersen *et al.* (2002). Navzdory tomu, že většina standardních modelů pro oceňování aktiv předpokládá spojitý vývoj cen (Andersen *et al.* 2007), objevují se již první implementace a diskuse o použití cenových skoků pro správné posouzení rizika (viz Nyberg a Wilhelmsson, 2009). Chernov *et al.* (2003) dále ukazují, že modely s difuzními skoky jsou lepší než čisté difuzní procesy. Za druhé, cenové skoky jsou potenciálně důležité pro zátěžové testy. Doposud jsou však postupy zátěžových testů podle posledních Basilejských dohod primárně zaměřeny na kovarianční matice zaknihovaných aktiv, zatímco implicitní role extrémních negausovských událostí, jako jsou cenové skoky, nebyla dosud důkladně zvažena (viz Nyberg a Wilhelmsson, 2009). I přesto byly zátěžové testy prováděny ve větší míře než dříve. Za třetí, na identifikaci cenových skoků byla zaměřena další pozornost při nedávné finanční a hospodářské krizi, která silně ovlivnila rozvinuté i rozvíjející se finanční trhy.² V tomto smyslu se Beirne *et al.* (2009) zaměřují na vliv krize na přelévání volatility a Hanousek *et al.* (2014) ukazují, že jednotlivé kapitálové trhy vykazují rozdíly v intenzitě cenových skoků před a během evropské dluhové krize, zatímco volatilita intenzity cenových skoků je v obou obdobích stejná. Hanousek a Novotný (2014) pak dále diskutují případnou potřebu odrazit tyto efekty do regulačních pravidel.

Cenové skoky se identifikují pomocí různých technik za různých předpokladů, které přinášejí různé výsledky. Obecně je cenový skok definován jako cenový pohyb, který vybočuje z normálního chování. To je pravděpodobně důvod, proč v literatuře nedochází ke shodě ohledně optimality jednotlivých indikátorů (viz Dumitru a Urga, 2012). Na problém řádné identifikace nedávno upozornilo několik studií, které hodnotí indikátory cenových skoků pomocí metody Monte Carlo (Theodosiou a Žikeš, 2011; Bajgrowicz a Scaillet, 2011; Dumitru a Urga, 2012; Hanousek *et al.*, 2012; Vortelinos a Thomakos, 2013). I rozsáhlé studie metody Monte Carlo však stále nedokáží celý problém průkazně

1 Toto je nutné vnímat v kontextu stále se více integrujících trhů. U rozvíjejících se akciových trhů například Baumohl (2014) potvrzuje jejich zvyšující se integraci v rámci visegrádského prostoru.

2 Skoky nejsou jen dominantou krizí. Například intervence ČNB na devizových trzích v listopadu 2013 vyvolala skokovou odezvu napříč finančním sektorem, avšak neměla vážný odpad na akciový trh.

vyřešit. Specifické indikátory a strategie pro identifikaci cenových skoků a jejich využití v modelech posuzování rizik se však již přesto objevily.

V tomto článku nebudeme hodnotit přesnost identifikace cenových skoků, ale chceme analyzovat, do jaké míry identifikační vlastnosti indikátorů cenových skoků zůstávají stabilní v čase vzhledem k různosti trhů, období s různou úrovní finančních problémů a vzhledem k různým indexům. Hlavní motivací jsou nedostatky empirických testů indikátorů cenových skoků. Chceme tedy zkoumat, co mají různé identifikační techniky společného a zda jsou nalezené vazby stabilní.

Struktura článku je následující: Ve 2. kapitole uvádíme čtyři skupiny indikátorů skoků, shrnujeme jejich vlastnosti a formálně definujeme shluky včetně vhodných algoritmů. Ve 3. kapitole popisujeme používaná data. Empirická aplikace na vysokofrekvenční indexy kapitálových trhů je popsána ve 4. kapitole, za kterou následuje závěr.

2. Metodologie: výkonnost indikátorů cenových skoků a shluková analýza

V naší analýze postupujeme následovně: Za prvé, popisujeme skupinu indikátorů cenových skoků popsanych v literatuře a diskutujeme jejich známou relativní výkonnost na základě podrobné analýzy obsažené v Hanousek *et al.* (2012). Za druhé, formálně zavádíme metodiku shluků pro studium relativní vzájemné výkonnosti indikátorů cenových skoků za použití reálných dat. Shluky jsou definovány jako skupiny indikátorů cenových skoků vykazující podobnou přesnost detekce. Pro definici shluku je třeba definovat míru podobnosti, přičemž v našem případě jsme zvolili stejný počet detekovaných skoků během daného časového období. Nakonec popisujeme, jak posoudit výkonnost indikátorů cenových skoků mezi sebou.

2.1 Indikátory cenových skoků

Používáme 14 různých specifikací indikátorů cenových skoků, které jsou rozděleny do čtyř skupin na základě teoretických principů. V tabulce 1 uvádíme tyto indikátory spolu s citacemi článků, které je popisují. U všech indikátorů je čas měřen ve stejných časových krocích s pětiminutovou frekvencí. Podrobnosti indikátorů, včetně jejich definic, uvádíme v technickém appendixu.

Skupina indikátorů č. 1 detekuje jako cenové skoky takové cenové pohyby, které jsou extrémně velké v porovnání s dlouhodobým chováním ceny. Jako cenové skoky jsou tak identifikovány jen ty nejextrémnější pohyby. Skupina indikátorů č. 2 je založena na použití dvoumocných variací, jejichž cílem je odhadnout lokální volatilitu cenových pohybů s odfiltrovanými skoky a poté posoudit, zda je dotyčný cenový pohyb v souladu s lokální variací, nebo jde o extrémní pohyb, a tudíž skok. Skupina indikátorů č. 3 je postavená na swap rozptylech, které mají za cíl odhadnout lokální volatilitu bez skoků a přitom odfiltrovat vnitrodenní variaci ve volatilitě. Poslední skupina indikátorů č. 4 je postavena na statistických financích, kdy se cenový skok identifikuje na základě škálovacích vlastností distribuce cenových výnosů, zejména pak funkčních vlastností chvostů distribucí.

Výběr indikátorů je proveden z několika hledisek. Za prvé, různorodost indikátorů cenových skoků shrnutých v tabulce 1 zahrnuje velké množství hlavních teoretických principů, z nichž jsou odvozeny asymptotické vlastnosti těchto indikátorů. Za druhé, zvolený výběr indikátorů cenových skoků zjevně není natolik vyčerpávající, aby zahrnoval všechny možné indikátory popsane v literatuře. Zvolená množina obsahuje širokou

řadu indikátorů s různou parametrickou specifikací a bohatou škálou používaných metod k určení cenových skoků.³

Tabulka 1 | Krátký popis a zařazení použitých indikátorů cenových skoků do skupin

Skupina	Číslo	Popis	Reference
1. Indikátory založené na centilech	1.	Centily: Cenový skok je identifikován jako výnos pod 0,5 centilem nebo nad 99,5 centilem. Centily jsou vypočítané pro celý soubor.	Mancini (2009) Ait-Sahalia a Jacod (2009 a, b)
	2.	Blokové centily: Cenový skok je identifikován jako výnos pod 0,5 centilem nebo nad 99,5 centilem. Každý obchodní den je rozdělen na 15minutové bloky a centily jsou vypočítané zvlášť pro každý blok.	
2. Indikátory založené na dvoumocných variacích	3.	$Z_{R,t,TP}$ -statistika s 99% konfidenčním intervalem (CI) a délkou klouzavého okénka $n = 60$	Barndorff-Nielsen a Shephard (2004, 2006), Lee a Mykland (2008), Boudt <i>et al.</i> (2011)
	4.	$Z_{R,t,TP}$ -statistika s 99% CI a $n = 120$	
	5.	Rozšířená $Z_{R,t,TP}$ -statistika s 99% CI a $n = 60$	
	6.	Rozšířená $Z_{R,t,TP}$ -statistika s 99% CI a $n = 120$	
	7.	ξ - statistika s 99% CI a $n = 60$	
	8.	ξ - statistika s 99% CI a $n = 120$	
3. Indikátory založené na swap rozptylech	9.	JO_{Ratio} - statistika s 99% CI a $n = 60$	Jiang a Oomen (2008)
	10.	JO_{Ratio} - statistika s 99% CI a $n = 120$	
	11.	Rozšířená JO_{Ratio} - statistika s 99% CI a $n = 60$	
	12.	Rozšířená JO_{Ratio} - statistika s 99% CI a $n = 120$	
4. Indikátory založené na statistických financích	13.	Index cenového skoku, jenž je identifikován jako výnos s $p_{ji} > 4$ a $n = 120$.	Bouchaud <i>et al.</i> (2004), Joulin <i>et al.</i> (2008)
	14.	Index cenového skoku, jenž je identifikován jako výnos s $p_{ji} > 4$ a $n = 420$.	

Poznámka: Formální specifikace a technické detaily jednotlivých indikátorů souhrně podávají Hanousek *et al.* (2012).

Zdroj: vlastní výpočty

3 Kromě indikátorů využívajících konceptu realizované volatility, centilů nebo statistických financí je vhodné zmínit rovněž bayesovské metody identifikace skoků představující významný proud v této oblasti. Bayesovské metody na rozdíl od uvedených neparametrických metod umožňují zcela exaktní vyjádření bayesovské pravděpodobnosti podmíněné pozorovanými daty a modelem. Přesnost těchto odhadů bayesovských pravděpodobností ale na druhé straně závisí na zvolené empirické metodě a její implementaci, např. na konkrétní Markov Chain Monte Carlo (MCMC) simulaci. Z relevantní literatury, například Eraker *et al.* (2003) a Eraker (2004), přinášejí bayesovské identifikace skoků na základě denních dat. Dále Witzany (2013) a Fičura a Witzany (2015) ukazují, že frekvence identifikovaných skoků je výrazně ovlivněna nejen volbou modelu (konstantní volatilita, stochastická volatilita, pravděpodobnostní rozdělení difuzních inovací atd.), ale i volbou frekvence dat. Nakonec Stroud a Johannes (2014) používají efektivní MCMC algoritmus pro odhad modelu se stochastickou volatilitou a skoky ve výnosech i volatilitě na základě 5minutových vysokofrekvenčních dat. Autoři prokazují významnou predikční superioritu tohoto modelu v porovnání s modely založenými na metodách GARCH nebo na realizované volatilitě.

Naším účelem je tedy provést výběr založený na optimalizaci s ohledem jak na sílu, tak na velikost testu – tento koncept popisujeme v následující sekci 2.2.

2.2 Výkonnost indikátorů skoků ve studiích Monte Carlo: silová a velikostní optimalita

Různorodost indikátorů cenových skoků nás staví před otázku, který z nich nám umožňuje nej přesněji identifikovat cenový skok. Pro zodpovězení této otázky používáme koncept síly a velikosti, který byl pro případ indikátorů cenových skoků diskutován například v Lee a Mykland (2008) a nedávno v Dumitru a Urga (2012) nebo Hanousek *et al.* (2012). Níže vysvětlujeme tento použitý přístup.

První porovnávací kritérium se týká síly testu. Optimalizace vzhledem k síle testu znamená maximalizovat počet správně identifikovaných cenových skoků bez penalizování chybné identifikace. V simulační studii Hanousek *et al.* (2012) ukázali, že nejvýkonnějším indikátorem cenových skoků byl indikátor č. 1 založený na centilech (viz tabulka 1), odvozený v Mancini (2009) a Ait-Sahalia a Jacod (2009 a, b). Tento indikátor dominoval téměř ve všech simulovaných případech.

Druhé srovnávací kritérium se týká velikosti testu. Optimalizace vzhledem k velikosti znamená minimalizovat chybné indikování cenových skoků, ke kterým ve skutečnosti nedošlo. V simulační studii Hanousek *et al.* (2012) ukázali, že nejvýkonnějším indikátorem byl indikátor č. 8 (viz tabulka 1), odvozený v Lee a Mykland (2008) a založený na ζ -statistice s 99% konfidenčním intervalem a $n = 120$. Dále analýza ukázala, že i verze indikátoru s časovým oknem $n = 60$ (indikátor č. 7) je výkonná, protože tyto dvě statistiky byly v mnoha případech statisticky neodlišitelné.

Intuitivní pochopení těchto indikátorů cenových skoků může být využito z pohledu účastníků trhu s jednostrannou expozicí vůči cenovým skokům. Za prvé, silově optimální indikátory cenových skoků jsou vhodné pro účastníka, který je vystaven cenovým skokům bez pozitivního výsledku. Takový účastník raději odhadne všechny cenové skoky a nestará se o falešnou identifikaci. Takový typ expozice platí například pro regulátora trhu, který si klade za cíl porozumět dynamice tržních šoků. Zde jsou konzervativnost a opatrnost žádoucí, a proto je třeba určit co nejvíce skoků bez ohledu na falešnou identifikaci. Podobně i riziková manažerů mají tendenci k nadměrnému zajištění proti riziku během období zveřejňování zpráv, neboť přílišné riskování by je mohlo připravit o práci, na rozdíl od ignorování možných zdrojů rizik.

Za druhé, velikostně optimální indikátory cenových skoků jsou vhodné pro účastníky trhu, kteří mají opačnou užitkovou funkci. Příkladem jsou obchodníci, kteří provedou určitou obchodní strategii jako důsledek identifikace. Pro tuto strategii je třeba identifikovat co nejvíce cenových skoků, na druhou stranu však kvůli transakčním nákladům a rizikovému profilu by obchodník neměl otevírat pozice po detekci falešných signálů. Obchodník by tak svou strategii měl založit na identifikaci cenových skoků pomocí velikostně optimálních indikátorů.

Výše uvedené optimální indikátory cenových skoků č. 1 a 8 proto mohou sloužit jako přirozený srovnávací základ pro empirické analýzy. Detekují-li totiž jiné indikátory cenových skoků pro daný soubor stejný (správný) počet cenových skoků jako tyto dva srovnávací indikátory, mají podobnou sílu a velikost. V praxi je těžké dosáhnout optimality vzhledem k oběma kritériím, a proto dvojice optimálních indikátorů slouží jako referenční body.

2.3 Metodologie shlukování

Porovnávání relativní výkonnosti indikátorů cenových skoků na reálných datech je obtížný úkol, protože neznáme specifické vlastnosti skutečných procesů generujících data. Vhodnou neparametrickou metodou pro hodnocení relativní výkonnosti indikátorů skoků na reálných datech je však metoda shlukování. Shluky (clusters) neboli skupiny indikátorů cenových skoků, které se chovají podobně, pokud jde o detekci skoku, lze považovat empiricky za sobě blízké a každá analýza pomocí členů stejného shluku by měla poskytovat podobné, nebo dokonce shodné výsledky. Konkrétně, jsou-li dva indikátory cenového skoku členy stejného shluku, a proto mají podobnou přesnost detekce, počty a načasování indikovaných cenových skoků by měly být v obou případech podobné.

Pro potřeby naší analýzy označme $x_{i,j}^{(t)}$ jako pozorovaný počet identifikovaných cenových skoků pro indikátor i pro index kapitálového trhu j v měsíci t . Taková klasifikace dat nám umožňuje studovat tvorbu shluků ve třech dimenzích: čas, index kapitálového trhu a indikátor cenových skoků, což nám umožňuje explicitně zkoumat stabilitu nalezených shluků. V našem případě předpokládáme, že se struktura dat/shluků může v čase měnit, proto budeme provádět danou shlukovou analýzu v každém měsíci.

Rozhodující charakteristikou pro tvorbu shluků je míra podobnosti, kterou volíme dle Kaufmana a Rousseeuwa (1990) a která je definována jako matematická míra s vhodnými vlastnostmi ve vztahu k souboru dat. V našem případě používáme standardní euklidovskou vzdálenost definovanou pro dva n -rozměrné vektory x_i a x_j jako

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{l=1}^n (x_i^{(l)} - x_j^{(l)})^2}. \quad (1)$$

Takto definovaná vzdálenost nám pak umožní říci, nakolik jsou si dané objekty podobné. V praxi by jakákoli L -norma byla vhodným kandidátem na měření vzdálenosti (podobnosti) mezi objekty.

Jako algoritmus pro tvorbu shluků používáme standardní hierarchickou aglomerativní metodu, založenou na spojování pomocí průměru rekurzivní algoritmem podle Lanceho a Williamsona (1967). Jedná se o spojovací metodu, která začíná krokem, kdy pozorování každé proměnné tvoří samostatný shluk. V každém kroku je tvořen nový shluk připojením právě jednoho páru shluků vytvořených v předcházejícím kroku, a to takového, kde shluky jsou si co nejpodobnější, tedy mají nejmenší vzájemnou vzdálenost. Na základě zastavovací podmínky uvažujeme v naší analýze pět shluků; jelikož se počet shluků může měnit v závislosti na zastavovací podmínce (viz Kaufman a Rousseeuw, 1990), provedli jsme kontrolu robustnosti – další podrobnosti viz sekce 4.1.

3. Data

Používáme data z databáze Bloomberg pro devět indexů kapitálových trhů s pětminutovou frekvencí pro období od ledna 2007 do prosince 2013 a šest indexů rozvinutých kapitálových trhů pro následující země: Japonsko (index NKY), Německo (index DAX), Francie (index CAC), Velká Británie (index FTSE100 UKX) a USA (S & P 500 index SPX a Dow Jones Industrial Average index INDU). Dále používáme tři indexy rozvíjejících se kapitálových trhů v těchto zemích: Česká republika (PX index), Polsko

(WIG index) a Maďarsko (BUX index). Náš datový soubor je tak tvořen širokou škálou různých akciových indexů, zahrnující jak vyspělé, tak rozvíjející se trhy, trhy s rozdílnou mikrostrukturou a úrovní předpisů, a dokonce i burzy, které mají i nemají pravidelné polední přestávky.⁴

Data jsou pro naši studii zpracována následujícím způsobem: Pro každý index kapitálového trhu bereme v potaz poslední cenu dostupnou pro každou pátou minutu. Uvažujeme pouze ceny v pravidelných obchodních hodinách, které odrážejí hlavní obchodní aktivitu. Pak pro každý časový krok konstruujeme časovou řadu logaritmických výnosů definovaných jako $r_t = \log(P_t / P_{t-1})$. Nakonec spojujeme logaritmické výnosy sestavené pro každý obchodovací den do jedné spojité časové řady, čímž odstraňujeme výnosy mezi dvěma obchodními dny (over-night returns).⁵

4. Výsledky a ekonomická aplikace

4.1 Indikátory cenových skoků

Pro odhad počtu cenových skoků za kalendářní měsíc v souboru je třeba udělat dvě úpravy. Za prvé, pro indikátory cenových skoků založené na centilech (č. 1 a 2) potřebujeme jisté období pro odhad centilů. Za tímto účelem používáme kalendářní čtvrtletí, a proto pro každé čtvrtletí platí stejná úroveň centilů použitá pro konstrukci prahů cenových skoků. Za druhé, zbývající indikátory skoků vyžadují určitý historický časový úsek pro odhad statistik cenových skoků. Je tedy třeba vyřešit otázku, jaké počáteční momenty budou použity pro každý měsíc. Za účelem odhadu statistik cenových skoků na začátku každého měsíce a možnost identifikace skoku již na začátku měsíce tak používáme jistou část předchozího měsíce.

4.2 Shlukování indikátorů cenových skoků: indexy kapitálových trhů

Za použití naší metodologie popsané v 2. kapitole jsme schopni analyzovat vytváření shluků ve třech dimenzích, které jsou: čas, indexy kapitálových trhů a indikátory cenových skoků. V rámci naší analýzy vytváříme pět shluků, které charakterizujeme níže a v závorce uvádíme počet a typ indikátorů skoků v daných shlucích:

- 4 Kapitálové trhy ve středoevropském regionu se vzhledem k rozvinutým trhům vyznačují menší likviditou a menší tržní kapitalizací. V otázce cenové efektivity Hanousek a Kočenda (2011) ukazují, že během let 2004–2007 transakce na všech třech trzích, které studujeme v tomto článku, jsou značně ovlivněny jak interakcemi a vazbami ve vývoji cen akcií mezi jednotlivými trhy, tak makroekonomickými zprávami na rozvinutých trzích. Středoevropské trhy tedy nejsou v tomto smyslu efektivní z hlediska klasické definice tržní efektivity. K podobnému závěru dochází také Hájek (2007) při analýze pomocí testu poměru rozptylů (variance ratio test) středoevropských trhů v letech 1995–2005 s tím rozdílem, že maďarský trh je možné považovat za efektivní. A i když je polský trh v lepší pozici než český, oba trhy efektivní nejsou. Pozdější období (2000–2011) široce analyzují Křišťoufek a Vošvrda (2012), kteří zkoumají tržní efektivitu ve velké řadě zemí za pomoci metod fraktální dimenze, Hurstova exponentu (dlouhé paměti procesu) a entropie. Z pohledu středoevropského regionu ukazují, že relativně efektivními jsou polský a maďarský kapitálový trh; český trh zaostává, i když je efektivnější než slovenský.
- 5 Je patrné, že změna ceny přes noc či přes víkend obsahuje sama o sobě důležité informace, neboť některá oznámení, např. obchodní výsledky, jsou oznamovány mimo obchodní hodiny. Naše metodologie ale vyžaduje, abychom brali cenový pohyb v úvahu relativně vůči stejnému časovému období, a tudíž s cenovými pohyby mimo standardní obchodní hodiny nepracujeme.

Shluk 1 (8): typ II – optimální indikátory

Většina testovaných indikátorů (č. 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, a 14)

Shluk 2 (2): typ I – optimální indikátory – založené na centilech

Indikátory cenových skoků založené na výnosech přesahujících prahy založené na centilech (č. 1 a 2)

Shluk 3 (2): indikátory vyšších momentů

Indikátory cenových skoků založené na $Z_{RJ, TP}$ statistice s oběma časovými okny (č. 3 a 4)

Shluk 4 (1): indikátor vyšších momentů s krátkou pamětí

Indikátor cenových skoků založený na $Z_{RJ, TP}$ statistice s použitím krátké paměti (č. 5)

Shluk 5 (1): indikátor vyšších momentů s dlouhou pamětí

Indikátor cenových skoků založený na $Z_{RJ, TP}$ statistice s použitím dlouhé paměti (č. 6)

Tabulka 2 | Shluky indikátorů cenových skoků pomocí průměrů za rok

Č.	Rozvinuté trhy			Evropské trhy			Rozvíjející se CEE trhy			GC
	INDU	SPX	NKY	CAC	DAX	UKX	BUX	PX	WIG	
1	2 2 2 2	2 2 1 2	2 2 1 1	2 2 1 2	2 2 1 1	2 2 2 3	1 2 2 1	1 2 1 1	2 1 1 1	2
2	2 2 2 2	2 2 1 2	2 2 1 1	2 2 1 2	2 2 1 1	2 2 2 3	1 2 2 1	1 2 1 1	2 1 1 1	2
3	3 3 3 3	3 3 3 3	3 3 3 2	3 3 3 3	3 3 3 3	3 3 3 4	3 3 3 3	3 3 3 3	3 3 3 3	3
4	3 3 3 3	3 3 3 3	3 3 2 3	3 3 2 3	1 3 2 2	3 3 3 4	2 3 3 3	2 2 1 2	3 2 2 2	3
5	4 4 4 4	4 5 4 4	4 5 4 4	4 4 4 4	5 5 5 4	5 4 4 5	4 5 5 5	5 5 5 5	4 4 5 5	4
6	5 5 5 5	5 4 5 5	5 4 5 5	5 5 5 5	4 4 4 5	4 5 5 5	5 4 4 4	4 4 4 4	5 5 4 4	5
7	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 2 2	1 1 1 2	1 1 2 2	3 2 2 2	2 1 1 1	1
8	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 2	1 1 1 2	1 1 1 2	2 2 1 2	1 1 1 1	1
9	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 3 1 1	1 1 2 1	1 2 1 2	2 1 1 1	1
10	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1
11	1 1 2 1	1 1 2 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 3 1 1	1 3 1 1	1 1 2 3	2 2 1 2	2 1 1 1	1
12	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1
13	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 2	1 1 1 2	1 1 2 2	2 2 1 2	2 1 1 1	1
14	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 2	1 1 1 2	1 1 2 2	2 2 1 2	2 1 1 1	1

Poznámka: Tabulka ukazuje shluky měsíčních počtů odhadnutých cenových skoků pro každý kapitálový trh (2007–2013) s tím, že poslední sloupec se nemění a odpovídá časovému období let 2010–2013. Pro každý rok jsou shluky uspořádány podle průměrného počtu cenových skoků za měsíc, který udávají. GC označuje globální shluk pro všechny indexy kapitálových trhů. Pro každý index akciového trhu jsme vypočetli shluky založené na spojování pomocí průměru se standardní euklidovskou vzdáleností pro 14 měsíčních časových řad odhadnutých cenových skoků odpovídajících jednotlivým indikátorům cenových skoků. Nakonec jsme vypočetli shluky pro všechny indexy kapitálových trhů dohromady. Například první záznam pro INDU—2 2 2 2—znamená, že indikátor č. 1 aplikovaný na data pro Dow Jones Industrial Average index spadá v roce 2007 do shluku č. 2, v roce 2008 do shluku č. 2, v roce 2009 do shluku č. 2 a v letech 2010–2013 do shluku č. 2. Indikátor č. 2, aplikovaný na všechny indexy kapitálových trhů, spadá do shluku č. 2.

Seznam zkratk: INDU – Dow Jones Industrial Average index; USA; SPX – S&P 500 index; USA; NKY – Nikkei index, Japonsko; CAC – CAC 40 index, Francie; DAX – DAX 30 index, Německo; UKX – FTSE 100 index, UK; BUX – BUX index, Maďarsko; PX – PX index, Česká republika; WIG – WIG index, Polsko

Zdroj: vlastní výpočty

Pro shlukovou analýzu indexů kapitálových trhů používáme datový soubor obsahující pro každý index a každý indikátor cenových skoků časovou řadu odhadnutého počtu cenových skoků za měsíc. Dále jsme shluky uspořádali podle střední hodnoty počtu cenových skoků, které udávají. Například shluk č. 1 udává v průměru méně cenových skoků za měsíc než shluky č. 2–5.

Pro ověření robustnosti jsme také měnili velikost zastavovací podmínky a analyzovali různé počty shluků. Konkrétně jsme odhadovali výsledky pro případy utváření 4 a 6 shluků indikátorů. Shluk č. 1 zůstal pro tyto dvě alternativní specifikace nezměněn. Shluky č. 4 a 5 se v případě zastavovací podmínky 4 shluků spojily dohromady. Naopak, shluk č. 3 byl v případě zastavovací podmínky 6 shluků rozdělen do dvou menších shluků. Kvalitativní výsledky zůstaly obecně stejné, detaily jsou dostupné na vyžádání.⁶

4.3 Globální shlukování

Jak bylo uvedeno výše, shlukovací algoritmus používáme pro tvorbu shluků indikátorů cenových skoků pro každý index kapitálového trhu a v celé časové řadě. Tabulka 2 uvádí přehled shlukové analýzy podle akciových indexů a pro každý rok. Vedle toho ještě poskytuje celkový pohled na shluky založených na základě agregování všech indexů a let dohromady. Na základě rozdělení shluků uvedeného v části 4.2 mohou být provedena následující pozorování. Za prvé, agregátní analýza (sloupec GC) ukazuje, že existuje velký shluk č. 1, který obsahuje více než polovinu indikátorů cenových skoků použitých ve studii. Z hlediska počtu zjištěných skoků se zdá, že indikátory ve shluku č. 1 se chovají stejným způsobem jako optimální indikátor (č. 8, viz část 2.2) vzhledem ke kritériím založeným na chybách I. a II. druhu. Tato podobnost v počtu zjištěných skoků nicméně neznamená, že indikátory detekují stejné skoky. Toto zjištění naznačuje, že existuje stabilní podmnožina indikátorů cenových skoků, které se zdají být optimální. Poskytují odhadovaný počet cenových skoků blízký počtu označenému optimálním indikátorem (č. 8).

4.4 Stabilita shluků v čase

V dalším kroku odpovídáme na otázku, zda je složení shluků indikátorů stabilní v čase. Tabulka 2 proto obsahuje odhad shluků pro každý rok v období let 2007–2013. Předpokládali jsme, že shlukovací algoritmus je při rozdělení na roky stabilní sám o sobě a že případný rozdíl ve složení odhadovaných shluků je dán změnou procesu generujícího data v čase. Tento předpoklad se jeví jako rozumný, protože kvalitativní výsledky získané pro různé pevné počty shluků jsou identické. Dále zaměřujeme naši pozornost na dva roky, které byly zvláště významné z hlediska ekonomického vývoje: 2007 a 2009. Pokud jde o náš datový soubor, lze rok 2007 považovat ještě za období finanční stability. Na druhé straně rok 2009 je rokem finanční a následné hospodářské krize. Rok 2008 je obecně považován za problémový v porovnání s rokem 2007, avšak vzhledem k tomu, že finanční krize naplno propukla až po pádu banky Lehman Brothers 15. září 2008, lze za skutečně problematické období

6 V naší analýze se nezabýváme událostmi generujícími cenové skoky, které nejsou zcela fundamentální. Jelikož pracujeme s indexy kapitálových trhů, tak například efekt změny ceny v okamžiku rozhodného data pro výplatu dividendy (cena akcie v tomto okamžiku skokově poklesne o výši dividendy) se u jednotlivých akcií odfiltrují na úrovni indexu. Rovněž neuvažujeme změny struktury indexu či různý počet zastoupených akcií v jednotlivých indexech apod. Je to proto, že se jedná o jevy vyskytující se sporadicky, a případné skoky z nich vyplývající by neměly zásadní vliv na naše výsledky.

považovat až rok 2009. Formálně pak rozdíl mezi roky 2007 a 2009 testujeme za použití Stuart-Maxwellovy statistiky implementované jako test symetrie hodnot uvedených v kontingenční tabulce 3. Stuart-Maxwellova testovací statistika je asymptoticky rovna a nabývá hodnoty 4,41. To odpovídá p -hodnotě 0,22, což znamená, že nemůžeme zamítnout nulovou hypotézu, že tabulka je symetrická. Vidíme tak, že velikost shluků zůstává stejná a že i přes mírné přesuny shluky zůstávají stabilní navzdory finanční krizi.

Tabulka 3 | Kontingenční tabulka shlukování pro léta 2007 a 2009 (porovnání období před krizí a během krize)

2007/2009	1	2	3	4	5
1	56	11	0	0	0
2	20	4	1	0	0
3	0	4	12	0	0
4	0	0	0	6	3
5	0	0	0	3	6

Poznámka: Tabulka zachycuje přesouvání indikátorů cenových skoků mezi shluky pro všechny indexy kapitálových trhů mezi dvěma roky: 2007 (období se stabilními trhy) a 2009 (období, kdy se plně rozvinula finanční krize). Každý záznam udává počet případů, kdy indikátor cenového skoku pro daný index akciového trhu byl v roce 2007 ve shluku, jehož číslo udává číslo řádku, a v roce 2009 ve shluku, jehož číslo udává číslo sloupce. Například 56 cenových indikátorů bylo ve shluku č. 1 pro všechny indexy pro oba roky a 30 indikátorů se mezi lety 2007 a 2009 přesunulo ze shluku č. 2 do shluku č. 1. Ostatní záznamy je třeba interpretovat podobným způsobem. Symetrická tabulka nenaznačuje žádný signifikantní trend přesouvání mezi oběma obdobími.

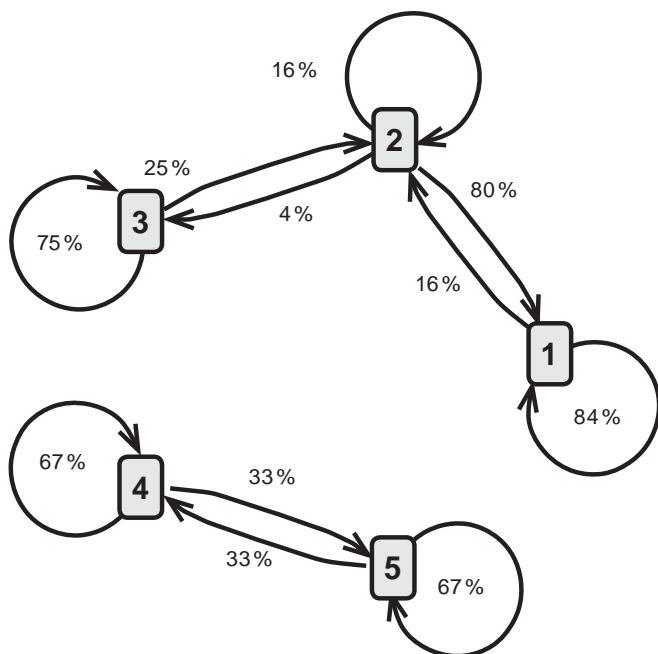
Zdroj: vlastní výpočty

Obrázek 1 představuje intuitivní znázornění výsledků přesunu indikátorů, které jsou v tabulce 3. Šipky a procenta představují směry a proporce indikátorů, tak jak se přesouvají mezi léty 2007 a 2009 mezi jednotlivými shluky. Poměrně velký podíl indikátorů zůstal v průběhu obou let ve stejných shlucích. Konkrétně 84% ve shluku č. 1, 75% ve shluku č. 3 a 67% ve shlucích č. 4 a 5. Výjimkou je shluk č. 2, kde zůstalo pouze 16% indikátorů, zatímco 84% indikátorů se přesunulo do shluků č. 1 a 3. Proporcčně velký přesun indikátorů nastal mezi shluky 4 a 5 (33%). S výjimkou shluku č. 2 jsme tak svědky poměrně stabilní dynamiky shluků indikátorů.

4.5 Stabilita shluků vzhledem k indexům kapitálových trhů

V oddíle 4.4 jsme dokumentovali stabilitu shluků vzhledem k různým indexům kapitálových trhů (s výjimkou indexu PX). Pro posílení tohoto zjištění stability uvádíme kontingenční tabulku 4, která zachycuje počet případů, kdy se shlukování na individuální úrovni liší od globálního shlukování. Analogicky k předchozímu textu se Stuart-Maxwellova testovací statistika symetrie této kontingenční tabulky asymptoticky rovná χ^2_3 a nabývá hodnoty 4,09. Příslušná p -hodnota je 0,39, a nemůžeme tedy zamítnout nulovou hypotézu, že tabulka je symetrická. Tabulka tak ukazuje, že globální shlukování je v souladu s individuálním shlukováním a nelze ho považovat za průměr shlukování na individuální úrovni.

Obrázek 1 | Přesun mezi shluky před a po krizi



Poznámka: Obrázek ukazuje přesuny indikátorů cenových skoků mezi jednotlivými shluky mezi roky 2007 a 2009. Pro ilustraci: 84% procent indikátorů cenových skoků, které byly v roce 2007 ve shluku č. 1, tam zůstaly i v roce 2009, zatímco 16% se přesunulo do shluku č. 2.

Zdroj: vlastní výpočty

Tabulka 4 | Stabilita shlukování vzhledem k jednotlivým indexům kapitálových trhů

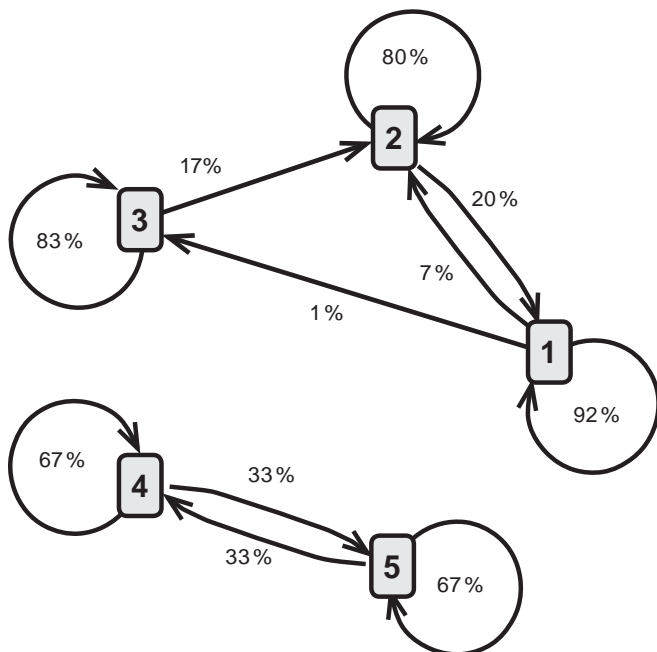
Globální/Individuální	1	2	3	4	5
1	66	5	1	0	0
2	6	24	0	0	0
3	0	3	15	0	0
4	0	0	0	6	3
5	0	0	0	3	6

Poznámka: Tabulka zachycuje shodu mezi shluky vytvořenými pro všechny indexy kapitálových trhů dohromady a shluky vytvořenými pro jednotlivé indexy. Každý záznam v tabulce označuje počet případů, kdy shluk vypočítaný pomocí jednotlivých indexů kapitálových trhů odpovídá shluku vypočítanému na základě celého vzorku. Například 66 indikátorů cenových skoků náleží do shluku č. 1 za použití jednotlivých indexů kapitálových trhů a také patří do shluku č. 2 za použití celého vzorku. Dále je zde 5 indikátorů, které patřily do shluku č. 2 za použití jednotlivých indexů kapitálových trhů, zatímco když jsme použili celý vzorek, patřily do shluku č. 1. Ostatní záznamy je třeba interpretovat podobným způsobem. Symetrická tabulka nenaznačuje žádný signifikantní rozdíl mezi shlukováním na základě celého vzorku a na základě jednotlivých indexů.

Zdroj: vlastní výpočty

Tato analýza je pak graficky znázorněna na obrázku 2, kde vidíme numerické vyjádření rozdílů ve shlukování na lokální a globální úrovni. Celkově můžeme říci, že ačkoli shluky vznikající na základě jednotlivých indexů nejsou totožné s těmi, které jsou vytvořené na základě celého vzorku, je podíl indikátorů tvořících shluky poměrně vysoký, v rozmezí od 67% do 92%. Tato skutečnost ukazuje v zásadě výjimečnou stabilitu a dále potvrzuje naše dřívější zjištění, že globální shlukování je v souladu se shlukováním individuálním.

Obrázek 2 | Přesuny indikátorů mezi shluky podle indexů a celkově



Poznámka: Obrázek ukazuje přesuny indikátorů cenových skoků, pokud jsou identifikovány na základě jednotlivých akciových indexů a poté dohromady. Pro ilustraci: 92% indikátorů cenových skoků, které patří do shluku č. 1 vytvořeného na základě individuálních indexů kapitálových trhů, rovněž patří do shluku č. 1 vytvořeného na základě celého souboru indexů kapitálových trhů. Dále 7% (respektive 1%) indikátorů, které patří do shluku č. 1 vytvořeného z jednotlivých indexů, se přesouvá do shluků č. 2 (respektive č. 3) tvořených na základě všech zkoumaných akciových indexů.

Zdroj: vlastní výpočty

4.6 Cenové skoky v čase

Na závěr jsme vytvořili měsíční časové řady odhadnutých počtů cenových skoků pro každý shluk a každý index kapitálového trhu a analyzovali jsme jejich vývoj v průběhu času. V případě, že by se počet skoků v čase měnil, měla by časová řada tendenci se vychylovat ze své střední hodnoty a vykazovat nestacionaritu. Za tím účelem jsme provedli sérii rozšířených testů Dickey-Fullera (ADF). McKinnonova p -hodnota byla ve všech případech $p < 0,001$, což znamená, že na velmi vysoké hladině významnosti jsme mohli zamítnout nulovou hypotézu nestacionarity a konstatovat, že každá časová řada je stacionární.

Výsledky ADF testu ukazují, že měsíční počet cenových skoků pro každý shluk a každý index kapitálového trhu je stabilní v čase. To znamená, že nevidíme souvislost mezi finanční krizí a frekvencí cenových skoků. Přesto zůstává otázkou, zda samy rozdíly v detekci cenových skoků mezi shluky zůstávají stabilní v průběhu času. Proto jsme pomocí ADF provedli podobné testy pro rozdíly v měsíčních odhadovaných počtech cenových skoků mezi shluky pro každý index kapitálového trhu. Výsledek opět potvrdil, že rozdíly mezi odhadovanými počty cenových skoků mezi různými shluky jsou v průběhu času stabilní.⁷

Závěr

Použili jsme 14 indikátorů cenových skoků pro devět indexů kapitálových trhů s 5 minutovou frekvencí, jejichž přesnost detekce byla již dříve zkoumána v Hanousek et al. (2012) v rámci rozsáhlé Monte Carlo studie. Indexy pokrývaly nejen rozvinuté ale i rozvíjející se kapitálové trhy, které obvykle unikají pozornosti hlavního proudu empirické literatury věnující se cenovým skokům. Při analýze jsme se využili rekurzivní vzorec Lanceho a Williamse (1967) pro tvorbu shluků indikátorů cenových skoků na základě podobnosti sledovaných měsíčních údajů o odhadovaných cenových skocích. Podobnost je založena na standardní euklidovské vzdálenosti a shluky vznikají metodou spojování pomocí průměru.

Shluky indikátorů cenových skoků vytvořených pro naše pozorování nedosahují stejné velikosti. Vytváří se jeden velký shluk složený z poloviny indikátorů cenových skoků. Dále jsme využili předchozí znalosti ze simulační studie a identifikovali dva důležité shluky, jejichž členové se chovají jako indikátory optimální vzhledem k chybám I. a II. druhu. Poté jsme analyzovali vzájemný překryv uvnitř shluku, který ukazuje, že skutečný přesah identifikovaných cenových skoků je velmi nízký a naznačuje slabou přesnost všech indikátorů cenových skoků. To má závažné důsledky pro metaanalýzy zejména proto, že dosažení stejných počtů skoků pro různé indikátory a/nebo různé časové řady nemusí mít žádný skutečný význam

Dále naše výsledky podporují hypotézu, že tvořené shluky jsou stabilní vzhledem k indexům kapitálových trhů a v průběhu času. Zejména jsme předložili důkazy, že

7 Kvůli úspoře místa zde neuvádíme detailní tabulky testových statistik s výsledky ADF testů vzhledem k tomu, že jsme ve všech případech mohli zamítnout nestacionaritu na 1% úrovni statistické významnosti. Výsledky jsou k dispozici na vyžádání. Mohlo by se zdát, že prokázání stacionarity nedokazuje, že se četnost skoků nemohla během krize dočasně zvýšit, ale pouze to, že nedošlo k permanentnímu posunu. Pokud by shluk vykazoval jinou intenzitu skoků, posun ve shlucích by pochopitelně vykazoval posun v (relativní) intenzitě. Situaci ilustrujeme na následujících číslech, kdy uvádíme pro každý shluk indikátorů střední hodnotu počtu skoků identifikovaných v roce 2007 (před krizí) a v roce 2009 (během krize) pro všechny akciové trhy, a v závorce pak uvádíme střední chybu průměru. Shluk č. 1 vykázal v roce 2007 měsíčně v průměru 13,09 (0,26) skoků, zatímco v roce 2009 to bylo 12,35 (0,25) skoků. Shluk č. 2 vykázal v roce 2007 měsíčně v průměru 14,47 (0,68) skoků a v roce 2009 pak 14,74 (0,46) skoků. Shluk č. 3 vykázal v roce 2007 měsíčně v průměru 25,72 (0,71) skoků, zatímco v roce 2009 došlo k nepatrnému zvýšení na 26,63 (0,78) skoků. Shluk č. 4 vykázal v roce 2007 měsíčně v průměru 48,07 (1,83) skoků a v roce 2009 bylo identifikováno 51,70 (2,12) skoků. Konečně, shluk č. 5 vykázal v roce 2007 měsíčně v průměru 51,27 (2,32) skoků, zatímco v roce 2009 to bylo 51,23 (2,45) skoků. Z uvedených statistik je zřejmé, že rozdíly mezi počty identifikovaných skoků během těchto dvou období jsou statisticky zcela nevýrazné a podporují stabilitu skokovosti v čase.

nedošlo k významné změně ve složení shluků v důsledku finanční krize v letech 2008 až 2009. Dále jsme testovali stacionaritu pozorovaných měsíčních počtů cenových skoků v rámci shluků. Výsledky získané na základě ADF testu ukazují stacionaritu odhadovaných měsíčních údajů. Stabilními jsou také rozdíly mezi počty cenových skoků, jelikož jejich řady jsou rovněž stacionární.

Naše výsledky mají zajímavé důsledky s ohledem na dopad finanční krize na kapitálové trhy. Skutečnost, že zjištěný počet cenových skoků se v průběhu času nemění, naznačuje, že nedávná finanční krize neovlivnila celkovou skokovitost vyspělých nebo rozvíjejících se kapitálových trhů. Naše zjištění rovněž ukazují, že navzdory obecnému přesvědčení se četnost cenových skoků na kapitálových trzích během krize nezměnila, a proto nemusí být pro účely zátěžových testů řešena samostatně. Basilejské dohody III správně zdůrazňují modelování kovarianční matice, zatímco výjimečné události jsou zahrnuty do testovacích scénářů. Naše výsledky podporují toto vnímání výjimečných událostí a nenaznačují, že by se takovéto události měly řešit zvlášť.

A. Technický Appendix

V této části uvádíme detailnější popis konstrukce indikátorů cenových skoků. Pro teoretická odvození všech indikátorů doporučujeme čtenáři nahlédnout do původních článků, které jsou vždy uvedené u každé skupiny.

A1 Indikátory založené na centilech

Detekujeme cenový skok jako takový výnos, který je menší než 0,5 centil či větší než 99,5 centil. Centily počítáme na základě celého vzorku. V druhé verzi indikátoru rozdělíme den na 15minutové intervaly a pro každý z nich spočítáme centily z celého vzorku.

A2 Indikátory založené na dvojmocninné variaci

Do této skupiny patří tři typy indikátorů, které jsou postavené na dvojmocninné variaci. $Z_{RJ,TP}$ – statistika odvozená v Huang a Tauchen (2005) je definovaná jako

$$Z_{RJ,TP} = \frac{RJ}{\sqrt{\left(\left(\frac{\pi}{2}\right)^2 + \pi - 5\right)\left(\frac{1}{n}\right)\max\left(1, \frac{TP}{BV^2}\right)}}, \quad (2)$$

kde $RJ_j = (RV_j - BV_j) / RV_j$ a asymptoticky $Z_{RJ,TP} \sim N(0,1)$, přičemž $RV_j = \sum_{i=j-n+2}^j r_i^2$,

$$BV_j = \mu_1^{-2} \left(\frac{n-1}{n-2}\right) \sum_{i=j-n+3}^j |r_i||r_{i-1}|, \quad TP_j = n\mu_{4/3}^{-3} \left(\frac{n-1}{n-3}\right) \sum_{i=j-n+4}^j |r_i|^{4/3} |r_{i-1}|^{4/3} |r_{i-2}|^{4/3}$$

$$\text{a } QP_j = n\mu_1^{-4} \left(\frac{n-1}{n-4}\right) \sum_{i=j-n+5}^j |r_i||r_{i-1}||r_{i-2}||r_{i-3}|.$$

Nulová hypotéza říká, že cenový pohyb není cenový skok. V článku používáme $n = 60$ a $n = 120$. Vedle standardní verze algoritmu používáme ještě rozšířenou verzi postavenou na upraveném algoritmu, kdy vždy nahradíme identifikovaný cenový skok lokálním průměrem a iterujeme identifikační postup.

Dále pak používáme ξ -statistiku odvozenou v Lee a Mykland (2008) definovanou jako

$$L(i) = \frac{r_i}{\hat{\sigma}(i)}, \quad (3)$$

$$\text{kde } \hat{\sigma}^2(i) = \frac{1}{n-2} \sum_{j=i-n+2}^{i-1} |r_j| |r_{j-1}|.$$

Statistika nám pak dává $\frac{\max_i |L(i)| - C_n}{S_n} \rightarrow \xi$, kde ξ má kumulativní distribuční funkci

$$P(\xi \leq x) = \exp(-e^{-x}), \text{ s konstantami } C_n = \frac{(2 \log n)^{1/2}}{c} - \frac{\log \pi + \log(\log n)}{2c(2 \log n)^{1/2}}$$

$$\text{a } S_n = \frac{1}{c(2 \log n)^{1/2}}, \text{ a } c = \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{\pi}}.$$

V našem článku používáme $n = 60$ a $n = 120$.

A3 Indikátory založené na swap variaci

V tomto případě je indikátor postavený na swap variaci odvozené v Jiang a Oomen (2008) definované jako

$$SwV = 2 \sum_{i=2}^n (R_i - r_i), \quad (4)$$

$$\text{kde } R_i = \frac{P_i - P_{i-1}}{P_i}, \quad P_i = \exp(p_i) \text{ a } r_i = p_i - p_{i-1}.$$

Odhad skoků je pak postavený na statistice definované jako

$$JO_{Ratio} = \frac{nBV}{\sqrt{\Omega_{SwV}}} \left(1 - \frac{RV}{SwV} \right), \quad (5)$$

kde realizovaná a dvojmocnná variance je stejná jako výše. Statistika je asymptoticky rovna $z \sim N(0,1)$ s nulovou hypotézou, že daný pohyb není cenovým skokem. V tomto článku používáme $n = 60$ a $n = 120$. Vedle toho definujeme rozšířenou statistiku za použití upraveného algoritmu popsaného v předchozích odstavcích.

A4 Indikátory postavené na statistických financích

Indikátory postavené na statistických financích se zaměřují na škálovací vlastnosti chvostů distribucí cenových výnosů. V tomto článku používáme index cenového skoku zavedený v Joulin *et al.* (2008) a definovaný jako

$$pij_i = \frac{|r_i|}{\frac{1}{n} \sum_{j=i-n+1}^i |r_j|}. \quad (6)$$

Empirická pozorování naznačují (Joulin *et al.*, 2008), že škálovací vlastnosti indexu cenových skoků se chovají jako $P(pij > s) \sim s^{-\alpha}$. Na základě toho pak definujeme cenový skok jako pohyb, kdy patřičný index cenového skoku překročí danou mez \hat{s} . V tomto článku používáme $\hat{s} = 4$ a $n = 120$ a $n = 420$.

Literatura

- Ait-Sahalia, Y., Jacod, J. (2009a). Testing for Jumps in a Discretely Observed Process. *Annals of Statistics*, 37(1), 184–222. DOI: 10.1214/07-aos568.
- Ait-Sahalia, Y., Jacod, J. (2009b). Estimating the Degree of Activity of Jumps in High Frequency Data. *Annals of Statistics*, 37(5A), 2202–2244. DOI: 10.1214/08-aos640.
- Andersen, T., Benzoni, L., Lund, J. (2002). An Empirical Investigation of Continuous-Time Equity Return Models. *Journal of Finance*, 57(3), 1239–1284. DOI: 10.1111/1540-6261.00460.
- Andersen, T., Bollerslev, T., Diebold, F. (2007). Roughing It Up: Including Jump Components in the Measurement, Modeling, and Forecasting of Return Volatility. *Review of Economics and Statistics*, 89(4), 701–720. DOI: 10.1162/rest.89.4.701.
- Arshanapalli, B., Fabozzi, F. J., Nelson, W. (2013). The Role of of Jump Dynamics in the Risk-return Relationship. *International Review of Financial Analysis*, 29, 212–218. DOI: 10.1016/j.irfa.2012.11.004.
- Bajgrowicz, P., Scaillet, O. (2011). *Jumps in High-Frequency Data: Spurious Detections, Dynamics, and News*. Swiss Finance Institute Occasional Paper Series No. 11–36. DOI: 10.2139/ssrn.1343900.
- Barndorff-Nielsen, O., Shephard, N. (2004). Power and Bipower Variation with Stochastic Volatility and Jumps. *Journal of Financial Econometrics*, 2(1), 1–37. DOI: 10.1093/jjfinec/nbh001.
- Barndorff-Nielsen, O., Shephard, N. (2006). Econometrics of Testing for Jumps in Financial Economics Using Bipower Variation. *Journal of Financial Econometrics*, 4(1), 1–30. DOI: 10.1093/jjfinec/nbi022.
- Baumohl, E. (2014). Determinants of CEE-4 Stock Market Integration. *Politická ekonomie*, 62(3), 347–365. DOI: 10.18267/j.polek.955.
- Beirne, J., Caporale, G. M., Schulze-Ghattas, M., Spagnolo, N. (2009). *Volatility Spillovers and Contagion from Mature to Emerging Stock Markets*. German Institute for Economic Research Discussion Papers of DIW Berlin No. 873.
- Bouchaud, J-P., Kockelkoren, J., Potters, M. (2004). *Random Walks, Liquidity Molasses and Critical Response in Financial Markets*. Finance (CFM) Working Paper Archive No. 500063.
- Boudt, K., Croux, Ch., Laurent, S. (2011). Robust Estimation of Intraweek Periodicity in Volatility and Jump Detection. *Journal of Empirical Finance*, 18(2), 353–367. DOI: 10.1016/j.jempfin.2010.11.005.
- Caporin, M., Rossi, E., Santucci de Magistris, P. (2011). *Conditional Jumps in Volatility and their Economic Determinants*. Dipartimento di Scienze Economiche "Marco Fanno" Working Paper No. 0138. DOI: 10.2139/ssrn.1924812. Dostupné z: <http://economia.unipd.it/sites/decon.unipd.it/files/20110138.pdf>
- Carr, P., Wu, L. (2010). Stock Options and Credit Default Swaps: A Joint Framework for Valuation and Estimation. *Journal of Financial Econometrics*, 8(4), 409–449. DOI: 10.1093/jjfinec/nbp010.
- Chernov, M., Gallant, A. R., Ghysels, E., Tauchen, G. (2003). Alternative Models for Stock Price Dynamics. *Journal of Econometrics*, 116(1–2), 225–257. DOI: 10.1016/s0304-4076(03)00108-8.
- Cont, R. (2001). Empirical Properties of Asset Returns: Stylized Facts and Statistical Issues. *Quantitative Finance*, 1(2), 223–236. DOI: 10.1088/1469-7688/1/2/304.

- Dumitru, A-M., Urga, G. (2012). Identifying Jumps in Financial Assets: A Comparison between non Parametric Jump Tests. *Journal of Business & Economic Statistics*, 3(2), 242–255. DOI: 10.1080/07350015.2012.663250.
- Eraker, B. (2004). Do Stock Prices and Volatility Jump? Reconciling Evidence from Spot and Option Prices. *Journal of Finance*, 59(3), 1367–1403. DOI: 10.1111/j.1540-6261.2004.00666.x.
- Eraker, B., Johannes, M., Polson, N. (2003). The impact of Jumps in Volatility and Returns. *Journal of Finance*, 58(3), 1269–1300. DOI: 10.1111/1540-6261.00566.
- Fičura, M., Wityanz, J. (2015). *Estimating Stochastic Volatility and Jumps Using High-Frequency Data and Bayesian Methods*. DOI: 10.2139/ssrn.2551807. [Cit. 2015-1-19] Dostupné z: <http://ssrn.com/abstract=2551807>
- Hájek, J. (2007). Slabá forma efektivnosti českého akciového trhu. *Politická ekonomie*, 55(6), 773–791. DOI: 10.18267/j.polek.623.
- Hanousek, J., Kočenda, E. (2011). Foreign News and Spillovers in Emerging European Stock Markets. *Review of International Economics*, 19(1), 170–188. DOI: 10.1111/j.1467-9396.2010.00939.x.
- Hanousek, J., Kočenda E., Novotný, J. (2012). The Identification of Price Jumps. *Monte Carlo Methods and Applications*, 18(1), 53–77. DOI: 10.1515/mcma-2011-0019.
- Hanousek, J., Kočenda, E., Novotný, J. (2014). Price Jumps on European Stock Markets. *Borsa Istanbul Review*, 14(1), 10–22. DOI: 10.1016/j.bir.2013.11.003.
- Hanousek, J., Novotný, J. (2014). Cenové skoky během finanční nejistoty: od intuice k regulační perspektivě. *Politická ekonomie*, 62(1), 32–48. DOI: 10.18267/j.polek.936.
- Jiang, G., Oomen, R. (2008). Testing for Jumps When Asset Prices Are Observed with Noise: A Swap Variance Approach. *Journal of Econometrics*, 144(2), 352–370. DOI: 10.1016/j.jeconom.2008.04.009.
- Joulin, A., Lefevre, A., Grunberg, D., Bouchaud, J.-P. (2008). Stock Price Jumps: News and Volume Play a Minor Role. *Quantitative Finance Papers by arXiv.org*, 0803.1769. Dostupné z: <http://arxiv.org/abs/0803.1769>
- Kaufman, L., Rousseeuw, P. J. (1990). *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. New York: Wiley. ISBN 978-047-187-876-6.
- Kříštofoušek, L., Vošvrda, M. (2012). Efektivita kapitálových trhů: fraktální dimenze, Hurstův exponent a entropie. *Politická ekonomie*, 60(2), 208–221. DOI: 10.18267/j.polek.838.
- Lance, G. N., Williams, W. T. (1967). A General Theory of Classificatory Sorting Strategies: 1. Hierarchical Systems. *Computer Journal*, 9, 373–380. DOI: 10.1093/comjnl/9.4.373.
- Lee, S. S., Mykland, P. A. (2008). Jumps in Financial Markets: A New Nonparametric Test and Jump Dynamics. *The Review of Financial Studies*, 21(6), 2535–2563. DOI: 10.1093/rfs/hhm056.
- Mancini, C. (2009). Non-parametric Threshold Estimation for Models with Stochastic Diffusion Coefficient and Jumps. *Scandinavian Journal of Statistics*, 36(2), 270–296. DOI: 10.1111/j.1467-9469.2008.00622.x.
- Merton, R. C. (1976). Option Pricing when Underlying Stock Returns are Discontinuous. *Journal of Financial Economics*, 3(1-2), 125–144. DOI: 10.1016/0304-405x(76)90022-2.
- Nyberg, P., Wilhelmsson, A. (2009). Measuring Event Risk. *Journal of Financial Econometrics*, 7(3), 265–287. DOI: 10.1093/jjfinc/nbp003.
- Press, S. J. (1967). A Compound Events Model for Security Prices. *Journal of Business*, 40(3), 317–335. DOI: 10.1086/294980.

- Stroud, J. R., Johannes, M. S. (2014). Bayesian Modeling and Forecasting of 24-Hour High-Frequency Volatility. *Journal of the American Statistical Association*, 109(508), 1368–1384. DOI: 10.1080/01621459.2014.937003.
- Theodosiou, M. G., Zikes, F. (2011). *A Comprehensive Comparison of Nonparametric Tests for Jumps in Asset Prices*. SSRN Working Paper Series No. 1895364. DOI: 10.2139/ssrn.1895364.
- Vortelinos, D. I., Thomakos, D. D. (2013). Nonparametric Realized Volatility Estimation in the International Equity Markets. *International Review of Financial Analysis*, 28, 34–45. DOI: 10.1016/j.irfa.2013.02.010.
- Witzany, J. (2013). Estimating Correlated Jumps and Stochastic Volatilities. *Prague Economic Papers*, 22(2), 251–283. DOI: 10.18267/j.pep.451.