

# SIMULACE „SYSTÉMOVÉHO“ RIZIKA V DŮSLEDKU NÁHLÝCH VÝPRODEJŮ AKTIV: APLIKACE NA BANKOVNÍ SEKTOR EVROPSKÉ UNIE

Štěpán Pekárek  <sup>a</sup>

## Abstract

### Simulation of Systemic Risk as a Consequence of Fire Sales: Application to EU Banking Sector

The paper integrates elements of microstructural network models of the banking sector developed by Cont and Shaanning (2017) and Duarte and Eisenbach (2018) to simulate endogenously the fire sales contagion channel of systemic risk. The scale of the effect is illustrated on the EBA supervisory stress test results for 2018, based on which the secondary impact of fire sales increases aggregate losses by 69%. The model is used to identify banks with the highest contribution to systemic risk. Alternative systemicity predictors are proposed based on the results. The second section discusses the ability of the model to incorporate behavioural and regulatory aspects associated with the systemic risk, with the main focus on the impact of (i) calibration of regulatory leverage ratio limits, (ii) leverage ratio targeting, (iii) decrease in market liquidity, and (iv) change in the shape of the market price impact function on the dynamics of systemic losses due to the fire sales contagion.

**Keywords:** Systemic risk, stress tests, fire sales, network model

**JEL Classification:** G12, G19, G21

## Úvod

Finanční systém lze charakterizovat jako komplexní síť finančních institucí propojených vazbami vzájemných expozic. Tuto inherentní vlastnost finančního systému lze vnímat jako potenciální zdroj systémového rizika, které se materializuje v okamžiku, kdy se uvedené vazby z nástroje diverzifikace rizika promění v kanály šíření nákazy (Caccioli *et al.*, 2018).

Koncept *finanční nákazy* (Glasserman a Young, 2016) se v posledních letech stal předmětem rozsáhlého proudu literatury, který klade důraz zejména na identifikaci a odhad rozsahu *síťového rizika* finančního systému (Haldane a May, 2011). Předkládaný článek na tuto oblast navazuje a zaměřuje se na druh nákazy související s existencí nepřímých vazeb

---

a Vysoká škola ekonomická v Praze, Národohospodářská fakulta, Praha, Česká republika  
E-mail: pekarek.stepan@gmail.com

a překrývajících se portfolií držných expozic (Poledna *et al.*, 2020), která se šíří v důsledku fenoménu *náhlých výprodejů* na trzích finančních aktiv (Schleifer a Vishny, 2011).

V článku je použit mikrostrukturální model bankovního sektoru (Cont a Shaanning, 2017), schopný simulovat kanál náklady v důsledku náhlých výprodejů aktiv. Na jeho parametrizaci odhadují dopad sekundárních efektů na výši agregované ztráty sektoru v případě exogenního šoku pákového poměru. Do modelu jsou zapracovány koncepty částečného přizpůsobení (Duarte a Eisenbach, 2018) a generalizované funkce tržního dopadu, což umožňuje širší analýzu vlivu cílování pákového poměru (Adrian a Shin, 2011) a tvaru funkce tržního dopadu (Bouchaud, 2018).

V první části článku je rozsah efektu ilustrován na výsledku zátěžového testu Evropského orgánu pro bankovníctví (EBA) pro rok 2018, ve kterém vede zahrnutí sekundárního dopadu náhlých výprodejů aktiv k navýšení agregovaných ztrát sektoru o 69 %. Model je dále použit pro identifikaci bank s nejvyšším příspěvkem k šíření systémového rizika. Na základě výsledků jsou kromě ukazatele tržního podílu navrženy i alternativní predikátory systémovosti banky.

Druhá část článku diskutuje schopnost modelu zohlednit behaviorální a regulatorní aspekty spojené se systémovým rizikem. Simulace dokumentuje významnost behaviorálního a regulatorního nastavení modelu na výskyt systémového rizika. I když dynamika šíření systémového rizika zůstává shodná a model úspěšně simuluje vznik systémových ztrát napříč testovanými parametrizacemi, četnost agregovaných ztrát sektoru mezi nízkou a vysokou hladinou exogenního šoku je odlišný v závislosti na nastavení modelu.

Článek je strukturován následovně. V první sekci je shrnuta relevantní literatura týkající se systémového rizika a mikrostrukturálních modelů. V druhé sekci je představen výchozí model a použitý dataset. Třetí sekce obsahuje (i) kvantifikaci rozsahu sekundárního efektu a výši agregovaných ztrát sektoru a (ii) identifikaci systémově významných bank s návrhem alternativních predikátorů systémovosti. Čtvrtá sekce je věnována diskusi parametrizace behaviorálních a regulatorních aspektů.

## 1. Relevantní literatura

### 1.1 Systémové riziko

Na systémové riziko je obvykle pohlíženo pohledem dvou základních dimenzí (Borio, 2003). Zatímco *časová dimenze* sleduje vývoj a kumulaci systémového rizika v čase<sup>1</sup>,

---

1 Do literatury zabývající se časovou dimenzí lze zařadit zejména relativně rozsáhlou část výzkumu, zaměřenou na identifikaci a kvantifikaci indikátorů systémového rizika. Mezi nejznámější patří CoVaR (Adrian a Brunnermeier, 2016), Systemic Expected Shortfall (SES) (Acharya *et al.*, 2017) a SRISK (Brownlees a Engle, 2017), nebo Joint Distress Indicators (Segoviano a Goodhart, 2009). Pro aktuální rešerši indikátorů systémového rizika viz Cesare a Picco (2018).

*průřezová dimenze* je spojena s rozložením systémového rizika mezi subjekty finančního systému (Montagna *et al.*, 2020). V rámci průřezové dimenze lze finanční systém charakterizovat jako síť finančních institucí vzájemně propojenými přímými a nepřímými vazbami. Propagace rizika mezi subjekty finančního systému, jakož i jeho přesun do reálné ekonomiky nastává v důsledku existence *kanálů nákazy* (Glasserman a Young, 2016).

Přímé vazby si lze představit jako smluvní závazky mezi institucemi a šíření nákazy jako jejich kaskádové selhání (viz například Furfine, 2003 nebo Allen a Gale, 2000). Jedna z institucí v důsledku exogenního šoku selže, nemůže dostát závazkům vůči svým protistranám, a to vede k jejich potenciální destabilizaci, čímž dále ovlivňují jejich protistrany v rámci stanové sítě (viz Eisenberg a Noe, 2001 nebo Neir *et al.*, 2008). Šokem zasažená instituce, i když stále solventní, může čelit nedostatku likvidity a v důsledku toho snížit objem poskytovaného financování ostatním institucím (Battison *et al.*, 2012). K šíření nákazy přes přímé vazby tak může dojít i v případě, kdy instituce pouze změní svou strukturu bilance, respektive změní své chování vůči ostatním protistranám. V tomto ohledu lze podle Aymannse *et al.* (2018) rozlišovat kanály nákazy v důsledku selhání protistrany a v důsledku snížení likvidity financování (viz například Gai a Kapadia, 2010; Acemoglu *et al.*, 2015; Aldasoro a Alves, 2018), v ČR pak Geršl *et al.* (2016) nebo Klinger a Teplý (2014)).

Nepřímé vazby na rozdíl od přímých vazeb nepředpokládají existenci smluvního vztahu mezi institucemi. K nákaze může dojít z titulu samotné existence instituce a její účasti v definované síti. Mezi kanály nákazy z titulu nepřímých vazeb je řazena nákaza v důsledku přecenění aktiv (Brunnermeier a Pedersen, 2009) nebo nákaza v důsledku šíření negativních informací (např. Trevino, 2020). K nákaze v důsledku přecenění aktiv dochází v případě, kdy se exogenním šokem stížená instituce rozhodne prodat část portfolia držných aktiv. Takový prodej ovlivní tržní cenu aktiv institucí držící totožná nebo podobná aktiva, realizovaná ztráta z přecenění portfolia pak dopadá do zisku a kapitálové pozice těchto institucí – a dále ovlivňuje jejich chování.

Ke vzniku kanálu nákazy dochází zejména v období, kdy trh určeného aktiva čelí omezení tržní likvidity (Brunnermeier a Pedersen, 2009). Situace, kdy jsou prodávající nuceni prodat aktiva na trhu, na kterém je kvůli snížené poptávce cena významně dislokována, jsou v literatuře již tradičně označovány termínem *náhly výprodej aktiv* (Schleifer a Vishny, 2011). Příčina korelovaného prodeje aktiv může vzniknout v důsledku exogenních šoků, jakož i endogenního rozhodnutí subjektů optimalizovat strukturu portfolia aktiv. K omezení na straně poptávky dochází typicky v případech, kdy poptávající subjekty čelí svým vlastním likviditním nebo rizikovým omezením. Rozhodnutí subjektu nebo skupiny subjektů ke korelovanému prodeji aktiv, který je schopen významně dislokovat tržní cenu, tak přes nepřímou vazbu představovanou shodně držnými druhy aktiv vede k šíření nákazy mezi subjekty, které jinak nemusí vystupovat na shodném trhu nebo sektoru.

## 1.2 Mikrostrukturální modely

Další oblastí literatury, do které předkládaný článek přispívá, je zaměřen na simulaci systémového rizika pomocí mikrostrukturálních modelů. Z hlediska metody modelování finančního systému lze podle Aymannse *et al.* (2018) vysledovat v současné ekonomické literatuře dva základní přístupy. *Tradiční přístup*, používající stylizované modely parciální nebo všeobecné rovnováhy, a *mikrostrukturální modely*, využívající síťové modely heterogenních agentů.

Mezi předkrizové tradiční modely inkorporující finanční frikce lze zařadit Diamonda a Dybviga (1983), kteří používají portfoliový pohled na bankovní systém a inkorporují bankovní krizi ve formě runu na banky; Kiyotakiho a Mooreho (1997), kteří představují dynamiku finančního cyklu, nebo model finančního akcelérátoru Bernankeho *et al.* (1999). Modely všeobecné rovnováhy reagující na finanční krizi 2008 lze rozdělit podle charakteru svých rozšíření na ty, které zahrnují finanční frikce vznikající jednak vně a jednak uvnitř finančního systému (Christiano *et al.*, 2018). Do první skupiny lze zařadit například Christiana *et al.* (2015), který implementuje rizikovou prémii na úvěry nefinančním podnikům jako klíčový parametr vzniku reálného cyklu, Iacoviella a Neriho (2010), kteří zahrnují trh nemovitostí a změnu ceny nemovitostí jako omezení úvěrové kapacity domácností, nebo Gusta *et al.* (2017), který představuje omezení nulových měnově-politických sazeb. Do druhé skupiny zabývající se finančními frikci *uvnitř finančního systému* patří například modely Gertlera a Kiyotakiho (2015), Gertlera *et al.* (2016) nebo Brunnermeiera a Sannikova (2014).

Zatímco modely všeobecné rovnováhy sledují *top-down* přístup a dynamika modelu je založena na chování skupin reprezentativních agentů, mikrostrukturální modely preferují strukturu ekonomiky, tvořenou individuálními agenty a jejich vzájemnými vazbami (*bottom-up* přístup). Zatímco tradiční přístup modeluje na základě struktury soustavy behaviorálních rovnic vzájemný vliv jednotlivých částí ekonomiky, mikrostrukturální modely umožňují na základě síťové struktury modelovat vnitřní dynamiku těchto částí. Takový přístup umožňuje empiricky analyzovat vzorce chování uvnitř standardně agregovaných skupin agentů (Bookstaber, 2012). Zejména v oblasti modelování šoků a krizového období lze pomocí mikrostrukturálních modelů identifikovat efekty změn chování agentů, resp. dopady aplikace suboptimálních pravidel chování, jakož i identifikaci pro systém významných agentů nebo vazeb (Bookstaber *et al.*, 2014).

I když se v literatuře objevují názory kritizující tradiční přístup (Blanchard, 2016; Krugman, 2011 nebo Fagiolo a Roventini, 2016), z metodologického hlediska je nejlépe chápat oba přístupy jako komplementární metody. Tuto tendenci lze vysledovat v postupném zahrnutí heterogenity agentů v modelech všeobecné rovnováhy (viz Kaplan *et al.*, 2018)

pro HANK model inkorporující heterogenní charakteristiky domácností, nebo Gilchrist *et al.* (2018) pro DSGE modely s heterogenními podniky.

Předkládaný článek používá mikrostrukturální model simulující náhlé výprodeje aktiv v důsledku překrývajících se portfolií finančních institucí, čímž se řadí do skupiny literatury zabývající se nepřímými vazbami uvnitř finančního systému. Greenwood *et al.* (2015) představuje model bankovního sektoru, ve kterém banky drží heterogenní portfolia shodných aktiv, a tudíž čelí nákaze v důsledku překrývajících se portfolií a ztrátám v důsledku fire sales. Duarte a Eisenbach (2018) modifikují přístup Greenwooda *et al.* (2015) pro měření agregované a individuální zranitelnosti v čase a současně upravují předpoklad cílování pákového poměru. Generalizují tak „naivní“ přístup Greenwooda *et al.* (2015) v souladu se závěry Adriana a Shina (2011) a představují částečné přizpůsobení pákového poměru. Obě skupiny autorů identifikují, vedle velikosti bilanční sumy a pákového poměru jako základních faktorů systémovosti banky, i průřezový faktor koncentrace nelikvidity, který inkorporuje efekt nákazy v důsledku náhlých výprodejů aktiv.

Další autoři se snaží inkorporovat více kanálů nákazy v rámci jediného mikrostrukturálního modelu a analyzovat tak jejich vzájemnou interakci. Poledna *et al.* (2015) nebo Caccioli *et al.* (2013) inkorporují vedle nákazy v důsledku shodně držených aktiv i nákazy v důsledku selhání protistrany, Montagna a Kok (2016) představují víceúrovňový model, ve kterém jsou agenti vystaveni nákaze v důsledku shodně držených aktiv, selhání protistrany a likvidity financování. Gai a Kapadia (2010) implementují vedle nákazy v důsledku selhání a likvidity financování i vliv změny ocenění kolaterálu a dopady realizace margin calls. Coen *et al.* (2019) testuje vliv interakce čtyř zmíněných kanálů a dokazuje heterogenitu amplifikačního efektu v závislosti na volbě jejich kombinace. Kromě zaměření na odhad behaviorálních faktorů ovlivňujících systémové riziko se rozvinul proud literatury zaměřující se na vliv struktury sítě na pravděpodobnosti a rozsah materializace nákazy (např. Cont *et al.*, 2013; nebo Gai *et al.*, 2011). Rovněž lze vyzdvihnout mikrostrukturální modely pro makroekonomickou projekci Poledny *et al.* (2019) nebo Bouchauda *et al.* (2018), kteří implementují obecnou strukturu DSGE modelů v rámci mikrostrukturálního modelu ekonomiky.

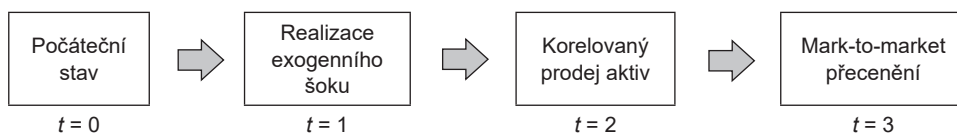
Mikrostrukturální modely v oblasti literatury finanční stability jsou často aplikovány v podobě satelitních modelů přispívajících do modelů zátěžového testování – RAMSI model Bank of England (Burrows *et al.*, 2012), MFRAF model Kanady (Anand *et al.*, 2014), nebo STAMPE Evropské centrální banky (Dees *et al.*, 2017). V tomto směru Bookstaber *et al.* (2014) mluví o přirozeném vývoji tří fází řízení rizik, a to verzi 1.0 v podobě modelů Value-at-Risk, verzi 2.0 při zavedení stresového testování a verzi 3.0 při implementaci sekundárních efektů a vrstev do rámce zátěžového testu (Bookstaber *et al.*, 2014).

## 2. Model

### 2.1 Shrnutí šíření nákazy v důsledku náhlého výprodeje aktiv

V předkládaném modelu dochází k šíření nákazy v důsledku reakce bank na exogenní šok a následných korelovaných prodejů aktiv (fire sales). V počátečním stavu  $t = 0$  jsou banky definovány vnitřní strukturou bilance a výchozím pákovým poměrem. V iteraci  $t = 1$  dochází v důsledku vnějšího šoku k poklesu bilanční sumy a regulatorního kapitálu banky. Na konci iterace se banky nachází pod úrovní výchozího pákového poměru. V iteraci  $t = 2$  jsou banky nuceny v závislosti na velikosti šoku snížit objem aktiv tak, aby se jejich pákový poměr vrátil zpět na hranici určeného limitu. Aktiva jsou prodávána na trzích s různou mírou likvidity. Změna tržních cen aktiv se v iteraci  $t = 3$  zpětně projevívá v důsledku „mark-to-market“ přecenění ve snížení hodnoty držených aktiv. Výsledná ztráta dále snižuje regulatorní kapitál.

#### Obrázek 1: Průběhu testu



Zdroj: vlastní zpracování

Na konci iterace  $t = 3$  se systém nenachází v rovnováze. Banky, které vykazují suboptimální pákové poměry, jsou motivovány dále snižovat bilanční sumu výprodejem dalších aktiv, dochází k dalším korelovaným prodejům a systém generuje další snížení tržních cen a další ztráty v důsledku přecenění.

Délka těchto navzájem se posilujících výprodejů je zpravidla ovlivněna převládajícím sentimentem na finančních trzích, mírou dislokace tržních cen, jakož i reakcí centrálních bank (Brunnermeier a Pedersen, 2009; nebo Greenwood *et al.*, 2015). Empirické poznatky o epizodách náhlých výprodejů aktiv popsané v literatuře nasvědčují skutečnosti, že spirála prodejů zpravidla ve svém plném rozsahu nikdy neproběhne (Brunnermeier a Pedersen, 2009).

V prezentovaném modelu je rovnovážný stav definován jako konec  $x$ -tého kola v iteraci  $t = 3$ , ve kterém banky spadají do kategorie: a) žádná z bank nevykazuje suboptimální pákový poměr, tj. nemá incentivu k dalšímu snižování bilanční sumy nebo b) došlo k selhání banky, tj. banka se neúčastní na dalším výprodeji aktiv.

Vzhledem k absenci poptávkové strany na trhu aktiv a omezení bank v rozhodování o snižování bilanční sumy nebo možnostech dodatečně emitovat kapitálové nástroje nezahrnuje model efektivní vyrovnávací mechanismus spirály prodeje. Takový přístup je v souladu s použitou literaturou (viz Cont a Shaanning, 2017; Duarte a Eisenbach, 2018; Coen *et al.*, 2019), nicméně omezuje použitelnost modelu na analýzu rozsahu systémového rizika v důsledku pouze první části spirály výprodeje.

V analýze obsažené v sekci 3 a 4 jsou použity výsledky iterace  $t = 3$  prvního „kola“ spirály výprodeje a jsou srovnatelné s výsledky ostatních zmíněných publikací.<sup>2</sup>

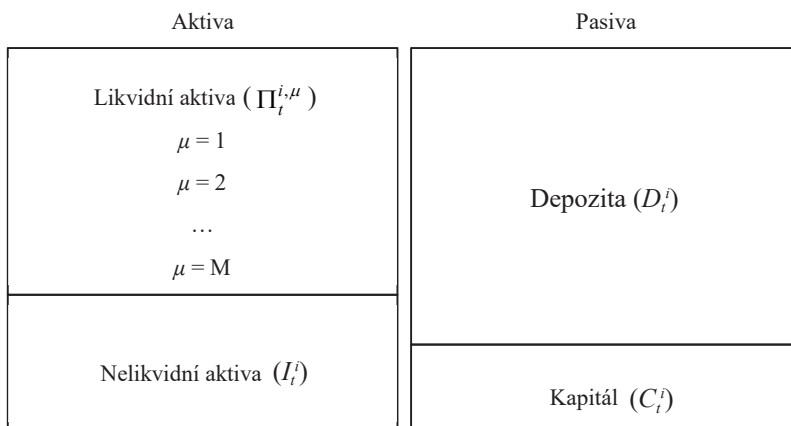
## 2.2 Stylizovaná bilance a síť nepřímých vazeb

Výchozí nastavení prezentovaného modelu je vystavěno na původním modelu Conta a Shaanninga (2017), přičemž použité modifikace jsou diskutovány v relevantních částech této sekce. Základní prvky použitého modelu – mechanismus dopadu exogenního šoku, behaviorální omezení, proporcionální prodej a funkce tržního dopadu prodeje jsou převzaty z Conta a Shaanninga (2017), model částečného přizpůsobení z Duarteho a Eisenbacha (2018).

Stylizovaný finanční systém je charakterizován síťovým modelem bankovního sektoru zahrnujícím  $n$  vzájemně propojených bank ( $i = 1, \dots, N$ ), které jsou individuálně definovány strukturou bilance a výší kapitálu. Pro účely modelu jsou aktiva  $A_i^i$  rozdělena na *likvidní* třídy aktiv ( $\mu = 1, \dots, M$ ), které mohou banky v případě potřeby prodat za účelem snížení celkových expozic, současně však jsou v plné míře vystaveny dopadu změn tržních cen<sup>3</sup>. Do druhé skupiny (*nelikvidní* třídy aktiv) jsou řazena zbývající aktiva držaná bankami, u kterých není dopad tržních cen předpokládán. Účetní hodnota třídy likvidních aktiv  $\mu$  banky  $i$  v iteraci  $t$  je označena jako  $\Pi_t^{i,\mu}$  a třídy nelikvidních aktiv jako  $I_t^i$ . Na pasivech model rozlišuje depozita  $D_t^i$  a vlastní kapitál  $C_t^i$ .

- 2 Některí autoři zahrnují do výsledků zátěžového testu i efekty dalších „kol“ spirály výprodeje (např. Coen *et al.*, 2019). Využití výsledků plného spektra spirály je typické pro modely zaměřující se nebo integrující efekty přímých vazeb. V prezentovaném článku jsou použity výsledky pouze prvního „kola“ z následujících důvodů: a) Zahrnutí každého dalšího kola iterací zvyšuje význam vlivu parametrizace na odhad a snižuje jeho použitelnost. Zahrnutí všech potenciálních kol, resp. použití výsledků, ve kterých dosáhne systém rovnováhy, předpokládá relativně dlouhou neměnnost těchto parametrů; b) Empirické poznatky o průběhu spirál výprodeje aktiv (Brunnermeier a Pedersen, 2009; Cont a Shaanning, 2017) se vyslovují proti zahrnutí, jelikož v reálných podmínkách zpravidla nedojde k plné realizaci konvergence; c) Míra spolehlivosti odhadu s počtem zahrnutých kol spirály významně klesá v důsledku parametrizace modelu; d) Zahrnutí různého počtu kol v rámci odhadu snižuje schopnost srovnávat výsledky mezi jednotlivými parametrizacemi i dalšími publikacemi.
- 3 Do této skupiny jsou typicky řazeny státní a korporátní dluhopisy, likvidní úvěrové expozice, u kterých lze očekávat aktivní trh a nízký diskontní faktor v případě jejich prodeje.

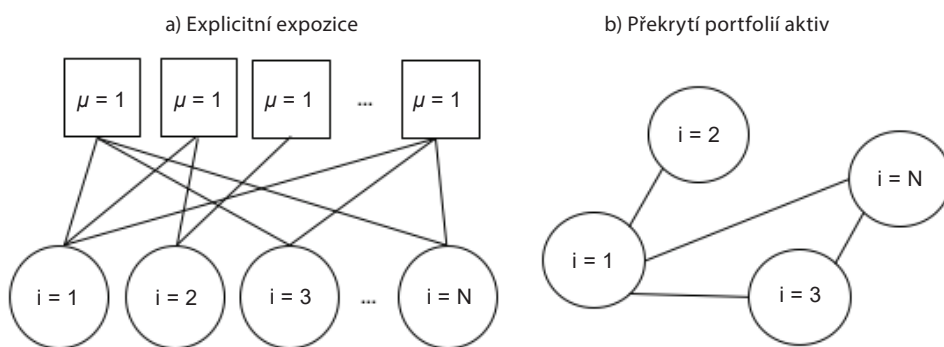
**Obrázek 2: Stylizovaná rozvaha banky  $i$  v čase  $t$**



Zdroj: vlastní zpracování

Počáteční objem a struktura aktiv je stanovena exogeně na základě vstupního datasetu, přičemž heterogenita je předpokládána na úrovni (i) výše bilančních sum  $A_t^i$ , (ii) regulatorního kapitálu  $C_t^i$  a (iii) rozdělení držených aktiv mezi likvidní a nelikvidní třídy. Výchozí struktura bilance určuje expozici jednotlivých bank vůči likvidním třídám aktiv (obrázek 3a), v důsledku čehož vzniká síť nepřímých vazeb (obrázek 3b).

**Obrázek 3: Stylizovaný model nepřímých vazeb**



Poznámka: Panel (a) znázorňuje explicitní expozice bank (kruhy) na jednotlivé třídy likvidních aktiv (čtverce). Například banka  $i = 1$  drží aktiva likvidních tříd 1, 2 a  $M$ , banka  $i = 2$  drží aktiva třídy 2 a 3, a banka  $i = 3$  drží aktiva třídy 1 a  $M$ . Z hlediska vzájemných nepřímých vazeb mezi bankami. Panel (b) tak vzniká implicitní expozice mezi bankou 1 a bankou 2, bankou 1 a bankou 3, nikoliv však mezi bankou 2 a bankou 3.  
 Zdroj: vlastní zpracování



## 2.3 Behaviorální omezení a endogenní optimalizace

Endogenní dynamika modelu je definována v rámci následujících behaviorálních omezení. Jako základní omezení je implementována standardní účetní identita

$$A_t^i = \sum_{\mu=1}^M \Pi_t^{i,\mu} + I_t^i = D_t^i + C_t^i, \quad (1)$$

kde  $A_t^i$  je celková nominální hodnota aktiv,  $\Pi_t^{i,\mu}$  je nominální hodnota třídy aktiv  $\mu$ ,  $I_t^i$  je nominální hodnota nelikvidních aktiv,  $D_t^i$  je hodnota depozit a  $C_t^i$  je výše kapitálu banky  $i$ .

Banky dodržují účetní identitu v každé iteraci. Vzhledem k tomu, že dynamika depozit není předmětem prezentovaného modelu, je předpokládán zjednodušený vyrovnávací mechanismus. V případě prodeje části likvidních aktiv dochází k odpovídajícímu splacení depozit na pasivní straně bilance bez časového zpoždění. Pro model je však klíčová implementace metody ocenění likvidních tříd aktiv reálnou hodnotou.<sup>4</sup> V případě realizace ztráty z přecenění hodnoty  $\Pi_t^{i,\mu}$  dochází k okamžitému snížení  $C_t^i$ .

Nominální hodnota aktiv banky  $A_t^i$  ve vztahu k výši kapitálu  $C_t^i$  je dále omezena behaviorální rovnicí reprezentovanou pákovým poměrem

$$\lambda_t^i = \frac{C_t^i}{A_t^i} = \frac{C_t^i}{\sum_{\mu=1}^M \Pi_t^{i,\mu} + I_t^i} \geq \lambda_r, \quad (2)$$

přičemž platí, že  $\lambda_r \geq 0$ , kde  $\lambda_t^i$  je pákový poměr banky  $i$  v iteraci  $t$  a  $\lambda_r$  je regulatorní limit pákového poměru. Banky mají povinnost dodržovat pákový poměr vyšší nebo roven exogenně stanovenému regulatornímu limitu  $\lambda_r$ .

Oproti Contovi a Shaanningovi (2017) mohou banky v prezentovaném modelu také aktivně udržovat své optimální pákové poměry nad regulatorním minimem, tj. na základě své obchodní strategie nebo rizikového apetitu *cílovat* interní úroveň pákového poměru. Cílování pákového poměru je ve výchozím modelu zachyceno pomocí modelu částečného přizpůsobení použitým v Duartevi a Eisenbachovi (2018) v následující podobě:

$$\lambda_2^i = \max\left(\lambda_r; \beta\lambda_0^i + (1-\beta)\lambda_1^i\right), \quad (3)$$

---

4 Z hlediska struktury expozic je pravděpodobné, že zejména část expozic vůči nefinančním podnikům má charakter úvěrového vztahu, resp. může být řazena podle účetního standardu IFRS 9 do klasifikační kategorie aktiv oceňovaných naběhlou hodnotou (AC), u kterých se změna v důsledku ocenění reálnou hodnotou neprojeví vůbec nebo jen částečně v závislosti na tvorbě opravných položek v důsledku použití modelu očekávaných úvěrových ztrát (ECL). Vzhledem k nedostupnosti dat o rozdělení expozic do klasifikačních kategorií IFRS 9 a parametrů modelu ECL jednotlivých bank je pro účely simulace tato kategorie považována za nelikvidní. Tento předpoklad může nadhodnotit celkový rozsah ztrát v důsledku systémových rizik, nicméně opačný přístup významně ovlivní výsledky zejména části 3. Pro srovnání Cont a Shaanning (2017), Duarte a Eisenbach (2018), nebo Coen *et al.* (2019) tuto kategorii aktiv zahrnují.

kde z pohledu definovaných iterací (viz obrázek 1) představuje  $\lambda_0^i$  výchozí pákový poměr banky  $i$  na počátku testu,  $\lambda_1^i$  pasivní pákový poměr realizovaný v důsledku exogenního šoku v iteraci  $t_1$  a  $\lambda_2^i$  je optimální pákový poměr, který banka  $i$  bude po posouzení dopadu šoku prosazovat v iteraci  $t = 2$ . Parametr  $\beta \in \langle 0; 1 \rangle$  vyjadřuje rychlost přizpůsobení pákového poměru, resp. sklon banky prosazovat navrácení k výchozímu pákovému poměru  $\lambda_0^i$ . Dva hraniční body intervalu parametru  $\beta$  reprezentují případy, kdy banka vždy a plně prosadí cílový pákový poměr ( $\beta = 1$ ), resp. kdy je banka vůči poklesu pákového poměru necitlivá ( $\beta = 0$ ); viz Duarte a Eisenbach (2018). Bez ohledu na rychlost přizpůsobení je banka, ve smyslu rovnice (2), nucena zvýšit pasivní pákový poměr minimálně na hranici regulačního minima.

## 2.4 Realizace exogenního šoku a optimalizační problém banky

V iteraci  $t_1$  jsou banky vystaveny exogennímu šoku, který je představován  $loss^i$  ve formě poklesu bilanční sumy. Za předpokladu, že základní účetní identita není dotčena, vede realizace exogenního šoku k poklesu pákového poměru. Pákový poměr vyjádřený pomocí proměnných iterace  $t_0$  je definován:

$$\lambda_1^i \left( \Pi_0^{i,\mu}, C_0^i, I_0^i, loss^i \right) = \frac{C_0^i - \alpha loss^i}{\sum_{\mu=1}^M \Pi_0^{i,\mu} + I_0^i - \alpha loss^i} < \lambda_0^i, \quad (4)$$

kde  $\lambda_1^i$  je pasivní pákový poměr banky  $i$  v iteraci  $t = 1$ , tj. po realizaci poklesu tržních cen třídy aktiv  $\mu$ ,  $\alpha$  je parametr míry exogenního šoku a  $loss^i$  je hodnota exogenního šoku definována typem použitého datasetu, přičemž  $loss^i = \alpha loss^i$ .

V následující iteraci banky vyhodnotí pasivní pákový poměr  $\lambda_1^i$  ve vztahu k rovnici (3) a stanoví cílový pákový poměr  $\lambda_2^i$ . V modelu nejsou uvažovány žádné podpůrné programy a zvláštní formy poskytování likvidity centrální bankou. Vzhledem ke skutečnosti, že předmětem analýzy je časový úsek charakteristický vysokou mírou volatility a nejistoty, nejsou rovněž uvažovány konverze, dodatečné emise a jiné formy doplnění kapitálu banky.<sup>5</sup> V případě suboptimální úrovně pákového poměru  $\lambda_1^i$  zbývá bance vzhledem k uvedeným omezením pouze možnost prodeje části likvidních aktiv

$$\lambda_2^i \left( \Pi_0^{i,\mu}, C_0^i, I_0^i, loss^i, S_2^i \right) = \frac{C_0^i - \alpha loss^i}{\sum_{\mu=1}^M \Pi_0^{i,\mu} + I_0^i - \alpha loss^i - S_2^i}, \quad (5)$$

kde  $S_2^i$  je celkový objem likvidních aktiv, o který na základě optimalizace v souladu s (1), (2) a (4) snižuje banka pasivní pákový poměr zpět na optimální úroveň  $\lambda_2^i$ .

5 Obdobné předpoklady o stavu finančního trhu a omezení možností změny struktury a rizikového profilu bilance bank jsou charakteristické i pro ostatní mikrostrukturální modely.

Poté, co banky identifikují objem aktiv, který za účelem optimalizace bilanční sumy prodají, je nutné rozhodnout, podle jakého klíče určený objem rozložit v rámci portfolia držných likvidních tříd. Pro výchozí nastavení modelu je použita strategie snižování bilanční sumy podle Greenwooda *et al.* (2005) – *proporcionální prodej*.

Celkový objem  $S_2^i$ , získaný z rovnice (6) rozvrhne banka podle

$$S_2^i = \sum_{\mu=1}^M \gamma_2^{i,\mu} \Pi_0^{i,\mu}, \quad (6)$$

kde  $\gamma_2^{i,\mu} \in \langle 0; 1 \rangle$  charakterizuje podíl prodaného objemu likvidní třídy aktiv  $\mu$  na původní nominální hodnotě třídy aktiv  $\mu$  banky  $i$  v iteraci  $t_0$ .

Z výše uvedeného vyplývá, že ve variantě proporcionálního prodeje použije banka k prodeji každou z likvidních tříd aktiv, a to v poměru odpovídajícímu podílu objemu nutného k prodeji a objemu držných likvidních tříd aktiv

$$\gamma_2^{i,\mu} = \frac{S_2^i}{\sum_{\mu=1}^M \Pi_0^{i,\mu}}. \quad (7)$$

## 2.5 Tržní dopad prodeje aktiv a přecenění

Jako poslední komponentu modelu je nutné definovat *funkci tržního dopadu prodeje aktiv* (market-price impact function), čímž bude určena změna tržní ceny  $P^\mu$  třídy aktiv  $\mu$  v iteraci  $t_3$ . Pro účely prezentovaného modelu je použita generalizovaná funkce tržního dopadu fire sales dle Conta a Shaanninga (2017):

$$\frac{\Delta P^\mu}{P^\mu} = -\varphi^\mu \left( \frac{Q^\mu}{MD^\mu} \right), \quad (8)$$

kde

$$Q^\mu = \sum_{i=1}^N \gamma_2^{i,\mu} \Pi_0^{i,\mu}, \quad (9)$$

a kde  $\Delta P^\mu/P^\mu \in \langle 0; 1 \rangle$  je změna tržní ceny třídy aktiv  $\mu$ ,  $Q^\mu$  je suma objemů aktiv  $\mu$  prodaných bankami v iteraci  $t = 2$ , likvidita trhu třídy aktiv  $\mu$  je reprezentována  $MD^\mu$ ,  $\varphi^\mu$  je konstanta pro určení citlivosti změny cen na prodaném objemu  $Q^\mu$  a likviditě trhu  $MD^\mu$ ,  $\zeta^\mu$  je parametr určující tvar funkce tržního dopadu.

Pro výchozí nastavení modelu je dodržen předpoklad nulové křížové korelace mezi likvidními třídami a je zvolena konkávní funkce tržního dopadu v souladu s Contem a Shaanningem (2017), parametry  $MD^\mu$ ,  $\varphi^\mu$ ,  $\zeta^\mu$  jsou pro jednotlivé třídy aktiv  $\mu$  kalibrovány

na hodnoty cenových elasticit použitých pro krizové období tamtéž. Použitá funkce tržního dopadu je tak (i) klesající, (ii) konkávní, (iii) při nulovém prodávaném množství ( $Q^\mu = 0$ ) nedochází ke změně tržní ceny  $\Delta P^\mu/P^\mu = 0$  a (iv) negeneruje záporné  $P^\mu$ .

V iteraci  $t = 3$  přecenění banky držená aktiva v důsledku změny tržních cen likvidních tříd. Ztráta z přecenění se promítne do snížení bilanční sumy a současně odpovídajícímu snížení kapitálu banky.

Při rozlišení ztrát v důsledku prodeje aktiv

$$loss_2^i = \sum_{\mu} \frac{\Delta P^\mu}{P^\mu} \gamma_2^{i,\mu} \Pi_2^{i,\mu} \quad (10)$$

a v důsledku přecenění tržních cen aktiv

$$loss_3^i = \sum_{\mu} \frac{\Delta P^\mu}{P^\mu} (1 - \gamma_2^{i,\mu}) \Pi_2^{i,\mu} \quad (11)$$

lze pákový poměr na konci iterace  $t3$  vyjádřit jako:

$$\lambda_3^i \left( \Pi_0^{i,\mu}, C_0^i, I_0^i, \varepsilon_\mu, S_2^i \right) = \frac{C_0^i - \alpha loss^i - loss_2^i - loss_3^i}{\sum_{\mu=1}^M \Pi_0^{i,\mu} + I_0^i - \alpha loss^i - S_2^i - loss_3^i}, \quad (12)$$

kde  $\lambda_3^i$  je výsledný pákový poměr na konci iterace  $t_3$ ,  $\alpha loss^i$  je ztráta v důsledku exogenního šoku,  $loss_2^i$  ztráta v důsledku prodeje aktiv,  $loss_3^i$  ztráta vznikající v důsledku přecenění. Iterací  $t = 3$  je test ukončen.

## 2.6 Použitý dataset

Pro účely simulace byla použita data o bankovním sektoru zveřejněná v rámci výsledků zátěžových testů EBA pro rok 2018<sup>6</sup>. V roce 2018 se zátěžových testů EBA zúčastnilo 48<sup>7</sup> bank. Součástí zveřejňovaných výsledků je rozdělení portfolií aktiv, jakož i základní ukazatele kapitálové pozice. Data za jednotlivé banky byla agregována v souladu s Coenem *et al.* (2019) a Contem a Shaaningem (2017) následovně. Na základě expozič IRB/STA přístupu úvěrového rizika byly mezi vysoce likvidní zařazeny dvě třídy expozič: expozič vůči centrálním bankám a vládním institucím a expozič vůči finančním institucím. Následně bylo v jednotlivých třídách expozič identifikováno 20 nejvýznamnějších geografických regionů. V důsledku tohoto postupu vzniklo 40 likvidních tříd představujících

6 Výsledky z roku 2018 byly v době ukončení rukopisu posledními dostupnými daty zátěžových testů EBA.

7 Pro účely testu byla ze vzorku 48 bank vyloučena OTP Bank Nyrt (Maďarsko) v důsledku specifické struktury portfolia likvidních aktiv a podprůměrně nízkému pákovému poměru.

20,4% aktiv sektoru. Nelikvidní aktiva, resp. zbývající objem bilancí bank, byl dopočten na základě zveřejněných dat.<sup>8</sup>

**Tabulka 1: Charakteristika použitého datasetu 2018**

	Sektor	p25	medián	průměr	p75
<b>Bilanční suma (v mil. EUR)</b>	25 351 055	169 752	272 398	539 384	737 424
<b>Podíl na bilanční sumě (v %)</b>					
<b>expozice vůči centrálním bankám a vládním institucím</b>	15,0	12,0	14,9	16,2	19,3
<b>expozice vůči finančním institucím</b>	5,4	2,3	3,5	6,2	6,4
<b>expozice ostatní (nelikvidní aktiva)</b>	79,6	74,9	79,7	77,6	84,5
<b>Výše regulatorního kapitálu (v mil. EUR)</b>	1 354 585	9 724	18 293	28 821	45 077
<b>Počáteční pákový poměr (v %)</b>	5,3	4,7	5,4	5,8	6,1
<b>Počet vazeb</b>	47	36	40	36	42
<b>Počet bank</b>	47	–	–	–	–
<b>Počet likvidních tříd aktiv</b>	40	–	–	–	–

Zdroj: vlastní zpracování, p25, p75: 25. a 75. percentil

### 3. Dopady sekundárního efektu ztrát v důsledku náhlého výprodeje aktiv na datasetu EBA (2018)

#### 3.1 Výchozí simulace fungování modelu

Pro výchozí ilustraci je zvoleno konzervativní nastavení modelu, ve kterém je regulatorní hranice pákového poměru rovna 3% a rychlost přizpůsobení je nulová (tj. banky nejsou citlivé na pasivní změny ve svých pákových poměrech a snižováním bilanční sumy reagují až při porušení regulatorního limitu), jako výchozí strategie je zvoleno proporcionální snižování bilanční sumy. Tak jako v Coenovi *et al.* (2019) je za účelem komparace realizovaných ztrát použit pro výchozí nastavení simulace výsledek zátěžových testů EBA. Exogenní šok je definován jako  $\alpha$  ( $e$ ), kde  $e$  je vektor  $n \times 1$ , jehož jednotlivými složkami jsou kumulované ztráty bank na konci tříletého horizontu zátěžového scénáře EBA (2018).

<sup>8</sup> Mapování datasetu na EBA ST 2018 je uvedeno v Příloze 1. Rozšířená charakteristika použitého datasetu je uvedena v Příloze 2.

**Tabulka 2: Výchozí parametrizace modelu**

Parametr	Označení	Hodnota
Regulatorní pákový poměr	$\lambda_r$	3 %
Typ exogenního šoku	$loss_1$	<b>e</b>
Multiplikátor exogenního šoku	$\alpha$	1
Míra přizpůsobení	$\beta$	0
Strategie snižování bilanční sumy	–	proporcionální prodej

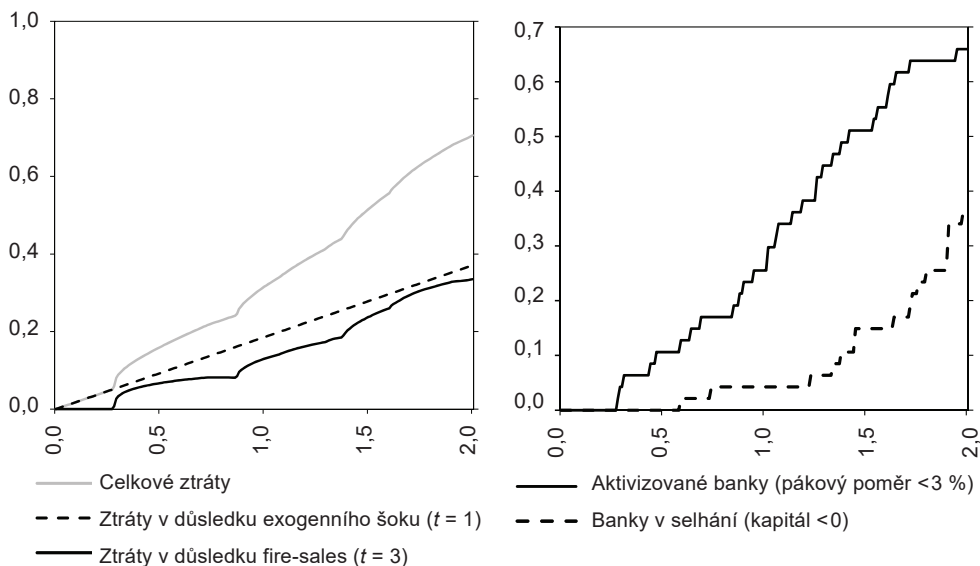
Zdroj: vlastní zpracování

Při výchozím nastavení (viz tabulka 2) multiplikátoru exogenního šoku ( $\alpha = 1$ ) je agregovaná ztráta sektoru v důsledku exogenního šoku rovna výsledku adverzního scénáře zátěžového testu EBA (2018). Sektor v důsledku realizace adverzního scénáře EBA zaznamená ztrátu ve výši 251,2 mld. EUR, přičemž k poklesu pákového poměru pod regulatorní hranici dojde u dvou bank. Za účelem snížení bilanční sumy a navrácení pákových poměrů zpět na regulatorní hranici tyto banky prodají celkem 132 mld. EUR držných aktiv. Prodej ovlivní tržní ceny v celkem 35 likvidních třídách a v důsledku aplikace metody reálného ocenění dojde k jejich plné transmisi do bilancí ostatních bank sektoru. Agregovaná ztráta sektoru v důsledku fire sales v konečné iteraci  $t = 3$  dosáhne 173 mld. EUR.

Výsledek ilustruje rozsah sekundárního efektu náhlých výprodejů aktiv, když navzdory konzervativnímu nastavení modelu, nízkému počtu aktivizovaných bank a pouze mírnému porušení jejich pákových poměrů, dochází k navýšení agregované ztráty o 69 %.

Simulace míry exogenního šoku (obrázek 4) potvrzuje závěry Coena *et al.* (2019) a ilustruje nelineární dynamiku agregovaných ztrát. Při nižších mírách exogenního šoku dochází k relativně omezeným ztrátám, jelikož šok není dostatečně silný na to, aby zapříčinil pokles pákových poměrů materiálního počtu bank pod regulatorní hranici, a tudíž dochází ke snižování bilancí a prodejm aktiv pouze v minimálním rozsahu. Při zvyšování počtu aktivizovaných bank (obrázek 4 – pravý panel) se objem prodaných aktiv zvyšuje a prohlubuje se dislokace cen likvidních tříd. Na základě výsledku simulace se jako hraniční jeví míry exogenního šoku  $\alpha = 0,9$  a  $\alpha = 1,4$ , při kterých dochází k významným relativním nárůstům aktivizovaných bank a zrychlení růstu ztrát v důsledku náhlých výprodejů aktiv.

**Obrázek 4: Simulace exogenního šoku ve výchozím nastavení modelu**



Poznámka: Levý panel zobrazuje výsledek simulace výchozího nastavení modelu. Horizontální osa představuje míru exogenního šoku měřenou multiplikátorem výsledné zátěže EBA (2018), vertikální osa uvádí podíl sledované veličiny na agregované kapitalizaci sektoru. Pravý panel zobrazuje podíl aktivizovaných bank (pákový poměr < 3 %) a bank nacházejících se v selhání (kapitál < 0) na celkovém počtu bank v sektoru.

Zdroj: vlastní zpracování

### 3.2 Systémovost banky (IS)

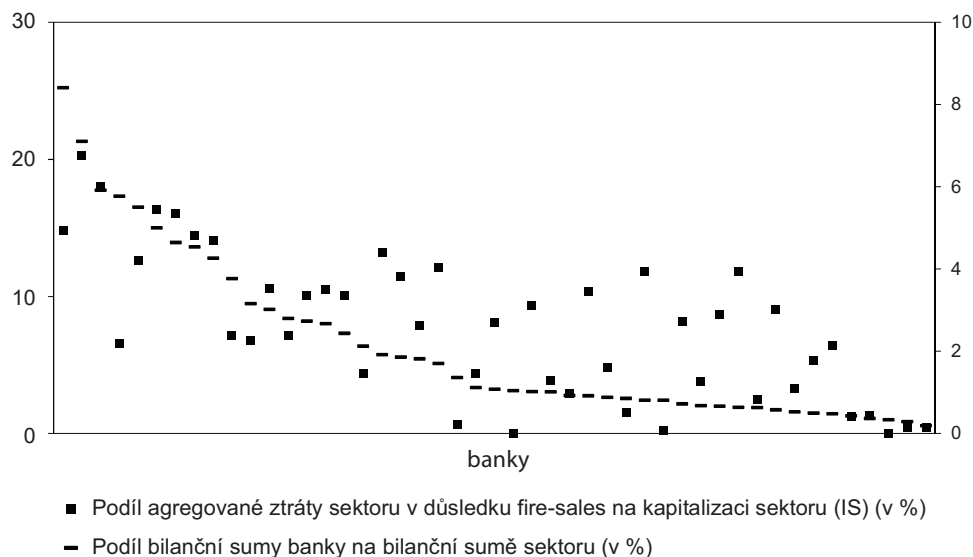
Model ve výchozím nastavení je rovněž použit pro identifikaci bank s nejvyšším příspěvkem k agregovaným ztrátám v důsledku náhlých výprodejů aktiv. Pro účely testu je systémovost banky  $i$  definována jako

$$IS^i = \sum_{i=1}^N loss_3^i - loss_3^i, \quad (13)$$

resp. agregované ztráty sektoru v důsledku náhlých výprodejů aktiv jsou očištěny o ztráty testované banky  $i$ .

Výsledky testu mimo jiné prokazují, že obvyklé zjednodušující heuristické pravidlo, podle kterého banky s nejvyšším tržním podílem v případě svého selhání působí nejvyšší systémové ztráty, pro identifikaci systémovosti banky neobstojí.

**Obrázek 5: Test systémovosti banky (IS)**



Zdroj: vlastní zpracování

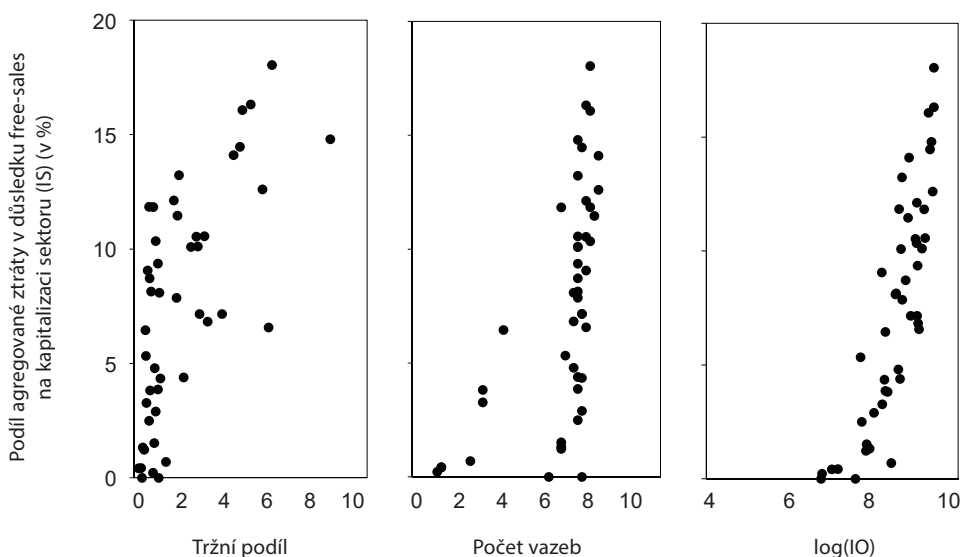
Za účelem posouzení vhodnosti tržního podílu jako obecného predikátoru systémovosti banky byl proveden test s dalšími potenciálně významnými proměnnými (počet vazeb, ukazatel překryvu aktiv (IO)). Obrázek 6 zobrazuje výsledky pro zahrnuté banky ve vztahu k potenciálním predikátorům systémovosti.<sup>9</sup>

Výsledky testu dokazují, že tržní podíl banky je suboptimálním predikátorem její systémovosti. Zatímco tržní podíl je schopen vysvětlit 51 % rozptylu objemu ztrát v důsledku náhlých výprodejů aktiv, ukazatel překryvu zvyšuje  $R^2$  na 71. Při porovnání kombinací se jeví neúspěšnější kombinace tržního podílu a indikátoru překryvu (model V), které úspěšně vysvětluje 74 % rozptylu vzorku při zachování významnosti modelu. Výsledky jsou obecně v souladu s výsledky podobného testu Conta a Shaanninga (2019) a podporují závěry BCBS (2014) o určení struktury GSIB indikátoru, která kromě velikosti bilanční sumy zohledňuje částečně i vazby mezi finančními institucemi.

9 Komplettní výsledky testu pro jednotlivé banky jsou zahrnuty v Příloze 3.



**Obrázek 6: Potenciální predikátory systémovosti**



Poznámka: Tržní podíl je definován podílem bilanční sumy banky na bilanční sumě sektoru. „Vazba“ představuje existenci vzájemné expozice na likvidní aktivum testované banky a jiné banky sektoru. Počet vazeb je podílem vazeb testované banky na celkovém počtu bank v sektoru (47). Ukazatel překryvu aktiv (IO) je součin vis-a-vis expozic banky *i* vůči ostatním bankám (Cont a Shaanning, 2019). Zatímco počet vazeb zohledňuje míru propojenosti banky, ukazatel překryvu identifikuje rozsah vzájemného překryvu aktiv.

Zdroj: vlastní zpracování

**Tabulka 3: Výsledky regrese potenciálních predikátorů systémovosti**

Podíl agregované ztráty sektoru v důsledku fire sales (IS) na kapitalizaci sektoru						
	(I)	(II)	(III)	(IV)	(V)	(VI)
<b>Intercept</b>	3,781 *** (2,98–4,59)	–2,917 (–5,26–0,58)	–45,239 *** (–50,3–40,2)	–1,800 (–3,63–0,03)	–35,674 *** (–41,9–29,4)	–33,451 *** (–40,0–27,0)
<b>Tržní podíl</b>	1,875 *** (1,60–2,15)	–	–	1,505 *** (1,23–1,78)	0,669 * (0,39–0,95)	0,674 * (0,40–0,95)
<b>Počet vazeb</b>	–	0,294 *** (0,23–0,36)	–	0,176 ** (0,12–0,23)	–	0,056 (0,01–0,10)
<b>log (Ukazatel překryvu (IO))</b>	–	–	6,221 *** (5,63–6,82)	–	4,932 *** (4,15–5,71)	4,432 *** (3,54–5,32)
<b>Počet bank</b>	47	47	47	47	47	47
<b>R<sup>2</sup> / R<sup>2</sup> Adjusted</b>	0,507/0,497	0,334/0,319	0,709/0,702	0,606/0,588	0,743/0,731	0,750/0,733

Poznámka: \*  $p < 0,05$  \*\*  $p < 0,01$  \*\*\*  $p < 0,001$

Zdroj: vlastní zpracování

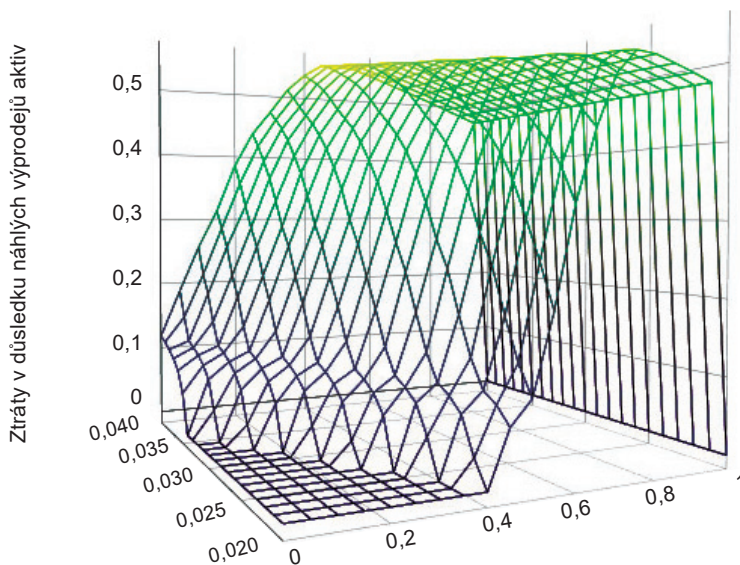
## 4. Dynamika ztrát v závislosti na změně parametrizace modelu

### 4.1 Vliv regulatorního limitu pákového poměru

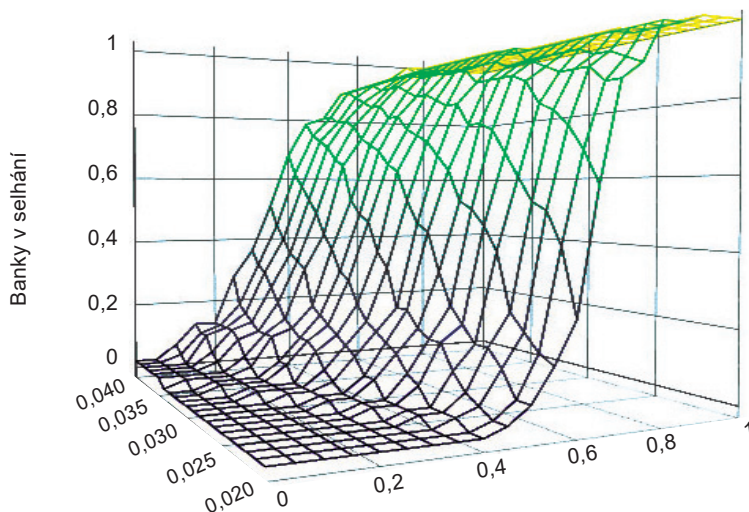
Odlišná parametrizace regulatorního limitu pákového poměru  $\lambda_r$  umožňuje simulovat základní charakteristiky systémového rizika v důsledku náhlých výprodejů aktiv. Výsledky simulace spojují vyšší úroveň regulatorního limitu s dřívější aktivizací bank, dřívější iniciací snižování bilancí bank, a tudíž materializací ztrát v důsledku náhlých výprodejů aktiv při nižších úrovních exogenního šoku (obrázek 7b). Uvedené dokumentuje roli pákového poměru jako klíčového behaviorálního pravidla modelu a potvrzuje výsledky předchozí literatury, když identifikuje počáteční kapitálovou rezervu, tj. relativní vzdálenost počátečního rozdělení pákových poměrů od regulatorního limitu ( $\lambda_{r,0} - \lambda_r$ ) jako primární ukazatel senzitivity bankovního sektoru vůči exogennímu šoku.

**Obrázek 7: Vliv počátečních kapitálových rezerv ( $\lambda_{r,0} - \lambda_r$ )**

a)



b)



Poznámka: Horizontální osy zobrazují míru exogenního šoku  $\alpha = (0; 1)$  a kapitálovou rezervu  $\lambda_0 - \lambda_r = (0,02; 0,04)$ . Vertikální osa zobrazuje panel (a): podíl agregované ztráty sektoru v důsledku náhlých výprodejů aktiv na celkové kapitalizaci sektoru; panel (b): podíl bank v selhání v iteraci  $t = 3$  na celkovém počtu bank sektoru.

Zdroj: vlastní zpracování

Z obrázku 7 je rovněž patrné, že zatímco relativní vzdálenost od regulačního limitu určuje hranici, při které dojde k vzniku ztrát v důsledku náhlých výprodejů aktiv, výše regulačního limitu ovlivňuje rychlost jejich následné materializace. Uvedený vztah lze pozorovat na rozdílném sklonu křivky vývoje agregovaných ztrát (obrázek 7a), resp. počtu bank v selhání (obrázek 7b) mezi nižšími a vyššími úrovněmi  $\lambda_r$ . Zatímco vyšší úroveň  $\lambda_r$  generují dřívější, avšak pomalejší nárůst agregovaných ztrát v souvislosti s růstem míry exogenního šoku, nižší úroveň  $\lambda_r$  jsou charakteristické akceleračním růstem ztrát v případě dosažení hranice exogenního šoku rozhodně pro jejich vznik. Finanční systém, v rámci kterého je možná takto skoková materializace ztrát, je označován přívlastkem *robust-yet-fragile* (Gai *et al.*, 2010), přičemž jeho nelineární charakter je tradičně spojován právě se síťovým rizikem finančního systému (Acemoglu *et al.*, 2015).

## 4.2 Cílování pákového poměru

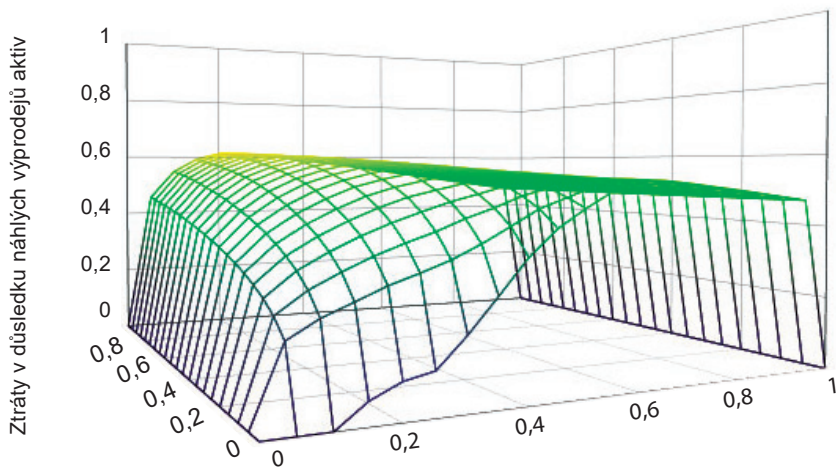
Vznik systémového rizika je spojen mimo jiné s korelovaným chováním finančních institucí (Brunnermeier a Sannikov, 2009), přičemž tyto regulačně nebo behaviorálně

vyvolané epizody stádního chování jsou považovány za finančnímu systému inherentní (IMF, 2000). V určitém momentu tak může dojít k realizaci individuálně optimálních strategií na úrovni jednotlivých institucí, které však mohou spět k destabilizaci systému jako celku (Hanson *et al.*, 2011). Stabilita individuální instituce je tedy pro stabilitu finančního systému podmínkou nutnou, nikoli však postačující (Osinski *et al.*, 2013).

Výchozí nastavení modelu předpokládá nulovou rychlost přizpůsobení ( $\beta = 0$ ), tedy prostředí, ve kterém banky přijímají změny pákového poměru v důsledku exogenního šoku pasivně a reagují snižováním bilanční sumy pouze v momentu překročení regulačně stanovené úrovně  $\lambda_r$ . Parametr rychlosti přizpůsobení  $\beta$  toto chování modifikuje a do modelu inkorporuje pravděpodobnost, se kterou banka po realizaci exogenního šoku zachová svůj původní pákový poměr, a to i přesto, že nedošlo k porušení limitu  $\lambda_r$ . Změnou tohoto parametru je proto možné simulovat jedno z dokumentovaných korelovaných chování finančních institucí splňující výše uvedenou charakteristiku Hansona *et al.* (2011) – tzv. *cílování*<sup>10</sup> pákového poměru (Adrian a Shin, 2011).

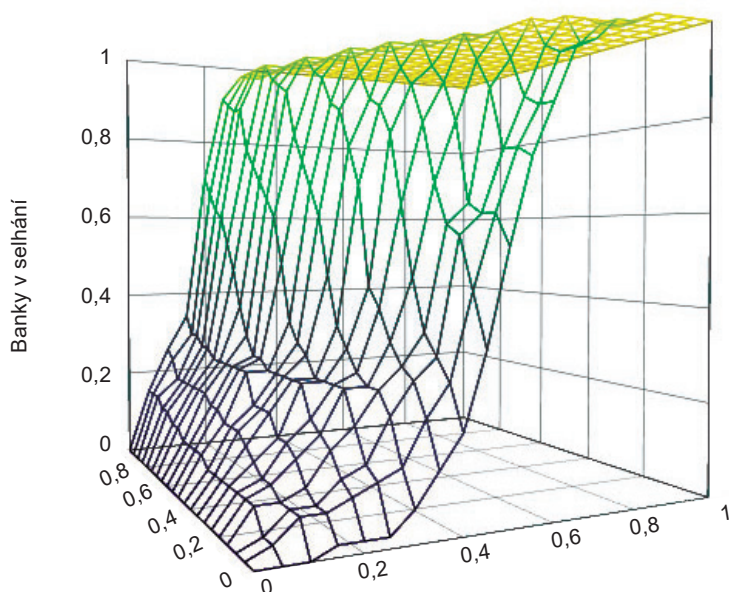
### **Obrázek 8: Simulace změny rychlosti přizpůsobení**

a)



10 Cílování pákového poměru u úvěrových institucí identifikovali Adrian a Shin (2011). Duarte a Eisenbach (2018) odhadli hodnotu průměrné rychlosti přizpůsobení na vzorku bank USA v letech 2000–2015 mezi 0,2–0,3. Současně identifikovali citlivost tohoto parametru na vnímanou stabilitu tržního prostředí, když průměrná hodnota během roku 2009 vzrostla na hodnotu 0,5.

b)



Poznámka: Horizontální osy zobrazují míru exogenního šoku  $a = [0;1]$  a rychlost přizpůsobení  $\beta = [0;1]$ . Vertikální osa zobrazuje panel (a): podíl agregované ztráty v důsledku náhlých výprodejů aktiv na celkové kapitalizaci sektoru; panel (b): podíl bank v selhání v iteraci  $t = 3$  na celkovém počtu bank sektoru.

Zdroj: vlastní zpracování

Výsledky simulace ilustrují vliv rychlosti přizpůsobení na vznik ztrát v důsledku náhlých výprodejů aktiv (obrázek 8a), když i minimální hodnota parametru  $\beta$  implikuje výrazně vyšší snižování bilanční sumy (obrázek 8b). Dopad nenulové rychlosti přizpůsobení se nejvýznamněji projevuje v regionu nižších úrovní exogenního šoku a způsobuje vznik ztrát v důsledku náhlých výprodejů aktiv i při minimálním poklesu pákového poměru. Z výsledků provedených simulací vyplývá, že motivace agentů ke snižování individuálního rizika selhání pomocí aktivního řízení pákového poměru, vede v důsledku existence překrývajících se portfolií aktiv ke vzniku potenciálně vyšších ztrát systému, respektive dochází ke snížení hranice míry exogenního šoku, při které dojde ke vzniku a šíření systémového rizika v důsledku náhlých výprodejů aktiv.

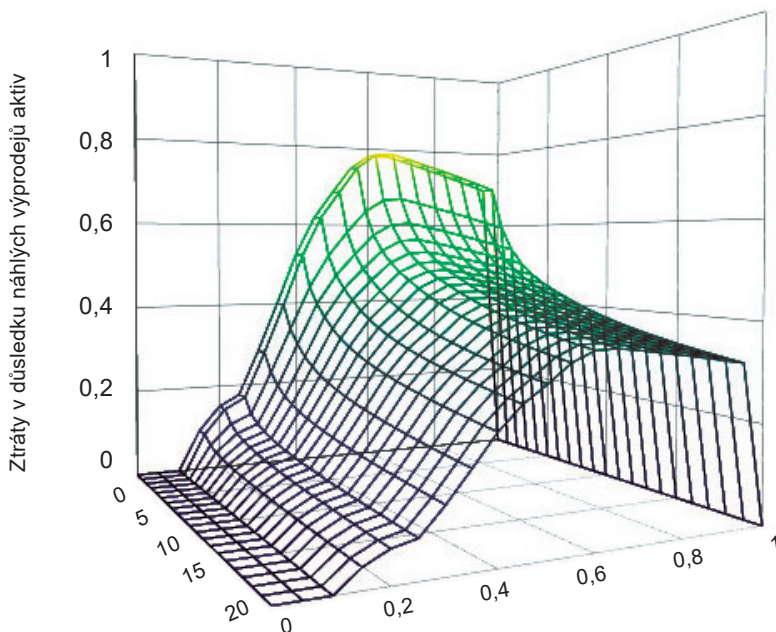
### 4.3 Vliv tržní likvidity

Nízká tržní likvidita byla tradičně identifikovaná vedle likvidity financování jako hlavní spouštěč náhlých výprodejů aktiv během finanční krize 2009 (Brunnermeier a Sannikov, 2009), přičemž centrální banky a dohledové autority na tuto zkušenost reagovaly nekonvenčními měnovými nástroji, resp. nástroji makrobezpečnostní politiky, v podobě kvantitativního uvolňování (Kutner, 2018 nebo Dell'Ariccia *et al.*, 2018).

Vliv tržní likvidity lze simulovat za použití exogenně definované funkce tržního dopadu dle rovnice (8) pomocí změny parametru  $MD^\mu$ . Následující výsledky simulace demonstrují dopadu úrovně nárůstu tržní likvidity napříč trhy likvidních tříd aktiv  $\mu$ .

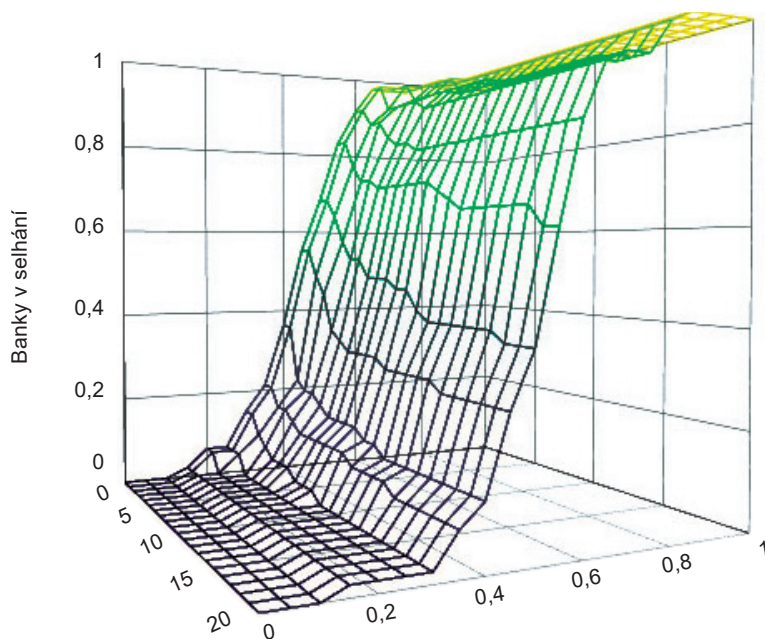
**Obrázek 9: Simulace změny tržní likvidity**

a)





b)



Poznámka: Horizontální osy zobrazují míru exogenního šoku  $\alpha = \langle 0; 1 \rangle$  a multiplikátor parametru  $MD = \langle 0; 20 \rangle$ . Vertikální osa zobrazuje: panel (a) podíl agregované ztráty sektoru v důsledku náhlých výprodejů aktiv na celkové kapitalizaci sektoru; panel (b) podíl bank v selhání na celkovém počtu bank v sektoru.

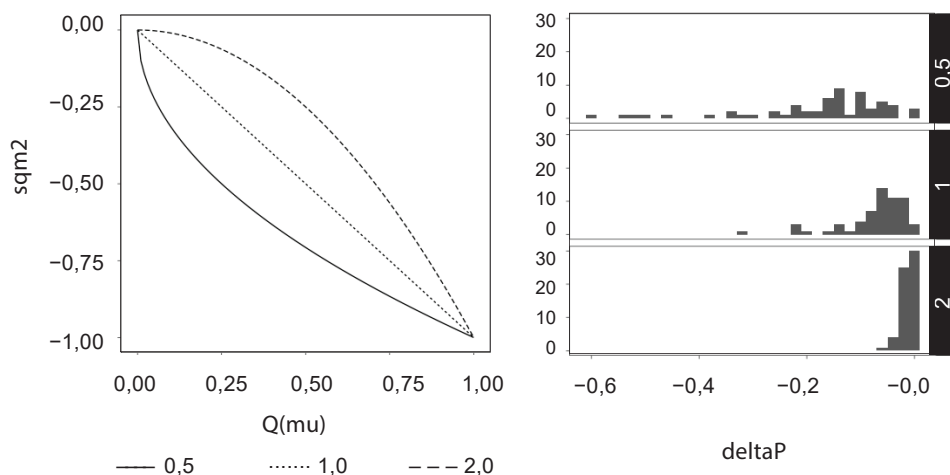
Zdroj: vlastní zpracování

Z výsledků simulace (obrázek 9a) je zřejmé, že na stejném rozmezí exogenního šoku a při totožném množství prodaných aktiv dochází k omezení dislokace tržních cen a nižším agregovaným ztrátám. Z průběhu křivky agregovaných ztrát je zřetelné, že za předpokladu konkávního tvaru funkce se efekt růstu parametru  $MD^{\mu}$  projevuje zejména na hladině vyšších exogenních šoků, přičemž efekt ve vyšších mírách dislokace tržních cen je silnější. Na základě simulace se tak jeví intervence v oblasti tržní likvidity méně efektivní při očekávání nízké potenciální dislokace tržních cen ve srovnání s obdobím hlubšího cenového šoku. Kromě toho, že i přes růst tržní likvidity si systém zachovává robust-yet-fragile charakter, lze rovněž pozorovat klesající mezní pokles agregovaných ztrát při růstu parametru  $MD^{\mu}$ , což implikuje klesající mezní efektivitu potenciální makroobezřetnostní intervence ve vztahu k jejímu objemu.

## 4.4 Vliv tvaru funkce tržního dopadu

Z hlediska určení průběhu a vlastností funkce tržního dopadu se autoři rozcházejí. Empirické výsledky nasvědčují faktu, že lineární funkce je vhodnější aproximací tržního dopadu při nízkých a konkávní při vysokých objemech prodeje (Bouchaud, 2018). V prezentovaném modelu použita generalizovaná funkce tržního dopadu umožňuje zohlednit předpoklad lineární (Duarte a Eisenbach, 2018; Greenwood *et al.*, 2015) i konkávní funkce (Cont a Shaanning, 2017), a tedy efekt tržního dopadu srovnat.

**Obrázek 10: Tvar funkce tržního dopadu v závislosti na hodnotě  $\zeta^\mu$  a rozdělení četnosti dislokace tržních cen**



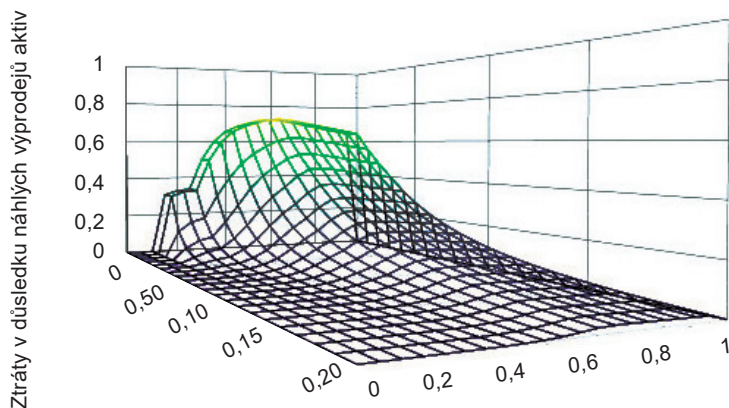
Poznámka: Pravý panel zobrazuje rozdělení změny tržních cen likvidních aktiv pro  $\zeta^\mu = [0,5; 1; 2]$  a  $\alpha = 0,75$ .  
Zdroj: vlastní zpracování

Obrázek 10 ilustruje tvar funkce tržního dopadu pro hodnoty  $\zeta^\mu = [0,5; 1; 2]$ . Z průběhu funkce i rozdělení změn tržních cen je patrný vliv tvaru funkce; zatímco konkávní průběh znevýhodňuje nižší míry prodaných množství  $Q$ , resp. nižší míry exogenního šoku, konvexní tvar naopak předpokládá nižší než lineární dislokace ve spektru objemů prodaného množství. Simulace změny parametru  $\zeta^\mu$  (obrázek 10, levý panel) ilustruje míru dislokace cen likvidních tříd aktiv v použitém modelu.

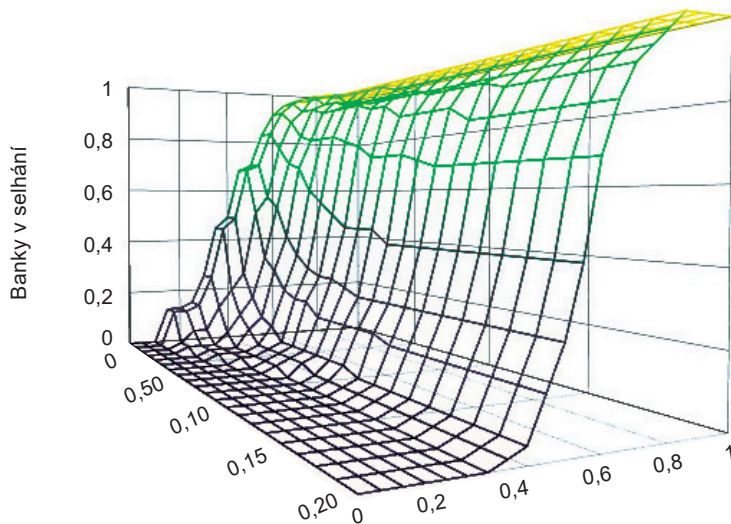


### Obrázek 11: Simulace parametru konkávnosti

a)



b)



Poznámka: Horizontální osy zobrazují míru exogenního šoku  $a = (0; 1)$  a parametr konkávnosti funkce  $\gamma = (0,001; 2)$ . Vertikální osa zobrazuje: panel (a) podíl agregované ztráty sektoru v důsledku náhlých výprodejů aktiv na celkové kapitalizaci sektoru, panel (b) podíl bank v selhání na celkovém počtu bank v sektoru.

Zdroj: vlastní zpracování

Obrázek 11 ilustruje skutečnost, že volba tvaru funkce ovlivní výsledek zátěžového testu materiálním způsobem. Lze pozorovat, že konkávní funkce generuje ztráty v důsledku náhlých výprodejů aktiv při výrazně nižších mírách exogenního šoku, což je důsledkem její relativně vyšší citlivosti na minimální změny prodávaného množství. S postupným zvyšováním parametru  $\zeta^u$  se úroveň prvotního výskytu ztrát posunuje směrem k vyšším mírák hodnoty  $\alpha$ . Současně lze pozorovat vyšší celkový objem ztrát při konkávním tvaru funkce a jeho úrovněvý pokles spojený s růstem parametru  $\zeta^u$ .

## Závěr

Mikrostrukturální model úspěšně simuluje mechanismus vzniku agregovaných ztrát v důsledku náhlých výprodejů aktiv. Po jeho aplikaci na bankovní sektor EU byla identifikována míra systémovosti individuálních bank ve vztahu k sekundárnímu efektu náhlých výprodejů aktiv, přičemž výsledky prokazují suboptimální schopnost identifikace systémové významnosti při použití pouze ukazatele tržního podílu; doplněním ukazatelů charakterizujících strukturu vzájemných vazeb (počet vazeb, IO) se pravděpodobnost úspěšné identifikace zvyšuje. Výsledek simulace započtení sekundárního efektu indikuje potenciální podhodnocení výsledku zátěžového testu EBA ve vztahu k systémovému riziku náhlých výprodejů aktiv a představuje další argument pro inkorporaci sekundárních efektů do modelů dohledových zátěžových testů používaných centrálními bankami.

Ve druhé části článku je ilustrována závislost výsledků modelu na vybraných změnách jeho parametrizace napříč definovaným spektrem exogenního šoku. Výsledky prokazují schopnost modelu úspěšně simulovat citlivost sektoru vůči systémovému riziku v důsledku náhlých výprodejů aktiv, cílování pákového poměru, makroobezřetnostní intervenci v oblasti tržní likvidity a odlišné průběhy funkce tržního dopadu, což rozšiřuje potenciální použití modelu při analýze systémového rizika a hodnocení potenciálních variant budoucí regulace.

Prezentované výsledky je nutné chápat v souvislostech omezení parametrizace modelu a vyloučení kategorie expozic vůči nefinančním podnikům (viz diskuse v poznámce pod čarou č. 4). Je zjevné, že kreditní citlivost této kategorie ovlivní, v závislosti na kalibraci parametrů funkce tržního dopadu, prezentované výsledky. Tuto skutečnost dokládají i testy odlišné parametrizace provedené na použitém datasetu i výsledky ostatních autorů (Cont a Shaanning, 2017; Duarte a Eisenbach, 2018).

Vliv zahrnutí kategorie expozic vůči nefinančním podnikům na agregované ztráty sektoru v důsledku fire sales ovlivňují dva primární faktory. V důsledku zahrnutí by zaprvé došlo ke zvýšení citlivosti portfolia likvidních aktiv vůči exogennímu šoku a dislokaci tržních cen v důsledku náhlého prodeje. Zadruhé by došlo k navýšení portfolia likvidních

aktiv, což by vedlo k rozložení náhlých prodejů mezi více tříd aktiv, a tudíž k snížení agregované dislokace cen ve srovnání s portfoliem skládajícím se pouze z expozice vůči centrálním bankám a finančním institucím.<sup>11</sup> Tyto efekty by působily proti sobě a převládající dopad by byl funkcí významnosti portfolia zahrnutých/vyloučených expozic vůči nefinančním podnikům a parametrizace funkce tržního dopadu individuálních tržních aktiv.<sup>12</sup>

Zatímco volba zahrnutých expozic ovlivní výši agregované ztráty sektoru v důsledku fire sales (3.1) a test významnosti bank (3.2), dynamika materializace systémového rizika (4) zůstane v konečném důsledku významně nezměněna. Výše ex ante kapitálové rezervy, rychlost přizpůsobení  $\beta$ , tržní likvidita a tvar funkce tržního dopadu  $\xi^u$  ovlivňují materializaci systémového rizika v obou specifikacích shodně, přičemž výsledné odhady se mění v závislosti na zvolené parametrizaci.

Je zřejmé, že výzkum nepostihuje všechny možné aspekty spojené s odhadem systémového rizika. Potenciální rozšíření lze hledat zejména v oblastech strategií snižování bilanční sumy, detailnějších dat týkajících se držných aktiv, možností behaviorální reakce bank, jakož i parametrizace tržního dopadu prodeje aktiv. V neposlední řadě lze označit za stěžejní doplnění dalších behaviorálních pravidel (likviditní omezení, kapitálový poměr atd.) a úrovní kanálů náklady s cílem postihnout komplexitu multikriteriálního rozhodování banky. Uvedené dokazuje, že oblast mikrostrukturálních modelů je stále v rané fázi vývoje a rozšíření skýtá potenciálně široké možnosti dalšího výzkumu.

---

11 Za použití datasetu EBA (2018) dojde v případě zahrnutí expozic vůči nefinančním podnikům k navýšení kategorie likvidních aktiv o 30 %.

12 Model by v prezentované parametrizaci (3.1) při zahrnutí expozic vůči nefinančním podnikům generoval vyšší objem prodaných aktiv o 15,4 % a nižší agregovanou ztrátu v důsledku fire sales (-70 %).

## Přílohy:

### Příloha 1: Mapování použitého datasetu na EBA ST 2018

Dataset		EBA Mapování	
Expozice	Expozice (v mil. EUR)	Expozice ID	Třída aktiv
a1100	3 774 038	1100	Central banks and central governments
a2000	1 411 601	2000	Institutions
Ostatní	20 165 416		
<b>Celkem</b>	<b>25 351 055</b>		

Země	Expozice (v mil. EUR)	Země ID	Země
c1	138 280	1	Rakousko
c2	379 677	2	Belgie
c5	135 654	5	Česko
c6	427 132	6	Dánsko
c8	214 409	8	Finsko
c9	2 442 285	9	Francie
c10	1 709 781	10	Německo
c14	115 035	14	Irsko
c15	974 954	15	Itálie
c19	145 002	19	Lucembursko
c21	951 943	21	Nizozemsko
c22	224 891	22	Norsko
c23	122 447	23	Polsko
c28	856 363	28	Španělsko
c29	487 168	29	Švédsko
c30	2 312 531	30	Spojené království
c35	239 528	35	Hongkong
c41	147 237	41	Švýcarsko
c43	1 282 029	43	Spojené státy americké
c61	82 957	61	Austrálie
Ostatní	11 961 752		
<b>Celkem</b>	<b>25 351 055</b>		

	Item ID	Označení
	183201	IRB – Exposure values (restated figures) – by status (Defaulted and Non defaulted) and by Portfolio (AIRB and FIRB)
	183301	SA – Exposure values (restated figures) – by status (Defaulted and Non defaulted) and by Portfolio (SA)

## Příloha 2: Charakteristika použitého datasetu

Třídy aktiv	Expozice (v mil. EUR)	Podíl expozice na bilanční sumě sektoru (v %)	Podíl expozice na bilanční sumě individuálních bank (v %)			
			p25	medián	průměr	p75
<b>Expozice celkem (v mil. EUR)</b>	<b>25 351 055</b>	<b>100,00</b>	<b>169 752</b>	<b>272 398</b>	<b>539 384</b>	<b>737 424</b>
<b>Expozice vůči centrálním bankám a vládním institucím</b>	<b>3 774 038</b>	<b>14,89</b>	<b>12,02</b>	<b>14,86</b>	<b>16,15</b>	<b>19,31</b>
<b>a1100c1</b>	612 174	2,41	0,00	0,00	0,27	0,00
<b>a1100c10</b>	26 603	0,10	0,00	0,55	2,91	3,03
<b>a1100c14</b>	352 149	1,39	0,00	0,00	0,50	0,00
<b>a1100c15</b>	49 770	0,20	0,00	0,00	1,59	0,54
<b>a1100c19</b>	82 115	0,32	0,00	0,00	0,12	0,03
<b>a1100c2</b>	231 666	0,91	0,00	0,00	0,54	0,00
<b>a1100c21</b>	10 452	0,04	0,00	0,00	1,38	0,15
<b>a1100c22</b>	56 725	0,22	0,00	0,00	0,07	0,00
<b>a1100c23</b>	283 070	1,12	0,00	0,00	0,99	0,00
<b>a1100c28</b>	42 343	0,17	0,00	0,00	1,08	0,14
<b>a1100c29</b>	483 964	1,91	0,00	0,00	0,29	0,00
<b>a1100c30</b>	46 980	0,19	0,00	0,04	1,33	0,50
<b>a1100c35</b>	79 092	0,31	0,00	0,00	0,05	0,00
<b>a1100c41</b>	469 816	1,85	0,00	0,00	0,25	0,08
<b>a1100c43</b>	72 033	0,28	0,00	0,43	1,13	1,77
<b>a1100c5</b>	33 274	0,13	0,00	0,00	0,53	0,00
<b>a1100c6</b>	12 841	0,05	0,00	0,00	0,23	0,00
<b>a1100c61</b>	70 287	0,28	0,00	0,00	0,04	0,00
<b>a1100c8</b>	748 619	2,95	0,00	0,00	0,58	0,00
<b>a1100c9</b>	10 065	0,04	0,00	0,03	2,30	0,83

## Příloha 2 (pokračování)

<b>Expozice vůči finančním institucím</b>	<b>1 411 601</b>	<b>5,57</b>	<b>2,32</b>	<b>3,52</b>	<b>6,24</b>	<b>6,37</b>
<b>a2000c1</b>	306 457	1,21	0,00	0,00	0,08	0,00
<b>a2000c10</b>	835	0,00	0,00	0,31	2,11	0,46
<b>a2000c14</b>	57 455	0,23	0,00	0,00	0,02	0,00
<b>a2000c15</b>	18 488	0,07	0,00	0,00	0,27	0,03
<b>a2000c19</b>	42 491	0,17	0,00	0,00	0,07	0,06
<b>a2000c2</b>	41 943	0,17	0,00	0,00	0,34	0,00
<b>a2000c21</b>	12 962	0,05	0,00	0,00	0,15	0,13
<b>a2000c22</b>	4 312	0,02	0,00	0,00	0,08	0,00
<b>a2000c23</b>	66 678	0,26	0,00	0,00	0,05	0,00
<b>a2000c28</b>	24 324	0,10	0,00	0,00	0,20	0,07
<b>a2000c29</b>	260 350	1,03	0,00	0,00	0,16	0,00
<b>a2000c30</b>	10 503	0,04	0,00	0,82	1,00	1,35
<b>a2000c35</b>	25 791	0,10	0,00	0,00	0,02	0,00
<b>a2000c41</b>	171 308	0,68	0,00	0,00	0,13	0,10
<b>a2000c43</b>	5 050	0,02	0,01	0,22	0,41	0,72
<b>a2000c5</b>	22 235	0,09	0,00	0,00	0,03	0,00
<b>a2000c6</b>	7 538	0,03	0,00	0,00	0,12	0,00
<b>a2000c61</b>	1 286	0,01	0,00	0,00	0,02	0,00
<b>a2000c8</b>	283 666	1,12	0,00	0,00	0,01	0,00
<b>a2000c9</b>	47 929	0,19	0,00	0,22	0,97	0,92
<b>Expozice ostatní (nelikvidní aktiva)</b>	<b>20 165 416</b>	<b>79,54</b>				

### Príloha 3: Výsledky testu systémovosti individuálnych bank

Země sídla	Banka	bank_no	Pákový poměr (tx0) (v %)	Bilanční suma (tx0) (v mil. EUR)	Podíl bilanční sumy banky na bilanční sumě sektoru (v %)	Podíl likvidních aktiv na bilanční sumě banky (v %)	Regulační kapitál (tx0) (v mil. EUR)	Počet vazeb	Ukazatel IO	Ztráta sektoru v důsledku fire sales (tx3) (v mil. EUR)	Podíl ztráty v důsledku fire sales na kapitalizaci sektoru (v %)
AT	Erste Group Bank AG	bank01	6,55	234 481	0,92	19,22	15 368	41	99 698 627	39 239	2,90
AT	Raiffeisen Bank International AG	bank02	6,12	160 897	0,63	15,14	9 839	40	50 955 299	33 796	2,49
BE	Belfius Banque SA	bank03	5,59	145 611	0,57	40,98	8 141	42	152 465 918	122 692	9,06
BE	KBC Group NV	bank04	6,08	272 398	1,07	31,24	16 552	39	322 523 480	109 622	8,09
DE	Bayerische Landesbank	bank05	4,04	232 737	0,92	46,68	9 393	43	1 020 428 947	140 121	10,34
DE	Commerzbank AG	bank06	5,51	471 317	1,86	19,83	25 985	44	646 669 786	155 242	11,46
DE	Deutsche Bank AG	bank07	4,13	1 395 756	5,51	21,75	57 631	45	2 495 208 704	170 775	12,61
DE	DZ BANK AG Deutsche Zentral-Genossenschaftsbank	bank08	4,61	432 030	1,70	37,05	19 923	42	1 041 307 195	164 154	12,12
DE	Landesbank Baden-Württemberg	bank09	4,96	257 740	1,02	53,74	12 795	40	1 085 238 731	126 823	9,36
DE	Landesbank Hessen-Thüringen Girozentrale AdöR	bank10	4,88	167 618	0,66	34,20	8 180	40	564 086 730	118 132	8,72
DE	Norddeutsche Landesbank - Girozentrale -	bank11	3,41	182 468	0,72	23,59	6 229	40	335 653 598	110 227	8,14
DE	NRW.BANK	bank12	11,41	161 670	0,64	35,54	18 442	43	389 782 935	160 446	11,84
DK	Danske Bank	bank13	4,41	460 105	1,81	16,93	20 302	40	467 377 990	106 512	7,86
DK	Jyske Bank	bank14	5,42	84 118	0,33	4,38	4 557	33	35 674 339	0	0,00
DK	Nykredit Realkredit	bank15	4,80	205 339	0,81	5,65	9 852	6	5 784 889	2 967	0,22
ES	Banco Bilbao Vizcaya Argentaria S.A.	bank16	6,62	709 480	2,80	22,15	46 980	41	746 362 299	96 896	7,15
ES	Banco de Sabadell S.A.	bank17	4,97	223 445	0,88	25,24	11 111	39	375 271 794	64 957	4,80
ES	Banco Santander S.A.	bank18	5,28	1 463 090	5,77	15,54	77 283	42	1 166 469 525	88 902	6,56
ES	CaixaBank, S.A.	bank19	5,54	344 281	1,36	15,37	19 074	14	256 179 542	9 392	0,69
FI	OP Financial Group	bank20	7,85	127 027	0,50	16,73	9 973	37	47 620 144	72 208	5,33
FR	BNP Paribas	bank21	4,68	1 802 200	7,11	18,78	84 417	43	3 078 599 198	274 966	20,30
FR	Group Crédit Mutuel	bank22	6,58	692 726	2,73	17,93	45 578	40	1 373 634 463	136 896	10,11

### Příloha 3 (pokračování)

FR	Groupe BPCE	bank23	5,05	1 177 243	4,64	15,69	59 490	43	1 985 107 502	217 717	16,07
FR	Groupe Crédit Agricole	bank24	5,62	1 499 604	5,92	20,71	84 292	43	2 657 595 991	244 429	18,04
FR	La Banque Postale	bank25	4,53	205 766	0,81	57,44	9 322	36	1 558 824 783	160 326	11,84
FR	Société Générale S.A.	bank26	4,30	1 150 217	4,54	21,87	49 514	41	2 147 249 673	195 885	14,46
IE	Allied Irish Banks Group plc	bank28	11,94	92 328	0,36	23,68	11 028	36	78 418 626	17 939	1,32
IE	Bank of Ireland Group plc	bank29	7,03	108 330	0,43	15,38	7 617	36	63 678 104	16 647	1,23
IT	Banco BPM S.p.A.	bank30	5,59	171 887	0,68	21,48	9 608	17	209 008 200	51 728	3,82
IT	Intesa Sanpaolo S.p.A.	bank31	6,42	676 967	2,67	25,19	43 466	42	954 557 335	142 761	10,54
IT	UniCredit S.p.A.	bank32	5,73	954 896	3,77	20,39	54 703	41	1 050 286 125	96 911	7,15
IT	Unione di Banche Italiane Società Per Azioni	bank33	5,85	132 622	0,52	17,05	7 755	17	156 051 710	44 266	3,27
NL	ABN AMRO Group N.V.	bank34	4,03	486 677	1,92	15,19	19 618	40	458 622 917	179 196	13,23
NL	Coöperatieve Rabobank U.A.	bank35	6,03	617 292	2,43	16,64	37 204	40	438 853 016	136 680	10,09
NL	ING Groep N.V.	bank36	4,65	1 081 531	4,27	11,91	50 325	45	676 930 463	191 032	14,10
NL	N.V. Bank Nederlandse Gemeenten	bank37	3,49	122 192	0,48	37,92	4 266	22	186 638 164	87 341	6,45
NO	DNB Bank Group	bank38	6,90	264 995	1,05	3,89	18 293	41	5 472 579	0	0,00
PL	Bank Polska Kasa Opieki SA	bank39	9,79	48 067	0,19	20,32	4 705	7	9 824 511	5 576	0,41
PL	Powszechna Kasa Oszczedności Bank Polski SA	bank40	10,54	73 457	0,29	21,89	7 739	7	13 651 366	5 748	0,42
SE	Nordea Bank – group	bank41	5,20	538 338	2,12	21,93	28 008	40	412 783 568	59 421	4,39
SE	Skandinaviska Enskilda Banken - group	bank42	5,24	256 522	1,01	13,67	13 452	40	186 635 458	52 297	3,86
SE	Svenska Handelsbanken - group	bank43	4,57	283 270	1,12	14,93	12 954	41	176 732 010	58 875	4,35
SE	Swedbank - group	bank44	5,25	216 495	0,85	14,61	11 356	36	65 991 843	20 496	1,51
GB	Barclays Plc	bank45	4,79	1 267 451	5,00	25,13	60 765	42	2 638 322 663	221 023	16,32
GB	HSBC Holdings Plc	bank46	5,91	2 133 129	8,41	16,13	125 976	40	2 310 221 971	200 428	14,80
GB	Lloyds Banking Group Plc	bank47	5,12	799 876	3,16	17,35	40 948	39	1 106 631 259	92 400	6,82
GB	The Royal Bank of Scotland Group Plc	bank48	5,82	765 368	3,02	24,46	44 577	40	1 647 939 529	143 094	10,56



## Literatura

- Acemoglu, D., Asuman, O., Tahbaz-Salehi, A. (2015). Systemic Risk and Stability in Financial Networks. *American Economic Review*, 105(2), 564–608, <https://doi.org/10.1257/aer.20130456>
- Adrian, T., Brunnermeier, M. K. (2016). CoVaR. *American Economic Review*, 106(7), 1705–1741, <https://doi.org/10.1257/aer.20120555>
- Adrian, T., Shin, H. S. (2011). *Financial Intermediary Balance Sheet Management*. FRB of New York Staff Report No. 532, <https://doi.org/10.2139/ssrn.1978972>
- Acharya, V. V., Pedersen, L. H., Philippon, T., et al. (2017). Measuring Systemic Risk. *The Review of Financial Studies*, 30(1), 2–47, <https://doi.org/10.1093/rfs/hhw088>
- Allen, F., Gale, D. (2000). Financial Contagion. *Journal of Political Economy*, 108(1), 1–33, <https://doi.org/10.1086/262109>
- Aldasoro, I., Alves, I. (2018). Multiplex interbank networks and systemic importance: An application to European data. *Journal of Financial Stability*, 35, 17–37, <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2016.12.008>
- Anand, K., Bédard-Pagé, G., Traclet, V. (2014). Stress Testing the Canadian Banking Systems: A System-Wide Approach. *Financial Stability Review*. June 2014 [vid. 2021-02-11]. Dostupné z: <https://www.bankofcanada.ca/wp-content/uploads/2014/06/fsr-june2014-anand.pdf>
- Aymanns, Ch., Farmer, J. D., Kleinnijenhuis, A. M., et al. (2018). Models of Financial Stability and Their Application in Stress Tests. *Handbook of Computational Economics*, 4, 329–391, <https://doi.org/10.1016/bs.hescom.2018.04.001>
- Battiston, S., Puliga, M., Kaushik, R., et al. (2012). DebtRank: Too Central to Fail? Financial Networks, the FED and Systemic Risk. *Scientific Reports*, 2, 541, <https://doi.org/10.1038/srep00541>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2014). *The G-SIB assessment methodology – score*. Basel: Bank for International Settlements. ISBN 978-92-9131-985-5. Dostupné z: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d296.pdf>
- Bernanke, B. S., Gertler, M., Gilchrist, S. (1999). The financial accelerator in a quantitative business cycle framework. *Handbook of Macroeconomics*, 1, Part C, 1341–1393, [https://doi.org/10.1016/S1574-0048\(99\)10034-X](https://doi.org/10.1016/S1574-0048(99)10034-X)
- Bikhchandani, S., Sharma, S. (2000). *Herd Behavior in Financial Markets: A Review*. IMF Working Paper No. 00/48. Dostupné z: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2000/wp0048.pdf>
- Blanchard, O. (2016). *Do DSGE Models Have a Future*. Peterson Institute for International Economics Policy Brief No. 16-11. Dostupné z: <https://www.piie.com/system/files/documents/pb16-11.pdf>
- Bookstaber, R. (2012). *Using Agent-Based Models for Analyzing Threats to Financial Stability*. Office of Financial Research Working Paper #0003. Dostupné z: [https://www.financialresearch.gov/working-papers/files/OFR\\_Working\\_Paper\\_No3\\_ABM\\_Bookstaber\\_Final.pdf](https://www.financialresearch.gov/working-papers/files/OFR_Working_Paper_No3_ABM_Bookstaber_Final.pdf)

- Bookstaber, R., Paddrik, M., Tivnan, B. (2014). *An Agent-based Model for Financial Vulnerability*. Office of Financial Research Working Paper, 14-05. Dostupné z: [https://www.financialresearch.gov/working-papers/files/OFRwp2014-05\\_BookstaberPaddrikTivnan\\_Agent-basedModelforFinancialVulnerability\\_revised.pdf](https://www.financialresearch.gov/working-papers/files/OFRwp2014-05_BookstaberPaddrikTivnan_Agent-basedModelforFinancialVulnerability_revised.pdf)
- Bouchaud, J.-P. (2018). Agent-Based Models for Market Impact and Volatility. *Handbook of Computational Economics*, 4, 393–436, <https://doi.org/10.1016/bs.hescom.2018.02.002>
- Bouchaud, J.-P., Gualdi, S., Tarzia, M., et al. (2018). Optimal inflation target: insights from an agent-based model. *Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal*, 12, 1–26, <https://doi.org/10.5018/economics-ejournal.ja.2018-15>
- Borio, C. (2003). *Towards a macroprudential framework for financial supervision and regulation?* BIS Working Papers No. 128. Dostupné z: <https://www.bis.org/publ/work128.pdf>
- Brownlees, Ch., Engle, R. F. (2017). SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk. *The Review of Financial Studies*, 30(1), 48–79, <https://doi.org/10.1093/rfs/hhw060>
- Brunnermeier, M. K. (2009). Deciphering the Liquidity and Credit Crunch 2007-2008. *Journal of Economic Perspectives*, 23(1), 77–100, <https://doi.org/10.1257/jep.23.1.77>
- Brunnermeier, M. K., Pedersen, L. H. (2009). Market Liquidity and Funding Liquidity. *The Review of Financial Studies*, 22(6), 2201–2238, <https://doi.org/10.1093/rfs/hhn098>
- Brunnermeier, M. K., Sannikov, Y. (2014). A Macroeconomic Model with a Financial Sector. *American Economic Review*, 104(2), 379–421, <https://doi.org/10.1257/aer.104.2.379>
- Burrows, O., Learmonth, D., McKeown, J., et al. (2012). RAMSI: a top-down stress-testing model developed at the Bank of England. *Bank of England Quarterly Bulletin*, 52(3), 204–212.
- Caccioli, F., Farmer, J. D., Foti, N., et al. (2014). Overlapping portfolios, contagion, and financial stability. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 51, <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2014.09.041>
- Caccioli, F., Barucca, P., Kobayashi, T. (2018). Network model of financial systemic risk: a review. *Journal of Computational Social Science*, 1(1), 81–114, <https://doi.org/10.1007/s42001-017-0008-3>
- Christiano, L. J., Eichenbaum M. S., Trabandt, M. (2015). Understanding the Great Recession. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 7(1), 110–167, <https://doi.org/10.1257/mac.20140104>
- Christiano, L. J., Eichenbaum M. S., Trabandt, M. (2018). On DSGE Models. *Journal of Economic Perspectives*, 32(3), 113–140, <https://doi.org/10.1257/jep.32.3.113>
- Coen, J., Lepore, C., Shaanning, E. (2019). *Taking regulation seriously: fire sales under solvency and liquidity constraints*. Bank of England Working Paper No. 793, <https://doi.org/10.2139/ssrn.3378586>
- Cont, R., Moussa, A., Santos, E. (2013). Network Structure and Systemic Risk in Banking Systems. In: Foque, J. P., Langsam, J. A. *Handbook on Systemic Risk*. Cambridge: Cambridge University Press, 327–368, ISBN 9781139151184. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139151184.018>

- Cont, R., Schaanning, E. (2017). *Fire Sales, Indirect Contagion and Systemic Stress Testing*. Norges Bank Research Working Paper 2/2017. Dostupné z: <https://doi.org/10.2139/ssrn.2955646>
- Dees, S., Henry, J., Reiner, M. (2017). *STAMP€: Stress-Test Analytics for Macroprudential Purposes in the euro area*. Frankfurt am Main: European Central Bank. ISBN 978-92-899-2831-1.
- Dell'Ariccia, G., Pau R., Sandri, D. (2018). Unconventional Monetary Policies in the Euro Area, Japan, and the United Kingdom. *Journal of Economic Perspectives*, 32(4), 147–172, <https://doi.org/10.1257/jep.32.4.147>
- Diamond, D., Dybvig, P. (1983). Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity. *Journal of Political Economy*, 91(3), 401–419. Dostupné z: <https://www.jstor.org/stable/1837095>
- Duarte, F., Eisenbach, T. (2018). *Fire-sale Spillovers and Systemic Risk*. FRB of New York Staff Report No. 645, <https://doi.org/10.2139/ssrn.2340669>
- Di Cesare, A., Rogantini Picco, A. (2018). *A Survey of Systemic Risk Indicators*. Bank of Italy Occasional Paper No. 458, <https://doi.org/10.2139/ssrn.3398812>
- Eisenberg, L., Noe, T. (2001). Systemic Risk in Financial Systems. *Management Science*, 47(2), 236–249. Dostupné z: <https://www.jstor.org/stable/2661572>
- Fagiolo, G., Roventini, A. (2016). *Macroeconomic policy in DSGE and agent-based models redux: New developments and challenges ahead*. LEM Working Paper Series, 2016/17, <https://doi.org/10.18564/jasss.3280>
- French, K. R., Baily, M. N., Campbell, J. Y., et al. (2010). *The Squam Lake Report: Fixing the Financial System*. Princeton: Princeton University Press, ISBN 9780691148847
- Furfine, C. (2003). Interbank Exposures: Quantifying the Risk of Contagion. *Journal of Money, Credit and Banking*, 35(1), 111–128. Dostupné z: <https://www.jstor.org/stable/3649847>
- Gai, P., Kapadia, S. (2010). *Contagion in Financial Networks*. Bank of England Working Paper No. 383, <https://doi.org/10.2139/ssrn.1577043>
- Gai, P., Haldane, A., Kapadia, S. (2011). Complexity, concentration and contagion. *Journal of Monetary Economics*, 58(5), 453–470, <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2011.05.005>
- Geršl, A., Komárková, Z., Komárek, L. (2016). Liquidity Stress Testing with Second-Round Effects: Application to the Czech Banking Sector. *Czech Journal of Economics and Finance (Finance a úvěr)*, 66(1), 32–49
- Gertler, M., Kiyotaki, N. (2015). Banking, Liquidity, and Bank Runs in an Infinite Horizon Economy. *American Economic Review*, 105(7), 2011–2043, <https://doi.org/10.1257/aer.20130665>
- Gertler, M., Kiyotaki, N., Prestipino, A. (2016). Wholesale banking and bank runs in macroeconomic modeling of financial crises. *Handbook of Macroeconomics*, 2, 1345–1425, <https://doi.org/10.1016/bs.hesmac.2016.03.009>
- Gilchrist, S., Schoenle, R., Sim, J. W., et al. (2018). *Financial Heterogeneity and Monetary Union*. Finance and Economics Discussion Series 2018-043, <https://doi.org/10.17016/FEDS.2018.043>

- Glasserman, P., Young, H. (2016). Contagion in Financial Networks. *Journal of Economic Literature*, 54(3), 779–831, <https://doi.org/10.1257/jel.20151228>
- Greenwood, R., Landier, A., Thesmar, D. (2015). Vulnerable banks. *Journal of Financial Economics*, 115(3), 471–485, <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2014.11.006>
- Gust, Ch., Herbst, E., López-Salido, D., et al. (2017). The Empirical Implications of the Interest-Rate Lower Bound. *American Economic Review*, 107(7), 1971–2006, <https://doi.org/10.1257/aer.20121437>
- Haldane, A., G., May, R. M. (2011). Systemic risk in banking ecosystems. *Nature*, 469, 351–355, <https://doi.org/10.1038/nature09659>
- Hanson, S. G., Kashyap, A. K., Stein, J. C. (2011). A Macroprudential Approach to Financial Regulation. *Journal of Economic Perspectives*, 25(1), 3–28, <https://doi.org/10.1257/jep.25.1.3>
- Iacoviello, M., Neri, S. (2010). Housing Market Spillovers: Evidence from an Estimated DSGE Model. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2(2), 125–164, <https://doi.org/10.1257/mac.2.2.125>
- Kaplan, G., Moll, B., Violante, G. L. (2018). Monetary Policy According to HANK. *American Economic Review*, 108(3), 697–743, <https://doi.org/10.1257/aer.20160042>
- Kiyotaki, N., Moore, J. (1997). Credit Cycles. *Journal of Political Economy*, 105(2), 211–248, <https://doi.org/10.1086/262072>
- Klinger, T., Teplý, P. (2014). Systemic Risk of the Global Banking System - An Agent-Based Network Model Approach. *Prague Economic Papers*, 23(1), 24–41, <https://doi.org/10.18267/j.pep.471>
- Krugman, P. (2011). The Profession and the Crisis. *Eastern Economic Journal*, 37(3), 307–312, <https://doi.org/10.1057/eej.2011.8>
- Kuttner, K. N. (2018). Outside the Box: Unconventional Monetary Policy in the Great Recession and Beyond. *Journal of Economic Perspectives*, 32(4), 121–146, <https://doi.org/10.1257/jep.32.4.121>
- Montagna, M., Kok, C. (2016). *Multi-layered interbank model for assessing systemic risk*. ECB Working Paper Series No. 1944. Dostupné z: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1944.en.pdf>
- Montagna, M., Torri, G., Covi, G. (2020). *On the origins of systemic risk*. ECB Working Paper Series No. 2502. Dostupné z: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2502~675f29f90c.en.pdf>
- Nier, E., Yang, J., Yorulmazer, T., et al. (2008). Network Models and Financial Stability. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 31(6), 2033–2060, <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2007.01.014>
- Osinski, J., Seal, K., Hoogduin, L. (2013). *Macroprudential and Microprudential Policies; Toward Cohabitation*. IMF Staff Discussion Notes No. 13/5. Dostupné z: <https://www.imf.org/en/Publications/Staff-Discussion-Notes/Issues/2016/12/31/Macroprudential-and-Microprudential-Policies-Toward-Cohabitation-40694>

- Poledna, S., Molina-Borboa, J. L., Martínez-Jaramillo, S., et al. (2015). The multi-layer network nature of systemic risk and its implications for the costs of financial crises. *Journal of Financial Stability*, 20(C), 70–81, <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2015.08.001>
- Poledna, S., Miess, M., Hommes, C. H. (2019). Economic Forecasting with an Agent-Based Model. *SSRN Electronic Journal*, <https://doi.org/10.2139/ssrn.3484768>
- Poledna, S., Martínez-Jaramillo, S., Caccioli, F., et al. (2021). Quantification of systemic risk from overlapping portfolios in the financial system. *Journal of Financial Stability*, 52, <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2020.100808>
- Segoviano, M. A., Goodhart, C. (2009). *Banking Stability Measures*. IMF Working Paper 09/4. Dostupné z: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2009/wp0904.pdf>
- Shleifer, A., Vishny, R. (2011). Fire Sales in Finance and Macroeconomics. *Journal of Economic Perspectives*, 25(1), 29–48, <https://doi.org/10.1257/jep.25.1.29>
- Trevino, I. (2020). Informational Channels of Financial Contagion. *Econometrica*, 88(1), 297–335, <https://doi.org/10.3982/ECTA15604>