

JAGODA ANNA KASZOWSKA\*  
JUAN LUIS SANTOS\*\*

## **Rola percepcji ryzyka i niepewności w ocenie ryzyka systemowego. Podejście symulacyjne ABM<sup>1</sup>**

### **Wprowadzenie**

Kryzys finansowy 2007–2009 uwydatnił potrzebę prowadzenia badań nad ryzykiem systemowym oraz jego rolę w przyczynach, przebiegu i skutkach kryzysu finansowego. W tym kontekście niezwykle ważne jest usystematyzowanie naszej wiedzy na temat sposobów pomiaru oraz poszukiwanie nowych narzędzi modelowania ryzyka systemowego. Problematyka ta jest również niezwykle ważna w kontekście oceny efektywności rozwiązań regulacyjnych i polityk ostrożnościowych w krajach Unii Europejskiej, w tym również w Polsce.

Przedmiotem niniejszego artykułu jest określenie roli, jaką odgrywa percepcja ryzyka oraz niepewności w kształtowaniu się (generowaniu i amplifikacji) ryzyka systemowego. Percepcja ryzyka i niepewności była przedmiotem badań zarówno w psychologii (Gregory, Mendelsohn 1993), socjologii (Wildavsky, Dake 1990), teorii komunikacji (Kasperson, Kasperson 2005) oraz ekonomii behawioralnej (Tversky, Kahneman 1974; Shiller 2012; Chen 2016a, b). Z punktu widzenia zarządzania i ograniczania ryzyka systemowego niezmiernie ważne jest jednak prowadzenie badań na temat roli, jaką percepcja ryzyka i niepewności może odgrywać w rozwoju kryzysów finansowych i mechanizmie zarażania w sektorze finansowym (bankowym) (por. Shiller 2012; Chen 2016a, b).

---

\* Mgr Jagoda Anna Kaszowska – Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie, Katedra Makroekonomii (doktorantka); e-mail: jagoda.kaszowska@gmail.pl

\*\* Dr Juan Luis Santos – Instytut Analiz Ekonomicznych i Społecznych w Madrycie; e-mail: santos.juanluis@gmail.com

<sup>1</sup> Praca powstała w wyniku realizacji projektu badawczego „Analiza zagadnienia ryzyka systemowego w wybranych krajach Unii Europejskiej po wybuchu kryzysu finansowego: Implikacje dla Polski”, o nr 2013/09/N/HS4/03740, finansowanego ze środków Narodowego Centrum Nauki, realizowanego pod kierunkiem prof. dr. hab. A. Wojtyny.

W artykule zwraca się uwagę na zróżnicowane oszacowanie ryzyka („percepcję ryzyka”) przez instytucje finansowe oraz na tworzenie się odmiennych wyobrażeń instytucji finansowych o tym, w jaki sposób są postrzegane przez inne podmioty finansowe i gospodarcze („percepcja percepcji” niepewności). Dzięki symulacjom wieloagentowym wykazane zostaje, że zmiany percepcji ryzyka oraz „percepcji percepcji” niepewności na rynku mogą prowadzić do utraty płynności przez bank, a w konsekwencji zamrożenia transakcji z kolejnymi bankami na rynku międzybankowym. W tym przypadku dojść może do kaskadowego ogłaszania niewypłacalności przez kolejne banki w wyniku efektu zarażania lub domina (por. Degryse, Nguyen 2004; Elsinger i in. 2003; Drehmann 2002; Wells 2004; Hałaj 2007). W wyniku problemów płynnościowych oraz ogłaszania niewypłacalności przez banki wzrasta ryzyko systemowe<sup>2</sup>, co może prowadzić do niestabilności sektora finansowego (Solarz 2005; Głogowski 2012; Kotyński i in. 2015).

W przygotowanej symulacji wieloagentowej ryzyko systemowe rozumiane jest jako skłonność do rozpadu systemu finansowego (Kaufmann 1996) w wyniku ogłoszenia niewypłacalności przez bank na rynku międzybankowych oraz ewentualnego ogłoszenia upadłości przez następne banki w określonym scenariuszu kontrfaktycznym, i/lub zwiększenia się kredytów niespłacanych lub wycofania depozytów przez podmioty indywidualne w danym scenariuszu kontrfaktycznym<sup>3</sup>.

W symulacji możliwe jest zliczenie liczby samoczynnych przypadków ogłoszenia niewypłacalności przez banki (*number of induced failures*), w danym scenariuszu kontrfaktycznych dotyczącym płynności oraz liczby i typów uczestników rynku w danej symulacji (w tym roli dealerów rynku pieniężnego). Ponadto można ustalić, jaki udział w rynku mają banki ogłaszające niewypłacalność na rynku międzybankowym przy danych założeniach kontrfaktycznych. Po każdym z etapów uaktualniany jest „wirtualny bilans” dla każdego z banków. Jeżeli w danym okresie (oznaczmy go  $t$ ) dany bank ogłasza upadłość, to symulacja dostarcza informacji, jaką wartość środków powinien dostarczyć regulator lub o ile wyższy powinien być bufor kapitałowy (w okresie  $t - 1$ ). Symulacja może być również przydatna w rozważaniach na temat ewentualnej interwencji publicznej. Jeżeli według wniosków wyciągniętych na podstawie danych z symulacji bank ogłasza upadłość, ale w konsekwencji nie upadają inne banki, to interwencja publiczna może zostać ograniczona. W przeciwnym razie wymagana jest ingerencja zewnętrzna.

Niewypłacalność banków następuje również w wyniku pogorszenia sytuacji bilansowej banku, w wyniku niespłacania kredytów przez firmy lub „runu” na

---

<sup>2</sup> Spada zaufanie do stabilności sektora finansowego oraz wzrasta subiektywne prawdopodobieństwo wystąpienia zdarzeń systemowych.

<sup>3</sup> W praktyce ryzyko systemowe jest określane przez użytkownika systemu jako wysokie, gdy spełnione są trzy warunki: liczba samoczynnych przypadków ogłoszenia niewypłacalności przekracza wartość progową (tzn. gdy udział w rynku upadających banków jest większy niż założona przez zespół ekspercki wartość progowa), gdy następuje znaczny wzrost stopy bezrobocia w systemie symulacyjnym (w module makrofinansowym) oraz obserwujemy stosunkowo duży wzrost kredytów zagrożonych (również w tym przypadku ważne jest określenie wartości progowych, po przekroczeniu których wzrost stopy bezrobocia oraz NPL jest rozumiany jako znaczny).

bank, tzn. panicznego wycofywania depozytów z banku przez podmioty indywidualne. Analogicznie jak w poprzednim przypadku, jeżeli w danym okresie następuje ogłoszenie niewypłacalności przez dany bank, przy użyciu symulacji jesteśmy w stanie przeanalizować historię i zmiany w „wirtualnym bilansie”. W ten sposób możliwe jest obliczenie i przeanalizowanie potrzeby zasilenia w kapitał banku przez regulatora lub potrzeby podwyższenia kapitału własnego banku (buforu kapitałowego).

Podsumowując, za metodę badawczą przyjęto w artykule model wieloagentowy (*agent-based models*) rynku międzybankowego, który umożliwia budowanie i analizowanie scenariuszy kontrfaktycznych. W celu identyfikacji roli percepcji ryzyka i niepewności na rynku w kształtowaniu się kryzysu oraz wzroście ryzyka systemowego przeprowadzono symulacje wieloagentowe wpływu ogłoszenia niewypłacalności przez podmioty gospodarcze, w tym instytucje finansowe. Sposób modelowania zależności pomiędzy podmiotami gospodarczymi i szczególną rolę niewypłacalności w ocenie ryzyka systemowego kraju w modelu ABM porównano również z modelem DSGE „3D” (*DSGE with three layers of default*) (Clerc i in. 2015). Możliwości aplikacyjne modelu „3D” są aktualnie analizowane przez główne instytucje badawcze i banki centralne (m.in. EBC, BdE, Bundesbank).

Za pomocą symulacji wieloagentowych w artykule wykazano, że kształtowanie się opinii dotyczących percepcji ryzyka i niepewności ma bezpośrednie przełożenie na rozkład ryzyka w systemie finansowym oraz może doprowadzić do amplifikacji szoków zewnętrznych dla systemu. Błędne szacowanie ryzyka i niepewności przez podmioty gospodarcze wpływa na zmniejszenie odporności sektora finansowego na szoki. W skrajnych przypadkach może nawet doprowadzić do samoorganizowania się systemu finansowego<sup>4</sup>. Identyfikacja oraz kwantyfikacja roli percepcji ryzyka i niepewności w kształtowaniu się ryzyka systemowego jest kluczowa w ocenie ryzyka systemowego kraju oraz w ocenie zasadności użycia określonych mechanizmów regulacyjnych oraz polityk ostrożnościowych.

W pierwszej części artykułu dokonano rozróżnienia między ryzykiem i niepewnością według Knighta (1921). Wyjaśniono również sytuacje, w których zasadne jest analizowanie percepcji ryzyka, a w których należy mówić o percepcji niepewności. W drugiej części przeanalizowano rolę percepcji ryzyka i niepewności w kształtowaniu się (generowaniu i amplifikacji) ryzyka systemowego. W trzeciej części przedstawiono metodę badawczą – model wieloagentowy (model symulacyjny typu ABM). Porównano go również do modelu DSGE „3D”, którego głównym elementem jest również niewypłacalność instytucji finansowych oraz podmiotów gospodarczych. W czwartej części przedstawiono konstrukcję modelu

---

<sup>4</sup> Określenie „samoorganizowanie się systemu finansowego” nawiązuje do literatury ekonofizycznej. Pojęcie „samoorganizujących się stanów krytycznych” (*self-organized criticality*, SOC) zaczerpnięte zostało od Bak, Tang, Wiesenfeld (1987). Z matematycznego punktu widzenia SOC jest własnością pewnych klas układów dynamicznych, których punkt krytyczny jest atraktorem. W artykule jako metodę badawczą przyjęto symulacje wieloagentowe typu ABM. Za podstawę matematyczną modelu ABM należy przyjąć sekwencyjne stochastyczne skończone układy dynamiczne z czasem dyskretnym (por. Mortveit; Reidys 2000; Laubenbacher i in. 2008; Kaszowska, Santos 2017a).

wieloagentowego rynku międzybankowego. W części piątej zaprezentowano wyniki symulacji dla scenariusza kontrfaktycznego odpływu depozytów z sektora finansowego, jak to miało miejsce w Grecji w dobie kryzysu. Na potrzeby symulacji aproksymowano subiektywne prawdopodobieństwo wystąpienia zdarzenia o skutkach systemowych (*perceived probability of high-impact-event*) oraz zaufanie do stabilności sektora finansowego (*confidence in financial sector*)<sup>5</sup>. Część szósta ocenia możliwości adaptacyjne analizowanych modeli. Artykuł zamyka krótkie podsumowanie.

## 1. Percepcja ryzyka czy niepewności?

Za Jeziorską (2013) percepcja to „proces poznawczy polegający na subiektywnym odzwierciedleniu przez jednostkę przedmiotów, zjawisk i procesów (...). Przez postrzeganie rozumieć będziemy »uświadomienie sobie wrażenia wywołanego działaniem bodźca zewnętrznego na zmysły«”<sup>6</sup>. Przedmiotem badań artykułu jest percepcja ryzyka i niepewności na rynku instytucji finansowych. W szerszym ujęciu możliwe jest przeanalizowanie percepcji ryzyka i niepewności innych heterogenicznych agentów<sup>7</sup> (głównie przedsiębiorstw i gospodarstw domowych)<sup>8</sup>. W badaniu przyjęto rozróżnienie między ryzykiem i niepewnością według Knighta (1921). W związku z tym percepcja ryzyka kontrahenta podlega wycenie ekonomicznej, podczas gdy nasze wyobrażenia dotyczące percepcji ryzyka takiej wycenie ekonomicznej nie podlegają. Z tego powodu w artykule konsekwentnie używa się terminów „percepcja ryzyka kontrahenta” danego banku oraz „»percepcja percepcji« niepewności” danej instytucji finansowej. W przypadku gdy analizujemy procedurę fixingu<sup>9</sup>, oceny i szacunków dotyczących rynków i projekcji gospodar-

<sup>5</sup> Dane dotyczące postrzegania ryzyka przez instytucje finansowego oraz ich zaufania do stabilności sektora finansowego w Wielkiej Brytanii zostały zaczerpnięte z *Systemic Risk Survey of Bank of England*, jedynego tego typu badania, w którym uwzględnia się szczególną rolę percepcji ryzyka i niepewności w generowaniu się i amplifikacji ryzyka systemowego. Dla Polski dane zostały aproksymowane.

<sup>6</sup> M. Jeziorska cytuje termin z *Podręcznego słownika języka polskiego*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 1996, s. 653 i 732.

<sup>7</sup> Autorzy używają określenia „heterogenicznych agentów”, a nie „heterogenicznych lub niejednorodnych podmiotów gospodarczych”, antycypując tym samym przyjętą metodę badawczą. Badania prowadzone są w oparciu o modele wieloagentowe (modele symulacyjne typu ABM). Przyjęcie określenia niejednorodnych podmiotów gospodarczych mogłoby sugerować przeprowadzenie badań przy użyciu modeli DSGE z niejednorodnymi podmiotami (por. Acedański 2015). Wśród najnowszych badań można jednak znaleźć modele ABM, które używają technik estymacji oraz walidacji empirycznej charakterystycznych dla modeli DSGE z niejednorodnymi podmiotami. W szczególności dotyczy to modeli z heterogenicznymi oczekiwaniami (por. Grazzini 2015).

<sup>8</sup> Autorzy przeprowadzili również badania nad rolą postrzegania ryzyka i niepewności przez podmioty indywidualne, rodziny oraz przedsiębiorstwa w kształtowaniu się ryzyka systemowego. W badaniu wykorzystali symulacje wieloagentowe typu ABM (por. Kaszowska i Santos 2017b).

<sup>9</sup> Procedura tzw. fixingu określa sposób kwotowania stóp WIBOR i WIBID przez główne banki systemu finansowego. Każdy z banków dealerów wyznacza stopy *bid* i *offer*. Po odrzuceniu dwóch najmniejszych

ki na rynku, dokonują jedynie duże banki systemu finansowego, spełniające wymogi regulacyjne i których nazwy zostały opublikowane na liście dealerów NBP. W tym przypadku będą analizowane tzw. wskaźniki ogólne, tzn. opisujące niepewność ogólną dla pożyczek i depozytów na dany okres. W tym kontekście użyte zostaną zatem terminy „percepcja niepewności ogólnej na rynku” oraz „wskaźnik »percepcji percepcji« niepewności ogólnej na rynku”.

## 2. Percepcja ryzyka i niepewności a ryzyko systemowe

Jak zaznaczono we wstępie, percepcja ryzyka była przedmiotem badań zarówno psychologii (Gregory, Mendelsohn 1993), socjologii (Wildavsky, Dake 1990), teorii komunikacji (Kasperson, Kasperson 2005) oraz ekonomii behawioralnej (Tversky, Kahneman 1974; Shiller 2012). Percepcja ryzyka i niepewności ma jednak szczególne znaczenie w kontekście badań nad ryzykiem systemowym. Samo pojęcie ryzyka systemowego może być definiowane na różne sposoby. Szczegółowy przegląd literatury wychodzi poza ramy tego artykułu. Porównanie różnych definicji można znaleźć w literaturze (Solarz 2005; Szczepańska 2008; Kabza 2012; Smaga 2014; Karkowska 2015). Na potrzeby tego artykułu ważne jest przede wszystkim rozróżnienie sposobu ujęcia ryzyka systemowego w modelach ekonometrycznych i wieloagentowych. W pierwszym przypadku mamy do czynienia z modelami, które powinny umożliwić obliczenie prawdopodobieństwa wystąpienia pewnego wydarzenia o skutkach systemowych. W modelu wieloagentowym, ryzyko systemowe jest mierzone liczbą samoczynnych przypadków ogłoszenia niewypłacalności przez banki (*number of induced failures*). W ujęciu ABM nie staramy się określić prawdopodobieństwa wystąpienia niewypłacalności banku, a raczej symulujemy sytuację, gdy niewypłacalność ma miejsce w danym scenariuszu kontrfaktycznym. Przykładowo nie staramy się określić prawdopodobieństwa niewypłacalności banku w wyniku wycofania depozytów przez podmioty gospodarcze, lecz bezpośrednio symulujemy sytuację odpływu depozytów, sprawdzając jakie konsekwencje może mieć zaistniała sytuacja dla sektora finansowego i sfery realnej. Podstawowe pytanie, jakie należy zadać, dotyczy roli, jaką odgrywa percepcja ryzyka i niepewności w generowaniu się ryzyka systemowego i amplifikacji szoków. Kolejną kwestią jest możliwość (konceptualna i techniczna) włączenia subiektywnego postrzegania ryzyka i niepewności przez instytucje finansowe do modelu zarażania, w którego centrum znajduje się niewypłacalność agentów (podmiotów gospodarczych).

Smaga (2014) zauważa, że dalsze badania nad ryzykiem systemowym, w szczególności nad mechanizmem zarażania, powinny uwzględniać również zmiany

---

i dwóch największych wartości stóp procentowych obliczana jest średnia arytmetyczna tych stóp według „Regulaminu fixingu stawek referencyjnych WIBID i WIBOR” ACI Polska. Szczegóły są dostępne na stronie: [http://www.acipolska.pl/images/stories/Regulamin\\_fixingu\\_stawek\\_referencyjnych\\_WIBID\\_i\\_WIBOR\\_wersja\\_finalna\\_30042013.pdf](http://www.acipolska.pl/images/stories/Regulamin_fixingu_stawek_referencyjnych_WIBID_i_WIBOR_wersja_finalna_30042013.pdf) (01.06.2016).

w percepcji ryzyka. *Implicite* autor nawiązuje do endogenicznej natury ryzyka systemowego (Danielsson, Shin 2002). Jak zauważa, „niewypłacalność (instytucji finansowej) nie może być traktowana jako wynikowa negatywnego szoku (zewnętrznego), ponieważ (niewypłacalność instytucji) jest procesem, a szturm na banki lub napięcie na rynku międzybankowym mogą doprowadzić do zmian w *percepcji ryzyka*, w wyniku (istnienia) informacji asymetrycznej, (wpływu) czynników behawioralnych lub (występowania) nieefektywności rynków finansowych”. Również Danielsson, Shin i Zigrand (2013) zwracają uwagę na endogeniczną naturę ryzyka systemowego „ze względu na to, że ryzyka wpływające na system finansowy mogą być generowane przez zachowanie uczestników rynku, które zależy od postrzeganego poziomu ryzyka (czyli *de facto* percepcji ryzyka). Uczestnicy rynku określają wówczas ryzyko jako punkt równowagi poziomu postrzeganego ryzyka do ryzyka rzeczywistego, dla którego dokonywana jest wycena aktywów. Utrata zaufania przez uczestników rynku działa jak katalizator umożliwiający poszczególnym, niewielkim i negatywnym zdarzeniom na rynku akumulację, która może mieć skutki systemowe” (Kabza 2012). Percepcja ryzyka była również przedmiotem badań w kontekście zmian, jakie nastąpiły na rynkach finansowych, a przede wszystkim na rynku międzybankowym, po upadku Lehman Brothers (De Vincentiis 2012)<sup>10</sup>. De Vincentiis nawiązuje do publikacji dotyczących zmian w percepcji ryzyka kontrahenta na rynku międzybankowym (Angelini i in. 2009, Cassola, Morana 2012).

Pomimo prowadzenia badań teoretycznych nad rolą percepcji ryzyka i niepewności, badania empiryczne do tej pory były dość ograniczone. Jest to związane przede wszystkim z problemem pomiaru subiektywnego postrzegania prawdopodobieństwa wystąpienia zdarzenia systemowego oraz określenia zaufania podmiotów gospodarczych do stabilności sektora finansowego. Jednym z nielicznych całościowych i systematycznych badań ankietowych na ten temat są dane gromadzone od czerwca 2008 r. w ramach *Systemic Risk Survey BoE*<sup>11</sup>, a publikowane od 2011 r. na stronie banku centralnego Wielkiej Brytanii. Wśród najważniejszych wskaźników analizowanych w tym badaniu znajdują się: subiektywne prawdopodobieństwo wystąpienia wydarzenia o skutkach systemowych (*perceived (or subjective) probability of high impact event*) oraz wskaźnik zaufania do stabilności sektora finansowego Wielkiej Brytanii w krótkim i średnim okresie (*confidence in the UK financial system in short and medium term*)<sup>12</sup>. Dodatkowo, wskazywane są ryzyka, które uważane są przez instytucje finansowe za najtrudniejsze w zarządzaniu i ograniczaniu oraz kluczowe źródła ryzyka i ich zmiany.

---

<sup>10</sup> Anderson (2012) nie używa określenia „generowanie się” ryzyka systemowego, które jest charakterystyczne dla nurtu alternatywnego, głównie modeli ekonofizycznych. Jako przedstawiciel szkoły LSE, związanej z nurtem głównym, używa angielskiego określenia „*creation of systemic risk*”, co można tłumaczyć jako „tworzenie się” ryzyka systemowego, a nie jako „generowanie się od wewnątrz systemu”.

<sup>11</sup> Badania na podstawie badań ankietowych banku centralnego w Wielkiej Brytanii (Bank of England).

<sup>12</sup> Opis metodologii dostępny jest pod adresem: <http://www.bankofengland.co.uk/publications/Documents/quarterlybulletin/qb090305.pdf> (12.02.2016).



We wspomnianym badaniu biorą udział najważniejsze banki systemu finansowego Wielkiej Brytanii, złożone instytucje finansowe o dużym udziale w rynku (LCFIs), instytucje arbitrażowe (*hedge funds*) oraz firmy ubezpieczeniowe i zarządzające aktywami. W 2009 r. na pytania zamieszczone w ankiecie odpowiedziało 61% ankietowanych<sup>13</sup>, w 2015 r. wskaźnik ten wynosił już 88%. Badania składają się z dwóch części i pięciu pytań. Pierwsza część ma za zadanie identyfikować źródła ryzyka dla brytyjskiego sektora finansowego. Pierwsze pytanie dotyczy ryzyka, które w opinii odpowiadającego miałyby największe systemowe skutki dla brytyjskiego sektora finansowego. Drugie natomiast dotyczy zarządzania ryzykiem. Druga część badania dotyczy subiektywnego postrzegania ryzyka systemowego przez podmioty gospodarcze. Odpowiedź na pierwsze pytanie określa postrzegane prawdopodobieństwo wystąpienia zdarzenia o skutkach systemowych dla sektora finansowego w krótkim i średnim okresie<sup>14</sup>. Drugie pytanie dotyczy postrzeganej zmiany w prawdopodobieństwie wystąpienia zdarzenia o skutkach systemowych w ostatnich 6 miesiącach<sup>15</sup>. Trzecie pytanie ma za zadanie określić zaufanie do stabilności sektora finansowego w perspektywie 3 lat<sup>16</sup>.

W dobie kryzysu, w 2009 r., najczęściej wskazywanymi zagrożeniami dla stabilności finansowej były: kryzys gospodarczy (82%), niewypłacalność kredytobiorców (47%), ograniczenia w zakresie pozyskiwania funduszy na określonych rynkach (32%), ograniczenia w zakresie przyznawania kredytów i pożyczek (26%), zmiany regulacyjne (26%) oraz ryzyko na rynku bonów i obligacji skarbowych (26%). Podobne odpowiedzi uzyskano w pierwszym badaniu w 2008 r., zwracając jednak uwagę na zagrożenie upadku dużych instytucji. Wśród czynników ryzyka, którymi najtrudniej zarządzać w 2009 r., instytucje wskazywały recesję, zmiany regulacyjne, niewypłacalność kredytobiorcy i upadek instytucji finansowej. W 2008 r. wskazywały przede wszystkim zmiany regulacyjne oraz upadek instytucji finansowych. Dodatkowo wskazywano na brak zaufania do wyceny oraz systemu oceny wypłacalności państw i instytucji. W 2015 r. odpowiedzi były już zdecydowanie inne. Przede wszystkim za potencjalne źródła kryzysu uważano recesję, ryzyko geopolityczne, ryzyko ataku na systemy informatyczne, ryzyko na rynkach finansowych oraz ryzyko polityczne w Wielkiej Brytanii. W 2009 r. większość respondentów postrzegała wystąpienie zdarzenia o charakterze systemowym jako wysokie lub bardzo wysokie. Jednocześnie nastąpiła zmiana w tym postrzeganiu

---

<sup>13</sup> Należy jednak zwrócić uwagę na „rozkład odpowiedzi udzielanych przez odpowiedni typ instytucji”. W maju 2009 r. odpowiedzi udzieliły głównie instytucje arbitrażowe (89%), banki (70%), LCFIs (69%) oraz w mniejszym stopniu instytucje zarządzające aktywami (45%) i firmy ubezpieczeniowe (38%). Analizując dane, należy uwzględnić, kto głównie i pod jakim kątem udzielał odpowiedzi w ankiecie. W przypadku Polski, aby ankieta była reprezentatywna, należałoby uzyskać odpowiedzi głównie od banków oznaczonych numeracją od 102 do 270 według nomenklatury KNF.

<sup>14</sup> Możliwymi odpowiedziami były: bardzo wysoce prawdopodobne, wysokie, średnie, niskie i bardzo niskie. Odpowiedzi były przeliczane następnie na wartość wskaźnika.

<sup>15</sup> Tutaj możliwymi odpowiedziami były: wzrosło, nie zmieniło się, spadło. Ponownie odpowiedzi odpowiadały następnie wartościom wskaźnika.

<sup>16</sup> Możliwymi odpowiedziami były: całkowite zaufanie, duże zaufanie, umiarkowane zaufanie, słabe zaufanie lub brak zaufania do stabilności sektora finansowego.

w 2009 r. na stosunkowo niższe niż w 2008 r. Większość instytucji charakteryzowała się również niższym poziomem zaufania do sektora finansowego nawet w stosunku do 2008 r. Przeciwnie, w 2015 r. zaufanie do stabilności sektora finansowego wzrosło, osiągając najwyższą w historii badania wartość wskaźnika. Jednocześnie, pomimo większego zaufania do stabilności sektora finansowego, instytucje dostrzegały wyższe prawdopodobieństwo wystąpienia zdarzenia o charakterze systemowym, co było spowodowane prawdopodobnie zawirowaniami na scenie politycznej w Wielkiej Brytanii i potencjalnym wyjściem tego kraju z Unii Europejskiej („Brexit”). W Polsce tego typu badania nie są prowadzone (lub publikowane) przez główne instytucje nadzorcze, możliwe są jednak pewne aproksymacje. Jednocześnie, przyjmując hipotetyczną dostępność tych danych, pozostaje pytanie, w jaki sposób ująć wyniki badań w analizach stochastycznych i dynamicznych (modelowych)? Ujęcie roli percepcji ryzyka w modelach byłoby szczególnie ważne z punktu widzenia organów regulacyjnych. Przykładowo samo określenie faktu, że instytucje postrzegają zmiany regulacyjne jako niekorzystne i zagrażające stabilności finansowej jest mniej pomocne niż określenie wpływu na sektor finansowy i realny (tzn. liczby ogłoszeń niewypłacalności przez banki, do których ta zmiana może doprowadzić). Na problem braku ujęcia percepcji ekspozycji i percepcji ryzyka zwrócono uwagę m.in. w kontekście badań nad zarażaniem w sektorze finansowym przy użyciu modeli sieciowych MFV<sup>17</sup>.

W nawiązaniu do teoretycznych badań i badań empirycznych (ankietowych), w artykule podejmuje się próbę włączenia do modelu percepcji ryzyka oraz „percepcji percepcji” niepewności w podejmowaniu decyzji podczas procedury fixingu oraz transakcji na rynku międzybankowym. Kluczowym elementem modelu jest niewypłacalność kredytobiorcy oraz upadek instytucji, a więc ryzyka wskazywane najczęściej przez respondentów jako najtrudniejsze do zarządzania w dobie kryzysu. Jednocześnie przyjęto nową metodę badawczą – modelowanie wieloagentowe, nawiązując tym samym do tzw. nurtu alternatywnego w modelowaniu (LeBaron 1999, 2002a, 2002b; Tesfatsion, Judd 2006; Richiardi 2012).

### 3. Metoda badawcza: symulacje wieloagentowe

W celu identyfikacji roli percepcji ryzyka i niepewności na rynku przeprowadzono symulacje wieloagentowe wpływu ogłoszenia niewypłacalności przez podmioty gospodarcze na gospodarkę oraz sferę realną. Sposób modelowania zależności pomiędzy podmiotami gospodarczymi i rolą niewypłacalności w ocenie poziomu ryzyka systemowego w modelu ABM porównano również z modelem DSGE „3D” (Clerc i in. 2015).

---

<sup>17</sup> Por. komentarze G. De Nicolò, S. Mo Choi, M. Ivanyna do modelu „IMF Network 2.0.” (Solé i Espinosa-Vega 2010).



### 3.1. Symulacje wieloagentowe

Jako metodę badawczą w artykule przyjęto przeprowadzenie symulacji zmian percepcji ryzyka i niepewności na rynku za pomocą modelu wieloagentowego (typu ABM)<sup>18</sup>. Modele tego typu charakteryzuje otrzymanie rezultatu globalnego (rezultatu na poziomie makro) jako wynikowej lokalnych interakcji poszczególnych agentów systemu (MacKay 2013). Agentem modelu jest każdy ważny z perspektywy dynamiki systemu obiekt, którego charakteryzuje autonomiczność, heterogeniczność, reaktywność, proaktywność oraz ograniczona racjonalność. Obiekt staje się agentem, w momencie zagwarantowania autonomiczności jego decyzji. Heterogeniczność agentów może mieć różne wymiary, zawsze sprowadza się jednak do przypisania im pewnych zróżnicowanych atrybutów (por. Ghoulmie, Cont, Nadal 2005; Buchmann, Grossmann, Schwarz 2016). Jednym z głównych wymiarów heterogeniczności jest właśnie inny sposób postrzegania ryzyka i niepewności na rynku przez instytucje finansowe, a w szerszym ujęciu podmioty gospodarcze. Reaktywność oznacza, że agent jest zdolny do postrzegania zmian w środowisku. Proaktywność określa natomiast zdolność do podejmowania decyzji (Santos 2012). Każdy agent jest opisany wektorem stanów (atrybutów) oraz funkcją uaktualnień tych stanów. Dla całego systemu jest definiowany porządek uaktualnień.

Za matematyczną podstawę modelowania wieloagentowego należy uznać skończone sekwencyjne stochastyczne układy dynamiczne z czasem dyskretnym (SSDDS), definiowane za pomocą grafów (por. Mortveit, Reidys 2008; Kaszowska i in. 2017a). Przyjęcie definicji SSDDS na podstawie teorii grafów (zamiast teorii klasycznej) pozwala na ukazanie, że *de facto* automaty komórkowe (*cellular automata*) są klasą wielomianowych układów dynamicznych (Laubenbacher i in. 2008). Przyjęcie struktury sieciowej w modelu pozwala również na zmniejszenie złożoności obliczeniowej modelu, tzn. w symulacji dochodzi do interakcji lokalnych agentów (a nie interakcji typu „każdy obiekt z każdym obiektem systemu”). Działanie programu sprowadza się do określenia sposobu uaktualnień stanów w systemie, przypisanych określonym wierzchołkom w grafie. Chen (2012) zauważa, że istnieją trzy podstawy matematyczne (trzy źródła) modelowania wieloagentowego: automaty komórkowe, teoria gier oraz ekonomia eksperymentalna. W modelu przedstawionym w tym artykule przyjmuje się konstrukcję opartą na automatach komórkowych. Wykorzystuje się również wnioski z ekonomii eksperymentalnej. Nie wykorzystuje się natomiast wniosków z teorii gier. Skutkowałoby to bowiem przyjęciem założenia o równowadze na rynku. Za jeden z głównych celów autorzy przyjęli podjęcie próby modelowania stanów nierównowagi w sektorze finansowym.

---

<sup>18</sup> Określenia „modelowanie wieloagentowe” oraz „modelowanie symulacyjne typu ABM” są tutaj używane jako synonimy. Skrót ABM pochodzi od angielskiego terminu *agent-based modelling*.

### 3.2. Niewypłacalność w modelu ABM i DSGE „3D”

Zastosowanie modeli DSGE obejmowało w przeszłości przede wszystkim analizy zmian technologicznych na sferę realną (DSGE *with productivity shocks*) oraz wpływu polityki monetarnej na gospodarkę. Ze względu na praktyczne pominięcie sektora finansowego w tych modelach przez długie lata podejście DSGE nie było praktycznie wykorzystywane w ocenie ryzyka systemowego czy kwantyfikacji efektów polityk makroostrożnościowych.

Po kryzysie finansowym wzrosło zainteresowanie zarówno metodami oceny ryzyka systemowego, jak i samą regulacją i polityką makroostrożnościową. Pierwsze modele DSGE z frakcjami finansowymi (Bernanke, Gertler, Gilchrist 1999; Choi, Cook 2004) nie były wykorzystywane pod kątem oceny ryzyka systemowego oraz badań nad efektywnością polityk makroostrożnościowych<sup>19</sup>. Nieliczne wyjątki analizowały przede wszystkim wpływ zmian LtV oraz wymogów kapitałowych na gospodarkę (Iacoviello 2005)<sup>20</sup>.

Aktualnie jednym z najważniejszych przykładów zastosowania modeli DSGE w badaniach nad politykami makroostrożnościowymi jest tzw. model DSGE „3D”<sup>21</sup> (*dynamic stochastic general equilibrium model with three layers of default*) (Clerc i in. 2015). W artykule uwzględniono komentarz dotyczący tego modelu, ze względu na analogie, jakie można dostrzec pomiędzy modelem „3D” a przygotowaną symulacją wieloagentową. W obu przypadkach starano się bowiem uwzględnić zachowania i decyzje głównych podmiotów gospodarczych na rynku, a źródłem ryzyka systemowego jest niewypłacalność firm, podmiotów indywidualnych oraz banków.

W ramach modelu „3D” koszty związane z niewypłacalnością banku zostają zapisane w bilansie banku finansującego instytucję ogłaszającą upadłość. Zmiany w bilansie tego banku determinują jego zachowanie na rynku. W ramach modelu podmioty indywidualne mogą składać depozyty w bankach i brać pożyczki na zakup domu, przedsiębiorstwa pożyczają od banków środki na zwiększenie kapitału. Niewypłacalność może nastąpić zarówno w przypadku pożyczek i depozytów podmiotów indywidualnych, jak i przedsiębiorstw. W obu modelach zatem niewypłacalność podmiotów gospodarczych stanowi podstawowy problem dla stabilności sektora finansowego. Sposób modelowania zachowania podmiotów i ich interakcji jest jednak inny w przypadku modelu „3D” i modelu symulacyjnego ABM.

---

<sup>19</sup> Próby modelowania frakcji finansowych innego typu niż związane z akceleratorem finansowym Bernanke dotyczyły m.in. modelowania wyboru portfolio (*portfolio choice problem*) (Engel, Matsumoto 2005; Devereux, Sutherland 2006) lub struktury terminowej stóp procentowych (Rudebusch 2010).

<sup>20</sup> Ogólnie biorąc, Iacoviello (2005) analizował zależności pomiędzy cenami nieruchomości, konsumpcją oraz polityką monetarną. Zabezpieczenia wymagane przy zewnętrznym finansowaniu ograniczają konsumpcję oraz inwestycje w modelu. Włączenie tego elementu do modeli DSGE pozwala na modelowanie (w stylizowany sposób) frakcji kredytowych i finansowych (Tovar 2008).

<sup>21</sup> Model ten jest testowany w kontekście jego użycia w polityce makroostrożnościowej („Macroeconomic Bulletin”, ECB, nr 1, 03.2016).

W modelu „3D” podmioty gospodarcze są homogeniczne, w pełni racjonalne, dokonują dynamicznej optymalizacji środków. W modelu symulacyjnym możliwe jest uwzględnienie ograniczonej racjonalności (*bounded rationality*) i idei widoczności<sup>22</sup> (*visibility*), a podmioty są w pełni heterogeniczne. W ujęciu ABM odchodzi się również od analiz prowadzonych jedynie w ramach stanu równowagi ogólnej, wkraczając w obszar zainteresowań teorii nierównowagi (*non-equilibrium theories*) oraz hipotezy niestabilności Minsky’ego (Minsky 1992). W podejściu ABM możemy zdefiniować dwa pojęcia równowagi: na poziomie mikro- oraz na poziomie makro. W pierwszym przypadku mówimy o stanie równowagi, gdy zostały określone strategie poszczególnych agentów. W drugim przypadku osiągnięcie równowagi jest jednoznaczne ze stacjonarnością (Contini i in. 2006). W modelach ABM nie musimy analizować systemu jedynie w stanie równowagi. Ponadto podejście ABM umożliwia w większym stopniu oddanie dynamiki zmian w sektorze finansowym poprzez modelowanie interakcji poszczególnych agentów w modelu (MacKay 2013). W modelach ABM, podobnie jak w teorii Minsky’ego, ewolucja i zmiana są podstawowymi czynnikami rozwoju sektora finansowego. Według hipotezy Minsky’ego dostęp do finansowania jest warunkiem prawidłowej alokacji czynników produkcji; element ten został uwzględniony w symulacji.

Zgodnie z logiką modelu „3D” zwraca się uwagę na dwa rodzaje „wypaczeń” systemu (*distortions*), które skłaniają banki do zbyt dużego użycia dźwigni finansowej oraz znacznej ekspozycji na ryzyko. Wyjaśniają one również potrzebę prowadzenia polityki makroostrożnościowej.

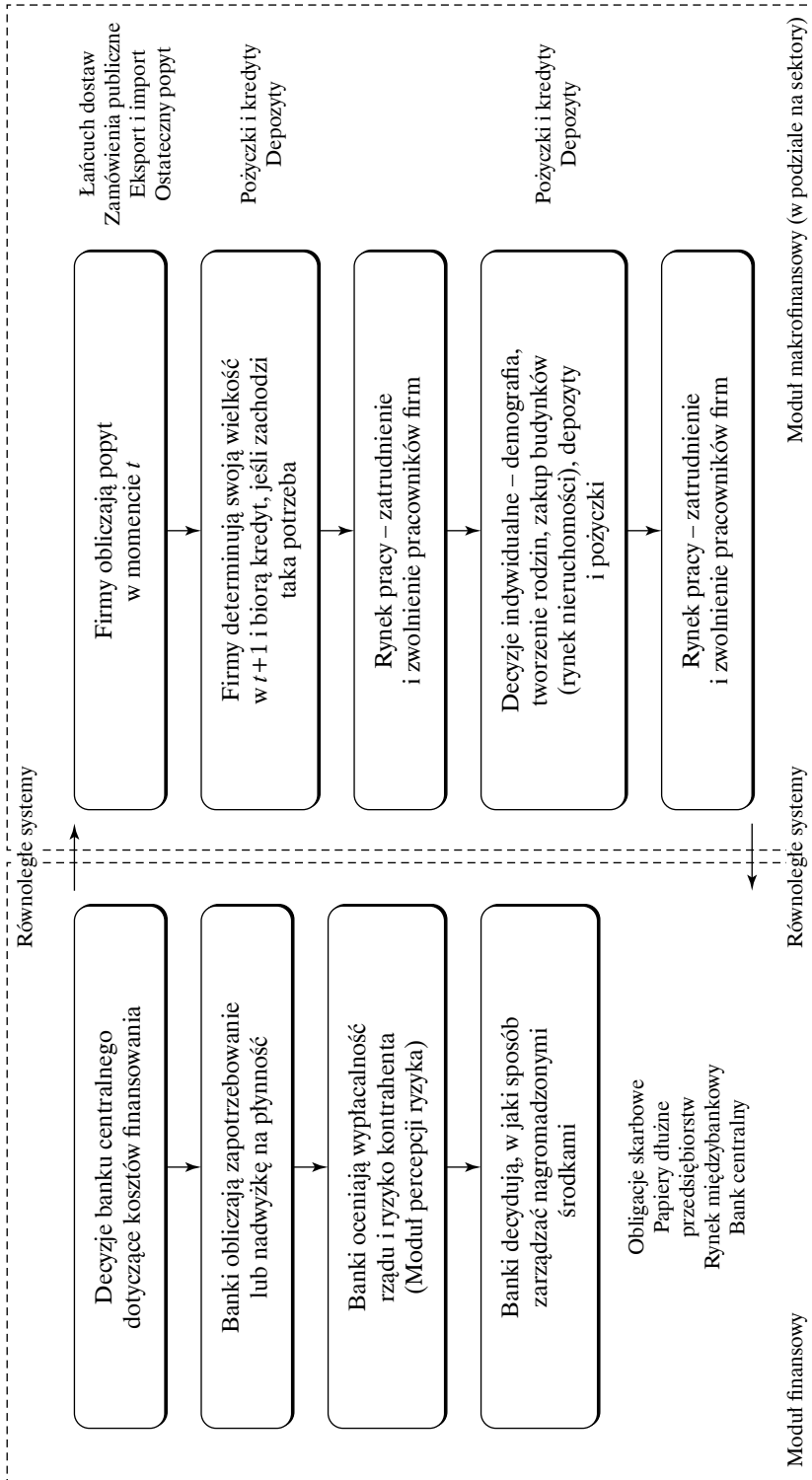
Pierwszy z problemów systemu jest związany z zabezpieczeniem depozytów do określonego prawem poziomu przez zewnętrzną agencję (*limited liability distortion*). Banki prowadzą bardziej ryzykowną działalność kosztem zewnętrznej agencji.

Drugie „wypaczenie” systemu jest związane z faktem, że depozytariusze ponoszą również koszt w przypadku upadku banku, nawet jeśli depozyty były „ubezpieczone”. W stanie równowagi, gdy prawdopodobieństwo niewypłacalności banku jest wysokie, podnosi się premia za ryzyko (*deposit risk premium*). W modelu zakłada się, że premia za ryzyko jest dana dla całego systemu, a nie określona w odniesieniu do danego banku, stąd też banki są skłonne podejmować większe ryzyko, ponieważ ich koszt gromadzenia środków (*funding cost*) jest wypadkową decyzji wszystkich uczestników na rynku (*bank funding cost externality*). W przypadku zwiększenia kapitału i wprowadzenia ograniczeń na użycie dźwigni finansowej banki mogą ograniczyć kredyt, który w ogólnym rozrachunku może okazać się niewystarczający z punktu widzenia całej gospodarki (*CSV distorsion*).

---

<sup>22</sup> Idea widoczności (*visibility*) oznacza, że w decyzjach ekonomicznych brane są pod uwagę nie tylko czynniki *stricte* ekonomiczne, jak cena czy ilość produktu, ale również bliskość dostawcy w sensie przestrzennym. W przypadku sektora finansowego idea widoczności ma inny wymiar. Nie sprowadza się ona do widoczności w sensie geograficznym czy przestrzennym, lecz raczej sprowadza do percepcji ryzyka, tzn. widoczności banku jako względnie bezpiecznego, a jednocześnie przynoszącego zyski z transakcji, przy czym takie postrzeganie nie musi mieć odzwierciedlenia w fundamentach ekonomicznych i finansowych (por. Kaszowska, Santos 2017a, b).

**Rysunek 1**  
**Schemat koncepcyjny symulacji ABM oceny ryzyka systemowego**



Źródło: Opracowanie własne.

W modelu „3D” zakładamy określone *prawdopodobieństwo niewypłacalności* banku, charakterystyczne dla stanu równowagi, który poddajemy analizie. W rzeczywistości decyzje banków zależą raczej od ich *percepcji* ryzyka kontrahenta i tworzenia pewnych wyobrażeń tego, jakie jest postrzeganie danego banku przez inne podmioty gospodarcze („percepcja percepcji”). Jeden z wymiarów heterogeniczności agentów jest związany właśnie z różnicami w postrzeganiu rzeczywistości (np. ryzyka kontrahenta, ogólnej niepewności na rynku i stanu gospodarki), a ten element w sposób jednoznaczny jest pomijany w modelach DSGE. Ponadto wypadkową decyzji heterogenicznych agentów może, ale nie musi być stan równowagi. Wspomniane elementy zostały uwzględnione w budowie symulacji typu ABM, która została zaprezentowana w następnej części artykułu.

#### 4. Model wieloagentowy rynku międzybankowego

Ocena ryzyka systemowego w danym kraju lub grupie krajów wymaga uwzględnienia powiązań między bankami, jak również powiązań pośrednich poprzez finansowanie przedsiębiorstw i podmiotów indywidualnych. Model symulacyjny powinien zatem uwzględniać efekt zarażania pośredniego i bezpośredniego.

W artykule zostanie przedstawiona symulacja wieloagentowa rynku międzybankowego, obejmująca wzajemne interakcje banków, banku centralnego oraz regulatora. Jest on częścią modelu zależności pomiędzy sektorem realnym a systemem finansowym (por. rys. 1).

W symulacji uwzględniono charakterystykę rynku międzybankowego w Polsce. Przedmiotem badań są zagrożenia dla stabilności sektora finansowego związane z brakiem płynności oraz niedopasowaniem aktywów i pasywów w zakresie płynności (*liquidity mismatches*) na rynku międzybankowym.

W pierwszej kolejności w modelu jest definiowany cel inflacyjny. W symulacji przyjęto, że w swoim działaniu bank centralny stara się zmaksymalizować prawdopodobieństwo osiągnięcia celu inflacyjnego. Z teorii ekonomii i praktyki banków centralnych możemy wyróżnić różne sposoby osiągnięcia tego celu: poprzez przyjęcie określonych reguł postępowania, w tym reguły Taylora, jak również poprzez poszczególne działania dyskrecjonalne. W przygotowaniu symulacji wzięto pod uwagę różne sposoby wyznaczania przez bank centralny wysokości stóp procentowych: referencyjnej, lombardowej oraz depozytowej. W przypadku reguły Taylora mamy do czynienia z zależnością między stopą procentową a luką popytową i odchyleniami od celu inflacyjnego. Dodatkowo w symulacji uwzględniono potwierdzoną empirycznie w badaniach asymetrię efektów polityki monetarnej<sup>23</sup>.

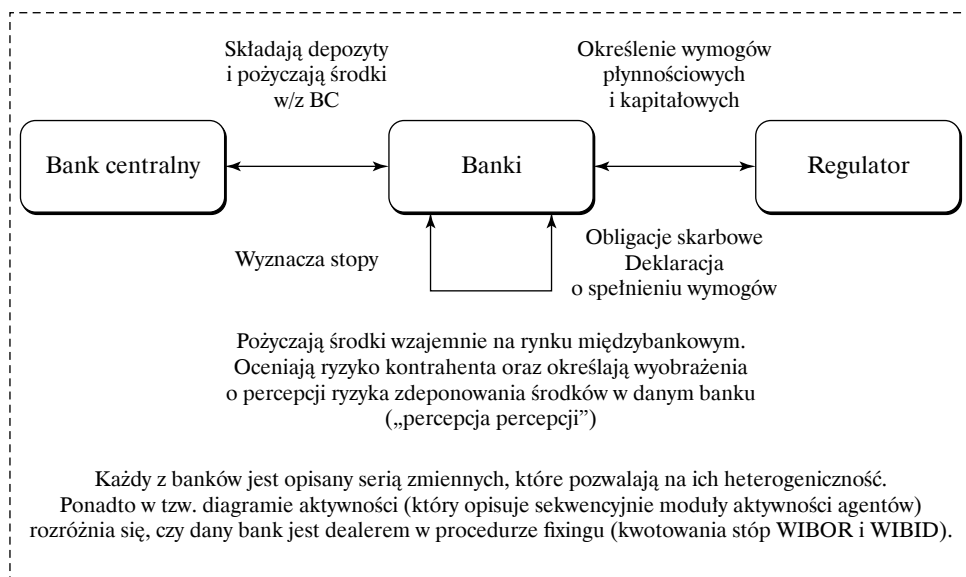
---

<sup>23</sup> Analiza może być prowadzona dla dowolnego kraju. W przypadku Polski przy wprowadzaniu parametrów zaczerpnięto informację z publikacji Sznajderskiej (2012, 2014). Głównym wnioskiem płynącym z prowadzonych przez autorkę badań było silniejsza reakcja banku centralnego na poziom inflacji i aktywności gospodarki w Polsce, gdy zarówno inflacja, jak i tempo wzrostu gospodarczego są wysokie. W świetle

W symulacji są analizowane zależności między prowadzeniem (stylizowanej) polityki monetarnej a stabilnością sektora finansowego. Na rysunku 2 została pokazana logika funkcjonowania modelu finansowego, który stanowi część symulacji przedstawionej na rysunku 1.

Rysunek 2

**Schemat koncepcyjny funkcjonowania symulacji ABM sektora finansowego**



Rynek międzybankowy – Moduł finansowy

Źródło: Opracowanie własne.

### 4.1. Decyzje banku centralnego oraz procedura fixingu

W pierwszej kolejności w symulacji decyzje podejmuje bank centralny. Określa on wysokość głównych stóp procentowych oraz rezerwę obowiązkową w zależności od informacji na temat stanu gospodarki. Następnie rozpoczyna się procedura tzw. fixingu. Na podstawie stopy referencyjnej dealerzy określają stopy procentowe *bid* oraz *offer* jako „wartości referencyjne” dla depozytów i pożyczek na rynku międzybankowym. Każdy z banków dealerów określa stopy procentowe *bid* i *offer* w odniesieniu do stopy referencyjnej, korygując ją o wartość znormalizowanego wskaźnika percepcji ogólnej niepewności w danym segmencie (tenorze<sup>24</sup>) rynku.

tych badań celem NBP jest zatem raczej kontrola inflacji niż uniknięcie recesji. Przyjęte rozwiązania algorytmiczne w symulacji uwzględniają zatem te prawidłowości empiryczne.

<sup>24</sup> Segmenty rynku, które mogą zostać uwzględnione w symulacji, to: ON, TN, 1SW, 2SW, 1M, 2M, 3M, 6M, 9M, 12M. Rynek ON jest dominujący w Polsce.



W procedurze fixingu mówimy o percepcji ogólnej niepewności na rynku, ponieważ w tym przypadku uwzględniamy w symulacji jedynie percepcje największych banków polskiego sektora finansowego, spełniających ściśle określone warunki regulacyjne w zakresie wymogów kapitałowych, płynnościowych, wielkości aktywów i przeprowadzanych transakcji.

#### **4.2. Wskaźniki percepcji oraz „percepcji percepcji” ogólnej niepewności na rynku**

Wartości wskaźników obliczono po raz pierwszy na podstawie danych dla sektora finansowego Wielkiej Brytanii, zaczerpniętych z *Systemic Risk Survey Bank of England*. Dla polskiego sektora finansowego dokonano analogicznych przybliżeń na podstawie danych zaczerpniętych ze źródeł oficjalnych (sprawozdań finansowych, publikacji NBP oraz KNF). Wartość wskaźnika percepcji ogólnej niepewności przy pożyczkach międzybankowych zależy od wartości prawdopodobieństwa wystąpienia wydarzenia o skutkach systemowych w krótkim i długim okresie oraz zmian w tym prawdopodobieństwie, zaufania do stabilności systemu finansowego oraz zmian w tym zaufaniu w ostatnich 6 miesiącach, prawdopodobieństwa zmian stóp procentowych, zmian w projekcji wzrostu gospodarczego w stosunku do podanej do wiadomości przez źródła oficjalne (NBP, MF), prawdopodobieństwa ogłoszenia niewypłacalności przez „przeciętną” instytucję bankową w systemie, jak również czynnika losowego.

Wartość wskaźnika określającego wyobrażenie banku dotyczące percepcji niepewności przez inne banki („percepcji percepcji”) przy składaniu depozytu do banku zależy od zaufania do stabilności systemu finansowego, gwarancji regulatora (w przypadku Polski – BFG) na depozyty, wyobrażenia o możliwości ogłoszenia niewypłacalności przez bank, w którym deponowane są środki, jak również czynnika losowego.

Każdy z dealerów szacuje wartości dla  $k$  segmentów (po dwie wartości, tzn. dla *offer* i *bid*). W symulacji fixingu za punkt odniesienia przyjmuje się stopę referencyjną. W budowie symulacji przyjmuje się założenie, że stopa referencyjna odzwierciedla wiedzę na temat stanu gospodarki, jej fundamentów oraz „średnią” projekcję niepewności na rynkach. Banki-dealerzy szacują ogólną niepewność na rynkach według posiadanych przez nich własnych informacji. Szacowane wartości mogą być niższe lub wyższe od projekcji oficjalnej. Znak ujemny wskaźnika percepcji ogólnej niepewności na rynkach oznacza, że postrzegana niepewność na rynkach i jej projekcja na przyszłość, szacowana przez ten bank na podstawie własnych danych dotyczących rynków, jest niższa od średniej niepewności założonej *implicite* przez decydentów wyznaczających stopę referencyjną. Znak dodatni wartości tego wskaźnika oznacza, że niepewność ta jest wyższa od średniej.

Bank może inaczej postrzegać niepewność na rynku w przypadku kwotowania stopy *offer* i *bid*. Gdy bank uważa, że niepewność na rynkach wzrasta, a to w jego opinii nie zostało odpowiednio ujęte w zmianie stopy referencyjnej, to podyktuje

wyższą stopę za udzielenie środków innym bankom (*offer rate* będzie wyższe)<sup>25</sup>. Niekoniecznie jednak ten sam bank uważa, że inne banki postrzegają ogólną niepewność w taki sam sposób. W szczególności niekoniecznie muszą postrzegać ryzyko związane ze zdeponowaniem środków w tym określonym banku, co ma przecież bezpośrednie przełożenie na wskaźnik „percepcji percepcji” niepewności na rynku (a tym samym na *bid rate* banku).

Wartości wskaźników percepcji oraz „percepcji percepcji” mogą różnić się również w zależności od segmentu, który poddajemy analizie (okresu, na który przeprowadzana jest transakcja). W warunkach niepewności banki mogą być bardziej skłonne do pożyczania środków na krótszy niż dłuższy okres. W symulacji mamy do czynienia zatem z „percepcją schodkową”.

W symulacji uwzględniono wymogi formalne określone przez regulatora w „Regulaminie fixingu stawek referencyjnych WIBOR i WIBID”<sup>26</sup>. W sytuacjach nadzwyczajnych organizator może okresowo zwiększyć dopuszczalne różnice (*spread*) pomiędzy stawkami *bid* i *offer* na dany termin. W ramach scenariuszy kontrfaktycznych w symulacji możliwe jest więc analizowanie, jak zwiększenie dopuszczalnego *spreadu* wpłynie na kształtowanie się przyjmowania i udzielania depozytów na rynku międzybankowym w warunkach zmian percepcji niepewności na rynku<sup>27</sup>. Symulowana stawka WIBID dla depozytu (*simWIBID*) na dany termin jest obliczana na podstawie stawek *bid* podanych przez uczestników fixingu<sup>28</sup>. Stawka WIBOR dla depozytu (*simWIBOR*) na dany termin jest obliczana na podstawie stawek *offer* podanych przez uczestników fixingu, w sposób analogiczny do *simWIBIDu*.

W modelu została zdefiniowana liczba dealerów<sup>29</sup>. W przyszłości liczba ta może ulec zmianie, stąd uwzględnienie tej ewentualności jest ważne. Umożliwia to również analizę scenariuszy kontrfaktycznych, w których wyłączamy kwotowania danego banku o określonej percepcji niepewności na rynku (np. oceniającego zwykle zdecydowanie „bardziej pozytywnie lub negatywnie” sytuację na rynku niż większość banków na rynku, ze względu na pewne jego uwarunkowania). Na wartości symulowanych WIBID i WIBOR (dla określonych tenorów) nałożone zostały odpowiednie restrykcje, aby wartości stóp były większe bądź równe lub mniejsze bądź równe stopie depozytowej i lombardowej. Do systemu wprowa-

---

<sup>25</sup> Mówimy tutaj o dużych bankach, mających znaczny wpływ na rynki finansowe, wciąż analizujemy bowiem procedurę fixingu.

<sup>26</sup> Różnica między stawkami udzielania i przyjęcia depozytu na dany termin (*spread*), podawanymi przez każdego uczestnika kwotowania w celu ustalenia fixingu, nie może być większa niż 30 punktów bazowych dla terminów ON i TN oraz 20 punktów bazowych dla terminów od jednego tygodnia do 1 roku.

<sup>27</sup> W algorytmie istnieje parametr dostosowywany przez użytkownika, którego wartość określa dozwolony *spread*. *Spread* jest również zwiększany automatycznie, gdy aktywuje się podmoduł: „sytuacja nadzwyczajna” (np. poziom płynności w systemie spada).

<sup>28</sup> Jest to: a) średnia arytmetyczna pozostałych po odrzuceniu dwóch najniższych i dwóch najwyższych stawek *bid*, w przypadku gdy zgłoszono nie mniej niż 10 stawek *bid*, b) średnia arytmetyczna pozostałych po odrzuceniu jednej najniższej i jednej najwyższej stawki *bid*, w przypadku gdy zgłoszono 8 lub 9 stawek *bid*, c) średnia arytmetyczna w przypadku zgłoszenia 6 lub 7 stawek *bid*, d) w przypadku zgłoszenia 5 lub mniej stawek *bid* stawka (*sim*)WIBID na dany termin nie jest kalkulowana.

<sup>29</sup> Dla Polski liczba banków-dealerów wynosi obecnie 13 według listy opublikowanej przez NBP.

dzone zostały restrykcje na środki oferowane przez dealerów podczas fixingu<sup>30</sup>. Istnieje również możliwość wprowadzenia przez użytkownika restrykcji na środki wymieniane przez banki na rynku międzybankowym.

Następnie w modelu są definiowane na poziomie bazy ceny pożyczek i depozytów w zależności od percepcji ryzyka, pozycja na rynku międzybankowym, podział środków do pożyczania/zdeponowania na rynku międzybankowym między poszczególne segmenty (tenory).

Wyżej wyznaczone wartości (symulowanych) WIBOR i WIBID stanowią stopy, które determinują stopy na rynku międzybankowym wraz z wartościami znormalizowanych wskaźników percepcji ryzyka kontrahenta oraz „percepcji percepcji” niepewności<sup>31</sup>.

Podobnie jak w przypadku wskaźników ogólnych, wskaźnik percepcji ryzyka kontrahenta (wskaźnik szczegółowy) zależy od szeregu zmiennych. Wartości są zależne od ogólnej oceny banku na podstawie analizy danych ze sprawozdania finansowego (dostępnych na stronach internetowych), głównie kapitału własnego, zmian w relacji aktywów do kapitału własnego, historii transakcji (spłacalności w terminie), udziału banku w sferze realnej (kredyty dla przedsiębiorstw), szacunku dotyczącego możliwości ogłoszenia niewypłacalności przez bank oraz liczby wyszukiwań nazwy danego banku w *Google Analytics* w stosunku do udziału danego banku w rynku<sup>32</sup>. Wartości wskaźnika „percepcji percepcji” są obliczane w zależności od naszego wyobrażenia o tym, jak inne banki postrzegają wyniki banku (dostępne w publicznych sprawozdaniach finansowych)<sup>33</sup>.

W przypadku modelowania rynku międzybankowego, oprócz określenia cen, niezbędne jest również określenie w bazie danych warunków początkowych dotyczących kwot pożyczonych i zdeponowanych na rynku międzybankowym (lokata i depozytów) w zależności od pozycji banku na rynku międzybankowym (dawcy lub biorycy środków).

Ze względu na niejawność mikrodanych bilansowych banków, niezbędnych do przygotowania symulacji wieloagentowej, autorzy przyjęli strategię aproksymacji danych dla rynku ON według pochodnej algorytmu Furfine’a. Jednocześnie autorzy świadomi są zastrzeżeń, jakie zostały zgłoszone w literaturze (por. Armantier, Copeland 2012). Podział środków pomiędzy segmenty rynków został dokonany według publikacji KNF (2012). W ostatniej części artykułu prezentowane są wyniki symulacji kontrfaktycznej, a więc wyniki dla określonych lokat i depozytów finansowych, środków rezerwy obowiązkowej i środków na rachunku bieżącym w banku centralnym. Z definicji przyjęte warunki początkowe układu nie muszą odpowia-

<sup>30</sup> Kwoty powyżej 30 000 000 na rynku ON i TN, powyżej 20 000 000 na rynkach 1SW, 2SW, 1M, 3M, 10 000 000 – gdy na 6M oraz 5 000 000, gdy transakcja przeprowadzana jest na 12M.

<sup>31</sup> Bank szacuje, buduje własne wyobrażenie o tym, jak jest postrzegany przez inne banki, które chcą potencjalnie zdeponować w nim środki.

<sup>32</sup> Jeżeli częstotliwość wyszukiwania jest większa niż odpowiadająca udziałowi w rynku, to przyjmuje się to w symulacji za wzrost niepewności.

<sup>33</sup> Pod uwagę brany jest także stosunek liczby wyszukiwań nazwy danego banku w bazie *Google Analytics* w stosunku do udziału, jaki ma dany bank w rynku.

dać warunkom rzeczywiście zaobserwowanym. Celem symulacji jest bowiem raczej odpowiedź na pytanie teoretyczne<sup>34</sup>: co stałoby się z sektorem finansowym, gdyby odpłynęły depozyty z odpowiednich grup banków? Czy skutki odpłynięcia depozytów z większych banków byłyby większe czy mniejsze niż w przypadku odpłynięcia z grupy mniejszych powiązanych ze sobą banków? *Implicite* jest to pytanie o to, czy z perspektywy regulacji finansowej w polskim sektorze finansowym ważniejszy (trudniejszy do zarządzania) jest problem dużych upadających instytucji (*too-big-to-fail*) czy problem powiązań pomiędzy bankami (*interconnectedness*). Model jest również pierwszą próbą inkorporacji *explicite* percepcji ryzyka oraz „percepcji percepcji” niepewności w modelu oceny ryzyka systemowego.

### 4.3. Procedura zawierania transakcji na rynku międzybankowym

W zależności od posiadanych przez bank środków, m.in. depozytów finansowych, depozytów niefinansowych, odsetek, lokat finansowych, lokat niefinansowych, środków na rachunku bieżącym w banku centralnym, obliczana jest pozycja banku na rynku międzybankowym. W pierwszej iteracji dane są pobierane według warunków początkowych zdefiniowanych w bazie danych. Po transakcjach z pierwszego dnia (po pierwszej iteracji) zmienne uaktualniają się i może ulec zmianie pozycja na rynku międzybankowym.

Banki szeregowane są według pozycji na rynku międzybankowym. Zgodnie z wartością zmiennej opisującej pozycję na rynku międzybankowym aktywuje się odpowiednia część kodu dotycząca uaktualnienia lokat lub depozytów. Jeżeli bank jest dawcą środków, zawiera transakcje z biorcami; analogicznie jest w przeciwnym przypadku. Bank-dawca środków (*lender*) poszukuje banku, który zaoferuje mu najwyższe oprocentowanie, uwzględniające *implicite* znormalizowany wskaźnik percepcji. W momencie poszukiwania biorców bank-dawca środków szereguje je według oferowanych cen, przy czym *implicite* akceptuje transakcje jedynie do określonego poziomu ryzyka kontrahenta<sup>35</sup>. Po przekroczeniu tego poziomu ryzyka bank składa depozyt bezpośrednio w banku centralnym. Analogicznie dzieje się w przypadku banku-biorcy środków (*borrower*). W tym przypadku biorca poszukuje banku-kontrahenta oferującego najniższą cenę w danym segmencie. Ponownie uwzględniamy *implicite* znormalizowaną wartość wskaźnika „percepcji percepcji” niepewności, który wyraża wyobrażenie banku o jego percepcji przez inne instytucje finansowe.

W ramach poszerzonej symulacji o moduł makrofinansowy szczególną rolę odgrywa idea widoczności (*visibility*). Oznacza to, że w ramach łańcucha dostaw brane są pod uwagę nie tylko zmienne tradycyjne, takie jak cena względem średniej w sektorze, jakość względem średniej w sektorze, innowacyjność produktu, ale również bliskość dostawcy. W przypadku sektora finansowego idea widoczno-

<sup>34</sup> Analizowany jest pewien scenariusz kontrfaktyczny.

<sup>35</sup> Poprzez limity na cenę, ale *implicite* „otrzymujemy ograniczenie na ryzyko”, ponieważ cena, którą dyktują banki, zależy od znormalizowanych wartości wskaźnika percepcji.

ści ma inny wymiar. Nie sprowadza się ona do widoczności w sensie geograficznym czy przestrzennym, lecz sprowadza się do percepcji ryzyka, tzn. postrzegania banku jako względnie bezpiecznego, a jednocześnie przynoszącego zyski z transakcji, przy czym widoczność takie postrzeganie nie musi mieć odzwierciedlenia w fundamentach ekonomicznych i finansowych.

#### 4.4. Cykl działania symulacji a iteracje

Jedna iteracja symulacji odpowiada jednemu dniowi. W ciągu pierwszego dnia (iteracji) zawierane są transakcje na 1 dzień, tydzień, 2 tygodnie, miesiąc, 2 miesiące, 3 miesiące, 6 miesięcy i 1 rok (określona liczba dni wg konwencji 250 lub 365 w modelu). W tym samym dniu są spłacane transakcje na rynku ON, do spłaty pozostają transakcje w pozostałych segmentach, co może wpłynąć na redefiniowanie pozycji międzybankowej poszczególnych banków. Pozostałe transakcje wraz z rozliczeniem odsetek są dokonywane po odpowiednio 7 cyklach, 14 cyklach itp. W międzyczasie, w kolejnych cyklach symulacji, zawierane są następne transakcje pomiędzy bankami. W wyniku przeprowadzenia pełnego cyklu symulacji (12 miesięcy) otrzymujemy macierz powiązań pomiędzy bankami, nawiązanych w wyniku transakcji na rynku międzybankowym i z bankiem centralnym (wraz z kwotami). W pionie są wyróżnione banki dawcy środków na rynku międzybankowym wraz z numerami porządkowymi. W poziomie został określony „czas” (iteracje symulacji od  $t = 0$  do  $t = 250$  lub  $365$ ). W komórkach są przedstawiane kwoty transakcji<sup>36</sup>. Opisuje ona wartości transakcji i powiązania pomiędzy bankami dla określonego scenariusza kontrfaktycznego. Ponadto z symulacji można uzyskać dodatkowe informacje z poszczególnych jej etapów, m.in. dotyczące pozycji na rynku międzybankowym, stóp procentowych, uaktualnionych depozytów itp.

Model działa, opierając się na podmodułach, w tym podmodule percepcji ryzyka oraz podmodule rozliczeniowym. W podmodule rozliczeniowym rozliczane są odsetki po transakcjach we wszystkich (lub wybranych) segmentach. W przypadku braku możliwości spłaty odsetek z sukcesywnych wartości środków (tzn. depozytów lub środków w banku centralnym) bank ogłasza niewypłacalność.

### 5. Scenariusz kontrfaktyczny

W czerwcu 2015 r. odnotowano najtrudniejszy okres w historii „Grexit”. W ciągu pierwszych dwóch kwartałów wycofano prawie jedną czwartą depozytów z systemu bankowego. Od początku roku z greckich banków wybrano 40 mld euro, co stanowi spadek wartości depozytów o około 24%. Panika bankowa była wynikiem wzrostu ogólnej niepewności co do kondycji gospodarki greckiej oraz odporności sektora bankowego, jak również przyszłości Grecji w obszarze euro.

<sup>36</sup> Macierz wyjściowa z symulacji w *Javie* jest w formacie *csv*.

W scenariuszu są analizowane konsekwencje odpływu depozytów z banków na dużą skalę, tak jak to miało miejsce w przypadku Grecji. W scenariuszu autorzy starają się odpowiedzieć na pytanie, jakie konsekwencje miałyby wycofanie 24% depozytów z banków w Polsce<sup>37</sup>. Uszczegółowiając, staramy się odpowiedzieć na pytanie, czy z punktu widzenia regulacji w Polsce należy skupić się bardziej na problemie instytucji o znaczeniu systemowym, czy raczej na problemie powiązań między bankami (*interconnectedness*). Wnioski w tym zakresie są wyciągane na podstawie symulacji „samoczynnych przypadków ogłoszenia niewypłacalności” w systemie w przypadku wycofania depozytów z dużych banków, a potem z małych powiązanych ze sobą banków.

W Grecji zaobserwowano wycofanie 24% depozytów z systemu bankowego. W przypadku prowadzenia analiz dla polskiego systemu finansowego należy określić i rozważyć nie tylko procent wycofanych depozytów, ale również rozkład wycofanych depozytów pomiędzy bankami, tzn. ilość wycofanych depozytów przypadających na określony bank. Inny efekt dla stabilności sektora finansowego i gospodarki będzie miało wycofanie depozytów do określonego poziomu w dużym banku, a inny w grupie mniejszych powiązanych ze sobą banków. Dodatkowo należy wziąć pod uwagę wpływ wycofania tych depozytów przez systemowo ważny bank na funkcjonowanie rynku międzybankowego.

### **5.1. Analiza odpływu 24% depozytów z banków o największym udziale w rynku**

Dla scenariusza dotyczącego odpływu depozytów z większych banków systemu w ciągu pierwszych dni aktywuje się podmoduł „sytuacji nadzwyczajnej”<sup>38</sup> dla rynków ON i TN; pozwala to na przeprowadzenie procedury fixingu, w wyniku której wyznaczana jest stopa *simWIBOR* i *simWIBID*. W ciągu pierwszych 90 dni upada głównych 5 banków systemu, w tym dwa pełniące funkcję dealerów. W okresie tym dochodzi do czasowego wstrzymania transakcji przez następnych 4 dealerów. Problemy z płynnością wykazują również 4 inne banki, które nie pełnią funkcji dealerów. Banki te czasowo wstrzymują zawieranie transakcji na rynku ON z dużymi bankami systemu. Bezpośrednio nie prowadzi to do ogłoszenia przez nich niewypłacalności, ponieważ posiadają środki ulokowane na innych rynkach niż ON i spore środki płynnościowe na rachunku w banku centralnym. Utrzymanie takiej sytuacji

---

<sup>37</sup> Otrzymane wyniki symulacji dla Polski należy traktować z dużą dozą ostrożności, traktować można je jednak jako punkt wyjścia do dalszych rozważań, jak również rozwoju całościowego modelu makro-finansowego symulacji. Ścisłe określenie konsekwencji odpływu depozytów z danego banku byłoby możliwe przy dostarczeniu szczegółowych danych jednostkowych. Ze względu na brak dostępu do tego typu danych, wartości zostały aproksymowane algorytmem Furfine’a, którego zasadność nie została jednak potwierdzona przez FED (por. Armantier i Copeland 2012). Z tego względu autorzy nie publikują nazw poszczególnych banków, a jedynie wyciągają wnioski dla całego systemu finansowego oraz przedstawiają narzędzie, które może mieć praktyczne zastosowanie w bankowości centralnej.

<sup>38</sup> Podmoduł „sytuacji nadzwyczajnej” aktywuje się w sytuacjach wskazujących na kryzys, tzn. gdy spada płynność na rynku lub wzrasta niepewność, w wyniku której nastąpiłoby zamrożenie transakcji na rynku międzybankowym.



zbyt długo stanowiłoby poważne zagrożenie dla stabilności sektora finansowego. Na podstawie danych wyjściowych z tzw. macierzy wyjściowej możliwe jest przeanalizowanie strategii dużych banków w zakresie płynności w warunkach odpływu depozytów. Część wcześniej utrwalonych powiązań transakcyjnych ulega zmianie.

Dla przykładowej symulacji wycofania 24% depozytów z dużych banków, od 15 dnia bank *i*-ty<sup>39</sup> dywersyfikuje ryzyko oraz przeprowadza transakcje nie tylko z głównymi kontrahentami: bankami *j*-tym oraz *k*-tym, lecz również z nowym kontrahentem, oznaczonym literą *l*. W dniu 22 symulacji bank *i*-ty ponownie stara się zdywersyfikować ryzyko, przeprowadzając część transakcji z bankiem centralnym, ponad transakcje przeprowadzane ze wspomnianymi kontrahentami. Sytuacja ta utrzymuje się do 35 dnia (z wyjątkiem dnia 24). Od dnia 36 bank *i*-ty zaprzestaje prowadzenia transakcji z bankiem *l*, a kontynuuje z dwoma innymi bankami oraz bankiem centralnym. W dniu 80 upada jeden z kontrahentów, po którym bank *i*-ty rozpoczyna przeprowadzanie transakcji jedynie z bankiem centralnym. W momencie zaprzestania transakcji pomiędzy bankiem *i*-tym oraz bankiem *l* bank *l* ponownie traci płynność. Tymczasowo jest wspierany przez 3 banki w systemie. Jego problemy narastają jednak, co w konsekwencji prowadzi do ogłoszenia niewypłacalności przez ten bank. W systemie znajdują się jeszcze dwa banki o podobnych charakterystykach, którym jednak ostatecznie udaje się odzyskać czasowo utraconą płynność.

Zachowania poszczególnych instytucji na rynku oraz ich strategie mogą być analizowane przy użyciu symulacji bardziej wnikliwie. Wskazane mogą zostać kwoty oraz ceny transakcji. Zaskakujący jest również fakt, że część powiązań transakcyjnych utrzymuje się pomiędzy bankami przez cały okres symulacji, pomimo sytuacji kryzysowej, podczas gdy inne wymagają redefiniowania. Z drugiej strony, percepcja ryzyka części z nich jest na tyle wysoka, że transakcje są przez te banki zawierane tylko i wyłącznie z bankiem centralnym przez cały okres symulacji (90 dni).

## 5.2. Odpływ 24% depozytów z grupy mniejszych powiązanych ze sobą banków

Podobna symulacja jak ta w przypadku odpływu 24% depozytów z dużych banków może zostać wykonana dla innych scenariuszy, np. dla scenariusza odpływu dużej ilości depozytów z mniejszych powiązanych ze sobą banków polskiego systemu finansowego.

W tym przypadku obserwujemy ogłoszenie niewypłacalności przez jeden z banków już w ciągu 15 pierwszych dni. W ciągu następnych 15 dni dochodzi do ogłoszenia niewypłacalności przez kolejny bank (w 29 iteracji). W ciągu dwóch

<sup>39</sup> W przypadku symulacji efektów zarażania przeprowadzanych przez MFV („Network 2.0”) banki oznaczane są numerami. Ze względu na fakt, że banki polskiego systemu finansowego posiadają odpowiadające im numery w systemie wg klasyfikacji KNF, w artykule (i symulacji) przypisano każdemu z banków odpowiadającą im literę, a nie numer.

miesiący obserwujemy przypadki niewypłacalności 6 kolejnych banków. W kolejnym, trzecim miesiącu niewypłacalność ogłasza jeszcze dodatkowo 5 banków. Obserwujemy zatem efekt domina. Odpływ depozytów z grupy mniejszych banków wydaje się groźniejszy w skutkach, a dynamika zmian na rynku jest zdecydowanie większa niż w przypadku dużych banków, co może wskazywać na większe znaczenie instytucji zbyt powiązanych by upaść (*too-interconnected-to-fail*) niż instytucji zbyt dużych by upaść (*too-big-to-fail*) lub instytucji systemowych o dużym udziale w rynku. Przedefiniowaniu ulega zatem znaczenie systemowości banków w polityce makroostrożnościowej oraz regulacji w przypadku Polski. Jednocześnie odpływ depozytów z mniejszych banków zagraża głównie mniejszym bankom (oraz jednemu z dealerów rynku pieniężnego), a nie dużym bankom systemu.

### 5.3. Ocena ryzyka systemowego w dwóch przypadkach „Grexitu”<sup>40</sup>

Wstępne wyniki badań ukazują, że ryzyko systemowe mierzone, podobnie jak w podejściu sieciowym w modelu MFW, liczbą samoczynnych ogłoszeń niewypłacalności przez banki osiągnęłaby od jednego do siedmiu ogłoszeń niewypłacalności przez banki w zależności od przyjętego rozkładu wycofywanych depozytów. W dwóch scenariuszach następuje zamrożenie rynku międzybankowego. W ok. 90% przypadków niezbędne jest poszerzenie *spreadu* (aktywacja podmodułu „sytuacja nadzwyczajna”). Większą liczbę upadków banków obserwuje się w przypadku symulacji odpływu depozytów z mniejszych powiązanych ze sobą banków niż w przypadku odpływu depozytów z większych banków. Zwraca to naszą uwagę na szczególną rolę powiązań (*interconnectedness*) w kształtowaniu się ryzyka systemowego w systemie finansowym.

Wyciągnięte wnioski są natury teoretycznej. Badania są bowiem przeprowadzane na podstawie danych symulowanych, które są jedynie aproksymacją danych rzeczywistych. W przypadku przyjęcia danych jednostkowych rzeczywistych otrzymalibyśmy narzędzie pozwalające na ocenę ryzyka systemowego w Polsce. Celem tej części artykułu było jednak przedstawienie nowej metodologii i narzędzia oceny ryzyka systemowego. W następnej części zostały przedstawione inne możliwości aplikacyjne tej metody.

## 6. Możliwości aplikacyjne

Podstawową zaletą modeli wieloagentowych jest możliwość przeprowadzenia analiz kontrfaktycznych dotyczących zachowania całego systemu oraz poszczególnych agentów. Analiz tego typu nie można przeprowadzić przy wykorzystaniu narzędzi nurtu głównego. W pewnym sensie wnioski płynące z badań nad ryzykiem syste-

---

<sup>40</sup> Odpływ 24% depozytów z dużych banków oraz odpływ 24% z małych powiązanych ze sobą banków.

mowym, uzyskane przy użyciu modeli ABM, są komplementarne do badań prowadzonych z wykorzystaniem modeli DSGE. Obie metody są zatem jednakowo ważne. W tej części artykułu wymieniamy inne możliwości aplikacyjne przedstawionego modelu ABM poza wskazaną symulacją wycofania depozytów z banku.

Scenariusze kontrfaktyczne mogą dotyczyć przede wszystkim sposobu prowadzenia polityki monetarnej (oraz asymetrii efektów polityki monetarnej) i kondycji gospodarki (np. określenia stopy wzrostu gospodarczego, stopy inflacji, parametrów wrażliwości). Ponadto użytkownicy mają możliwość określenia zarówno wartości całkowitej transakcji na rynku międzybankowym, jak też zmniejszenia stanu depozytów międzybankowych. W scenariuszu można również określić heterogeniczne struktury bilansowe banków, środki przekazywane przez poszczególne banki na transakcje na określony okres, kwoty minimalne i maksymalne środków wymienianych przez banki na rynku międzybankowym. Możliwe jest również przeanalizowanie wpływu potencjalnego wykluczenia dealera z rynku, jak to miało miejsce w Wielkiej Brytanii w 2012 r. lub wystąpienia zmywy między dealerami podczas kwotowania LIBOR.

W przypadku wystąpienia sytuacji kryzysowej, takiej jaka miała miejsce w 2008 r., w modelu następuje aktywacja podmodułu „sytuacja nadzwyczajna”, zgodnie z regulaminem ACI w Polsce. Dla każdego innego analizowanego kraju możliwe jest wprowadzenie innych parametrów regulacyjnych i zmiany w dozwolonym spreadzie. Pozwala to na analizę, w jaki sposób rynki międzybankowe wybranych krajów reagują odmiennie na sytuację kryzysową w podobnym okresie. Ze względu na inną charakterystykę rynku międzynarodowego strefy euro, Wielkiej Brytanii i Polski, w tym inne podziały środków pomiędzy poszczególne segmenty rynku, utrzymują się inne zależności transakcyjne pomiędzy bankami w określonych scenariuszach kontrfaktycznych. Inny procent wszystkich środków trafia bezpośrednio do banku centralnego, odmiennie są warunki progowe, w wyniku których bank traci płynność i ogłasza niewypłacalność. Możliwa jest również symulacja sytuacji zamrożenia rynku międzybankowego w strefie euro w 2008 r., a jednocześnie analizowanie odmiennej sytuacji dla danych za ten sam okres dla Polski czy Wielkiej Brytanii.

Przede wszystkim jednak wartością dodaną symulacji jest możliwość przeanalizowania wpływu zmian w percepcji ogólnej sytuacji na rynku przez poszczególne banki oraz wyobrażeń innych banków dotyczących percepcji tej niepewności przez określony bank („percepcji percepcji” niepewności) na procedurę fixingu i sytuację na rynku międzybankowym. Dodatkowo istnieje możliwość określenia percepcji ryzyka kontrahenta oraz wyobrażeń banku o percepcji ryzyka innych banków w modelu. Tym samym uzupełnia się model „IMF Network 2.0” (Solé, Espinosa-Vega 2010) o elementy w nim pominięte. Model MFW wywodzi się z podejścia sieciowego i ma na celu analizę problemu zarażania się banków. Podstawową zaletą symulacji MFW jest możliwość wizualizacji powiązań pomiędzy bankami oraz wpływu upadku jednego z banków na inne instytucje oraz zapotrzebowania na kapitał własny (bufor kapitałowy). Podstawową wadą jest brak uwzględnienia percepcji ekspozycji oraz percepcji ryzyka, a jedynie uwzględnienie

właściwych ekspozycji (*actual exposures*)<sup>41</sup>. W symulacji wieloagentowej uwzględniono percepcję ryzyka kontrahenta oraz percepcję niepewności na rynku. Ponadto uwzględniono możliwość wystąpienia braku symetryczności percepcji. Percepcja ryzyka nie musi być bowiem tożsama z wyobrażeniem innych o percepcji ryzyka danego agenta. Zastosowanie podejścia ABM pozwala zatem na przewyższenie technicznych niedoskonałości podejścia sieciowego.

## Podsumowanie

W artykule przedstawiono nową metodologię badań: modelowanie wieloagentowe, które znajduje zastosowanie w ocenie ryzyka systemowego. Przedstawiono schemat symulacji typu ABM, która pozwala na modelowanie lokalnych interakcji heterogenicznych agentów (podmiotów gospodarczych). Przedstawiona symulacja składa się z dwóch głównych modeli: modelu rynku międzybankowego i procedury fixingu oraz modelu zależności pomiędzy sektorem realnym i finansowym. W artykule skupiono się przede wszystkim na prezentacji logiki funkcjonowania pierwszego z nich. Drugi model został przeanalizowany w innym artykule autorstwa Kaszowskiej oraz Santosa (2017b). Jednocześnie w artykule wykazano zalety modelowania wieloagentowego w stosunku do innych narzędzi oceny ryzyka systemowego oraz powszechnie stosowanego w bankowości centralnej podejścia DSGE. Wskazane zostały różnice pomiędzy symulacją ABM oraz modelem DSGE „3D”. Podstawową zaletą prezentowanej symulacji jest możliwość włączenia do modelu roli percepcji ryzyka i niepewności agentów. Element ten pozwala na uzupełnienie luki istniejącej w innych modelach zarażania i efektów domina istniejących w literaturze, w tym modelu MFW („Network 2.0”). Opisane narzędzie pozwala na przeprowadzenie analiz kontrfaktycznych i budowanie złożonych scenariuszy, które mogą mieć zastosowanie przede wszystkim w stress-testach oraz w kwantyfikacji potencjalnych efektów polityki i regulacji makroostrożnościowej.

Tekst wpłynął: 9 kwietnia 2016 r.

(wersja poprawiona: 6 czerwca 2016 r.)

## Bibliografia

Acedański J., *Racjonalne oczekiwania a adaptacyjne uczenie się w modelach DSGE z niejednorodnymi podmiotami*, „Studia Ekonomiczne” 2015, nr 242, Zeszyty Naukowe UE Katowice.

---

<sup>41</sup> Na element ten zwracali uwagę eksperci z MFW podczas prezentacji na kursie JVI-IMF *External Vulnerabilities – Early Warning Indicators* w grudniu 2015 r.

- Armantier O., Copeland A., *Assessing the Quality of Furfine-based Algorithms*, „Federal Reserve of New York Staff Reports” 2012, nr 575, October.
- Angelini P., Nobili A., Picillo C., *The Interbank Market after August 2007: What Has Changed and Why?*, „Bank of Italy Working Papers” 2009, nr 731, October.
- Angelini P., Nobili A., Picillo C., *The Interbank market after August 2007: What Has Changed and Why?*, „Journal of Money, Credit and Banking” 2011, nr 43(5).
- Anderson E., Ghysels E., Juergens J., *The Impact of Risk and Uncertainty on Expected Returns*, „Journal of Financial Economics” 2009, nr 94.
- Axelrod R., *The Evolution of Cooperation*, Basic Book, New York 1984.
- Axtell R., *Why Agents? On the Varied Motivations for Agent Computing in the Social Sciences*, „Center on Social and Economic Dynamics Working Paper” 2000, nr 17, November.
- Bak P., Tang Ch., Wiesenfeld K., *Self-organized Criticality: An Explanation of the 1/f Noise*, „Physical Review Letters” 1987, nr 59(4), American Physical Society.
- Bernanke B., Gertler M., Gilchrist S., *The Financial Accelerator in a Quantitative Business Cycle Framework*, w: *Handbook of Macroeconomics*, red. J. Taylor, M. Woodford, (Elsevier Science B.V. 1999, t. 1, cz. C.
- Buchmann C., Grossmann K., Schwarz N., *How Agent Heterogeneity, Model Structure and Input Data Determine the Performance of an Empirical ABM – A Real-world Case Study on Residential Mobility*, „Environmental Modelling & Software” 2016, nr 75, January.
- Caballero R., *Macroeconomics after Crisis: Time to Deal with the Pretense of Knowledge Syndrome*, „Journal of Economic Perspectives” 2010, nr 24(4).
- Cassidy J., *The Minsky Moment. Subprime Mortgage Crisis and Possible Recession*, „New Yorker”, 4.02.2008, <http://www.newyorker.com/magazine/2008/02/04/the-minsky-moment> (07.06.2017).
- Cassola N., Morana C., *Euro Money Market Spreads During the 2007–? Financial Crisis*, „ECB Working Papers” 2012, nr 1437, May.
- Chen J., *Finance and the Behavioral Prospect Theory: Risk, Exuberance, and Abnormal Markets*, Palgrave Macmillan Publishers Ltd London, 2016a.
- Chen J., *Postmodern Portfolio Theory: Navigating Abnormal Markets and Investor Behavior*, Palgrave Macmillan Publishers US, 2016b.
- Chen S.-H., *Varieties of Agents in Agent-based Computational Economics: A Historical and an Interdisciplinary Perspective*, „Journal of Economic Dynamics & Control” 2012, nr 36(1).
- Choi W., Cook D., *Liability Dollarization and the Bank Balance Sheet Channel*, „Journal of International Economics” 2004, nr 64(2).
- Clerc i in., *Capital Regulation in a Macroeconomic Model with Three Layers of Default*, „ECB Working Paper” 2015, nr 1827, July.
- Contini B., Leombruni R., Richiardi M., *Exploring a new ExpAce: The Complementarities between Experimental Economics and Agent-based Computational Economics?*, „Journal of Social Complexity” 2006, nr 3(1).
- Danielsson J., Shin H.-S., *Endogenous Risk*, w: *Modern Risk Management – A History*, [www.RiskResearch.org](http://www.RiskResearch.org) (07.06.2017), 2002.
- Danielsson J., Shin H.-S., Zigrand J.-P., *Endogeneous and Systemic Risk*, University of Chicago Press by NBER, Chicago, IL, [www.RiskResearch.org](http://www.RiskResearch.org) (07.06.2017), 2013.
- De Vincentiss P., *Banking Risk Perception: What is Going on after 2007 in Europe?*, „Procedia Economics and Finance” 2012, nr 2.
- Degryse H., Nguyen G., *Interbank Exposures: An Empirical Examination of Systemic Risk in Belgium Banking System*, National Bank of Belgium Working Paper, 2004, nr 43, March.

- Drehmann M., *Will an Optimal Deposit Insurance always Decrease the Probability of Systemic banking Crisis*, <http://ssrn.com/abstract=302406> (02.02.2016), 2002.
- Devereux M., Sutherland A., *Solving for a Country Portfolio in Open Economy Macro Models*, „IMF Working Paper” 2006, WP/07/284.
- Elsinger H., Lehar A., Summer M., *Risk Assessment for Banking Systems*, „Management Science” 2004, nr 52(9), August.
- Engel Ch., Matsumoto A., *Portfolio Choice in a Monetary Open-Economy DSGE Model*, „IMF Working Papers” 2005, 05.265.
- Epstein J., *Agent-based Computational Models and Generative Social Sciences*, „Complexity” 1999, nr 4.
- Farmer J., Foley D., *The Economy Needs Agent-Based Modelling*, „Nature” 2009, nr 460.
- Fernández-Villaverde J., *The Econometrics of DSGE Models*, „NBER Working Paper” 2009, nr 14677, January.
- Franke R., *Applying the Method of Simulated Moments to Estimate a Small Agent-based Asset Pricing Model*, „Journal of Empirical Finance” 2009, nr 16(5).
- García N., *La Crisis de la Macroeconomía*, Ed. Marcial Pons, Madrid 2010.
- García N., *DSGE Macroeconomic Models: A Critique*, „Economie Appliquée”, archives de l’Institut de Sciences Mathématiques et Economiques Appliquées, 2011, nr 64(1).
- Ghoulmie F., Cont R., Nadal J.-P., *Heterogeneity and Feedback in an Agent-based Market Model*, „Journal of Physics: Condensed Matter” 2005, nr 17(14), March.
- Głogowski A., *Ryzyko systemowe – aspekty sieciowe*, „Bezpieczny Bank” 2012, nr 3(48).
- Gregory R., Mendelsohn R., *Perceived risk, Dread, and Benefits*, „Risk Analysis. An International Journal” 1993, nr 13(3), June.
- Gradzewicz M., Makarski K., Tyrowicz J., *Do We Really Need to Start from Scratch?*, „University of Warsaw. Faculty of Economic Sciences Working Papers” 2013, nr 17, 2013/102.
- Grazzini J., *Information Dissemination in an Experimentally Based Agent-based Stock Market*, „Journal of Economic Interaction and Coordination” 2013, nr 8(1), April.
- Grazzini J., Richiardi M., *Consistent Estimation of Agent-Based Models by Simulated Minimum Distance*, „LABOR Centre for Employment Studies Working Paper” 2013, nr 103.
- Grazzini J., Richiardi M., *Estimation of Ergodic Agent-Based Models by Simulated Minimum Distance*, <http://www.nuffield.ox.ac.uk/economics/papers/2014/ABMestimation-ergodicv.18.pdf> (15.01.2016), 2014.
- Grazzini J., Richiardi M., Sella L., *Small Sample Bias in MSM Estimation of Agent-based Models*, w: *Managing Market Complexity*, „Managing Market Complexity. The Approach of Artificial Economics. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems”, Springer Verlag Berlin Heidelberg 2012a.
- Grazzini J., Richiardi M., Sella L., *Indirect Estimation of Agent-based Models. An Application to a Simple Diffusion Model*, „Complexity Economics” 2012b, nr 1(2).
- Grazzini J., Richiardi M., Tsionas M., *Bayesian Estimation of Agent-based Models*, „Journal of Economics and Control” 2017, nr 77, April.
- Hałaj G., *Efekt domina w systemie bankowym – miary oparte na losowych scenariuszach strat*, „Bank i Kredyt” 2007.
- Hommes C., *The Heterogeneous Expectations Hypothesis: Some Evidence From the Lab*, „Journal of Economic Dynamics and Control” 2011, nr 35(1).
- Hommes C., *Heterogeneous Agent Models in Economics and Finance*, w: *Handbook of Computational Economics*, red. L. Tesfatsion, L. Judd, Elsevier, 2006, nr 2(23).



- Iacoviello M., *House Prices, Borrowing Constraints, and Monetary Policy in the Business Cycle*, „American Economic Review” 2005, nr 95(3), June.
- Izquierdo L.R. i in., *Errors and Artefacts in Agent-Based Modelling*, „Journal of Artificial Societies and Social Simulation” 2009, 12(1)1 (2009a).
- Izquierdo L. i in., *Techniques to Understand Computer Simulations: Markov Chain Analysis*, „Journal of Artificial Societies and Social Simulation” 2009, 12(1)6, (2009b).
- Jajuga K., *Zarządzanie ryzykiem*, PWN, Warszawa 2008.
- Jeziorska M., *Postrzeżenie ryzyka a działania ochronno-prewencyjne podmiotów narażonych na ryzyko*, „Acta Universitatis Lodzianensis. Folia Oeconomica” 2013, nr 296.
- Kabza M., *Ryzyko systemowe – cecha współczesnych rynków*, „Studia Ekonomiczne” 2012, nr 3(74).
- Kabza M., *Źródła ryzyka systemowego i metody jego ograniczania na przykładzie kredytów walutowych w systemach bankowych krajów Europy Środkowo-Wschodniej*, Wydawnictwo Key Text, Warszawa 2014.
- Kamiński B., *Podejście wieloagentowe do modelowania rynków. Metody i zastosowania*, Oficyna Wydawnicza SGH, Warszawa 2012.
- Karkowska R., *Ryzyko systemowe. Charakter i źródła indywidualizacji w sektorze bankowym*, Oficyna Wydawnicza Wolters Kluwer, Kraków 2015.
- Kasperson J.X., Kasperson R.E., *The Social Contours of Risk*, Earthscan, London 2005.
- Kaszowska J., Santos J.L., *Systemic Risk Modeling: Agent-based Modeling Foundations and Validation*, w: *Systemic Actions in Complex Scenarios*, Cambridge Scholars Publishing, 2017a (w druku).
- Kaszowska J., Santos J.L., *Agent-based Model for Systemic Risk Assessment*, „Journal of Artificial Societies and Social Simulation” 2017b (w recenzji).
- Kaufman G.G., *Bank Failures, Systemic Risk, and Bank Regulation*, <http://object.cato.org/sites/cato.org/files/serials/files/cato-journal/1996/5/cj16n1-2.pdf> (22.01.2016), 1996.
- Kleijnen J.P.C., *Experimental Design for Sensitivity Analysis, Optimization and Validation of Simulation Models*, w: *Handbook of Simulations*, red. J. Banks, Wiley, New York 1998.
- Klevmarcken N.A., *Statistical Inference in Microsimulation Models: Incorporating External Information*, „Mathematics and Computers in Simulation” 2002, nr 59(1-3), Hamilton, New Zealand, May.
- Klügl F., *A Validation Methodology for Agent-based Simulations*, w: *Proceedings of the 2008 ACM Symposium on Applied Computing*, 2008, str. 39-43.
- Knight F., *Risk, Uncertainty and Profit*, Reprints of Economic Classics, New York 1964 (1921).
- Koehler Ch., *The Relationship between the Complexity of Financial Derivatives and Systemic Risk*, <http://ssrn.com/abstract=2511541>, str. 1-49 (16.01.2016), 2011.
- Kotyński L., Solarz J.K., Sulmicki J., Zombirt J., *Dylematy światowego systemu gospodarki i finansów*, Wyd. Uczelnia Vistula, 2015.
- Law A.M., *How to Build Valid and Credible Simulation Models*, w: *Proceedings of Winter Simulation Conference*, 2001, nr 1.
- Laubenbacher R., Jarrah A., Mortveit H., Ravi S., *A Mathematical Formalism for Agent-based Modeling*, „Encyclopedia of Complexity and System Science”, Springer Verlag, New York 2008.
- LeBaron B., *Time Series Properties of an Artificial Stock Market*, „Journal of Economic Dynamics & Control” 1999, nr 23(9-10).
- LeBaron B., *Calibrating an Agent-based Financial Market to Macroeconomic Time Series*, Technical report, Brandeis University, Waltham, MA 2002a.

- LeBaron B., *Short-memory Traders and Their Impact on Group Learning in Financial Markets*, w: *Proceedings of the National Academy of Science: Colloquium 99* (Supplement 3), 2002b.
- LeBaron B., Tesfatsion L., *Modeling Macroeconomies as Open-ended Dynamic Systems of Interacting Agents*, „American Economic Review: Papers & Proceedings” 2008, nr 98(2).
- Leombruni R., Richiardi M., *Why are Economists Sceptical About Agent-based Simulations?*, „Physica A” 2005, nr 355(1).
- Macal Ch., North M., *Agent-based Modeling and Simulations*, w: *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference*, red. M.D. Rosseti, R. Hill, B. Johansson, A. Dunkin, R.G. Ingalls, 2009.
- MacKay R.S., *Space-time Phases*, w: R. Ball, V. Kolokoltsov, R. MacKay, *Complexity Science: the Warwick Master's Course*, „London Mathematical Society Lecture Note Series” 2013, nr 408, Cambridge University Press.
- Messina J.P. i in., *Complex Systems Models and the Management of Error and Uncertainty*, „Journal of Land Use Science” 2008, nr 3(1).
- Minsky H., *The Financial Instability Hypothesis*, The Jerome Levy Economics Institute of Bard College „Working Paper” 1992, nr 74, May.
- Mortveit H., Reidys Ch., *An Introduction to Sequential Dynamical Systems*, Springer 2008.
- Owsiak S., *Stabilność systemu zasilania finansowego a nowatorskie zarządzanie podmiotami publicznymi w warunkach kryzysu*, w: *Nowe zarządzanie finansami publicznymi w warunkach kryzysu*, PWE, Warszawa 2011.
- Ormerod P., Rosewell B., *Validation and Verification of Agent-based Models in the Social Sciences*, w: *Epistemological Aspects of Computer Simulation in the Social Sciences*, Springer Berlin Heidelberg 2009.
- Pablo-Martí F., Santos J.L., Kaszowska J., *Assessment of Policies Using the “Core” and “Periphery” Approaches*, *Argumenta Oeconomica*, 2016 (przyjęty).
- Pipień M., *GARCH Processes with Skewed-t and Stable Conditional Distribution. Dynamic Bayesian Comparison for WIBOR Interest Rates*, 30-th International Conference MACROMODELS'03, red. A. Welfe, W. Welfe, Łódź 2004.
- Rudebusch G., *Macro-finance Model of Interest Rates and the Economy*, „Federal Reserve Bank of San Francisco Working Paper Series” 2010.
- Richiardi M., *Agent-based Computational Economics: a Short Introduction*, „The Knowledge Engineering Review” 2012, nr 27(2).
- Sargent R.G., *Verification and Validation of Simulation Models*, w: *Proceedings of the 37th Conference on Winter Simulation*, WSC'05, 2005.
- Santos J.L., *La necesidad de un cambio de paradigma en las ciencias sociales. Del equilibrio general a los modelos basados en agentes*, „Encrucijadas: revista crítica de ciencias sociales” 2012, nr 4.
- Sbordone A., Tambalotti A., Rao K., Walsh K., *Policy Analysis Using DSGE Models: An Introduction*, „FRBNY Economic Policy Review” 2010, October.
- Shiller R.J., *Finanse a dobrobyt społeczny*, PTE, (tłum. z ang.: *Finance and the Good Society*, Princeton University Press 2012), 2015.
- Sławiński A., Tymoczko D., *Polityka makroostrożnościowa jako instrument ograniczania wykorzystywania przez banki krótkoterminowego finansowania hurtowego*, „Zarządzanie i Finanse” 2013, nr 2/1.
- Smaga P., *The Concept of Systemic Risk*, SRC Special Paper nr 5, Systemic Risk Centre, LSE, <http://eprints.lse.ac.uk/61214/1/sp-5.pdf> (03.02.2016), 2014.

- Smith J.M., *Evolution and the Theory of Games*, Cambridge University Press, Cambridge 1982.
- Solarz J.K., *Zarządzanie ryzykiem systemu finansowego*, LAM – Wydawnictwo Wyższej Szkoły Ubezpieczeń i Bankowości, Warszawa 2005.
- Solé J., Espinosa-Vega M., *Cross-Border Financial Surveillance: A Network Perspective*, „IMF Working Paper” 2010, WP/10/105.
- Statiukynaite R., *Essays on Validation and Estimation of Agent-based Models and on Overconfidence Measures*, CentER, Center for Economic Research, Tilburg, 2014.
- Szczepańska O., *Stabilność finansowa jako cel banku centralnego. Studium teoretyczno-porównawcze*, Scholar, 2008.
- Sznajderska A., *On Asymmetric Effects in a Monetary Policy Rule*, „NBP Working Papers” 2012, nr 125.
- Sznajderska A., *Asymmetric Effects in the Polish Monetary Policy Rule*, „Economic Modelling” 2014, nr 36(C), Elsevier.
- Takadama K., Kawai T., Koyama Y., *Micro- and Macro-Level Validation in Agent-based Simulation: Reproduction of Human-Like Behaviours and Thinking in a Sequential Bargaining Game*, „Journal of Artificial Societies and Social Simulation” 2008, nr 11(2).
- Tesfatsion L., Judd K., *Handbook of Computational Economics*, 2006, t. 2.
- Tovar C., *DSGE Models and Central Banks*, „BIS Working Papers” 2008, nr 258.
- Troitsch K., *Validating Simulation Models*, w: *Proceedings of the 18th European Simulation Multi-conference*, 2004.
- Tversky A., Kahneman D., *Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases*, „Science” 1974, New Series, t. 185, nr 4157.
- Wells S., *Financial Interlinkages in the United Kingdom's Interbank Market and the Risk of Contagion*, „Working Paper” 2004, nr 230, Bank of England, London.
- Wildavsky A., Dake K., *Theories of Risk Perception: Who Fears What and Why?*, „Daedalus” 1990, nr 119(4), Fall.
- Winker P., Gilli M., *Indirect Estimation of the Parameters of Agent-Based Models of Financial Markets*, „Computing in Economics and Finance 2001” 2001, nr 59, Society for Computational Economics.
- Winker P., Gilli M., Jeleskovic V., *An Objective Function for Simulation Based Inference on Exchange Rate Data*, „Journal of Economic Interaction and Coordination” 2007, nr 2(2).
- Windrum P., Fagiolo G., Moneta A., *Empirical Validation of Agent-based Models: Alternatives and Prospects*, „Journal of Artificial Societies and Social Simulation” 2007, nr 10(2)8.
- Wojtyna A., *Współczesna ekonomia – kontynuacja czy poszukiwanie nowego paradygmatu?*, „Ekonomista” 2008, nr 1.

## **ROLA PERCEPCJI RYZYKA I NIEPEWNOŚCI W OCENIE RYZYKA SYSTEMOWEGO: PODEJŚCIE SYMULACYJNE ABM**

### **Streszczenie**

Przedmiotem rozważań w artykule jest rola percepcji ryzyka i niepewności w kształtowaniu się ryzyka systemowego. Autorzy zwracają uwagę na czynniki wpływające na sposób postrzegania ryzyka przez instytucje finansowe („percepcję ryzyka”) oraz na tworzenie

się wyobrażeń, jakie mogą mieć instytucje finansowe o tym, w jaki sposób są postrzegane przez inne podmioty finansowe i gospodarcze („percepcja percepcji niepewności”). Podstawę analizy stanowią symulacje wieloagentowe decyzji uczestników procedury fixingu oraz transakcji na rynku międzybankowym. Model jest częścią projektu umożliwiającego modelowanie zależności między sektorem realnym a finansowym. Opracowany model rynku międzybankowego umożliwia ocenę ryzyka systemowego w Polsce w warunkach określonych w scenariuszu kontrfaktycznym. W artykule przedstawiono wyniki symulacji wycofania części depozytów z polskiego sektora finansowego przy wzroście niepewności na rynkach. Wyniki pozwalają potwierdzić tezę o szczególnej roli subiektywnego prawdopodobieństwa wystąpienia wydarzenia o znaczeniu systemowym oraz zaufania do stabilności sektora finansowego w kształtowaniu się ryzyka systemowego, tzn. w generowaniu podatnej na kryzysy struktury systemu oraz amplifikacji szoków zewnętrznych. Potwierdzona została również zasadność prowadzenia badań nad percepcją ryzyka systemowego w Polsce, analogicznych do badań ankietowych prowadzonych w Wielkiej Brytanii przez BoE.

**Słowa kluczowe:** ryzyko, niepewność, modelowanie ABM, symulacje, rynek międzybankowy

**JEL:** D81, C63, G17

## **THE ROLE OF RISK AND UNCERTAINTY PERCEPTION IN SYSTEMIC RISK ASSESSMENT. THE AGENT-BASED SIMULATION**

### **Summary**

This article addresses the role of risk perception and uncertainty in the generation and amplification of systemic risk. The article highlights the factors that influence how financial institutions perceive risk (“perception of risk”) and how financial institutions, in turn, imagine themselves to be perceived by other financial and business entities (“perception of uncertainty”). The analysis is based on agent-based simulations of decisions by participants in the fixing procedure and transactions on the interbank market. This model is a part of a broader project that aims to model the relationship between the economy and the financial sector. The developed model of the interbank market enables the assessment of systemic risk in Poland under the conditions specified in the counterfactual scenarios. The paper presents the results of a simulation of withdrawal of deposits from Polish banks when market uncertainty increases. The results confirm that the subjective probability of occurrence of a systemic event as well as the confidence in financial stability play a crucial role in the generation and amplification of systemic risk. The perception of risk and uncertainty may affect the resilience of the system. That perception may also make the structure of the financial system more vulnerable to external shocks. The relevance of research on systemic risk perception in Poland, similar to a survey conducted in the United Kingdom by the Bank of England, was also confirmed.

**Key words:** risk, uncertainty, ABM, simulations, interbank market

**JEL:** D81, C63, G17

## **РОЛЬ ПЕРЦЕПЦИИ РИСКА И НЕУВЕРЕННОСТИ В ОЦЕНКЕ СИСТЕМНОГО РИСКА: ИМИТАЦИОННЫЙ ПОДХОД АВМ**

### **Резюме**

Предметом рассуждений авторов статьи является роль перцепции риска и неуверенности в формировании системного риска. Авторы обращают внимание на факторы, влияющие на способ восприятия риска финансовыми институтами («перцепцию риска») и на формирование представлений финансовых институтов о том, каким образом они воспринимаются другими финансовыми и экономическими субъектами («перцепция перцепции неуверенности»). Основой анализа является мультиагентная имитация решений участников процедуры фиксинга и сделок на межбанковском рынке. Модель является частью проекта, дающего возможность моделировать связь между реальным и финансовым секторами. Разработанная модель межбанковского рынка позволяет сделать оценку системного риска в Польше в условиях, определенных в контрфактическом сценарии. В статье представлены результаты имитации оттока части депозитов из польского финансового сектора при росте неуверенности на рынках. Результаты позволяют подтвердить тезис об особой роли субъективной вероятности появления события системного значения и доверия к стабильности финансового сектора в формировании системного риска, т.е. в генерировании чувствительной к кризисам структуры системы и амплификации внешних шоков. Была также подтверждена целесообразность проведения исследований перцепции системного риска в Польше, по примеру анкетных исследований, проводимые в Великобритании банком Англии.

**Ключевые слова:** риск, неуверенность, моделирование АВМ, имитация, межбанковский рынок

**JEL:** D81, C63, G17