

НОВИЙ ІНДЕКС ФІНАНСОВОГО СТРЕСУ ДЛЯ УКРАЇНИ

ВЛАДИСЛАВ ФІЛАТОВ^{ab1}

^aНаціональний банк України

^bНаціональний університет “Києво-Могилянська академія”

E-mail: vladyslav.filatov@bank.gov.ua

Анотація

Це дослідження спрямоване на вдосконалення методології розрахунку індексу фінансового стресу (FSI – financial stress index, далі – ІФС) для України шляхом введення зміненої в часі кореляції у сукупність п’яти субіндексів, що представляють банківський сектор, домашні господарства, корпоративний сектор, державний борг та курс валют (валютний ринок). Індекс складається з 20 індикаторів, відібраних із початкового списку з 47 потенційних кандидатів. Для перевірки продуктивності індикаторів, субіндексів та індексу ми використовуємо область під кривою помилок (area under the receiver operating characteristic curve – AUROC – площа під кривою помилок, також відома як крива похибок) і логіт-тести. Кожному субіндексу присвоюється вага, що відображає вплив кожного з ринків на фінансову систему. Цей новий ІФС досягає свого піку в періоди кризи, які відповідають консенсусній думці фінансових експертів, і працює краще, ніж попередній ІФС, що робить його застосування більш привабливим для використання в процесі прийняття політичних рішень. Зокрема, новий ІФС може бути використаний як інструмент моніторингу макропруденційної політики Національного банку України.

JEL коди

E44, G01, G18

Ключові слова

фінансова стабільність, індекс фінансового стресу, ефективність індикатора

1. ВСТУП

Завданнями сучасних центральних банків та Національного банку України (НБУ) зокрема є забезпечення цінової та фінансової стабільності. Зв’язки між цими двома завданнями стають більш вираженими в періоди стресу, прикладом такого взаємозв’язку є криза 2008–2009 років. Тому визначення та оцінка ризиків для фінансової стабільності є одними з ключових функцій центрального банку. Фінансові установи розробляють індекси фінансових умов (ІФУ) або індекси фінансового стресу (ІФС) для виявлення таких системних ризиків. Перший ІФУ, розроблений ще у 1990-х роках, складався з невеликої кількості показників (індикаторів). У процесі ускладнення фінансових ринків почали з’являтися ІФС. Перший інклюзивний ІФС був розроблений Центральним банком Канади в 2003 році. Після фінансової кризи 2007–2008 років різні установи почали активніше розробляти власні версії ІФС. Наприклад, Bank of America розробив глобальний індекс фінансового стресу та внутрішні індекси фінансового стресу. Федеральні резервні банки США створили кілька місцевих індексів (індекс фінансового стресу в Канзас-Сіті, індекс фінансового стресу ФРС в Сент-Луїсі та індекс фінансового стресу в Клівленді). Крім того, початкові

методики постійно оновлювалися у Швеції, Канаді та інших країнах. Отже, ІФС є основним інструментом моніторингу для фінансових установ з 2020 року.

У 2017 році НБУ розробив власний ІФС, спрямований на кількісне вимірювання ступеня турбулентності у фінансовому секторі. Цей індекс включав чотири субіндекси (субіндекси банківського сектору, корпоративного сектору, державних цінних паперів та валютного ринку). Вагові коефіцієнти кожного субіндексу були постійними відповідно до обсягу кожного із зазначених ринків порівняно з ВВП. Однак фіксовані вагові коефіцієнти для агрегування субіндексів мають деякі методологічні недоліки. Подібна конструкція передбачає, що істотна зміна одного показника може спричинити значущий сплеск ІФС. Відповідно ІФС може видавати сигнали, здатні ввести в оману зацікавлені сторони, і навіть може посилити невизначеність на ринку. По суті, коливання одного або кількох показників не обов’язково вказують на стрес у фінансовому секторі в цілому і можуть посилати помилковий сигнал про зростання турбулентності. Висока волатильність ІФС через стрибки значень окремих індикаторів спотворює його пояснювальну силу і робить ІФС менш актуальним і застосовним для прийняття політичних рішень.

¹ Автор висловлює вдячність професору Jean-Guillaume Sahuc за його цінні вказівки та коментарі. Автор також вдячний програмі BCC (Зміцнення потенціалу центральних банків), Graduate Institute (Женева) та НБУ за надання даних та ресурсів, використаних у цьому дослідженні, а також Державному секретаріату з економічних питань Швейцарії (Swiss State Secretariat for Economic Affairs – SECO) за фінансування цього дослідження. Висловлені думки належать автору і не обов’язково відображають погляди НБУ.

Наприклад, поточний ІФС включає такий індикатор, як Індекс українських акцій на Варшавській фондовій біржі. На Варшавській фондовій біржі торгується приблизно шість компаній, більшість із яких – це сільськогосподарські компанії. Це означає, що галузева криза в сільському господарстві може значно збільшити ІФС, навіть якщо не буде потрясіння для інших ринків.

І навпаки, відносно високий індекс навіть у спокійні періоди може призвести до недооцінки рівня стресу. По-перше, поточний ІФС не враховує побічних ефектів. Під час реальної кризи стрес, що впливає на один сектор, може поширитися на всю економіку, демонструючи ефект доміно. Однак підхід із постійними вагами не враховує цього спільного руху між ринками.

Деякі сумніви також викликає поточний перелік індикаторів, які використовуються в ІФС. Цей список був складений за експертною оцінкою без перевірки пояснювальної сили показників. За три роки ми побачили, що деякі індикатори не працюють належним чином. Більше того, часто спостерігається сильна негативна кореляція між показниками. Внесок таких показників в оцінку загального рівня фінансового стресу ще підлягає визначенню (оцінці). Пост-аналіз дає нам можливість вибрати найкращі (найбільш інформативні) індикатори стресу, виключити менш значущі індикатори та додати нові. Крім того, протягом останніх років в українській економіці відбулося кілька структурних змін. По-перше, шість років тому була запроваджена політика таргетування інфляції. Отже, ключова процентна ставка тепер відіграє важливу роль у політиці центрального банку. По-друге, новий монетарний режим передбачав гнучкий курс валюти. До 2014 року українська економіка мала фіксований валютний курс та здебільшого переживала періоди швидкого знецінення валюти під час криз. Тепер ми можемо спостерігати періоди підвищення курсу валюти, які також можуть бути джерелом ризику.

У цій статті запропоновано новий ІФС для України. Ми вдосконалюємо вибір індикаторів, відбираючи їх на підставі кількісних показників, а не експертних суджень. Крім того, ми переглядаємо процес нормалізації та групуємо показники в субіндекси. Заради зменшення частоти помилкових сигналів ми використовуємо змінні в часі кореляції замість фіксованих ваг для субіндексів. Ці оновлення значно збільшують пояснювальну силу індексу, що відповідно робить його кориснішим для розробки політики.

Водночас ми зберігаємо основні блоки першої версії ІФС для України. Зокрема, ми надалі використовуємо субіндексний підхід та зберігаємо щоденну періодичність індексу. Щоденна частота даних не є характерною для ІФС інших країн. Це завжди компроміс між часовим лагом результатів, доступністю даних і цілями політики. Зокрема, найвпливовішим показником для банківської системи є кредитний ризик, однак ми не можемо оцінити його зміни на щоденній або навіть щотижневій основі.

Проте в цій дискусії ми вирішили використовувати щоденну частоту з таких причин:

1. Швидкість реагування політики. Під час кризи зволікання з прийняттям політичних рішень може дорого обійтися. Таким чином, щоденний ІФС може показати найбільш критичні дні, які потребують негайної реакції з боку політиків.

2. З огляду на попередній пункт політики мають оцінювати реакцію ринку на будь-яке втручання. У разі тривалого відставання ІФС було неможливо створити чіткої картини цієї реакції.

3. ІФС є лише одним з інструментів макропруденційного моніторингу. НБУ також має квартальну теплову карту, квартальний індекс фінансових умов, що включають серед інших такий показник, як кредитний ризик. Отже, ІФС має залишатися додатковим індексом, а не дублювати інші.

4. Україна має досить довгий перелік суміжних показників із щоденною періодичністю. Наприклад, ми протестували 47 показників і обрали 20 з них. Проблем з доступністю даних на ринках, що розвиваються, не спостерігається.

Стаття структурована таким чином. Розділ 2 дає уявлення про історичний розвиток ІФС та найбільш релевантні приклади ІФС. Розділ 3 описує вибір індикаторів. Розділ 4 подає альтернативні методології агрегування показників. Результати дослідження обговорюються в розділі 5. Ми обговорюємо тестування надійності в розділі 6. Розділ 7 містить рекомендації щодо політики та загальні висновки.

2. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Епоха розвитку ІФС поділяється на два етапи: до і після публікації Composite Indicator of Systemic Stress (CISS – композитний індикатор системного стресу, далі – KICC). Протягом першого етапу (до публікації KICC) були введені перші складові індекси (такі як, наприклад, ІФС Канади), кожен із яких має зовсім іншу методологію. Кожний колектив авторів немовби будував свій власний будинок і ніхто не переймався спорудженням другого поверху для інших. KICC є індексом, розробленим Європейським центральним банком. Методологія, що лежить в основі цього індексу, створила підґрунтя для розвитку інших вітчизняних ІФС. По-перше, методологія встановлює як стандарт щоденну періодичність даних із мінімальними затримками публікації. По-друге, автори суттєво вдосконалили методологію трансформації необроблених показників. Водночас основним внеском творців KICC було використання змінних у часі кореляцій між субіндексами. Стаття “Portfolio-Theoretic Framework for the Construction of Composite Financial Stress Indices” (переклад назви – “Теорія портфеля – основа для побудови композиційних індексів фінансового стресу”) Holló et al. (2012) детально описує цей підхід.

Шведська методологія ІФС також використовує змінну в часі кореляцію. Перша версія шведського ІФС (2011) використовує просте середнє значення субіндексів у процесі агрегування. Однак Johansson & Bonthron (2013) удосконалили цю методологію та зробили шведську версію ІФС 2.0 більш ефективною. Вони застосовують метод, паралельний сучасній теорії портфеля, і використовують EWMA (exponentially weighted moving average – експоненціально зважене ковзне середнє) для побудови кореляційної матриці. Аналіз праці цих авторів показує, що новий ІФС є найкращим інструментом для вимірювання фінансового стресу. Вони підкреслюють, що кореляція між субіндексами підсилює величину індексу під час криз і чіткіше виділяє періоди стресу.

Chatterjee et al. (2017) беруть до уваги основні ідеї, що лежать в основі KISS, і поліпшують алгоритм тестування індикаторів під час побудови ІФС Великобританії. Зокрема, автори використовують методики AUROC та часткової AUROC для перевірки пояснювальної сили індикаторів. Залежна змінна демонструє фіктивну модель кризи, а незалежні змінні – це нормалізовані показники. Якщо індикатор має високе значення AUROC, то він є добрим (надійним) предиктором кризи. Вони тестують підходи EWMA та GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity – узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності) для побудови оптимальної матриці динамічної кореляції для агрегування субіндексів.

Duprey (2020) використовує канадський ІФС для оцінки зв'язку між фінансовим стресом та ВВП. Автор припускає, що найбільший негативний вплив на ВВП має поєднання економічного спаду та фінансового стресу. Duprey також є співавтором статті "Dating Systemic Financial Stress Episodes in the EU Countries" ("Датування епізодів системного фінансового стресу в країнах ЄС") (2017), де застосовується методологія, аналогічна методології KISS. Duprey et al. (2017) описують загальний алгоритм побудови ІФС. З одного боку, їхній метод може використовуватися як заміна KISS, оскільки описує різні підходи до вирішення однієї й тієї самої проблеми. Автори проводять детальнішу перевірку надійності індексу та глибоко аналізують нормалізацію показників. З іншого боку, їхній метод доповнює KISS, оскільки вони використовують основний принцип KISS, і, зокрема, їхній підхід до агрегування субіндексів є паралельним сучасній теорії портфеля.

У нещодавній праці Drakopoulos et al. (2020), представленій Міжнародним валютним фондом у межах Звіту про глобальну фінансову стабільність, описано локальний індекс стресу для країн з ринком, що розвивається. Цей індекс переважно ґрунтується на державних облігаціях та валютних ринках, що повністю відповідає двом нашим субіндексам. Для агрегування показників автори також використали підхід, паралельний до сучасної портфельної теорії. Для змінних у часі кореляцій вони використовували EWMA, яку ми тестуємо в розділі 4.

Vdovychenko & Oros (2015) запропонували перший проект ІФС для України. Вони використовують чотири субіндекси, а саме: банківський, валютний, фондовий ринки та державний борг. Кожен субіндекс має лише один показник. З одного боку, автори випробовують різні специфікації індикаторів, що може підвищити їхню пояснювальну силу. Наприклад, вони використовують першу різницю логарифмічно перетворених змінних для банківського сектору та модель GARCH для фондового ринку. З іншого боку, невелика кількість індикаторів робить індекс більш волатильним і менш стійким до локальних шоків. Tyschenko & Csajbok (2017) йдуть далі та розробляють сучасну версію ІФС відповідно до практики центральних банків у всьому світі. Наслідуючи Vdovychenko & Oros (2015), вони також використовують чотири субіндекси: субіндекс банківського сектору, субіндекс корпоративного сектору, субіндекс державних цінних паперів та субіндекс валютного ринку. Автори застосовують просте середнє значення для агрегування показників у межах субіндексів та середнє з постійними вагами для агрегування субіндексів. Автори тестують різні методи нормалізації, такі як діапазон MINMAX (мінімальних/максимальних значень), кумулятивну функцію розподілу, методи рівної дисперсії, і зрештою вибирають діапазон MINMAX за основу.

Нижче наведено графічне відображення українського ІФС 1.0 від Tyschenko & Csajbok. За останні роки Україна пережила кілька криз, таких як фінансова криза 2008–2009 років, криза 2014–2015 років, викликана війною на Донбасі, і криза COVID-19, що триває з 2020 році. ІФС реагує на ці періоди сплесками. Найвищий рівень – 0.65, проте кризи 2008–2009 та 2014–2015 років мають глибокий і всеосяжний характер. Разом з тим на рисунку 1 показано деяку волатильність у некризові періоди, яка часто обумовлена одним фактором. Середній рівень індексу становить приблизно 0.22 навіть у періоди макроекономічної стабільності. Це і є основні слабкі сторони функціонування ІФС, які ми виділимо в цій статті.

3. ПІДГОТОВКА ДАНИХ ТА ВИБІР ПОКАЗНИКІВ

У цьому розділі представлено кілька етапів. Спочатку виділяємо кризові періоди. З цією метою ми



Рисунок 1. ІФС для України (версія 1.0)

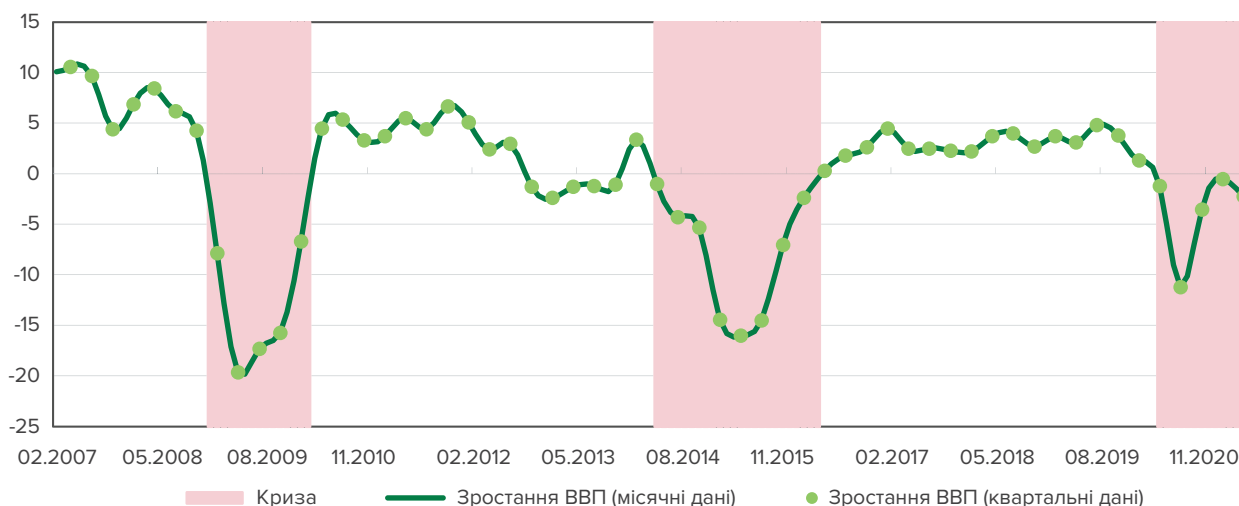


Рисунок 2. Кубічна сплайн-інтерполяція зростання ВВП в Україні (%)

використовуємо фіктивну змінну зростання ВВП як непрямий показник розвитку реальної економіки та опитування експертів як непрямий показник фінансових настроїв. Після цього ми перевіряємо здатність 47 потенційних індикаторів відзначити ці кризові періоди. Нарешті, ми обираємо остаточний список індикаторів, які найкраще визначають кризові події, і групуємо їх у субіндекси.

3.1. Визначення кризових періодів

Продуктивність ІФС 1.0 не була вимірною, що є однією з його основних проблем. Індекс показує як підйоми, так і спади, але немає жодних доказів кореляції між справжнім стресом і ІФС. Щоб вирішити цю проблему, ми створюємо кілька кризових моделей. Одна ґрунтується на даних про зростання ВВП, а дві інші отримані на підставі опитування фінансових експертів. Це створює хороший інструмент для вимірювання продуктивності індексу і робить нас впевненішими в нашій остаточній оцінці.

3.1.1. Модель кризи зростання ВВП

Зростання ВВП є світовим показником економічної діяльності. Однак дані про зростання ВВП публікуються щокварталу, це дуже рідко для створення моделі. Тому ми використовуємо кубічну сплайн-інтерполяцію для перетворення квартальних даних у місячні. Падіння ВВП порівняно з минулим роком, що триває понад чотири квартали, вказує на кризу. На рисунку 2 зображено місячну інтерполяцію зростання ВВП.

3.1.2. Моделі з урахуванням опитування експертів

Використання лише фіктивної моделі зростання ВВП призводить до дещо суперечливих результатів. Загалом фінансовий стрес корелює зі зростанням ВВП, однак іноді бувають часові лаги між фінансовою та економічною кризами. Фактично фінансові ринки реагують на шоки та починають відновлюватися від них раніше, ніж економічні ринки. Тому було розроблено додаткові моделі з урахуванням суджень експертів про періоди фінансового стресу.

Фінансові експерти з українських інвестиційних інститутів, банків, аналітичних центрів, університетів та державних установ були опитані щодо періодів кризи, зокрема щодо місяців, в які ці кризи почалися

та закінчилися. Ми також попросили вказати найгірші, на їхню думку, місяці під час кризи. Значення 1 було присвоєно фіктивній змінній для будь-якого місяця, яку більш ніж 40% експертів відзначили як кризу або кризовий пік.

У результаті ми отримали фіктивну модель зростання ВВП, модель кризи на базі опитування та модель кризових піків на базі опитування. Докладнішу інформацію про ці моделі наведено в додатку В.

3.2. Вибір і групування індикаторів

Відбір індикаторів є основою для розроблення індексу. Якщо індикатори підбрані неправильно, подальші кроки не мають практичного сенсу. Тому цей крок є найбільш трудомістким і важливим. Відповідно до існуючої методології та загальноприйнятої практики для більшості вітчизняних ІФС індикатори вибираються за практичним (емпіричним) правилом (наближений підрахунок). Методології відбору Риксбанку та ЄЦБ також ґрунтуються на експертних оцінках. Однак ІФС Великобританії використовує економетричний підхід, щоб перевірити, чи є обрані показники статистично релевантними. Вони запропонували використовувати часткову методологію AUROC для вимірювання пояснювальної сили кожного показника.

Наш процес відбору складається з кількох етапів:

1) сформувані пул усіх потенційних індикаторів.

По-перше, ми беремо всі індикатори ІФС 1.0. По-друге, ми додаємо всі відповідні показники з ІФС інших країн. У результаті в пулі потенційних індикаторів є як класичні індикатори фінансового стресу, так і роздрібна ціна бензину і ціна на нафту марки Brent. На цьому етапі ми відхиляємо індикатори, лише якщо немає даних або вони надаються з різною частотою. По-третє, ми додаємо різні часові проміжки для кожного показника (коли це можливо). Наприклад, ми включаємо ціну кредитно-дефолтних свопів (КДС) за українськими єврооблігаціями на шість місяців, один рік, два роки, п'ять років і сім років. У результаті пул потенційних показників складається із 47 позицій. Далі ми розглянемо різноманітні специфікації індикаторів. Наприклад, ми додаємо як значення індикатора, так і його просту 30-денну ковзну середню.

2) оцінити логістичні регресії (logit), використовуючи фіктивну модель (макет) кризи ВВП та індикатори.

Ми будемо однофакторний логіт із фіктивною змінною зростання ВВП як залежною змінною та потенційними індикаторами як незалежними змінними. Показники попередньо були перетворені на місячні дані шляхом усереднення денних даних.

Ми використовуємо бінарну логістичну регресію з одним предиктором:

$$\log \frac{p}{1-p} = \beta_0 + \beta_1 x_1, \quad (1)$$

де p – це ймовірність кризи ($\text{crisis}=1$), $\beta_{0,1}$ – параметри, а x_1 – індикатор.

Для кожної логістичної регресії ми записали p -значення та згрупували показники, які мали високе значення (P -значення $\leq 1\%$), були значущими ($1\% < P$ -значення $\leq 10\%$) та незначущими (P -значення $> 10\%$);

3) оцінити AUROC показники для кожної моделі.

У нашому списку є три фіктивні моделі: модель зростання ВВП, модель кризи з урахуванням експертного опитування та модель піків кризи з урахуванням експертного опитування. Ми зробили оцінку AUROC кожного індикатора для кожної моделі. Високе значення AUROC означає, що індикатор добре пояснює кризу і видає мінімум хибних сигналів у звичайний час. Chatterjee et al. (2017) використовують функцію втрат, засновану на показниках AUROC, для визначення ІФС Великобританії.

$$L(\theta) = \theta T_1 + (1-\theta)T_2 \quad (2)$$

де T_1 – частота помилок типу I, що дорівнює $C/(A+C)$. Так само T_2 – це частка помилок типу II $B/(B+D)$. θ – це параметр від 0 до 1, який зважає втрати від помилки кожного типу.

Значення для A, B, C і D:

	Криза	Немає кризи
Вище порога	A	B
Нижче порога	C	D

де показник A – істинно позитивний (TP), а D – істинно негативний (TN).

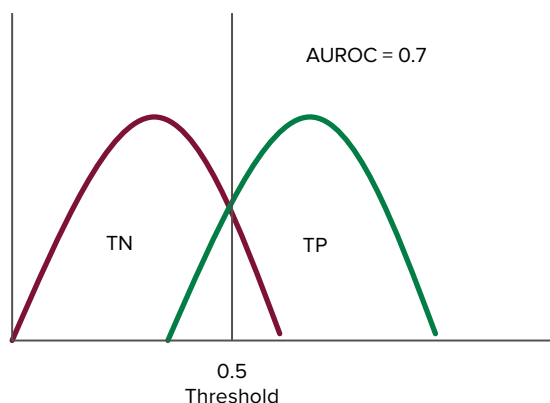


Рисунок 3. Перекриття істинно негативного та істинно позитивного сигналів в аналізі AUROC

На рисунках 3 і 4 показано перекриття істинних позитивних сигналів та істинних негативних сигналів. Значення AUROC 0.7 означає, що з імовірністю 70% модель правильно розрізняє кризові події та періоди, коли кризових подій немає.

Ми отримуємо оцінку AUROC для всіх потенційних індикаторів за умови наявності повних доступних даних. На цьому етапі ми використовуємо дані станом на початок 2020 року (до кризи COVID-19)². У таблиці 1 представлено результати оцінок AUROC.

Таблиця 1. Мінімальні, максимальні та середні значення AUROC

	Зростання ВВП	Криза з урахуванням експертного опитування	Пік кризи з урахуванням експертного опитування
СЕРЕДНЄ	0.8232	0.786	0.836
МІНІМАЛЬНЕ	0.3575	0.440	0.560
МАКСИМАЛЬНЕ	0.9922	0.967	0.970

Середні значення AUROC близькі одне до одного. Загальне середнє значення AUROC становить 0.8, і ми використовуємо його як орієнтир для прийняття подальших рішень.

4) порівняння стандартного відхилення індикатора і середніх показників за два місяці до початку кризи та перші два місяці під час кризи.

Ми беремо дані щодо трьох криз: 2008–2009, 2014–2015 та 2020 років. Для кожного показника обчислюємо його стандартне відхилення та середнє значення за два місяці до початку кожної кризи та перші два місяці під час кризи.

Ми припускаємо, що під час кризи стандартне відхилення значно збільшується. Schwert G.W. (2011) звертає увагу на те, що висока волатильність ринків характерна для початку більшості фінансових криз. Середнє значення має збільшуватися, якщо показник позитивно корелює з кризою, і навпаки. Індикатор проходить цей тест, якщо різниця між середніми і стандартними відхиленнями у некризовий і кризовий періоди вища за стандартне відхилення за весь період спостережень. Це має бути справедливим для всіх трьох криз.

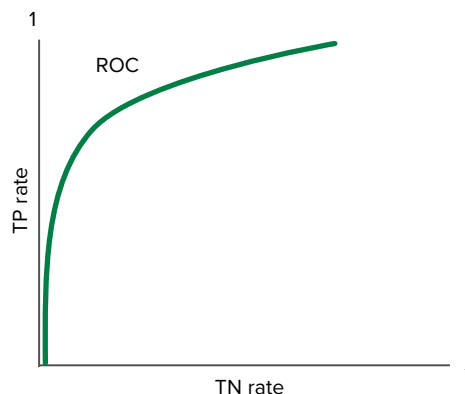


Рисунок 4. Приклад кривої AUROC

² Ми використовуємо дані за 2020 та 2021 роки для аналізу тестування надійності в розділі 6.

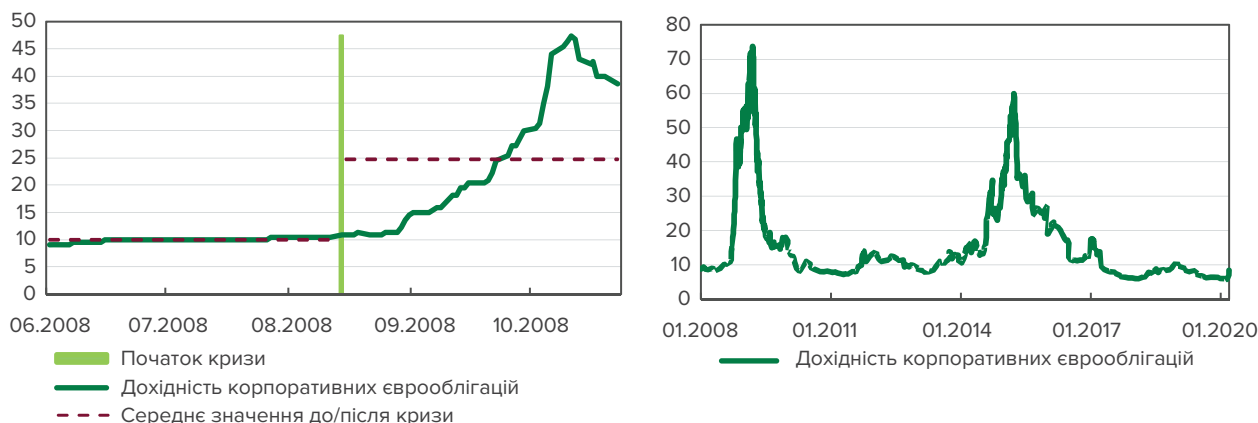


Рисунок 5. Прибутковість корпоративних єврооблігацій у 2008–2020 роках

5) графічний аналіз індикаторів.

Графічний аналіз проводиться як протягом усього періоду спостереження, так і під час кожної кризи. Індикатори, які отримали оцінку “добре”, мають низьку волатильність до кризи та моментально реагують на кризу³. Наприклад, показники прибутковості корпоративних єврооблігацій, наведені на рисунку 5.

Після завершення всіх етапів відбору ми складаємо остаточний перелік індикаторів. У підсумковий перелік показник потрапляє, якщо він проходить всі етапи: він є значущим у логістичній регресії зі зростанням ВВП, його AUROC вище 0,8 в усіх трьох моделях, стандартне відхилення та середнє значення до кризи та під час кризи істотно різняться і, нарешті, він демонструє інтуїтивну динаміку у стресові періоди. Ми також вибираємо лише один індикатор з-поміж подібних індикаторів (наприклад, п’ятирічний спред КДС і дворічний спред КДС).

На основі остаточного списку індексів ми вирішили згрупувати їх у п’ять субіндексів: чотири субіндекси з ІФС 1.0 і новий – субіндекс поведінки домогосподарств. Цей новий субіндекс відображає реакцію домогосподарств на стресові події. Під час кризи домогосподарства починають знімати гроші з депозитів, що збільшує ризик ліквідності фінансового ринку. До того ж банки підвищують депозитні ставки, щоб зменшити вплив грошей, а це створює додатковий процентний ризик.

Усі показники, згруповані за субіндексами, наведено в таблиці 2.

6) політика перевірки індикаторів.

Наш процес відбору насамперед ґрунтувався на пояснювальній силі індикаторів. Однак вирішальне значення тут має економічна значущість, особливо для інтерпретації майбутньої політики. Завдяки перехресній перевірці старшими експертами передфінального набору індикаторів ми використовуємо лише короткострокову підтримку ліквідності з боку Національного банку в індикаторі “Підтримка НБУ банкам” замість повної підтримки.

Кожен субіндекс складається із поєднання короткострокових та довгострокових ризиків. Наприклад, банківський субіндекс складається з індикаторів стресу ліквідності, таких як КПЛ та Ціна єврооблігації українських банків, які відповідають премії за ризик цих банків (довгострокові ризики). Субіндекс державного боргу складається із прибутковості внутрішніх облігацій у гривнях. Волатильність цього показника в короткостроковій перспективі пов’язана з проблемами ліквідності, з якими стикається уряд. Водночас ціна державних облігацій за КДС більшою мірою пов’язана з довгостроковими кредитними ризиками.

Проте є також субіндекс поведінки домогосподарств, який відповідає лише короткостроковим характеристикам. Так склалося історично, що в період стресу домогосподарства починають знімати короткострокові депозити, банки реагують і підвищують відсоткову ставку за ними (НБУ, 2016). Таким чином, цей субіндекс є чітким показником настроїв ЗМІ та відповідно рівня невизначеності домогосподарств. Така поведінка є важливою, тому що вона може бути джерелом великої ліквідності банків і, у більш широкому масштабі, навіть банкрутства.

Ми також перевіряємо наявність неадекватного представництва деяких індикаторів через неліквідність. Немає прямих правил щодо ліквідності ринку КДС або ринку корпоративних єврооблігацій. Тому ми використовуємо суб’єктивну експертизу для оцінки необхідного рівня ліквідності в кожному конкретному випадку. Для цього ми проводили історичне порівняння замість здійснення порівняння з аналогічними показниками схожих країн. Ліквідність більшості показників демонструє схильність до зростання; отже, це є головною причиною залишити їх у нашому фінальному наборі.

³ Перший місяць кожної кризи вибирається з використанням макета (моделі) кризи з урахуванням опитування експертів. Протягом цих місяців ми знайшли дні початку реагування ІФС 1.0. Ці дні були позначені і в ці дні були перевірені реакції індикаторів.

Таблиця 2. Остаточний список індикаторів

Назва індикатора	Опис
Субіндекс БАНКІВСЬКОГО СЕКТОРУ	
Український індекс міжбанківських ставок овернайт (UIMCO)	Зміна міжбанківської процентної ставки овернайт. Розрахунок НБУ
Kiev Interbank Bid and Offer Rates (KIEIBOR – середньозважена ставка міжбанківського кредитування), 1 місяць	Зміна міжбанківської ставки за кредитом, наданим строком на 1 місяць. Розраховується Асоціацією українських банків
Ціна єврооблігацій українських банків	Ціна єврооблігацій, випущених Ощадбанком, Укрексімбанком, Першим українським міжнародним банком та ПриватБанком (до закриття в грудні 2016 року)
Liquidity coverage ratio (LCR – коефіцієнт покриття ліквідністю, далі – КПЛ)	Середнє значення КПЛ банків, зважене за очікуваним відпливом у знаменнику КПЛ
Підтримка банків, надана НБУ	Сума операцій НБУ з підтримки ліквідності за останні 60 днів. Ураховуються лише транзакції строком менше 90 днів
Субіндекс ДЕРЖАВНОГО БОРГУ	
Українські кредитні дефолтні свопи (CDSs – credit default swaps – кредитно-дефолтні свопи, далі – КДС), 5 років	Ціна 5-річних КДС за суверенними облігаціями України
Суверенний ризик українських єврооблігацій	Розрив між середньозваженою дохідністю українських єврооблігацій та дохідністю 2-річних казначейських облігацій США
Дохідність внутрішніх облігацій у гривнях	Проста середня УТМ (Yield to Maturity – прибутковість до погашення) для українських внутрішніх облігацій у гривні
Різниця цін на купівлю/продаж українських єврооблігацій	Простий середній спред між попитом та пропозицією українських єврооблігацій на задану дату
Субіндекс ПОВЕДІНКИ ДОМОГОСПОДАРСТВ	
Український індекс ставок за депозитами фізичних осіб (UIRD – Ukrainian Index of Retail Deposit Rates), 3 місяці	Зміна ставок за депозитами фізичних осіб, залучених на 3 місяці у гривнях, 15 найбільших банків. Розраховано Thomson Reuters
Зміна вкладів фізичних осіб у гривнях	Відсоткова зміна обсягу вкладів фізичних осіб у гривнях за останні 30 днів
Зміна вкладів фізичних осіб у доларах США	Відсоткова зміна обсягу роздрібних депозитів у доларах США за останні 30 днів
Субіндекс КОРПОРАТИВНОГО СЕКТОРУ	
Дохідність корпоративних єврооблігацій	Прибутковість до погашення корпоративних облігацій для українських підприємств. Розраховано агенцією Sbondс
Фондовий індекс	Відхилення фондового індексу від його максимуму за останній рік. Індекс ПФТС [український біржовий (фондовий) індекс] використовується до 2012 року, а фондовий індекс на Варшавській фондовій біржі (WIG Ukraine) пізніше
Волатильність фондового індексу	Стандартне відхилення фондового індексу за останні 30 днів. Індекс ПФТС використовується до 2012 року, а фондовий індекс на Варшавській фондовій біржі (WIG Ukraine) пізніше
Субіндекс ВАЛЮТНОГО РИНКУ	
Обмінний курс USD/UAN	Відхилення курсу долара до гривні USD/UAN від максимального за останній рік
Волатильність курсу USD/UAN	Волатильність курсу USD/UAN за останні 30 днів
Безпоставний форвардний валютний UAN/USD	Різниця між NDF (non-deliverable forward – безпоставковим форвардним курсом) UAN/USD на 3 місяці та спотовим курсом обміну UAN/USD
Прибутковість безпоставного форвардного контракта на 3 місяці	Зміна прибутковості до погашення за 3 місяці
Валютна інтервенція НБУ	Чиста купівля/продаж іноземної валюти НБУ на міжбанківському валютному ринку

4. МЕТОДОЛОГІЯ СКЛАДАННЯ (ФОРМУВАННЯ) ІНДЕКСУ

4.1. Стандартизація показників та їх агрегування за субіндексами

Кожен показник має різні одиниці вимірювання, тому ми їх нормалізуємо (стандартизуємо). Ми тестуємо кілька підходів відповідно до згаданого посилання (згаданої довідки). Одним із цих підходів є функція кумулятивного

розподілу, підхід, який за українськими даними дає багато недостовірних і помилкових сигналів. Це пов'язано з високою волатильністю українських ринків навіть у звичайний час. Цей спосіб може підійти для розвинених країн, однак він незастосовний до ринку, що розвивається, такого, як ринок України. Іншим методом є нормалізація Z-показника, яку Lang et al. (2019) використовують під час розроблення вітчизняних індикаторів системного ризику. Цей метод нормалізації дає стабільні, очікувані та правдоподібні результати. Він не чутливий до сторонніх

сигналів і не провокує багато чуток.

Формула нормалізації Z-показника є такою:

$$\frac{X_{it} - \mu_i}{\sigma_i}, \quad (3)$$

де μ_i – середнє значення показника, а σ_i – стандартне відхилення показника.

Інший підхід, нормалізація MINMAX-діапазону, дає схожі результати. Слабкістю цього методу є необхідність ретроспективного перерахунку у разі появи нового значення, яке є історично найвищим або найнижчим із спостережуваних.

Формула нормалізації MINMAX-діапазону є такою:

$$\frac{(X_{it} - MIN_i)}{(MAX_i - MIN_i)}. \quad (4)$$

Порівнюючи ці два методи, ми вирішили використати MINMAX, тому що цей метод дає повний та кінцевий діапазон [0:1], тоді як значення Z-показника можуть бути поза цим діапазоном. По-друге, ми використовуємо цей метод у нашому ІФС 1.0, тому ми вирішили надалі застосовувати його в новому ІФС для України (ІФС 2.0), щоб забезпечити сумісність результатів.

Для складання кожного субіндексу ми використовуємо просте середнє значення з нормалізованих (стандартизованих) показників. Це звичайна практика для методологій ІФС і вона знижує можливість того, що один з індикаторів домінуватиме над індексом.

4.2. Вагові коефіцієнти для субіндексів

Слід почати з фіксованої ваги для субіндексів незалежно від застосованого підходу до агрегування. Є кілька підходів до оцінки ваги.

Lang et al. (2017) обирають коефіцієнти ваги на підставі важливості сектору відповідно до його розміру відносно ВВП. Lang et al. (2019) пропонують використовувати регресійний підхід для оцінки ваги кожного субіндексу. Автори оцінюють коефіцієнти регресії та ділять кожен коефіцієнт на суму всіх коефіцієнтів. Є й інші методи, наприклад, оцінка за допомогою парних VARs (vector autoregression models – векторних моделей авторегресії) з ВВП, однак цей метод не підходить для коротких зразків спостережень.

У цьому дослідженні ми повторюємо оцінки розміру сектору, запропоновані Tyschenko та Csajbok (2017). Ми також використовуємо підхід, запропонований Lang et al. (2019). Однак логіт-модель, яка включає всі субіндекси, дає нам нестабільні та неінтуїтивні результати, які можуть бути ознакою мультиколінеарності. Ось чому ми оцінюємо однофакторний логіт для кожного субіндексу. Після цього ми підсумовуємо коефіцієнти п'яти моделей логіт-регресії, щоб визначити вагу для кожного субіндексу.

Для тестування стійкості ваги ми використовуємо AUROC для перевірки кожного субіндексу. Субіндекс

з вищим значенням AUROC має отримати більшу вагу. Наприклад, навіть якщо підхід відношення до ВВП і підхід логіт-регресії призначають низькі ваги, ми можемо збільшити вагу, якщо показник AUROC є високим. Отже, тестування надійності за допомогою AUROC дає нам більше інформації для остаточного калібрування ваги.

Для порівняння розміру сектору з ВВП (відношення до ВВП) для кожного ринку та субіндексу ми використовуємо такі показники:

1) субіндекс банківського сектору – загальний обсяг кредитів резидентам (нефінансовим корпораціям і домогосподарствам);

2) субіндекс поведінки домогосподарств – обсяг депозитів домогосподарств;

3) субіндекс корпоративного сектору – розмір капіталізації фондового ринку та обсяг ринку корпоративних облигацій. Це значення взято з дослідження Tyschenko та Csajbok (2017) та розраховано для ІФС 1.0;

4) субіндекс державного боргу – обсяг непогашених суверенних облигацій у місцевій валюті та суверенних єврооблигацій;

5) субіндекс валютного ринку – частка фінансових активів і зобов'язань в іноземній валюті (доларизація кредитів і депозитів).

У таблиці 3 наведено результати оцінки, що ґрунтуються на кількох підходах.

Остаточні вагові коефіцієнти ґрунтуються на всіх зазначених вище значеннях. Вибір ваг для субіндексів банківського сектору та поведінки домогосподарств досить тривіальний, оскільки різні підходи дають схожі результати⁴. Вага субіндексу валютного ринку варіюється в діапазоні від 24.2% до 32%. За результатами AUROC ми вирішили вибрати 25%. До того ж валютні ризики за останні роки в Україні знизилися. Остаточний перерозподіл ваги відбувається між субіндексами державного боргу та корпоративного сектору. AUROC для корпоративного субіндексу є найвищим, тому ми беремо значення з верхньої частини діапазону 10–22%. Відповідно вибираємо мінімальне значення субіндексу державного боргу.

4.3. Агрегування субіндексів

Наступним кроком є агрегування субіндексів. Огляд інших методологій визначення індексу показує нам різні підходи, які можна узагальнити в кілька груп. Перша група дослідників використовує просте чи середньозважене значення для агрегування субіндексів. Основними перевагами цього методу є легка інтерпретація та зрозумілість. Однак суттєвими недоліками є чутливість індексу до зміни одного субіндексу та недооцінка синергетичної взаємодії між змінними. Друга група авторів експериментує з різними моделями, такими як VAR з додаванням факторів та аналіз основних компонентів. Ці підходи є найбільш ефективними в певних країнах і можуть враховувати деякі особливості цих країн. Однак вони дуже часто не підходять для інших країн. Остання група авторів використовує підхід, який

⁴ Результати логіт-регресій доступні на запит.

Таблиця 3. Оцінка ваг (вагових коефіцієнтів) субіндексів

	Субіндекси				
	банківський сектор	поведінка домогосподарств	державний борг	корпоративний сектор	валютний ринок
Коригований коефіцієнт логіт-регресії, % ⁵	19.5	13.5	20.8	22.0	24.2
Відношення до ВВП, %	20	12	26	10	32
ІФС 1.0, %	30	—	25	10	35
AUROC для моделі кризи з урахуванням експертного опитування	0.83	0.77	0.92	0.91	0.90
AUROC для моделі кризових піків з урахуванням експертного опитування	0.87	0.84	0.87	0.94	0.92
Пропоновані ваги, %	20	15	20	20	25

ґрунтується на сучасній портфельній теорії. Ми вирішили оцінити ІФС, використовуючи метод середньозваженого значення та метод теорії портфеля.

4.3.1. Середньозважений підхід до агрегування

На сьогодні під час визначення ІФС 1.0 використовується середньозважений підхід до агрегації:

$$FSI_t = \sum_1^i s_{i,t} \times w_i, \quad (5)$$

де $s_{i,t}$ – значення субіндексу i в період t , w_i – вага субіндексу i .

У такому випадку ваги субіндексів є постійними. Однак насправді вплив та розмір кожного ринку з часом можуть змінюватися. Наприклад, відношення державного боргу до ВВП у 2008 і 2016 роках є абсолютно різним. Це означає, що після структурних змін в економіці ми маємо переоцінити ці вагові показники, щоб отримати точні оцінки.

4.3.2. Портфельний підхід до агрегування

Основною інноваційною особливістю в розробленні KISS є використання сучасної портфельної теорії для агрегування субіндексів. Після впровадження KISS багато інших установ взяли до уваги сучасну портфельну теорію для розроблення своїх внутрішніх індексів. Сьогодні ІФС Швеції, ІФС Великобританії, Європейський KISS, Європейський ІФС від Durgu et al. (2017) та канадський ІФС використовують цю методологію:

$$FSI_t = (s_t \times w) C_t (s_t \times w)^T, \quad (6)$$

де s_t – вектор значень підіндексів у період t , w – вектор ваг для субіндексів та C_t – динамічна кореляційна матриця для підіндексів у період t , яка визначається як:

$$C_t = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ \rho_{12,t} & 1 & & & \\ \rho_{13,t} & \rho_{23,t} & 1 & & \\ \rho_{14,t} & \rho_{24,t} & \rho_{34,t} & 1 & \\ \rho_{15,t} & \rho_{25,t} & \rho_{35,t} & \rho_{45,t} & 1 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

де $\rho_{j,i,t}$ – кореляція між субіндексом j та субіндексом i за рік t .

Цю кореляційну матрицю ми можемо отримати різними способами. Як вже зазначалося в огляді літератури, EWMA і багатофакторна динамічна умовна кореляція GARCH (DCC-GARCH – Dynamic Conditional Correlation – Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity – модель узагальненої авторегресивної умовної гетероскедастичності на основі динамічної умовної кореляції) є найбільш часто використовуваними підходами до агрегування субіндексів фінансового стресу.

EWMA

Експоненціально зважене ковзне середнє є моделлю ковзного середнього. Це дає змогу ширше (повніше) реагувати на останні зміни. Параметр β -s відповідає пам'яті процесу. Чим вищий цей параметр, тим стійкішою до останніх даних є кореляційна матриця.

$$\rho_{j,i,t} = \sigma_{j,i,t} / \sigma_{i,t} \sigma_{j,t} \quad (8)$$

$$\sigma_{j,i,t} = \beta \sigma_{j,i,t-1} + (1-\beta) z_{i,t} z_{j,t} \quad (9)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = \beta \sigma_{i,t-1}^2 + (1-\beta) z_{i,t}^2 \quad (10)$$

Відповідно до Hollo et al. (2012) ми перевіряємо різні значення для β -s. Діапазон β -s становить від 0.89 до 0.98. Автори ІФС Великобританії та Швеції також використовують значення β -s із цього діапазону. На рисунку 6 показані результати агрегування для $\beta=0.89$, $\beta=0.93$ та $\beta=0.97$.

У таблиці 4 наведено результати AUROC, застосовані до цих альтернативних індексів. За нашими спостереженнями, $\beta = 0.97$ – це значення, яке дає найвище значення AUROC. Зауважимо, що індекс, розрахований за цим параметром, найкраще пояснює кризу 2014–2015 років. Інші параметри показують, що стрес у 2008–2009 роках був удвічі більшим, ніж у 2014–2015 роках, однак реальні дані показують, що у 2014–2015 роках спостерігався щонайменше такий самий рівень стресу, як і в 2008–2009 роках. Встановлення значення β на 0.97 дає нам змогу відтворити це емпіричне спостереження.

⁵ Субіндекс банківського сектору ІФС 1.0 складається з індикаторів, що входять до субіндексів банківської діяльності та поведінки домогосподарств нового ІФС. Загальна вага цих субіндексів зараз становить 35% порівняно з 30% в ІФС 1.0.

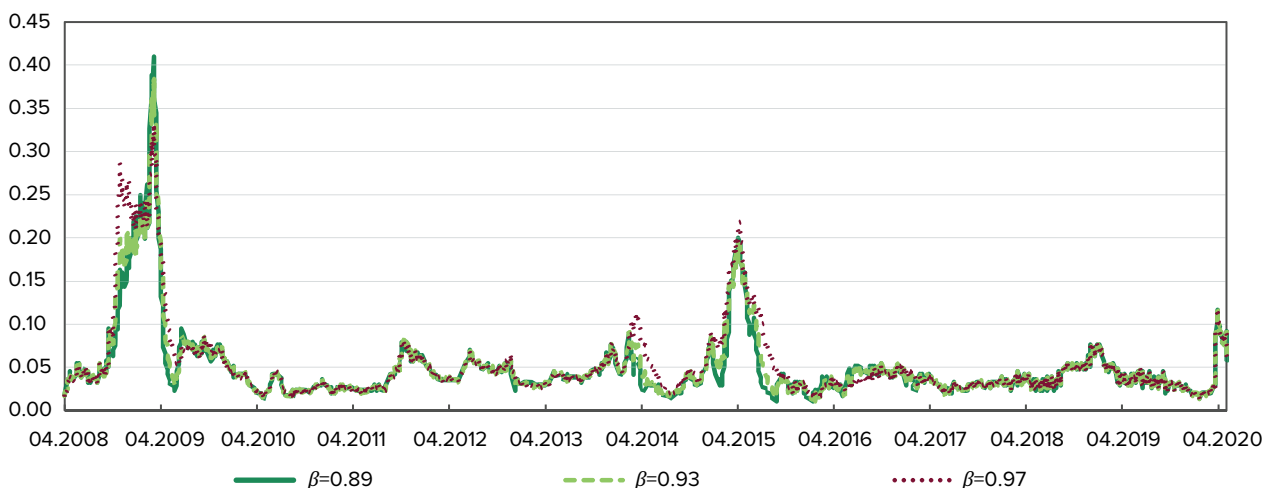


Рисунок 6. Агрегація EWMA з різними значеннями β

Таблиця 4. Тестування AUROC результатів EWMA з різними параметрами

	Криза з урахуванням опитування	Кризові піки з урахуванням опитування
$\beta=0.89$	0.771	0.808
$\beta=0.91$	0.794	0.833
$\beta=0.93$	0.816	0.863
$\beta=0.95$	0.840	0.898
$\beta=0.97$	0.874	0.946

DCC-GARCH

DCC-GARCH модель представлено Engle та Sheppard у 2001 році. Слідом за Chatterjee et al. (2017), ми використовуємо GARCH (1.1). Модель включає два параметри (α , β), і ми оцінюємо їх за повною вибіркою. Деталі методології описані в додатку Б. Результати оцінки, отримані за допомогою моделі, представлені в додатку Г.

За допомогою цього підходу отримуємо динамічну кореляційну матрицю. На рисунку 7 ми можемо бачити періоди майже ідеальної кореляції між субіндексами, коли кореляція посилює прямий вплив субіндексів. Періоди такої ідеальної кореляції спостерігаються під

час криз. У звичайний час кореляції між субіндексами зазвичай зменшуються.

5. РЕЗУЛЬТАТИ

На рисунку 8 наведено значення трьох індексів, розрахованих з використанням різних підходів до агрегування субіндексів. Середньозважений підхід показує на графіку найвищий рівень стресу під час криз, однак ми повинні враховувати особливості кожного з методів. Середньозважений підхід передбачає ідеальну кореляцію між усіма субіндексами в будь-які періоди. До того ж він розраховується на основі простого усереднення, тоді як два інші методи потребують множення. Ось чому підходи EWMA та GARCH за замовчуванням мають нижчі значення, ніж середньозважений підхід, у тому числі в кризові періоди.

Оскільки в цій ситуації пряме графічне порівняння є неточним, ми використовуємо інші підходи для дослідження плюсів і мінусів кожного індексу.

Ми розглядаємо кілька аспектів:

- 1) значення під час кризи 2008–2009 років (“+”, якщо індекс дає високі значення);
- 2) значення під час кризи 2014–2015 років (“+”, якщо індекс дає високі значення);

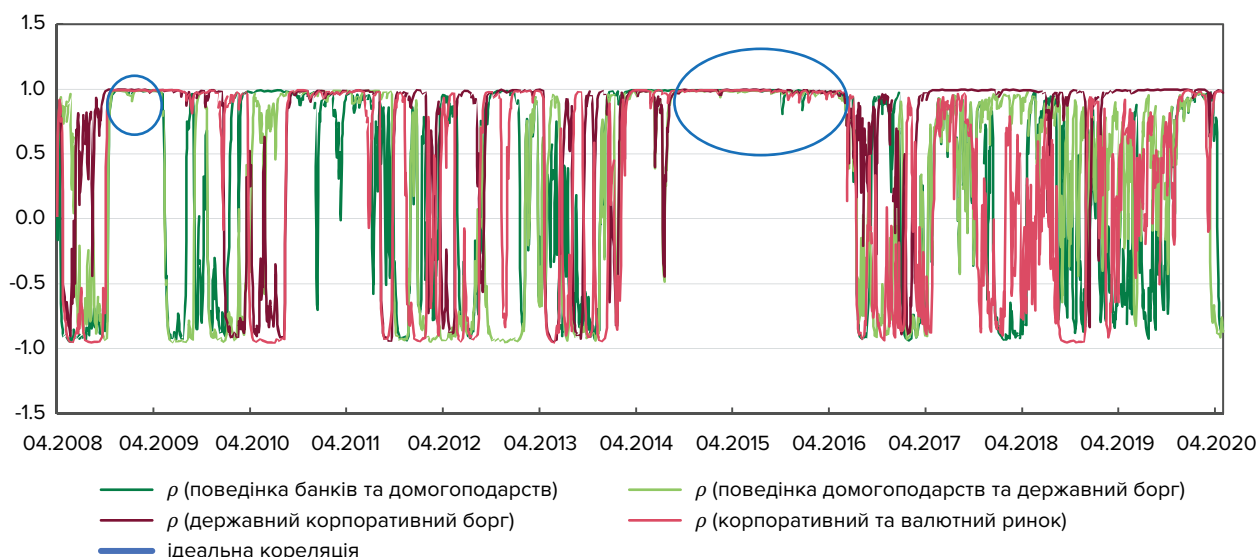


Рисунок 7. Кореляції між субіндексами

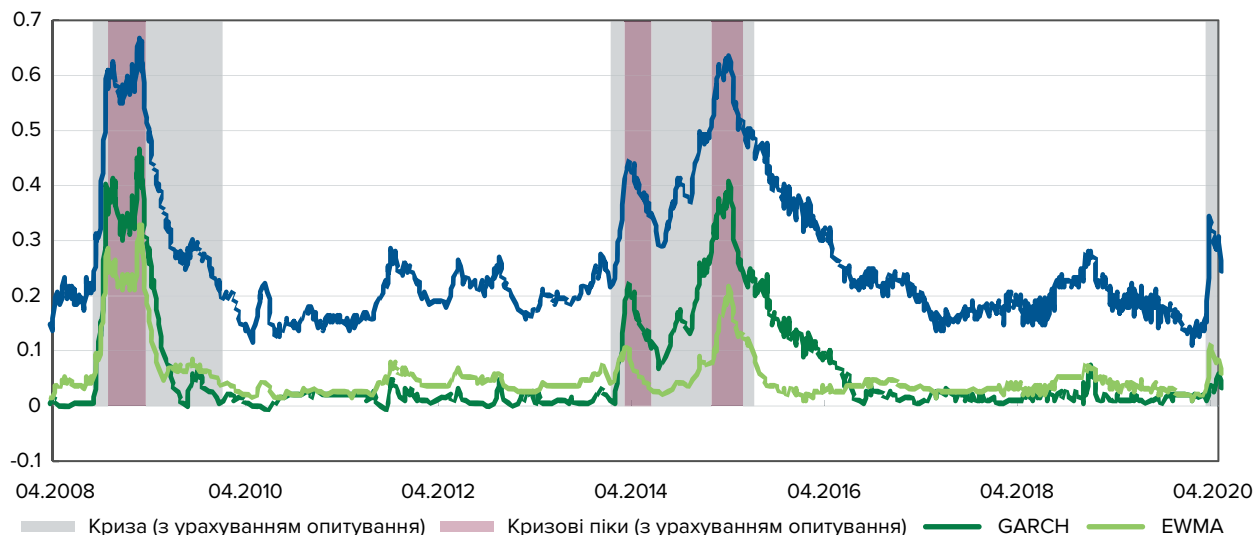


Рисунок 8. Порівняння індексів

3) значення під час кризи 2020 року (“+”, якщо значення індексу є середнім, оскільки наразі вплив кризи на фінансовий сектор в Україні помірний);

4) волатильність у звичайний час (“+”, якщо індекс має низьку волатильність у звичайний час);

5) кризові піки (“+”, якщо індекс визначає піки);

6) тестування надійності за допомогою AUROC.

У таблиці 5 представлено порівняння показників.

На підставі цих показників ми вирішили використовувати для агрегування підхід GARCH. Основна причина полягає в тому, що цей метод генерує менше помилкових сигналів у звичайний час і дає вищі значення під час криз. Мета індексу – показати масштаби стресу у всьому фінансовому секторі, а не в одному конкретному секторі. Щоб зробити обраний індекс більш візуально привабливим, ми нормалізуємо його за допомогою методології MINMAX. Це робиться для того, щоб 1) усунути негативні значення в ІФС; 2) зробити індекс більш зручним для використання: діапазон від 0 до 1 набагато легше інтерпретувати, ніж діапазон від -0,1 до 0,5; і 3) спростити перехід від ІФС 1.0 до ІФС 2.0.

Таблиця 5. Порівняння методологій агрегації

	Криза 2008–2009	Криза 2014–2015	Криза	Волатильність у звичайний час	Кризові піки	AUROC для моделі кризи з урахуванням експертного опитування	AUROC для моделі кризових піків з урахуванням експертного опитування
Середньозважений підхід	2020	+	+	–	+ –	0.939	0.978
EWMA	+	–	+	+ –	+ –	0.874	0.946
GARCH	+	+	+ –	+	+	0.886	0.978



Рисунок 9. Остаточна версія ІФС 2.0

На рисунку 9 показана остаточна версія ІФС 2.0, у якій позначені основні економічні та політичні події. Ми спостерігаємо, що після банкрутства Lehman Brothers індекс різко зростає. Також бачимо корисну інформацію для політиків: пік кризи 2014–2015 років припадає на початок переговорів щодо реструктуризації зовнішнього боргу України. Однак ІФС 2.0 не відображає суттєвої реакції на карантин, введений через COVID-19, тоді як ІФС інших європейських країн пережили в цей момент значний стрибок. Причина може полягати в тому, що наразі вплив кризи COVID-19 на український фінансовий сектор є значно нижчим, ніж від попередніх криз.

Декомпозиція (розкладання) індексу дає нам інформацію для різноманітних ідей, показуючи вплив оціненої кореляції, що змінюється в часі, на значення індексу порівняно з припущенням про стабільну кореляцію. Рисунок 10 показує, що кореляція має найбільше значення в часи кризи. Проте за часів макроекономічної стабільності ефект кореляції є низьким чи навіть негативним, що відповідає інтуїтивним очікуванням.

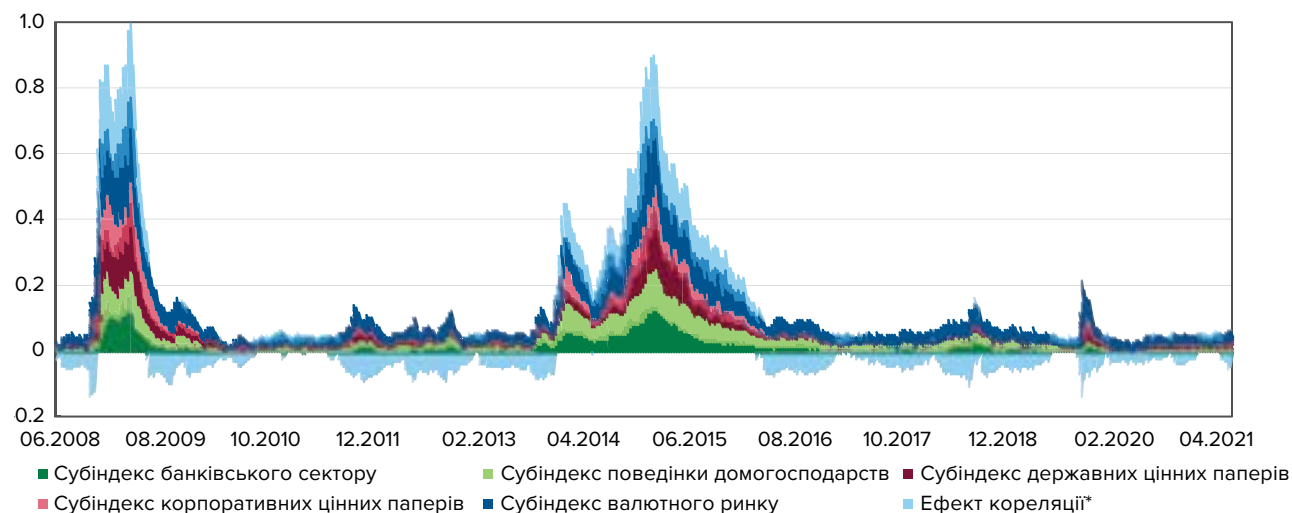


Рисунок 10. Декомпозиція (розкладання) ІФС 2.0

*Ефект кореляції – це чистий ефект від кореляції, що змінюється в часі (за винятком середньої кореляції за весь період спостереження).

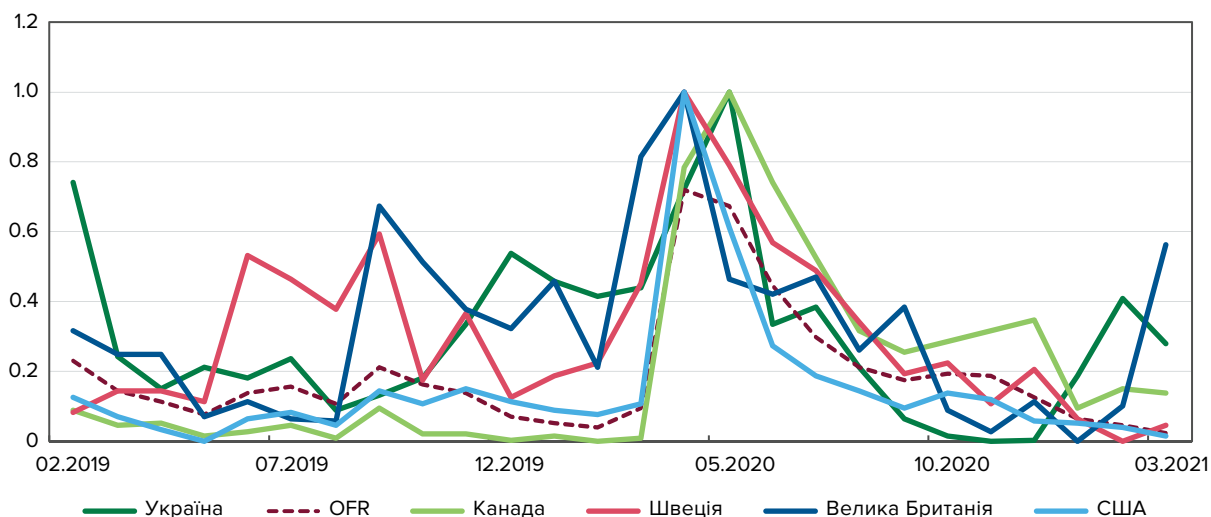


Рисунок 11. Порівняння ІФС України з ІФС інших держав

6. ПЕРЕВІРКА НАДІЙНОСТІ

Наше дослідження здебільшого проводилося у зв'язку з подіями до червня 2020 року, коли ми спостерігали лише три місяці кризи COVID-19. Однак після завершення цього періоду ми обробили додаткові дані за один рік після цього періоду для перевірки надійності. Період друге півріччя 2020 – перше півріччя 2021 року показує безперервність економічних криз для більшості країн; отже, порівняння є послідовним з цієї точки зору.

Ми порівнюємо індекси фінансового стресу Канади, Швеції, Великобританії, Сполучених Штатів Америки, інтегрований ІФС OFR (Office of Financial Research – Управління фінансових досліджень) з ІФС України. Це завдання не є тривіальним з кількох причин. По-перше, для визначення кожного індексу використовуються різні методології. Деякі індекси більше орієнтовані на ринкові показники, інші індекси показують платоспроможність фінансового сектору. Також постає питання диференціалів рівнів. Ми використовуємо підхід MINMAX для нормалізації (стандартизації) індексів від

0 до 1 рівнів. По-друге, застосовуються спостереження різної частоти. Більшість індексів ґрунтується на даних за місяць або тиждень, тоді як індекси України або OFR – на щоденних даних. Ми використовуємо просте середнє значення для перетворення щоденних або тижневих даних на показник місячного рівня. По-третє, ми не маємо відкритих даних для ІФС країн/ринків, що розвиваються, тому ми порівнюємо український фінансовий стрес зі стресом розвинених країн. Виняток становить ІФС OFR, який містить елементи даних країн, що розвиваються.

Цілком очікувано ми спостерігали високий сплеск у березні 2020 року через пандемію коронавірусу. До нього Швеція, Великобританія та Україна мали більшу волатильність, ніж Канада, США та світова економіка загалом (індекс OFR). Однак більший інтерес для нас представляє динаміка після цього сплеску. Ми бачимо високу кореляцію між усіма індексами під час пандемії COVID-19, і Україна тут на одному рівні з іншими країнами.

7. ВИСНОВКИ І РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО ПОЛІТИКИ

У цій статті ми розраховуємо новий ІФС для України (який називається ІФС 2.0) з метою підвищення ефективності цього інструменту, який можна використовувати як важливий елемент системи макроекономічного моніторингу центрального банку. Новий ІФС складається з 20 показників, згрупованих у п'ять субіндексів (банківський сектор, поведінка домогосподарств, державний борг, корпоративний та валютний ринки), і дає можливість інтерпретувати їхній відповідний вплив. Агрегування субіндексів ґрунтується на MGARCH (multivariate generalized autoregressive conditional heteroscedasticity – багатовимірній узагальненій авторегресійній умовній гетероскедастичності) DCC (dynamic conditional correlation – динамічної умовної кореляції). Ця методологія передбачає, що ІФС демонструє значне

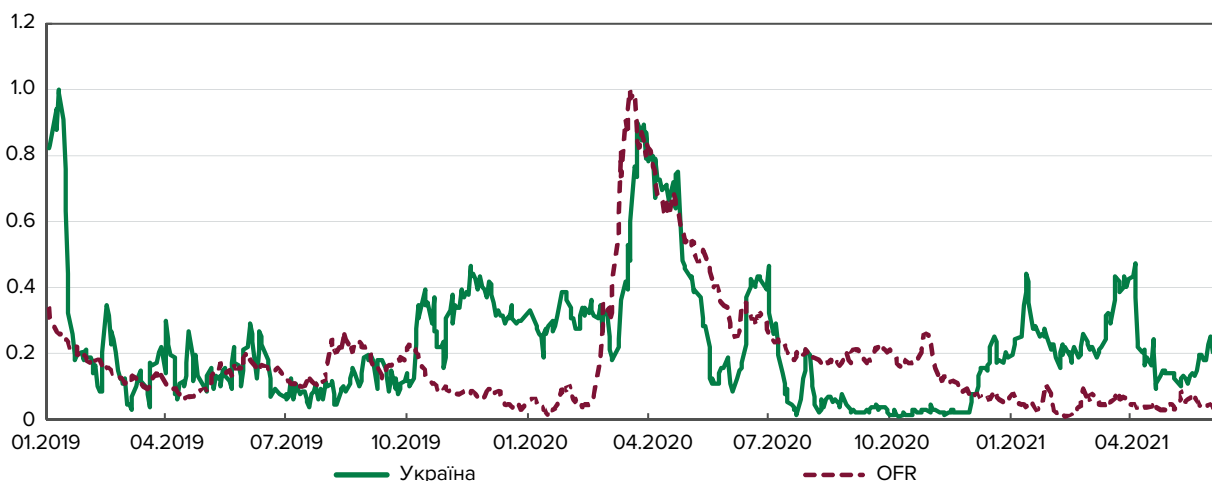


Рисунок 12. Порівняння ІФС України з ІФС OFR

Ми щодня порівнюємо оригінальний ІФС України з індексом OFR. Це порівняння є менш упередженим через те, що не потрібно перетворювати дані. Ми бачимо, що зростання на початку березня 2020 року має однакову амплітуду. Після досягнення певного піку рівень стресу поступово знижується. Наприкінці 2020 року ми спостерігаємо локальний мінімум для обох індексів.

Рисунки 11 і 12 показують, що 1) сучасний ІФС України має методологію, узгоджену з більшістю інших ІФС; 2) фінансова система України у 2020 році мала високу взаємозалежність зі світовою системою. Крім того, COVID-19 не мав значного та довгострокового впливу на фінансовий сектор України, як це відбувалося у 2008 чи 2014 роках через інші шоки.

Впроваджені тести на надійність підтверджують ефективність нового ІФС для України.

зростання лише за умови зростання кількох субіндексів. Іншими словами, він нечутливий до однофакторних рухів.

Цей новий ІФС дає змогу політикам більш точно оцінювати рівень стресу в режимі реального часу. Зокрема, це може бути корисно для визначення антикризової політики центрального банку, коли своєчасне реагування є дуже важливим. Наразі НБУ використовує ІФС для моніторингу поточної ситуації, що виникла через обмежувальні заходи, пов'язані з COVID-19, та для вимірювання рівня системного ризику у фінансовому секторі, зокрема для прийняття рішень щодо заходів валютного контролю. З макропруденційного погляду ІФС може ініціювати вивільнення контрциклічного буфера капіталу.

ЛІТЕРАТУРА

- Chatterjee, S., Chiu, C-W., Duprey, T., Hoke, S. (2017). A Financial Stress Index for the United Kingdom. Staff Working Paper, 697. Bank of England. Retrieved from <https://www.bankofengland.co.uk/-/media/boe/files/working-paper/2017/a-financial-stress-index-for-the-united-kingdom.pdf>
- Drakopoulos, D., Petrov, D. (2020). Local stress index for emerging market economies. Global Financial Stability Report, October 2020: Online Annex 2.1. Technical Note, 1-4. International Monetary Fund. Retrieved from <https://www.imf.org/en/Publications/GFSR/Issues/2020/10/13/global-financial-stability-report-october-2020#Chapter2>
- Duprey, T. (2020). Canadian financial stress and macroeconomic conditions. Staff Discussion Paper 2020-4. Ottawa: Bank of Canada. <https://doi.org/10.34989/sdp-2020-4>
- Duprey, T., Klaus, B., Peltonen, T. (2017). Dating systemic financial stress episodes in the EU countries. Journal of Financial Stability, 32, 30-56. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2017.07.004>
- Duprey, T., Ueberfeldt, A. (2018). How to manage macroeconomic and financial stability risks: A new framework. Staff Analytical Note, 2018-11. Ottawa: Bank of Canada. <https://doi.org/10.34989/san-2018-11>
- Haefcke, S., Skarholt, A. (2011). A Swedish financial stress index. Thesis in Finance. Stockholm School of Economics. Retrieved from <http://arc.hhs.se/download.aspx?mediumid=1418>
- Hakkio, C., Keeton, W. (2009). Financial stress: What is it, how can it be measured, and why does it matter? Economic Review, Second Quarter, 5-50. Federal Reserve Bank of Kansas City. Retrieved from https://www.kansascityfed.org/documents/432/PDF-09q2hakkio_keeton.pdf
- Holló, D., Kremer M., Lo Duca, M. (2012), CISS: A composite indicator of systemic stress in the financial system. ECB Working Paper Series, 1426. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1426.pdf>
- Illing, M., Liu, Y. (2003). An index of financial stress for Canada. Working Paper, 2003-14. Ottawa: Bank of Canada. <https://doi.org/10.34989/swp-2003-14>
- Johansson, T., Bonthron, F. (2013). Further development of the index for financial stress for Sweden. Sveriges Riksbank Economic Review, 1, 1-20. Retrieved from http://archive.riksbank.se/Documents/Rapporter/POV/2013/2013_1/rap_pov_artikel_3_130321_eng.pdf
- Kliesen, K., Smith, D. (2010). Measuring financial market stress. Economic Synopses, 2, 1-2. Federal Reserve Bank of St. Louis. Retrieved from <https://files.stlouisfed.org/files/htdocs/publications/es/10/ES1002.pdf>
- Lang, J. H., Izzo, C., Fahr, S., Ruzicka, J. (2019). Anticipating the bust: a new cyclical systemic risk indicator to assess the likelihood and severity of financial crises. ECB Occasional Paper, 219. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpops/ecb.op219~7483083881.en.pdf>
- NBU (2016). Financial Stability Report, June 2016. Kyiv: National Bank of Ukraine. Retrieved from https://bank.gov.ua/admin_uploads/article/FSR_062016_eng.pdf
- Oet, M., Eiben, R., Bianco, T., Gramlich, D., Ong, S. (2011). Financial Stress Index: Identification of systemic risk conditions, Working Paper, 11-30. Cleveland: Federal Reserve Bank of Cleveland. Retrieved from <https://www.clevelandfed.org/newsroom-and-events/publications/working-papers/2011-working-papers/wp-1130r3-the-financial-stress-index-identification-of-systemic-risk-conditions.aspx>
- Orskaug, E. (2009). Multivariate DCC-GARCH model – with various error distributions (Master's thesis). Trondheim: Norwegian University of Science and Technology. <http://hdl.handle.net/11250/259296>
- Schwert, G. W. (2011). Stock volatility during the recent financial crisis. European Financial Management, 17(5), 789-805. <https://doi.org/10.1111/j.1468-036X.2011.00620.x>
- Tyshchenko, L., Csajbok, A. (2017). A Financial Stress Index for Ukraine. Visnyk of the National Bank of Ukraine, 240, 5-13. <https://doi.org/10.26531/vnbu2017.240.005>
- Vdovychenko, A., Oros, G. (2015). Financial Stress Index: estimation and application in empirical researches in Ukraine. Journal of European Economy, 14(2).

ДОДАТОК А

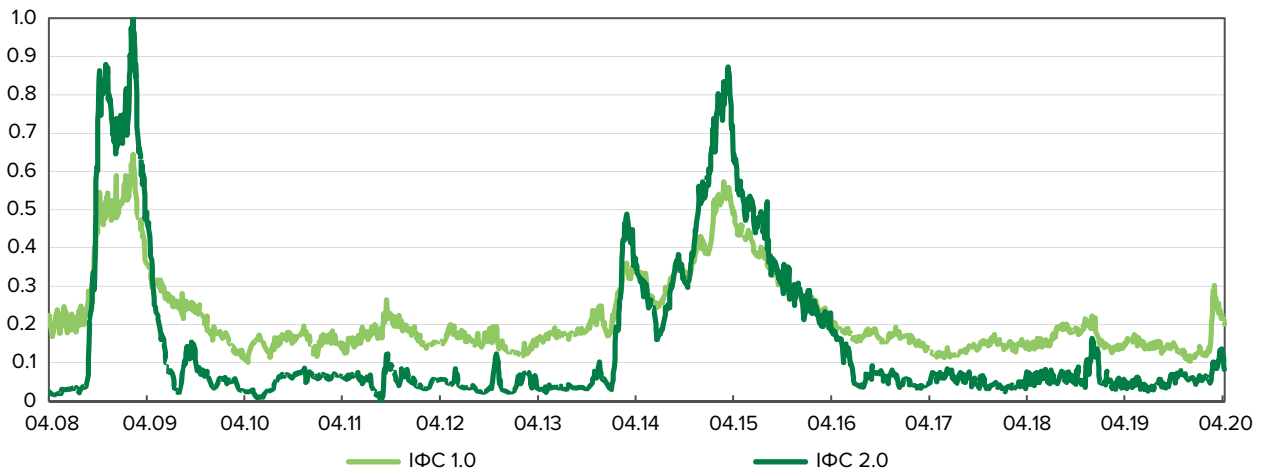


Рисунок А.1. Порівняння ІФС 1.0 та ІФС 2.0

Обидва ІФС 1.0 і ІФС 2.0 зростають під час кризових періодів. Крім того, їхні реакції загалом збігаються.

Однак між двома індексами є суттєві відмінності. Ми можемо спостерігати, що ІФС 1.0 залишається на рівні приблизно 0,2 у звичайний час, тоді як нормальний рівень ІФС 2.0 становить лише 0,05. Є також значна різниця між величинами, отриманими під час криз. Значення ІФС 1.0

під час криз втричі вище, ніж у звичайний час, тоді як ІФС 2.0 демонструє десятикратний стрибок під час криз.

Це означає, що, використовуючи ІФС 2.0, політики отримають менше помилкових сигналів про кризу у звичайний час і вони, безсумнівно, побачать вищий рівень стресу під час кризи.

ДОДАТОК Б

DCC-MGARCH оцінює параметри динамічної умовної кореляції (dynamic conditional correlation – DCC) моделей багатовимірної узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності (multivariate generalized autoregressive conditional heteroscedasticity MGARCH), у якій умовні дисперсії моделюються з використанням одновимірної узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності (generalized autoregressive conditional heteroscedasticity – GARCH), а умовні коваріації моделюються як нелінійні функції умовних дисперсій⁶. Параметри умовної квазікореляції, які зважають нелінійні комбінації умовних дисперсій, відповідають GARCH-подібному процесу, зазначеному в праці Engle (2002).

Динамічна умовна кореляційна модель GARCH визначається як (Orskaug, 2009):

$$r_t = \mu_t + a_t \quad (1)$$

$$a_t = H_t^{1/2} z_t \quad (2)$$

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (3)$$

Notation:

r_t : $n \times 1$ вектор логарифмічних доходів для n активів у момент часу t

a_t : $n \times 1$ вектор прибутковості із поправкою на середнє для n активів у момент часу t ; тобто $E[a_t] = 0$ та $Cov[a_t] = H_t$

μ_t : $n \times 1$ вектор очікуваного значення умовного r_t

H_t : $n \times n$ матриця умовних дисперсій a_t у момент часу t

$H_t^{1/2}$: будь-яка $n \times n$ матриця у момент часу t , де H_t є умовною матрицею відхилень a_t . $H_t^{1/2}$ може бути отримана факторизацією Холецького H_t

D_t : $n \times n$, діагональна матриця умовних стандартних відхилень a_t в момент часу t

R_t : $n \times n$ матриця умовної кореляції a_t в момент часу t

z_t : $n \times 1$ такий вектор незалежних і однаково розподілених помилок, що $E[z_t] = 0$ та $E[z_t z_t^T] = I$.

⁶ <https://www.stata.com/manuals13/tsmgarchdcc.pdf>

ДОДАТОК В

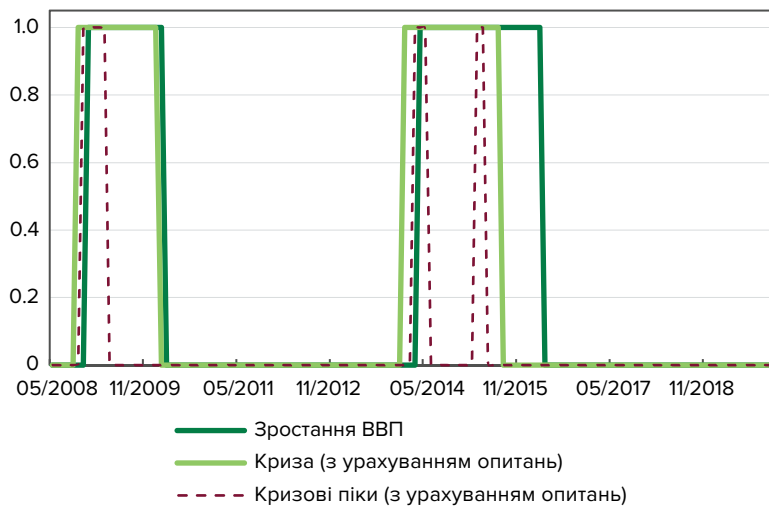


Рисунок С.1. Кризові моделі

На рисунку В.1 показано значення трьох моделей. Фіктивна модель зростання ВВП є показником реального економічного розвитку. Ми оцінюємо зростання ВВП на щомісячній основі. Значення значно менші 0 інтерпретуються як кризові. Моделі кризи та піків кризи з урахування опитування є проксі-моделями для настроїв у фінансовому секторі. Ці значення ми розрахували за допомогою опитування восьми українських фінансових експертів. Під час кризи 2008–2009 років фіктивні значення зростання ВВП та кризи в експертних оглядах визначаються як аналогічні (подібні). Проте модель кризи з урахуванням опитування за 2014–2015 роки вказує на

більш ранній початок і кінець кризи. Ми можемо зробити висновок, що фіктивна змінна зростання ВВП дещо запізнюється порівняно з фіктивною величиною моделі кризи з урахуванням опитування експертів. Це логічно, оскільки фінансові ринки швидко реагують на шоки, тоді як реакція реальної економіки відбувається за інерцією.

Індекс фінансового стресу показує стрес у фінансовій системі, тому ми використовували моделі кризи та піків кризи з урахуванням опитування експертів для прийняття остаточних рішень щодо побудови відповідного індексу.

ДОДАТОК Г

Таблиця Г.1. Оцінки моделі DCC-MGARCH

Приклад: 01.04.2008 – 30.04.2020, але з пробілами (прогалинами).

Розподіл: Гауса.

Логарифмічна вірогідність = 28,769.66

		B (S/e)
Bank	cons	0.1964*** (0.001)
ARCH_Bank	arch(-1)	1.0527*** (0.023)
	garch(-1)	0.0079*** (0.002)
	cons	0.0002*** (0.000)
House	cons	0.4152*** (0.003)
ARCH_House	arch(-1)	1.0263*** (0.246)
	garch(-1)	0.0224*** (0.006)
	cons	0.0006*** (0.000)
Gov	cons	0.1256*** (0.001)
ARCH_Gov	arch(-1)	1.0923*** (0.024)
	garch(-1)	0.0022* (0.001)
	cons	0.0002*** (0.000)
Corp	cons	0.1258*** (0.002)
ARCH_Corp	arch(-1)	1.0650*** (0.023)
	garch(-1)	-0.0007 (0.001)
	cons	0.0002*** (0.000)
FX	cons	0.2479*** (0.001)
ARCH_FX	arch(-1)	1.0030*** (0.233)
	garch(-1)	0.0074 (0.005)
	cons	0.0007*** (0.000)

Таблиця Г.1 (продовження). Оцінки моделі DCC-MGARCH

	corr(Bank,House)	-0.0352 (0.046)
	corr(Bank,Gov)	0.2313*** (0.044)
	corr(Bank,Corp)	0.3036*** (0.041)
	corr(Bank,FX)	0.1375*** (0.043)
	corr(House,Gov)	-0.2619*** (0.052)
	corr(House,Corp)	-0.1233*** (0.047)
	corr(House,FX)	0.0637 (0.047)
	corr(Gov,Corp)	0.4522*** (0.033)
	corr(Gov,FX)	0.1106** (0.050)
	corr(Corp,FX)	0.1053** (0.046)
Adjustment	lambda1	0.3018*** (0.007)
	lambda2	0.6908*** (0.007)
N		2,988

Примітка. Стандартні помилки зазначені в дужках: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$.