

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІМЕНІ ІВАНА ФРАНКА  
МЕХАНІКО-МАТЕМАТИЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ**

Кафедра математичної  
економіки, економетрії,  
фінансової та страхової  
математики

**Магістерська робота**

**Прогнозування валютних  
курсів за допомогою часових  
рядів**

Виконала:  
студентка групи МТФМ-21  
спеціальності 111 – *математика*  
спеціалізації *актуарна та*  
*фінансова математика*  
**Максимів О.В.**

Науковий керівник:  
**доц. Вус А.Я.**

*Роботу рекомендовано до захисту  
на засіданні кафедри математичної  
економіки, економетрії, фінансової  
та страхової математики,  
протокол від 08 грудня 2021 року № 5*

*Завідувач кафедри  
проф. Кирилич В. М.*

Львів-2021

## Передмова

Попередні дослідження показують, що обмінні курси, як правило, володіють довгою пам'яттю. Таким чином, такі процеси, можливо, найкраще можуть бути описані дробовими інтегрованими процесами. Ця робота включає цю концепцію та використовує найсучаснішу методологію, фракційно коінтегровану векторну авторегресивну модель. Ця теза показує, що USD, EUR, JPY, CHF та GBP можуть бути описані за допомогою дробового інтегрованого процесу. Більше того, коінтеграція в цій системі обмінних курсів відхиляється у стандартній цілочисельній коінтеграції. Однак є докази 1 дробового коінтеграційного відношення, знайденого за допомогою моделі FCVAR. Крім того, прогнози з використанням цієї моделі перевершують прогнози з використанням моделі CVAR або AR(1) для прогнозів на 1, 5 і 10 періодів вперед. Для більш тривалих горизонтів прогнозів модель FCVAR не забезпечує значно кращих прогнозів.

## Зміст

Вступ.....	4
1.Теоретичні основи.....	9
1.1 (Не)стаціонарність часових рядів.....	9
1.2 (Дробове) Інтегрування часових рядів.....	10
1.3 (Дробова) Коінтеграція часових рядів .....	14
2.Методика.....	17
2.1 Коінтегрована векторна авторегресійна модель.....	17
2.2 Дробово коінтегрована векторна авторегресійна модель.....	18
3.Дані та результати.....	20
3.1 Дані .....	20
3.2 Емпіричні результати.....	25
3.3 Прогнозування .....	30
4.Висновок .....	34
Список використаної літератури .....	37
ДОДАТОК.....	38

## Вступ

У цій дипломній роботі зосереджено увагу на валютних курсах та їх динаміці. Щоб зрозуміти, як концепція коінтеграції може бути важливою для обмінних курсів, важливо спочатку (знову) ввести концепцію «ефективного ринку».

В одній зі своїх найвпливовіших робіт Фама (1970) постулював свою гіпотезу ефективного ринку, яка є одним із наріжних каменів сучасних фінансів. По суті, будь-який ефективний ринок — це ринок, на якому вся інформація, яка доступна інвесторам, включена в ціну активів, що торгуються на цьому ринку. Ефективність слабкої форми — це найменш обмежувальна форма ринкової ефективності. У ньому зазначається, що майбутні ціни на активи є випадковими і що на них не повинні впливати події, які відбулися в минулому (Malkiel, 2005). Іншими словами, неможливо використовувати минулі ціни на активи, щоб зробити кращі прогнози майбутніх цін, оскільки вони є абсолютно випадковими. Зокрема, аналіз минулих обмінних курсів не повинен давати будь-якої інформації про майбутні обмінні курси.

Якщо обмінні курси коінтегрувати, їх значення будуть пов'язані в довгостроковій перспективі (Stock, 1995). Тепер, якщо є відхилення від цієї довгострокової рівноваги, скажімо, що один обмінний курс занадто низький на основі визначених довгострокових відносин, це надає інформацію про те, як обмінний курс буде розвиватися в майбутньому. Одним із застосувань цього є стратегія парної торгівлі. Rad, Kwong, Low і Faff (2016), наприклад, виявили, що вигідно (навіть після виправлення динамічних трансакційних витрат) інвестувати в

активи, ціни яких нижчі за довгострокову рівновагу, і в короткі активи, ціни яких вищі за довгострокові. рівноваги, враховуючи, що активи коінтегровані 1. Додаток для торгівлі парами в основному розглядає простий рух (вгору або вниз) і не стосується прогнозування обмінних курсів як такого.

Таке прогнозування майбутніх обмінних курсів взагалі не повинно бути можливим відповідно до слабкої форми гіпотези ефективного ринку. Однак є достатньо доказів того, що використання знань про коінтеграцію, а отже, і про довгострокові відносини між активами призводить до кращих прогнозних показників, якщо порівнювати це з простим процесом випадкового блукання. Таким чином, довгострокові відносини, коінтеграція між валютними курсами, схоже, порушують гіпотезу ефективного ринку, оскільки фактично дають можливість прогнозувати майбутні обмінні курси. Ці прогнози важливі для визначення цін на товари, що торгуються, для міжнародних портфелів активів і для цін ф'ючерсів/опціонів на обмінні курси. Безсумнівно, чудові можливості прогнозування є цінними для всіх сторін, які беруть участь у валютному ринку, на якому щодня торгується приблизно 5,1 трильйона доларів (Банк міжнародних розрахунків, 2016). Вже існує велика кількість літератури щодо динаміки обмінного курсу і, таким чином, доказів того, чи є коінтеграція ознакою обмінних курсів. Загалом, дослідники зосередилися на ефективності спотових і форвардних валютних ринків. Тобто не можна передбачати спотові або форвардні обмінні курси на ефективному ринку як функцію (інших) обмінних курсів. Більшість досліджень знаходять докази певної довгострокової залежності між різними спотовими валютними курсами та між різними форвардними валютними

курсами, що порушує ЕМН, як описано вище (Barkoulas, Barilla, & Wells, 2016; Bollerslev & Baillie, 1994; Lopez, 2005). Тим не менш, незначні зміни в методології, здається, викорінюють будь-які відносини (F. X. Diebold, Gardeazabal, & Yilmaz, 1994).

Наскільки мені відомо, наразі не існує жодної статті, яка б спробувала змодельовати динаміку обмінного курсу в період після світової фінансової кризи. Після цієї фінансової кризи центральні банки по всьому світу вдалися до крайніх заходів для сприяння економічному зростанню та фінансовій стабільності. Попередні дослідження показали, що такі зміни режиму центрального банку можна розглядати як структурні розриви, які фундаментально змінюють будь-які (довгострокові) відносини, які могли існувати або не існувати до зазначеної зміни (Lopez, 2005). Таким чином, будь-які довгострокові стосунки, про які йдеться в літературі до фінансової кризи, імовірно, змінилися або повністю зруйнувалися. Тому важливо дослідити динаміку обмінного курсу після кризи, щоб прогнозування обмінного курсу можна було відповідно відкоригувати.

Крім того, значна частина літератури, що стосується динаміки обмінного курсу, визначає валютні відносини за допомогою відносно суворої форми коінтеграції. Більшість літератури моделює відносини обмінного курсу або шляхом спільної інтеграції, розробленої Енглом і Грейнджером (1987), що допускає лише двовимірне відношення, або за допомогою коінтегрованої векторної авторегресивної моделі (CVAR), розробленої Йохансеном (1995)., що допускає багатоваріантне відношення. Істотні дані свідчать про те, що в обмінних курсах існує як реверсія середнього значення, так і довга пам'ять, що згодом підтверджується цією тезою (Cheung, 1993; Floros, 2000).

Це означає, що існує автокореляція з довгими лагами, можливо, понад сто періодів часу (Tolvi, 2003). Ця довга пам'ять у валютних курсах означає, що для встановлення довгострокових відносин слід використовувати більш загальну форму коінтеграції, дробову коінтеграцію. Недотримання часткової коінтеграції, коли це було б доцільно, може призвести до неточної оцінки довгострокового зв'язку між часовими рядами (Carlini & Magistris, 2019; Johansen & Nielsen, 2012a). Це може бути причиною висновку Крістофферсена та Діболда (1998), що використання багатоваріантної коінтеграційної моделі не дає кращих можливостей прогнозування валютних курсів. Донедавна було неможливо оцінити багатовимірну модель, яка включала б дробову коінтеграцію. Однак із запровадженням фракційної моделі CVAR це стало можливим (Johansen & Nielsen, 2012a; Johansen, 2008). Тому встановлення довгострокового зв'язку між обмінними курсами за допомогою моделі FCVAR є важливим, оскільки вона не накладає жодних обмежень на природу коінтеграційних відносин і може дати більш точні оцінки довгострокового співвідношення між валютними курсами.

Таким чином, мета цієї дипломної роботи полягає в тому, щоб розкрити динаміку обмінних курсів для спотових обмінних курсів в епоху постфінансової кризи, що внесе внесок у літературу двома окремими способами. По-перше, розглядається новий період часу, для якого є достатньо доказів того, що попередні дані щодо динаміки обмінного курсу більше не є дійсними. По-друге, використовується нова і більш загальна методика оцінки, яка не накладає обмежень на процес обмінних курсів, що дозволяє більш точно оцінити довгострокові відносини. Мету можна досягти, поставивши дослідницьке

запитання у такому напрямку: «Чи допомагають моделі дробової (ко)інтеграції з поясненням динаміки обмінного курсу та прогнозуванням майбутніх обмінних курсів?»

Ця дипломна робота складається з 4 розділів. Перший розділ цієї дипломної роботи буде присвячений теоретичним і математичним принципам, що стосуються часових рядів, і емпіричним доказам, які була виявлена попередньою літературою щодо обмінних курсів. Далі буде детально пояснено модель FCVAR, економетричну методологію. Після цього буде надано опис даних та аналіз результатів. Нарешті, у заключній главі буде спроба відповісти на поставлене дослідницьке запитання та представити наслідки цього висновку.



## 1. Теоретичні основи

У цьому розділі розглядаються теоретичні основи (дробової) коінтеграції та обмінних курсів. Спочатку буде пояснено математичний та/або статистичний принцип часових рядів/процесів, важливий для динаміки обмінного курсу. Після цього будуть постульовані докази властивостей цього часового ряду, які були задокументовані в літературі щодо обмінних курсів. Загалом таких частин буде три..

### 1.1 (Не) стаціонарність часових рядів

По-перше, важливо пояснити концепцію стаціонарності в аналізі часових рядів. Стаціонарний процес — це випадковий процес, перший і другий моменти якого є інваріантними в часі. Це, строго кажучи, називається слабкою або коваріаційною стаціонарністю, але вона є найбільш часто використовуваною стаціонарністю. Коваріаційна стаціонарність по суті вимагає виконання трьох умов (Гамільтон, 1994):

$$E[y_t] = E[y_{t-1}] = \mu, \forall t$$

$$var[y_t] = \gamma_0 < \infty, \forall t$$

$$cov[y_t, y_{t-k}] = \gamma_k, \forall t, \forall k$$

Перша та друга умови відносно прості; і середня, і (кінечна) дисперсія є постійними в часі і, отже, не залежать від часу. Третя умова стверджує, що коваріація між двома різними моментами часу повинна бути постійною в часі і повинна залежати лише від часу між точками, а не від самого часу.

У стаціонарних процесах поштовхи, які можуть виникнути, мають лише тимчасовий характер і з часом розсіюються. З плином

часу ці потрясіння більше не сприяють отриманню нових значень часових рядів. Це має важливі наслідки для передбачуваності обмінних курсів. Якщо обмінні курси слідують коваріаційному стаціонарному процесу, то через розсіювання шоків у часі довгострокове очікування/прогноз обмінного курсу є не чим іншим, як безумовним середнім. Звичайно, якщо припущення про коваріаційну стаціонарність валютних курсів не дійсне, прогнози обмінного курсу не будуть точними.

Починаючи з оригінальної роботи Нельсона і Плоссера про одиничні корені (1982), було опубліковано неймовірно велику кількість літератури, що включає тести на одиничні корені, також стосовно обмінних курсів. В одній із найперших робіт про стаціонарність обмінних курсів Міз і Сінглтон (1982) виявили, що процес генерації натурального логарифму обмінних курсів найкраще апроксимується процесом випадкового блукання, що означає нестаціонарність, що є підтвердженням попередніх робіт Мусса (1979) і Пул (1967). Більш свіжі дані Barkoulas et al. (2016), використовуючи вибірку з 34 обмінних курсів, виражених у доларах США, та Назарський та Гіл-Алана (2007), зосереджуючись на польському злотих, підтверджують висновок про те, що в натуральному логарифмі обмінних курсів дійсно існує нестаціонарність.

## 1.2 (Дробове) Інтегрування часових рядів

Концепція порядку інтегрування тісно пов'язана зі стаціонарністю в часових рядах або її відсутністю. Часовий ряд ут називається інтегрованим порядку  $d$ ,  $I(d)$ , якщо після диференціювання ряд  $d$  разів є коваріаційно-стаціонарним,  $I(0)$ . Таким чином, порядок інтегрування по суті є мінімальною

кількістю різниць, які необхідні для отримання коваріаційно-стаціонарного ряду (Гамільтон, 1994). Тепер розглянемо окремий випадок, коли  $d = 1$ , випадок, найбільш задокументований у літературі (одиничний корінь). Тоді оператор відставання  $L$  визначено так, що:  $Ly_t = y_{t-1}$ , і ми маємо, що  $(1 - L)y_t$  є коваріаційним стаціонарним часовим рядом.

Незалежно від частоти, з якою це було задокументовано в емпіричній літературі щодо обмінних курсів і часових рядів загалом, це лише один конкретний порядок інтеграції. Загалом,  $d$  може приймати як дійсні (хоча представлені в дробовій формі), так і цілі значення ( $d = 0, 1, 2, \dots$ ). У випадку, коли  $d$  є дробовим, процес називається дробово інтегрованим порядку  $d$ . Ці дробово інтегровані процеси широко називають процесами довгої пам'яті. Для дробового інтегрованого процесу порядку  $d$  маємо, що  $(1 - L)^d y_t$  є коваріаційним стаціонарним, де поліном  $(1 - L)^d$  можна виразити у вигляді його біноміального розкладання так, що:

$$\begin{aligned} \Delta^d &= (1 - L)^d = \sum_{n=0}^{\infty} (-1)^n \binom{d}{n} L^n \\ &= 1 - dL + \frac{d(d-1)}{2} L^2 - \frac{d(d-1)(d-2)}{2 * 3} L^3 + \dots \end{aligned} \quad (1)$$

Так що,

$$\begin{aligned} \Delta^d y_t &= (1 - L)^d y_t \\ &= y_t - dy_{t-1} + \frac{d(d-1)}{2} y_{t-2} - \frac{d(d-1)(d-2)}{2 * 3} y_{t-3} \\ &+ \dots \end{aligned} \quad (2)$$

Цей останній вираз підкреслює важливість параметра  $d$ , оскільки він визначає величину залежності між

спостереженнями, де більше значення  $d$  означає більшу залежність. Розглянемо, наприклад, стандартний випадок, коли  $d = 1$ . Підставляючи це до (2), отримуємо  $(1 - L)^d y_t = y_t - y_{t-1}$ , звичайний оператор різниці. Або розглянемо випадок, коли порядок інтегрування  $y_t$  є дробовим, скажімо,  $d = 0.8$ . Тоді ми отримаємо це

$$(1 - L)^d y_t = y_t - 0.8y_{t-1} - 0.08y_{t-2} + 0.032y_{t-3} + \dots$$

Таким чином, різні значення  $d$  означають різні випадки. У випадку  $d = 0$ , ми знаходимося в простому випадку  $I(0)$ , і кажуть, що  $y_t$  має коротку пам'ять. Якщо  $d > 0$ , кажуть, що  $y_t$  володіє довгою пам'яттю, враховуючи сильний зв'язок між спостереженнями. Крім того, ми можемо розрізнити випадки  $d$  від 0 до 0.5,  $d \geq 0.5$ . У першому варіанті  $y_t$  все ще можна вважати коваріаційно-стаціонарним, тоді як другий передбачає нестаціонарність. Нарешті,  $d \geq 1$  означає, що поштовхи триватимуть безкінечно, тоді як  $d < 1$  означає реверсію середнього значення, таку, що поштовхи в кінцевому підсумку розсіюються, як було проілюстровано на прикладі вище.

Це дуже важливо для аналізу, а отже, і для прогнозування валютних курсів. Якщо виявляється, що порядок інтеграції статистично менший за 1, це показує, що екзогенні шоки для обмінних курсів не є постійними, а тимчасовими, і їх наслідки зникають у довгостроковій перспективі. Для великих значень  $d$  це відбувається повільніше, ніж для менших значень  $d$ . Навпаки, докази параметра інтеграції, що дорівнює або перевищує 1, свідчать про те, що екзогенні шоки для обмінних курсів є постійними.

Спочатку література зосереджувалась на наявності інтеграції в номінальних валютних

курсах, використовуючи лише цілі значення для порядку інтегрування. Боллерслев і Бейлі (1989) прийшли до висновку, що є вагомі докази наявності одиничного кореня в семи основних валютах, вивчаючи щоденні дані про спотовий і 30-денний форвардний обмінний курс у період 1980-1985 років. Іншими словами, вони виявили, що всі спот- і форвардні обмінні курси є нерухомими (коваріаційно-стаціонарними після отримання першої різниці) або інтегрованими порядку 1,  $I(1)$ . Ці висновки підтверджує Краудер (1994), який зосередився на фунті стерлінгів, канадському доларі та німецькій марці і знайшов одиничні корені в рівнях і стаціонарності в перших відмінностях. Більш свіжі дані про цілочисельну інтеграцію номінальних обмінних курсів у період з 1990 по 2007 рр. дають додаткову підтримку інтеграції обмінних курсів першого порядку (Kühl, 2010).

Після того, як були винайдені тести для вивчення дробової поведінки часових рядів, а отже, номінальних обмінних курсів, література перейшла від цілочисельних порядків інтегрування до більш загальних дробових порядків інтегрування<sup>4</sup>. Cheung (1993) використовує модель ARFIMA, в якій параметр різниці  $d$  може приймати нецілі значення для вивчення поведінки номінальних обмінних курсів, оскільки він може включати як довгу, так і коротку пам'ять. Він знаходить докази тривалої пам'яті в 5 номінальних курсах обміну валют, маючи на увазі, що раніше задокументовані одиничні корені не є надійними для альтернатив з довгою пам'яттю. Дослідження із застосуванням подібної методології до великої вибірки з 34 обмінних курсів підтверджує цей висновок щодо довгої пам'яті (Floros, 2000). Ченг (2003) зосереджується спеціально на шести азіатсько-тихоокеанських

країнах і знаходить докази дробової інтеграції, використовуючи щотижневі дані, але не використовуючи щоденні дані. Інші дослідження підтверджують ці висновки для конкретних країн (Gil-alana & Mudida, 2018; Nazarski & Gil-Alana, 2007) і для валютних ф'ючерсів (Lai, Lai, & Fang, 1994).

### 1.3 (Дробова) Коінтеграція часових рядів

Остаточна концепція, яка є важливою в цій дипломній роботі, — це концепція коінтеграції, яка тепер буде пояснена більш технічно, ніж це було пояснено у вступі. Якщо існують часові ряди, які є нестационарними і які мають той самий порядок інтегрування,  $d$ , і якщо існує лінійна комбінація цих рядів так, що отримана лінійна комбінація є стаціонарною, то часові ряди називаються коінтегрованими. (Engle & Granger, 1987). Наслідком коінтеграції є те, що часові ряди, як правило, пов'язуються разом у довгостроковій перспективі. Як результат, будь-яка помилка, яка може виникнути в результаті вказаної лінійної комбінації, кількісно визначає відхилення часового ряду від їх довгострокового співвідношення, яке потім можна використовувати для прогнозування майбутніх значень. Різниця між дробовою та регулярною коінтеграцією знову ж таки полягає в значеннях, які порядок інтегрування  $d$  може приймати один з одним розширенням. Формальне визначення коінтеграції дається так: *“Компоненти вектора  $x_t$  називаються коінтегрованими порядку  $d, b$ , позначається  $x_t \sim CI(d, b)$  якщо всі компоненти  $x_t \in I(d)$  і існує вектор  $\alpha \neq 0$ , такий, що  $z_t = \alpha'x_t \sim I(d - b), b > 0$ . Вектор  $\alpha$  називають коінтегруючим вектором ”* (Engle & Granger, 1987). У дробовому еквіваленті системи коінтеграції обидва значення  $d$  і  $b$  не вимагають бути цілими значеннями, але

можуть приймати реальні значення, доки отримана лінійна комбінація залишається коваріаційно-стаціонарною.

Bollerslev і Baillie (1989) стверджують, що існує стохастична тенденція серед набору з семи форвардних і спотових обмінних курсів, які вони вивчають, що передбачає певний довгостроковий взаємозв'язок між ними, результат підтверджений іншими дослідженнями (Crowder, 1994; Rapp & Sharma, 1999). Іншими словами, вони виявили, що є докази коінтеграції щоденних спотових і форвардних ставок. Далі вони стверджують, що подальша помилка нерівноважного співвідношення є важливою частиною зміни обмінного курсу в наступний період і, таким чином, свідчить про порушення гіпотези ефективного ринку. Однак через кілька років Diebold et al. (1994) відкидають гіпотезу коінтеграції, використовуючи той самий набір даних, і не можуть покращити прогнозування на основі коінтеграції. Це пов'язано з незначною зміною методики тестування на коінтеграцію. Зокрема, вдосконалення економетричних методів дозволили включити термін дрейфу, який слід включати, якщо немає незаперечних доказів того, що член дрейфу не слід включати. Таким чином, коінтеграція присутня в номінальних валютних курсах лише за умови відсутності дрейфу, щодо якого немає консенсусу серед економістів.

Перше дослідження з використанням дробової коінтеграції є прямою відповіддю на попередній висновок про відсутність коінтеграції з використанням терміну дрейфу. З урахуванням додавання дрейфу та з можливістю дробового інтегрування в термін виправлення помилок виявлено, що номінальні обмінні курси демонструють коінтеграцію (Bollerslev & Baillie, 1994).

Зокрема, пам'ять терміну виправлення помилок ( $\alpha'xt$ ) була оцінена приблизно в 0,87, що є доказом дробового інтегрування. Крім того, здається, що дробова ознака коінтеграції може залежати від часу, оскільки в деякі періоди часу проявляється дробова коінтеграція, а в деякі періоди часу була встановлена лише ціла коінтеграція (Pan & Liu, 1999). Можливим поясненням цих різних типів коінтеграції в різні періоди часу є наявність структурних переломів, таких як зміна політики центрального банку та перебудова обмінного курсу. Перше досліджує Флорос (2000), який справді виявив, що коінтеграційні відносини відрізняються до та після зміни режиму центрального банку. Більш сучасні, двовимірні, докази дробової коінтеграції свідчать про те, що обмінні курси залишаються частково коінтегрованими навіть після введення євро.



## 2. Методика

Для вивчення динаміки обмінних курсів у період після фінансової кризи в цій роботі буде використана нещодавно введена Fractionally Cointegrated Vector AutoRegressive (FCVAR) модель (Johansen, 2008), пізніше розширена (Johansen & Nielsen, 2012a, 2012b). Модель FCVAR, по суті, є дробовим узагальненням моделі коінтегрованої векторної авторегресії (CVAR), в якій параметри  $d$  і  $b$  можуть приймати як цілі, так і дробові значення, або більш формально, що дозволяє інтегрувати процеси з дробовим порядком  $d$  які коінтегруються до дробового порядку  $d-b$ . У моделі CVAR це було неможливо. Тим не менш, спочатку буде пояснено стандартну модель CVAR, оскільки вона є наріжним каменем більш загальної моделі FCVAR, яка буде пояснена далі.

### 2.1 Коінтегрована векторна авторегресійна модель

У цьому розділі розглянемо  $p$ -вимірний часовий ряд  $Y_t$ ,  $t = 1, 2, \dots, T$ , всі елементи якого інтегровані 1-го порядку. Точніше, розглянемо  $Y_t$  як вектор  $p$  обмінних курсів, який містить одиничні корені. Модель CVAR заснована на моделі векторної авторегресії (VAR) з таким представленням:

$$\begin{aligned} \Delta Y_t &= (1 - L)Y_t = & (3) \\ &= \Pi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t = \Pi L Y_t + \sum_{i=1}^k \Gamma_i \Delta L^i Y_t + \varepsilon_t \end{aligned}$$

У цьому представленні  $k$  — це порядок автоматичної регресії, де  $k$  — кількість включених лагів. Додаток помилки,  $\varepsilon_t$ , є  $p$ -вимірним незалежним і однаково розподіленим з нульовим середнім і матрицею коваріації  $\Omega$ . Тепер, якщо ранг матриці  $\Pi$ ,  $r$ ,

менший за  $p$ , то можна знайти  $p \times r$  матриці з рангом  $r$ ,  $\alpha$  і  $\beta$ , такі, що  $\Pi$  дорівнює  $\alpha\beta'$  і  $\beta' Y_t$  інтегровано порядку  $0$ ,  $I(0)$ . Тоді число  $r$  вказує на кількість коінтегруючих відношень, а кожен стовпець матриці  $\beta$  дає коінтегруючий вектор. Іншими словами, якщо кількість лінійно незалежних стовпців матриці  $\Pi$  менша за  $p$ , є докази коінтеграційних відносин між обмінними курсами. У той же час стовпці матриці  $\beta$  такі, що  $\beta' Y_t$  дає стаціонарну комбінацію валютних курсів, їх довгострокову рівновагу. Коефіцієнти в  $\alpha$  це коефіцієнти навантаження або коригування, які представляють швидкість, з якою обмінні курси зближуються до їх довгострокового співвідношення. Матриця  $\Gamma$  регулює короткострокову динаміку обмінних курсів.

## 2.2 Дробово коінтегрована векторна авторегресійна модель

Щоб перейти від моделі CVAR до моделі FCVAR, необхідно використовувати оператори дробової різниці та відставання замість звичайних, які використовуються в (3). Крім того, важливо пам'ятати, що часовий ряд  $Y_t$  більше не є  $I(1)$ ,  $p$ -вимірним часовим рядом, але тепер це  $I(d)$   $p$ -вимірний часовий ряд. Таким чином, підключення  $\Delta^b$  і  $L_b = 1 - \Delta^b$  в (3) дає

$$\Delta^b Y_t = \Pi L_b Y_t + \sum_{i=1}^k \Gamma_i \Delta^b L_b^i Y_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

Тоді для  $Y_t = \Delta^{d-b} X_t$ , модель FCVAR стає:

$$\Delta^d X_t = \Pi L_b \Delta^{d-b} X_t + \sum_{i=1}^k \Gamma_i \Delta^d L_b^i X_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

Параметри в (5) мають таку саму інтерпретацію в моделі CVAR. Очевидно, що в моделі FCVAR зустрічаються два параметри, які не зустрічаються в моделі CVAR, — дробові параметри  $d$  і  $b$ . Перший відноситься до порядку інтегрування

спостережуваних часових рядів. Таким чином, до порядку інтеграції валютних курсів. Останній визначає дробовий ступінь коінтеграції, зменшення дробового порядку інтегрування  $\beta'X_t$  порівняно з самим  $X_t$ . Зауважте, що в особливому випадку, коли  $d=b=1$ , модель FCVAR просто стає моделлю CVAR. Усі параметри оцінюються спільно програмою Matlab, доступною Nielsen and Popiel .

Загалом, модель FCVAR фіксує три особливості обмінних курсів. По-перше, модель FCVAR дозволяє оцінити довгострокову рівновагу обмінних курсів, як це регулюється стовпцями матриці  $\beta$ . Більше того, модель фіксує реакції обмінних курсів на відхилення від довгострокового зв'язку, що позначаються коефіцієнтами в матриці  $\alpha$ . Нарешті, модель включає короткострокову динаміку обмінних курсів шляхом включення другого члена  $i$ , зокрема, матриці  $\Gamma$ .

При аналізі обмінних курсів за допомогою моделі FCVAR можливі три різні результати. Перше відбувається, коли ранг матриці  $\Pi$  дорівнює нулю. У цьому випадку в системі обмінних курсів не існує коінтеграційних відносин, а отже, не існує довгострокових відносин, які можна використовувати для отримання кращої прогнозової ефективності. По-друге, ранг  $r$  може бути більшим за 0, але меншим за  $p$ . У цьому випадку існує  $r$  коінтеграційних відносин, що припускають деякий довгостроковий зв'язок між різними валютними курсами. Тоді короткострокова динаміка знань у поєднанні з довгостроковою рівновагою та швидкістю пристосування до неї може бути використана для отримання додаткової точності прогнозування. Останній випадок — це коли матриця  $\Pi$  має повний ранг, що означає, що всі обмінні курси є стаціонарними, що мало ймовірно.

### 3. Дані та результати

Початкова увага в цьому розділі зосереджена на даних, які будуть використані для оцінки динаміки обмінного курсу. Спочатку буде досліджуватися коінтеграція з цілочисельним порядком інтегрування, після чого буде досліджуватися дробова коінтеграція. Нарешті, три різні методи прогнозування оцінюються, щоб встановити, чи підвищують докази коінтеграції точність прогнозування.

#### 3.1 Дані

Для ефективного визначення динаміки обмінного курсу в період після світової фінансової кризи важливо зібрати дані про курси валют. Точніше, ця робота буде використовувати щоденні спот-курси, починаючи з 1-1-2014 до 31-12-2020, для загальної кількості 2556 спостережень на валютну пару. Цей набір даних буде використовуватися, щоб визначити, чи існує довгостроковий зв'язок між валютними парами на ринку спотових обмінних курсів. У цій дипломній роботі буде розглянуто п'ять основних валют, які включають євро (EUR), японську єну (JPY), фунт стерлінгів (GBP), долар США (USD) та швейцарський франк (CHF). Усі обмінні курси будуть виражені у гривні і були взяті з сайту Національного банку України.

Описову статистику для всіх спотових курсів можна знайти в таблиці 1 нижче. З таблиці видно, що існує велика різниця між обмінними курсами щодо їхнього значення. Японська єна є найдорожчою у гривнях (0,216), а фунт стерлінгів — найменш вартісним (32,324). Більше того, середнє та медіана всіх обмінних курсів подібні, але не однакові. Це вказує на те, що валютні курси неоднозначні. Для долара, євро та британського фунта

стерлінгів розподіл скошений вправо, тоді як для єни та франка розподіл перекошений вліво. Нарешті, існують великі відмінності між мінімальним і максимальним значеннями валютних курсів. Наприклад, для японської єни різниця між максимальним і мінімальним значенням обмінного курсу за період вибірки становить майже 100% середнього.

З графіків спотових часових рядів (рис. 1-5) видно, що усі курси валют ідуть майже ідентичним шляхом. З рисунку 1 можна побачити, що долар США по відношенню до гривні постійно знецінювався, це тривало приблизно до 2018 року (що призвело до зростання обміну ставка), після цього USD спочатку подорожчав по відношенню до гривні, а з кінця 2019 року знову почав знецінюватись. Із євро ситуація ідентична, до 2018. знецінюється по відношенню до гривні, яка знову частково компенсується через сильне підвищення курсу валюти в 2017 році. Цю оцінку, швидше за все, можна пояснити трьома факторами: більші, ніж очіувалося, економічні показники в Європі, повільніше, ніж очіувалося, зростання антиєвропейського популізму, а також слабке економічне зростання. Зовсім інакше відбувається розвиток обмінного курсу японської ієни. На графіку можна побачити, як відбувається значне зниження курсу по відношенню до гривні приблизно до середини 2016 року, після чого JPY залишається відносно стабільним. Швейцарський франк йде шляхом, який дещо нагадує японську ієну. За різким знеціненням швейцарського франка на початку 2015 року слідує підвищення курсу, а з кінця 2015 року швейцарський франк, по суті, повільно знецінюється до гривні. Нарешті, фунт стерлінгів залишається найбільш нестабільною валютою із всіх вище переглянутих. З 2014 року

бачимо знову ж різке знецінення, далі – відносна стабільність, а ближче до 2019 – повільне подорожання.

Як узгоджується з (більшістю) літератури, обмінні курси були перетворені за допомогою натурального логарифму в решті аналізів.

<i>T</i>	Спотові ставки					
<i>a</i> <i>б</i>	Середнє	Медіана	Min	Max	Станд.розп.	Спост.
<i>л</i> Долар США	17,660	18,703	7,993	28,876	3,333	2556
<i>и</i> <i>ц</i> Євро	27,335	28,917	10,789	35,664	5,513	2556
<i>я</i> Японська ена	0,216	0,236	0,076	0,275	0,049	2556
<i>ф</i> Фунт стерлінгів	32,324	33,829	13,008	46,465	5,728	2556
<i>ш</i> <i>б</i> Швейцарський франк	24,671	26,378	8,749	32,016	5,278	2556

Таблиця 1 - Описова статистика

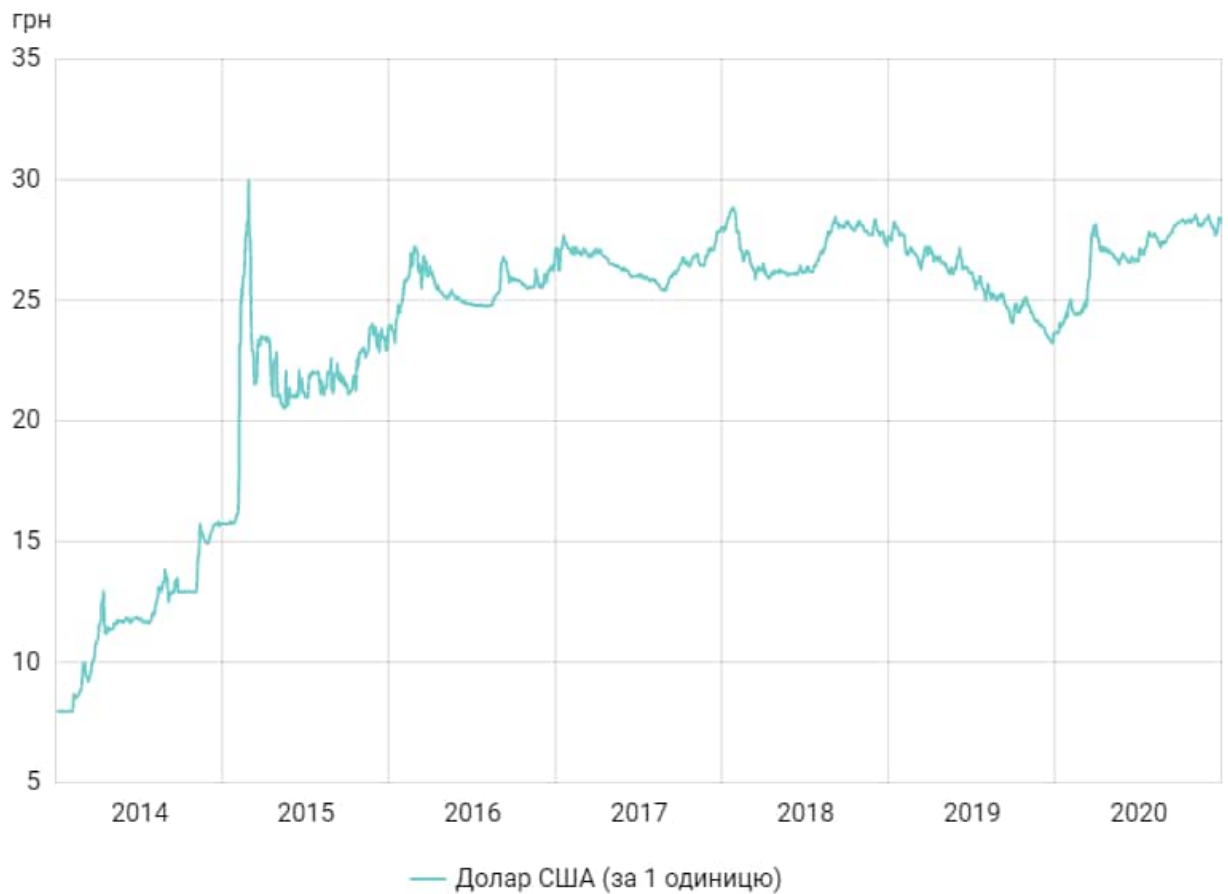
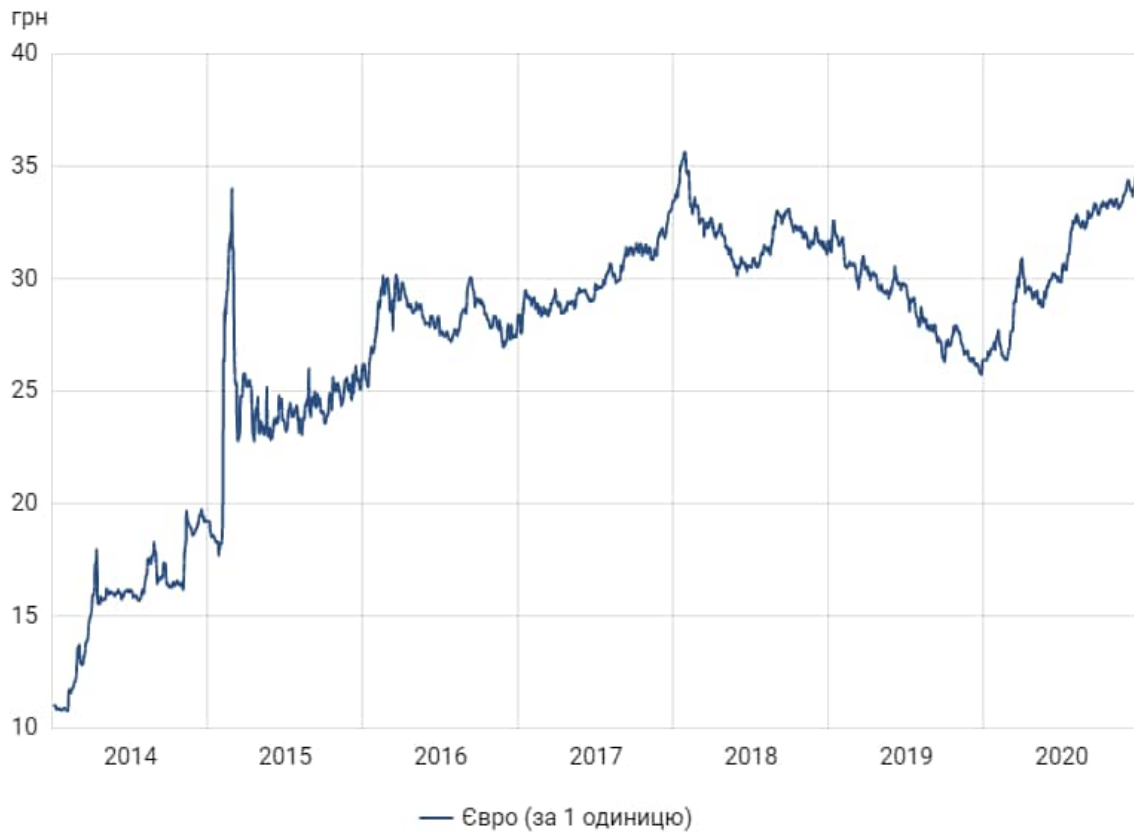


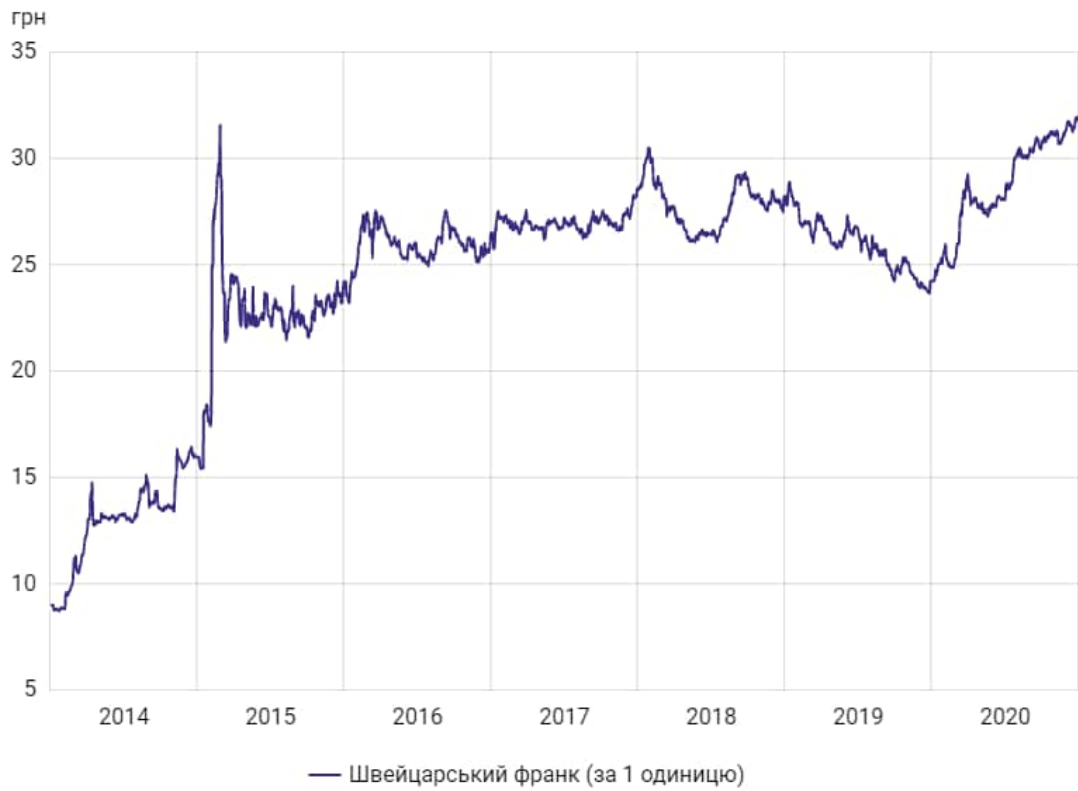
Рисунок 1 – Курс долара США



*Рисунок 2 - Курс євро*



*Рисунок 3 – Курс японської єни*



*Рисунок 4 – Курс швейцарського франка*



*Рисунок 5 – Курс фунта стерлінга*

### 3.2



### 3.3 Емпіричні результати

Перш ніж проводити будь-який тип коінтеграційного тесту, щоб перевірити, чи існують довгострокові відносини, спочатку необхідно встановити (не)стаціонарність обмінних курсів. З цією метою всі спотові обмінні курси були піддані розширеному тесту Дікі-Фуллера з тенденцією, найпоширенішому в літературі тесті з одиничним коренем. Результати цих випробувань представлені в таблиці 2. Для всіх валют неможливо відхилити нульову гіпотезу одиничного кореня. Таким чином, всі ряди виявляються нестаціонарними. Третій стовпець показує статистику тестування ADF, виконаного за першим різницею (логарифмічним) курсом обміну. Усі ці результати вказують на відсутність одиничного кореня в логарифмічних курсах обміну з першою різницею, що вказує на те, що обмінні курси слідує за процесом  $I(1)$ .

Спотові ставки		
	Логарифми	Перші різниці
<b>USD</b>	-2.409	-22.192***
<b>EUR</b>	-2.152	-22.116***
<b>JPY</b>	-1.736	-21.952***
<b>CHF</b>	-3.100	-21.878***
<b>GBP</b>	-2.153	-23.263***

Таблиця 2 - Розширений тест Дікі Фуллера

*Примітка.* Ці результати ґрунтуються на включенні 4 термінів відставання з тенденцією. \*\*\* вказує на рівень значущості 1%, \*\* вказує на рівень значущості 5%, \* вказує на рівень значущості 10%. Критичними значеннями для відхилення нульової гіпотези одиничного кореня є -3,960, -3,410 і -3,120 для рівня значущості 1%, 5% і 10% відповідно.

Таким чином, досліджувані обмінні курси є нестаціонарними, але деяка лінійна комбінація обмінних курсів може бути стаціонарною. Тобто, якщо залишки коінтеграційної

регресії є стаціонарними, обмінні курси коінтегруються. Двоетапна процедура, розроблена Енглom і Грейнджером (1987), була проведена з метою перевірки коінтеграції між системою обмінних курсів. Результати цих коінтеграційних тестів Енгла-Грейнджера наведені в таблиці 3. Оскільки тестова статистика менша (в абсолютному вираженні) за критичне значення, нульову гіпотезу про відсутність коінтеграції між обмінними курсами не можна відхилити. Таким чином, тест Енгла-Грейнджера для коінтеграції стверджує, що коінтеграції немає.

Тестова статистика	
Спотові ставки	-3.861

*Таблиця 3 - Коінтеграційний тест Енгла-Грейнджера*

*Примітка. Ці результати ґрунтуються на 4 термінах відставання, включаючи тенденцію. Критичними значеннями для відхилення нульової гіпотези про відсутність коінтеграції є -5,264, -4,723 і -4,400 для рівня значущості 1%, 5% і 10% відповідно.*

Тепер довгострокова залежність між валютними курсами перевіряється за допомогою моделі CVAR, як зазначено в рівнянні (3) у попередньому розділі. Перед виконанням тесту коінтеграції Йохансена важливо вибрати відповідну кількість лагів. Таблиця А.1 у додатку показує, що інформаційний критерій Шварца Байеса (SBIC), розроблений Шварцем (1978), і інформаційний критерій Ханнана і Куїна (HQIC), розроблений Ханнаном і Куїном (1979), зведені до мінімуму з довжиною відставання 1. Таким чином, єдине відставання вважається доречним для коінтеграційного тесту Йогансена. У таблиці 4 наведено результат наступного тесту коінтеграції. І статистика сліду, і статистика максимального власного значення не перевищують відповідних критичних значень для рангу 0. Таким чином, нульова гіпотеза коінтеграційного рангу 0 не може бути

відхилена, і тому коінтеграція в системі обмінних курсів відсутня. Загалом, наведені вище докази свідчать про те, що між досліджуваними валютами немає довгострокового зв'язку, принаймні, у стандартній коінтеграції з цілочисельними порядками (спів)інтеграції. Цей висновок дивує, враховуючи велику кількість доказів коінтеграції в обмінних курсах, представлених у розділі 2. Наступним кроком є розширення можливих значень порядку (спів)інтеграції  $d$  до реальної області, щоб побачити, чи є докази коінтеграції за межами стандартної рамки  $I(1)$ .

Спотові ставки					
Ранг	Власне значення	Статистика сліду	Критичне значення	Стат. макс. вл.знач.	Критичне значення
0	-	67.5602*	68.52	32.5872*	33.46
1	0.01546	32.0344	47.21	16.3134	27.07
2	0.00693	15.7210	29.68	9.5786	20.97
3	0.00407	6.1424	15.41	4.6905	14.07
4	0.00200	1.4519	3.76	1.4519	3.76
5	0.00062	-	-	-	-

Таблиця 4 - Коінтеграційний тест Йогансена

*Примітка: кількість включених лагів дорівнює 1. \* вказує кількість коінтегруючих рангів, присутніх у системі на основі цієї тестової статистики.*

У літературі часто вказується, що тест одиничного кореня, такий як розширений тест Дікі-Фуллера, який використовується в цій роботі не має потужності в порівнянні з конкретними альтернативами, такими як дробове інтегрування. Зокрема, стверджується, що в умовах частково інтегрованих процесів тест ADF може призвести до помилкового висновку, що часовий ряд містить одиничний корінь. Отже, не обов'язково має бути  $d = 1$ , як це передбачає тест ADF. Насправді, перший стовпець таблиці 5 нижче показує статистику тесту Ло (1991) модифікованого тесту зміни масштабу діапазону. Для всіх обмінних курсів

нульова гіпотеза відсутності довгої пам'яті відкидається на рівні (принаймні) 95% довіри. Потім у другому стовпці наводиться напівпараметрична оцінка Робінсона (1995) для параметра дробового інтегрування  $d$ , включаючи їх 95% довірчий інтервал.

Спотові ставки								
	Lo R/S тест	Est. $d$	Std. Error	t- значення	p- значення	Est. $d$	t – значення	p- значення
<b>USD</b>	2.26***	0.92	0.020	46.36	0.000	0.93	105.63	0.000
<b>EUR</b>	2.27***	0.94	0.019	48.41	0.000			
<b>JPY</b>	2.15***	0.94	0.019	48.80	0.000			
<b>CHF</b>	2**	0.95	0.020	46.68	0.000			
<b>GBP</b>	2.14***	0.90	0.020	46.04	0.000			

Таблиця 5 - Тест Lo R/S та оцінка параметра дробового інтегрування

З таблиці видно, що порядок інтегрування близький до одиниці для всіх курсів валют, але він також статистично відрізняється від 1. Таким чином, є додаткові докази того, що обмінні курси насправді є не одиничним кореневим процесом, а частково інтегрованим процесом. Крім того, F-тест на рівність оцінок параметрів  $d$  показав, що оцінки статистично не відрізняються між обмінними курсами. Отже, останній стовпець вказує оцінку параметра  $d$ , коли вона оцінюється з використанням усіх спотових курсів за умови, що оцінка  $d$  є однаковою для всіх валют. Тоді оцінки параметра  $d$  становлять 0,93.

Оскільки всі обмінні курси демонструють ознаки дробової інтеграції, а порядок інтеграції статистично не відрізняється один від одного, модель FCVAR, ймовірно, буде кращою за стандартну модель CVAR, де в системі обмінних курсів не було виявлено взаємозв'язку коінтеграції. Подібно до стандартного налаштування, дуже важливо вибрати відповідну кількість

затримок, перш ніж встановити, чи є в системі якісь коінтеграційні зв'язки. Таблиця А.2 у додатку показує результати вибору відставання, коли тенденція не включена. За критеріями АІС і ВІС в системі спотового курсу вибирається один лаг.

Щоб визначити, чи є коінтегруючі співвідношення, оцінюється рівняння (5) і досліджується ранг матриці П. Шостий і сьомий стовпці таблиці 6 показують, що можна відкинути гіпотезу про ранг 0, але неможливо зробити це для рангу 1. Отже, є докази наявності одного довгострокового зв'язку між п'ятьма спотовими валютними курсами. Після повторної оцінки моделі із зазначеним коінтеграційним рангом 1, для спотових ставок виявляється наступне довгострокове співвідношення:

$$\Delta^d \begin{bmatrix} \text{USD} \\ \text{EUR} \\ \text{JPY} \\ \text{CHF} \\ \text{GBP} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.144 \\ -0.213 \\ 4.598 \\ -0.045 \\ -0.398 \end{bmatrix} = \alpha \begin{bmatrix} 1.000 \\ 11.806 \\ 0.511 \\ -43.978 \\ 6.216 \end{bmatrix}' L_b X_t + L_d \Gamma \Delta^d (X_t - \mu) + \varepsilon_t$$

Спотові ставки					
Ранг	d	b	Журнал-ймовірність	LR статистика	p-значення
0	0.963	0.963	38193.915	63.411	0.006
1	0.963	0.963	38202.263	16.715	0.957*
2	0.968	0.968	38207.071	7.100	0.965
3	0.968	0.968	38209.369	2.503	0.888
4	0.968	0.968	38210.617	0.008	0.942

Таблиця 6 – Дробно-коінтегрована векторна авторегресійна модель Йохансена

Виходячи з висновку про те, що між п'ятьма основними валютами існує довгостроковий зв'язок, цікаво побачити, чи дає

знання про такі довгострокові зв'язки кращі результати прогнозування за вибіркою. Це дасть докази порушення гіпотези ефективного ринку, яка стверджує, що аналіз минулих цін не повинен давати кращих можливостей прогнозування.

### 3.3 Прогнозування

Щоб визначити точність прогнозування методології FCVAR, обговорюваної вище, її буде порівнювати з можливостями прогнозування звичайної моделі CVAR і з методологією прогнозування AR(1). Для цього використовується рекурсивна схема прогнозування. Ця рекурсивна схема містить навчальний набір з фіксованою датою початку, яка в даному випадку є 1-1-2014 і має зростаючу кінцеву дату, тим самим збільшуючи розмір навчального набору. Щоб мати можливість точно оцінити можливості прогнозування кожної статистичної моделі, важливо генерувати прогнози з достатньої кількості різних і досить великих навчальних наборів. З цією метою перший прогноз для кожної моделі базується на навчальній вибірці з 1546 реалізацій обмінного курсу. Тоді загальна кількість навчальних наборів, які використовуються для прогнозів на  $h$ -періоди вперед, визначається як  $802 - h$ . Таким чином, для прогнозування на один період наперед використовується 801 навчальний комплект для створення 801 прогнозу, тоді як для прогнозування на 50 періодів наперед 752 навчальні набори використовуються для створення 752 прогнозів.

Для всіх моделей перший навчальний набір (з 1536 спостереженнями) визначає структуру моделі, яка буде використовуватися для прогнозування. Для моделей CVAR і FCVAR це означало вибір відповідної кількості лагів на основі

критеріїв AIC. Відповідно до результатів, які були отримані з використанням усіх спостережень, відповідна довжина відставання становить 3 для моделі CVAR і FCVAR. Згодом ця структура була застосована до всіх навчальних наборів, але параметри були переоцінені.

На основі цих трьох моделей були створені прогнози для 5 горизонтів прогнозування, годин: 1, 5, 10, 25 і 50 періодів/днів вперед. Знову ж таки, кількість навчальних наборів різна для кожного горизонту прогнозування і позначається  $M_h = 802 - h$ . Для визначення точності статистичної моделі, середньоквадратичної помилки всієї системи обмінних курсів, розглядаються дві окремі міри точності:

$$RMSE_{System} = \sqrt{\frac{1}{pM_h} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^{M_h} (\hat{X}_{i,T_j+h|T_j} - X_{i,T_j+h})^2} \quad (6)$$

і середньоквадратична помилка окремих обмінних курсів:

$$RMSE_i = \sqrt{\frac{1}{M_h} \sum_{j=1}^{M_h} (\hat{X}_{i,T_j+h|T_j} - X_{i,T_j+h})^2}$$

де  $h$  — горизонт прогнозування, а  $p$  — кількість обмінних курсів у системі, у цьому випадку 5 (тобто для процедури прогнозування на 5 періодів вперед,  $h = 5$ ,  $M_h = 797$  and  $p = 5$ ).  $T_j$  — остаточне спостереження в навчальному наборі  $j$ . Індивідуальний  $RMSE_i$  ( $i = \text{USD, EUR, JPY, CHF, GBP}$ ) ефективно вимірює типову помилку прогнозування для кожної окремої валюти, а  $RMSE_{System}$  є її багатоваріантним еквівалентом. Похибки прогнозування для різних горизонтів прогнозування наведені в таблиці 7.

З таблиці видно, що для всіх горизонтів модель FCVAR перевершує модель CVAR і модель AR(1). Це узгоджується з висновком попереднього параграфа про те, що, схоже, існує частково коінтегрована система обмінних курсів. Крім того, для коротких горизонтів прогнозування модель AR(1) перевершує модель CVAR. Інтуїтивно, це не дивно, враховуючи, що модель CVAR, подібно до моделі FCVAR, намагається змоделювати довгостроковий зв'язок між валютними курсами. Примітним, однак, є те, що модель CVAR перевершує просту модель AR(1), незважаючи на те, що значущих зв'язків коінтеграції не виявлено.

Звичайно, ці рейтинги були визначені виключно на основі RMSE системи, без будь-яких статистичних підстав. Тому тести Діболда і Маріано (1995) на точність прогнозування також були виконані на обмінних курсах, заснованих на середньоквадратичній помилці. Тести Діболда-Маріано показують, що модель FCVAR значно перевершує модель CVAR і AR(1) за перші три часові горизонти. Для більш тривалих часових горизонтів прогнози FCVAR є лише значно кращими для максимум 2 обмінних курсів порівняно з моделлю AR(1), а модель FCVAR перевершує модель CVAR лише за один обмінний курс. Незважаючи на це, ні модель AR(1), ні модель CVAR не перевершують модель FCVAR в будь-якому даному горизонті прогнозування. Більше того, AR(1) і модель CVAR статистично відносно схожі з точки зору точності прогнозування на основі цих тестів, хоча модель CVAR є кращою в прогнозуванні одного обмінного курсу для більш тривалих горизонтів прогнозування. Цей результат відповідає відсутності коінтеграційного рангу в моделі CVAR.



<b>Модель</b>	<b>Серія</b>	<b>1 крок</b>	<b>5 кроків</b>	<b>10 кроків</b>	<b>25 кроків</b>	<b>50 кроків</b>
FCVAR	Система	0.0006(1) (5,5)*	0.0113(1) (5,5)	0.0165(1) (5,4)	0.0254(1) (0,2)	0.0354(1) (1,2)
	USD	0.0005	0.0116	0.0173	0.0267	0.0363
	EUR	0.0005	0.0095	0.0136	0.0205	0.0314
	JPY	0.0006	0.0122	0.0180	0.0276	0.0402
	CHF	0.0008	0.0094	0.0134	0.0203	0.0274
	GBP	0.0005	0.0133	0.0193	0.0305	0.0401
CVAR	Система	0.0057(3) (0,0)	0.0126(3) (0,0)	0.0176(2) (0,1)	0.0268(2) (0,1)	0.0380(2) (0,1)
	USD	0.0057	0.0132	0.0187	0.0294	0.0420
	EUR	0.0048	0.0104	0.0144	0.0214	0.0330
	JPY	0.0061	0.0138	0.0195	0.0301	0.0458
	CHF	0.0047	0.0103	0.0141	0.0207	0.0276
	GBP	0.0068	0.0147	0.0202	0.0306	0.0391
AR(1)	Система	0.0056(2) (0,2)	0.0126(2) (0,0)	0.0176(3) (0,0)	0.0274(3) (0,0)	0.0406(3) (0,0)
	USD	0.0057	0.0130	0.0181	0.0275	0.0375
	EUR	0.0048	0.0104	0.0142	0.0207	0.0312
	JPY	0.0060	0.0138	0.0194	0.0298	0.0445
	CHF	0.0046	0.0103	0.0139	0.0203	0.0274
	GBP	0.0068	0.0150	0.0212	0.0356	0.0561

*Таблиця 7 – середньоквадратичні помилки прогнозу*

#### 4. Висновок

Метою цього дослідження було розкрити динаміку обмінного курсу в системі п'яти спотових курсів у постфінансову кризу. Це було досліджено з використанням нової методики, що дозволяє здійснювати часткову коінтеграцію між долларом, євро, японською єною, швейцарським франком та британським фунтом стерлінгів. Цій тематиці вже була присвячена значна кількість літератури. У минулому було задокументовано, що в системах обмінних курсів існує загальна стохастична тенденція, але ці коінтеграційні відносини відрізняються від зміни режиму центрального банку (Floros, 2000; Lopez, 2005). Більше того, численні дослідження свідчать про те, що порядок інтеграції окремих спотових валютних курсів є реальним, а не цілочисельним.

Ця теза підтверджує, що в період після 2014 року в окремих спотових обмінних курсах дійсно існує часткова інтеграція. Дивно, але в той же період не виявлено жодних доказів коінтеграційних відносин, що суперечать попереднім (Bollerslev & Baillie, 1989). ; Rapp & Sharma, 1999). Найімовірнішим поясненням цього є те, що рішучі заходи, вжиті різними центральними банками для обмеження впливу фінансової кризи, змінили динаміку обмінних курсів. Ця ідея ще більше посилюється тим фактом, що аналіз періоду з 2000 по 2009 рр. дає значний коінтеграційний зв'язок у стандартних установах коінтеграції для тієї ж системи обмінних курсів (див. таблицю А.3 у Додатку). Тим не менш, при аналізі системи обмінних курсів за допомогою дробової коінтегрованої векторної авторегресивної моделі виявляється довгостроковий зв'язок між п'ятьма валютними курсами. Таким чином, є дані, що свідчать

про передбачуваність майбутніх валютних курсів у період з 2014 року.

Процедура прогнозування з використанням простої моделі AR(1), моделі CVAR і моделі FCVAR надає додаткові докази передбачуваності майбутніх обмінних курсів і, еквівалентно, відкидає слабку ринкову ефективність. Тести Діболда-Маріано на точність прогнозування показують, що в часових горизонтах 10 періодів або менше зазначена модель FCVAR має значно нижчі похибки прогнозування, ніж модель AR(1) і CVAR. Примітно, що для більш тривалих періодів немає переваги в точності прогнозування від використання співвідношення між п'ятьма спотовими обмінними курсами. Це дивовижно, оскільки дробова коінтеграція зазвичай асоціюється з довгостроковими стосунками, а не короткостроковими. Незважаючи на це, модель FCVAR також допускає короткострокові відхилення від довгострокової рівноваги, що є можливим поясненням переваги в короткостроковій перспективі. Загалом, виявляється, що використання знань про коінтеграційні відносини в системі обмінних курсів призводить до високої точності прогнозування, принаймні в короткостроковій перспективі, і порушує слабку ринкову ефективність.

Час було вивчено, що вказує на те, що зв'язки, які були виявлені раніше, розпалися. З 2014 року немає жодних доказів цілочисельної коінтеграції на відміну від результатів попередньої літератури.

Ці внески також мають значення для фінансових спеціалістів та політиків. Наслідки для фінансових спеціалістів залежать від того, яку роль виконує фінансовий спеціаліст. Для

професіоналів, які прагнуть отримати вигоду від кращих торгових стратегій, важливо розглянути модель FCVAR, щоб виявити валюти, які мають неправильну ціну на біржовому ринку, і діяти відповідно до цих неправильних цін. Для професіоналів, які займаються грошовими потоками, номінованими в різних валютах, докази, надані в цій дипломній роботі, свідчать про те, що вони можуть використовувати модель FCVAR для кращого прогнозування майбутніх рівнів обмінних курсів для більш точного прогнозування та хеджування майбутніх грошових потоків. Нарешті, докази довгострокової коінтеграції між обмінними курсами є важливими знаннями для політиків, які повинні враховувати це під час реалізації як фіскальної, так і монетарної політики.

На даний момент знайдені докази не можуть бути узгоджені з будь-якими теоретичними моделями щодо номінальних валютних курсів. Тому майбутні дослідження мають бути спрямовані на узгодження поточних теоретичних уявлень про валютні курси з емпіричними доказами. Крім того, точність прогнозування моделі FCVAR була порівняна лише з двома іншими моделями для передбачення обмінного курсу. Цей список далеко не вичерпний, і майбутні дослідження повинні розширити цей список, щоб побачити, чи дійсно FCVAR є найкращою моделлю для прогнозування обмінних курсів. Більш того, висока точність прогнозування не означає, що успішна торгова стратегія можлива. Таким чином, важливо розробити стратегію (спростування) того, що модель FCVAR може призвести до структурного прибутку.

## Список використаної літератури

1. Arce, P., Antognini, J., Kristjanpoller, W., & Salinas, L. (2015). An Online Vector Error Correction Model for Exchange Rates Forecasting. In *International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods* (pp. 193–200). doi:10.5220/0005205901930200
2. Bank for International Settlements. (2016). *Triennial Central Bank Survey Foreign exchange turnover in April 2016* (p. 23).
3. Barkoulas, J. T., Barilla, A. G., & Wells, W. (2016). Long-memory exchange rate dynamics in the euro area. *Chaos, Solitons and Fractals*, 86, 92–100. doi:10.1016/j.chaos.2016.02.007
4. Bollerslev, T., & Baillie, R. T. (1989). Common Stochastic Trends in a System of Exchange Rates. *The Journal of Finance*, 44(1), 167–181.
5. Bollerslev, T., & Baillie, R. T. (1994). Cointegration, Fractional Cointegration, and Exchange Rate Dynamics. *The Journal of Finance*, 49(2), 737–745.
6. Carlini, F., & Magistris, P. S. De. (2019). On the Identification of Fractionally Cointegrated VAR Models With the F(d) Condition. *Journal of Business & Economic Statistics*, 37(1), 134–146. doi:10.1080/07350015.2017.1294077
7. Валютний ринок і валютне регулювання: Навчальний посібник / [під ред. І.М. Платонової]. - Видавництво «БЕК», 2006. - 190 с.
8. Русинов В.Н. Финансовый рынок. Инструменты и методы прогнозирования. – М.: Альпина Паблишер, 2000. – 216 с.
9. Офіційний сайт НБУ. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://www.bank.gov.ua>.

## ДОДАТОК

Спотові ставки							
Ляг	Ймовірн.	LR ст.	р-знач.	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	15423.3	-	-	1.3e-12	-13.1612	-13.1567	-13.1489
1	44779	58711	0.000	1.8e-23	-38.1981	-38.1712*	-38.1243*
2	44819	79.919	0.000	1.7e-23	-38.2108	-38.1616	-38.0756
3	44848.8	59.618*	0.000	1.7e-23*	-38.2149*	-38.1433	-38.0183
4	44855.4	13.248	0.973	1.8e-23	-38.1993	-38.1053	-37.9412

Таблиця А.1 – Вибір ляг для коінтеграційного тесту Йохансена

Примітка: \* вказує відповідну кількість лягів, які слід включити в CVAR модель, заснована на кожній статистиці.

Спотові ставки						
Ляг	d	b	LR	LR р-знач.	AIC	BIC
0	1.010	1.010	0.00	0.000	-76289.20	-76039.42
1	0.968	0.968	80.04	0.000	-76319.24*	-76125.44*
2	0.978	0.978	49.51	0.002*	-76318.75	-75880.92
3	0.981	0.981	12.03	0.986	-76280.77	-75698.92

Таблиця А.2 – Вибір запізнення для дробової коінтегрованої векторної авторегресійної моделі Йохансена

Примітка: \* вказує відповідну кількість лягів, які слід включити в модель FCVAR на основі кожної статистики.

Спотові ставки					
Ряд	Власне значення	Зал. ст.	Крит. Знач.	Макс. ст.	Крит. Знач.
0	-	69.1152	68.52	36.5872	33.46
1	0.01158	36.8202*	47.21	19.0710*	27.07
2	0.0755	17.7492	29.68	14.1154	20.97
3	0.00560	3.6338	15.41	3.2147	14.07
4	0.00128	0.4191	3.76	0.4191	3.76
5	0.00017	-	-	-	-

Таблиця А.3 – Коінтеграційний тест Йогансена за період 2000-2009 рр

Примітка: кількість включених лягів дорівнює 1. \* вказує кількість коінтегруючих рангів, присутніх у системі на основі цієї тестової статистики.