

УДК 519.865:336.72

ОЦІНКА ПЕРСПЕКТИВИ ЯКОСТІ КРЕДИТНОГО ПОРТФЕЛЯ БАНКІВ НА ОСНОВІ ІНТЕГРУВАННЯ МЕТОДІВ МОДЕЛЮВАННЯ

EVALUATION OF QUALITY PROSPECTS OF BANKS LOAN PORTFOLIO BASED ON THE INTEGRATION OF MODELING METHODS

Марія Миколаївна КВАСНІЙ

науковий співробітник наукової лабораторії наукового відділу
Львівського інституту банківської справи
Університету банківської справи Національного банку України (м. Київ)

Maria M. KVASNIY

Fellow Researcher of the Research laboratory of the Scientific Department of Lviv Institute of Banking of the University of Banking of the National Bank of Ukraine (Kyiv)

Володимир Володимирович ГОЛУБЕЦЬ

магістрант Львівського інституту банківської справи
Університету банківської справи Національного банку України (м. Київ)

Volodymir V. HOLUBEC

Master of Lviv Institute of Banking of the University of Banking of the National Bank of Ukraine (Kyiv)

Анотація. Проведено аналіз якості кредитного портфеля банківської системи України упродовж 2008–2011 років. Розроблено інструмент оцінки якості на основі інтеграції методів ARIMA та випереджаючих індикаторів. Отримано чисельні результати за допомогою програмного пакету STATISTICA 8.0 та подано рекомендації.

Summary. Analysis of quality of banking system loan portfolio of Ukraine during 2008–2011 is considered. A quality assessment tool is based on the integration of methods ARIMA and leading indicators. It is obtained numerical results using the software package STATISTICA 8.0 and it is worked out recommendations.

Ключові слова: кредитний портфель, якість, аналіз, оцінка, прогноз, ARIMA, випереджаючі індикатори, інтегрування методів.

Key words: loan portfolio, quality, analysis, assessment, forecast, ARIMA, leading indicators, integration of methods.

Постановка проблеми. У зв'язку із зростанням обсягів проведення кредитних операцій та значної частки проблемних кредитів у банках постає необхідність удосконалення наявних методів підвищення якості кредитного портфеля депозитних корпорацій. У таких умовах виникає потреба у здійсненні прогнозування динаміки якості портфеля. Тому проблема розробки адекватного прогнозу якості є однією з пріоритетних, оскільки сьогодні не достатньо володіти ретроспективою фінансового стану, а працювати випереджаючими методами аналізу перспектив, які б дозволяли зменшувати ризики втрат та збільшувати прибутки.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Дослідження проблем подальшого вдосконалення функціонування банківської системи, зокрема процесу управління кредитним портфелем банку, привертає увагу багатьох вітчизняних учених, серед яких праці Алексеєнко М. Д., Гальчинського А. С., Дзюблюка О. В., Конопатської Л. В., Лазепка І. М., Мируна М. І., Мороза А. М., Огородніка С. Я., Осадця С. С., Остапішиної Т. П., Савлука М. І., Сивульського М. І. та ін. Значний внесок у дослідження кредитного портфеля зробили російські вчені, передусім Лаврушин О., Масленченков Ю., Панова Г., Усоскін В., Ширінська О. та ін. У їхніх дослідженнях описано проблеми

формування і моніторингу кредитного портфеля, наводяться класифікаційні характеристики кредитів і пов'язаних з ними ризиків, висвітлюються інші актуальні аспекти кредитних операцій комерційних банків. Проте питання аналізу та прогнозування якості кредитного портфеля є недостатньо опрацьованими, чим і зумовлена актуальність дослідження.

Метою статті є аналіз існуючих та розробка інноваційних методів оцінки якості кредитного портфеля банків за допомогою інструментів прогнозування, отримання чисельних результатів з використанням програмного пакету STATISTICA 8.0. та вироблення рекомендацій.

Для досягнення поставленої мети у статті поставлено такі завдання:

- проаналізувати динаміку кредитної діяльності банків України;
- визначити особливості поведінки проблемних кредитів та кредитного портфеля в цілому;
- дослідити наявні методи оцінки якості кредитного портфеля;
- розробити інноваційний інструментарій для аналізу якості;
- спрогнозувати динаміку показника якості на коротку перспективу;
- встановити випереджаючі індикатори;
- використати методіку ARIMA-LI для рекомендацій щодо підвищення якості кредитного портфеля на основі прогнозних значень.

Обґрунтування отриманих наукових результатів. Банківська система є важливою складовою ринкової інфраструктури України, оскільки забезпечує взаємодію банків із суб'єктами ринку в процесі розширеного відтворення, що відображає в такий спосіб рівень організації економічних відносин в країні.

На теперішньому етапі розвитку банківської системи головне завдання полягає в пошуку реальних шляхів мінімізації ризиків й отримання достатніх прибутків для збереження коштів вкладників та підтримання «життєдіяльності» банку. Успішне вирішення цієї складної проблеми потребує ефективного використання як існуючих, так і розробки нових методів банківського менеджменту.

Діяльність банків здебільшого пов'язана з наданням кредитів. Сукупність кредитних операцій, проведених банком прийнято вважати кредитним портфелем. У структурі банківських активів кредити становлять близько 50–60 % і забезпечують 2/3 усіх доходів. Кредитні операції банку є найбільш дохідними, але разом з тим і найризикованішими [1, с. 101]. Аналіз сучасних тенденцій розвитку банківської системи України

свідчить, що обсяги кредитування постійно зростають як в абсолютних, так і у відносних показниках. Кредитна діяльність сучасних комерційних банків досить багатогранна і включає різні форми та види позичок, наданих юридичним або фізичним особам. У процесі управління кредитною діяльністю банку об'єктами є не лише кожна окрема кредитна операція, а й сукупність усіх наданих банком кредитів з їх взаємовпливом і взаємозалежністю, тобто кредитний портфель. Обсяг кредитного портфеля оцінюється за балансовою вартістю всіх кредитів банку, зокрема прострочених, пролонгованих, сумнівних. У структурі банківського балансу кредитний портфель досліджують як одне ціле та складова активів банку, яка характеризується показниками дохідності та відповідним рівнем ризику. Дохідність і ризик – основні параметри управління кредитним портфелем банку. За співвідношенням цих показників визначається ефективність кредитної діяльності банку.

Головна мета процесу управління кредитним портфелем банку полягає в забезпеченні максимальної дохідності за допустимого рівня ризику. Рівень дохідності кредитного портфеля залежить від структури й обсягу портфеля, а також від рівня відсоткових ставок за кредитами [1, с. 104].

Якість кредитного портфеля суттєво впливає на рівень ризикованості та надійності банку, тому саме кредитна діяльність підлягає регулюванню з боку органів нагляду. Вимірювання, мінімізація та контроль за рівнем кредитного ризику – одне з найскладніших завдань менеджменту банку у процесі формування кредитного портфеля [1, с. 106].

Для банківської діяльності важливим є не уникнення ризику взагалі, а його передбачення та зниження до мінімального рівня, тобто оптимізаційне управління. Під ризиком розуміють загрозу втрати банком частини своїх ресурсів, недоотримання доходів або спричинення додаткових витрат у результаті здійснення певних фінансових операцій [2, с. 204].

Кредитний ризик, або ризик неповернення боргу, може бути промисловим (пов'язаний з імовірністю спаду виробництва або попиту на продукцію певної галузі); ризик, обумовлений невиконанням з певних причин договірних умов; ризик, пов'язаний з трансформацією видів ресурсів (найчастіше за строком) та ризик форс-мажорних обставин [2, с. 210].

Основним завданням управління банківськими ризиками є визначення ступеня допустимості ризику й прийняття практичного рішення, що спрямоване на розроблення заходів,

які дають можливість зменшити вірогідність втрат. Якісне оцінювання кредитного портфеля має на меті насамперед максимально знизити ризик неповернення позики, що веде до значних втрат для банків і може привести його до банкрутства. Аналіз кредитних операцій потрібно здійснюватися також у напрямі оцінювання ступеня захищеності від можливих втрат. Що гірші показники якості кредитів з погляду кредитного ризику, то більшим має бути ступінь їх захищеності.

Для оцінювання якості кредитного портфеля з погляду кредитного ризику застосовуються такі показники:

- коефіцієнт покриття класифікованих позик;
- питома вага зважених класифікованих позик;
- коефіцієнт питомої ваги проблемних та збиткових позик [2, с. 225].

Перелічені показники слід проаналізувати в динаміці, виявити тенденцію до їх зміни та причини їх погіршення. Розрахунок цих коефіцієнтів допомагає визначити тенденції погіршення фінансового стану та шляхи збільшення економічної ефективності кредитних операцій.

Коефіцієнт покриття класифікованих позик розраховують як відношення зважених класифікованих позик до капіталу банку. Цей показник комплексно характеризує якість кредитного портфеля з погляду ризику в сукупності з його захищеністю власним капіталом. Підвищення цього коефіцієнта в динаміці вважають негативним явищем і свідчить про підвищення ймовірності збитків у майбутньому.

Коефіцієнт питомої ваги зважених класифікованих позик розраховують як відношення зважених класифікованих позик до загальної суми позик. Зважені класифіковані позики розраховуються множенням суми кредитів певної групи ризику на відповідний коефіцієнт.

Коефіцієнт питомої ваги проблемних та збиткових позик розраховують як відношення позик з простроченою виплатою процентів та основної суми боргу до загального обсягу позик. Цей коефіцієнт вказує на ту частину позик, у портфелі банку, виплати за якими були невчасно погашені, та на ті, які не були погашені взагалі. Високий процент свідчить про погіршення кредитної діяльності банку. Значний приріст за аналізований період свідчить про можливі значні збитки в перспективі.

Коефіцієнт збитковості позик розраховують як співвідношення збитків за позиками, отриманими за аналізований період до середнього загального

обсягу позик або до загального обсягу позик. Коефіцієнт збитковості визначає частину позик, які за певний період призвели до збитку. Зростання цього показника може свідчити про погіршення політики дотримання допустимого рівня ризику.

Аналіз кредитних операцій повинен здійснюватися також у напрямі оцінювання ступеня захищеності від можливих втрат. Що гірші показники якості кредитів з погляду кредитного ризику, то більшим має бути ступінь їх захищеності. Для оцінювання його рівня використовують такі показники:

- коефіцієнт забезпеченості позики;
- коефіцієнт забезпеченості збитків;
- коефіцієнт захищеності позик від втрат;
- коефіцієнт покриття збитків;
- коефіцієнт покриття позик власним капіталом [2, с. 217].

У роботі для оцінки якості будемо використовувати коефіцієнт питомої ваги проблемних та збиткових позик, оскільки даний показник найкраще відображає втрати банків від кредитної діяльності та є досить суттєвим для функціонування банківської системи. Обчисливши значення цього коефіцієнта, отримаємо часовий ряд. Будь-який динамічний ряд у межах періоду з більш-менш стабільними умовами розвитку виявляє певну закономірність зміни рівнів – загальну тенденцію. Одним рядом притаманна тенденція до зростання, іншим – до спадання, що у свою чергу, відбувається по-різному: рівномірно, прискорено чи уповільнено. Нерідко ряди динаміки через коливання рівнів не виявляють чітко вираженої тенденції.

Щоб виявити й схарактеризувати основну тенденцію, застосовують різні способи згладжування та аналітичного вирівнювання динамічних рядів. Суть згладжування полягає в укрупненні інтервалів по часу та заміні первинного ряду рядом середніх по інтервалах. У середніх взаємозрівноважуються коливання рівнів первинного ряду, внаслідок чого тенденція розвитку вирізняється чіткіше [3, с. 167].

Просте ковзне середнє (англ. Simple Moving Average – SMA) – є одними з найбільш простих і популярних індикаторів у технічному аналізі. SMA є звичайним середнім арифметичним за певний період [4]. SMA належить до класу індикаторів, які слідують за трендом, допомагає визначити початок нової тенденції і її завершення, за його кутом нахилу можна визначити швидкість руху, а також її застосовують як основу у великій кількості інших технічних індикаторів. Іноді ковзне середнє називають лінією тренду.

Усереднюючи якість, яка завжди слідує за головною тенденцією ринку, ми фільтруємо

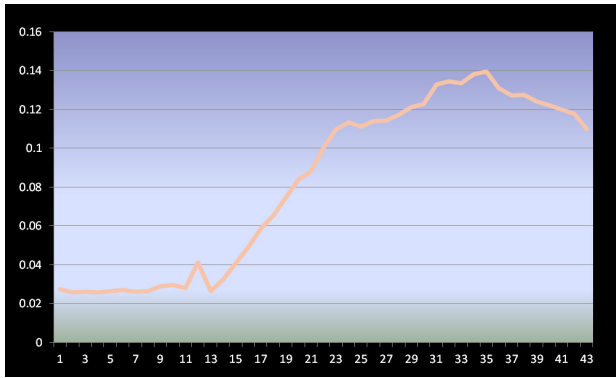


Рис. 1. Графік питомої ваги проблемних кредитів

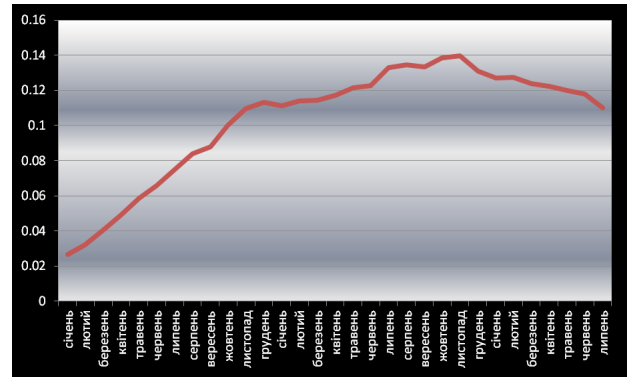


Рис. 2. Нелінійна частина часового ряду

дрібні коливання. Що менший параметр SMA, то швидше воно визначає нову тенденцію, але й одночасно робить більше помилкових коливань, і навпаки – що більший параметр, то повільніше визначається новий тренд, але надходить менше помилкових коливань [4]. Проте, цей метод має низку недоліків. Зокрема, при використанні методу SMA запізнювання на вході і виході з тренду, як правило, значне, тому в більшості випадків втрачається велика частина трендового руху. Один із значних недоліків методу SMA в тому, що він надає однакові ваги як новим показникам якості, так і більш старим, хоча логічніше припустити, що нові показники важливіші, тому що відображають більш близьку ринкову ситуацію до поточного моменту.

Моделі ARIMA (АРПКС – авторегресія проінтегрованого ковзкого середнього) є важливим класом параметричних моделей, які описують нестационарні ряди. Їх ще називають моделями Бокса-Дженкінса [5, с. 435]. Моделі ARIMA формуються, в основному, на автокореляційній структурі даних. У методології ARIMA не передбачається будь-якої чіткої моделі для прогнозування даного часового ряду. Задається лише загальний клас моделей, які описують часовий ряд і дозволяють виражати

поточне значення змінної через її попередні значення. Потім алгоритм, підставляючи внутрішні параметри, сам обирає найбільш придатну модель прогнозування.

Методологія прогнозування Бокса-Дженкінса відрізняється від більшості методів тим, що в ній не вимагається особливої структури даних часових рядів, для яких виконується прогноз, а використовується ітеративний підхід до визначення допустимої серед загального класу моделей. Потім обрана модель зіставляється з історичними даними, для того щоб перевірити точність опису рядів. Модель вважають прийнятною, якщо залишки, в основному, малі, розподілені випадково, і не містять корисної інформації. Якщо задана модель незадовільна, процес повторюється, але вже з використанням нової поліпшеної моделі. Подібна ітераційна процедура повторюється до тих пір, поки не буде знайдено коректної моделі. З цього моменту задана модель може використовуватися для цілей прогнозування. При моделюванні нестационарних за своєю природою економічних процесів, авторегресійна функція об'єднується з іншими методами аналізу динаміки: ковзкою середньою, трендом, сезонною хвилею. Об'єднання різних моделей в єдине ціле суттєво розширює сферу

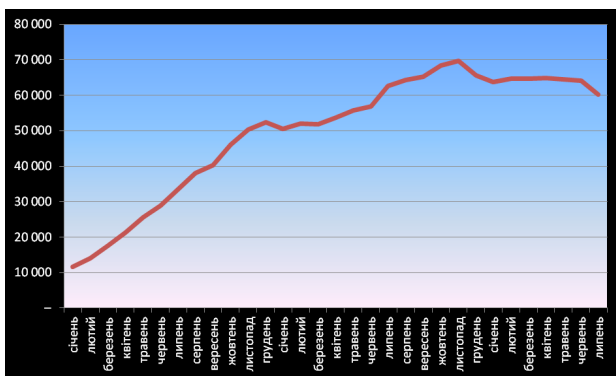


Рис. 3. Графік абсолютних показників проблемних кредитів

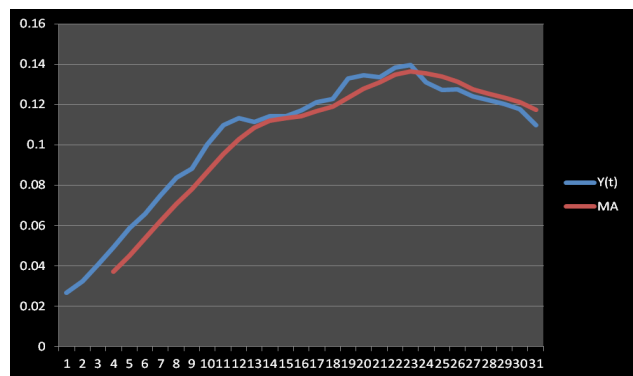


Рис. 4. Ковзке середнє з кварталним періодом

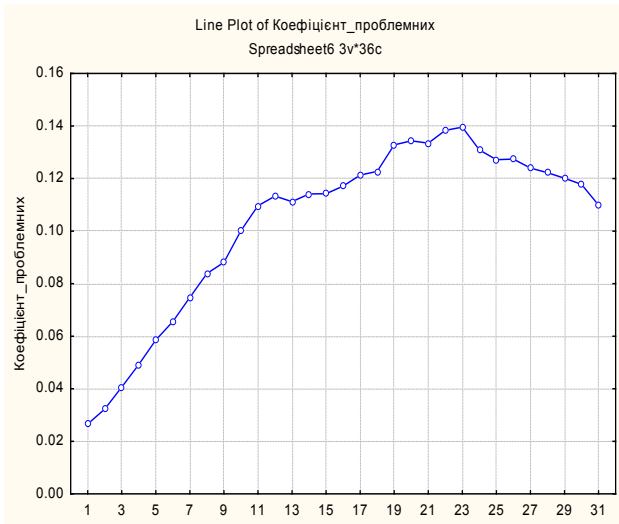


Рис. 5. Візуалізовані дані

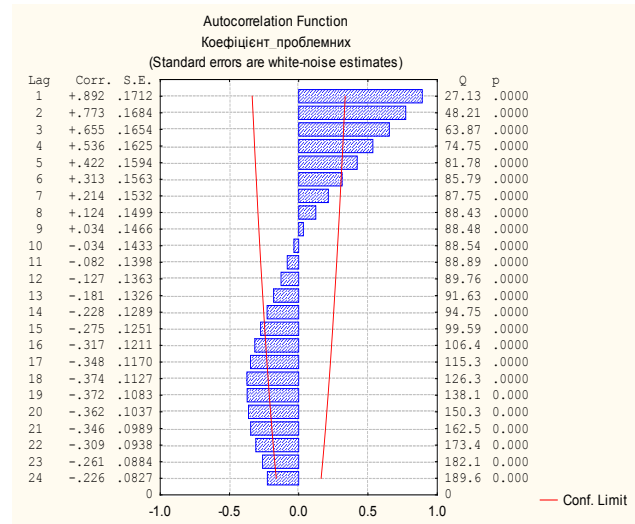


Рис. 6. Автокореляційна функція

їх використання. Крім того, об'єднані моделі формуються на основі одних і тих же статистичних характеристик – автокореляційних функцій, розробляється один алгоритм розрахунку параметрів моделі і визначення прогнозів.

У моделі ARIMA рівень динамічного ряду y_t визначають як зважену суму попередніх його значень і значень залишків e_t – поточних і попередніх. Вона об'єднує модель авторегресії порядку p і модель ковзкої середньої залишків порядку q . Тренд включається в ARIMA за допомогою оператора кінцевих різниць ряду y_t . Для фільтрації лінійного тренда використовують різниці першого порядку, для фільтрації параболічного тренду – різниці другого порядку і т. д. Різниця d повинна бути стаціонарною.

Вид моделі ARIMA, адекватність її реальному процесу та прогнозні властивості залежать від порядку авторегресії p і порядку ковзної середньої q . Через те, ключовим моментом моделювання вважається процедура ідентифікації

– обґрунтування виду моделі. У стандартній методиці ARIMA ідентифікація зводиться до візуального аналізу автокорелограм і ґрунтується на принципі економії, за яким $(p + q) \leq 2$. Підхід Бокса-Дженкінса до аналізу часових рядів є потужним інструментом для побудови точних прогнозів з малою дальністю прогнозування. Моделі ARIMA досить гнучкі і можуть описувати широкий спектр характеристик часових рядів, які зустрічаються на практиці. Вищезазначені фактори свідчать, що дані моделі добре працюють в разі стабільного стану процесу і перестають адекватно відображати його, коли відбуваються суттєві зміни.

Прогнози економічного розвитку можуть ґрунтуватися на елементарній екстраполяції, витончених економетричних моделях, прийомах «технічного аналізу», опитування споживачів і підприємців, формалізації оцінок експертів і аналітиків. Одним з найпоширеніших методів передбачення майбутньої економічної динаміки

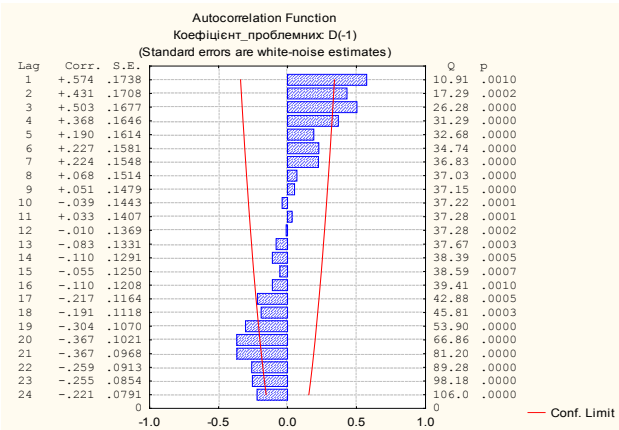


Рис. 7. Автокореляційна функція при $d = 1$

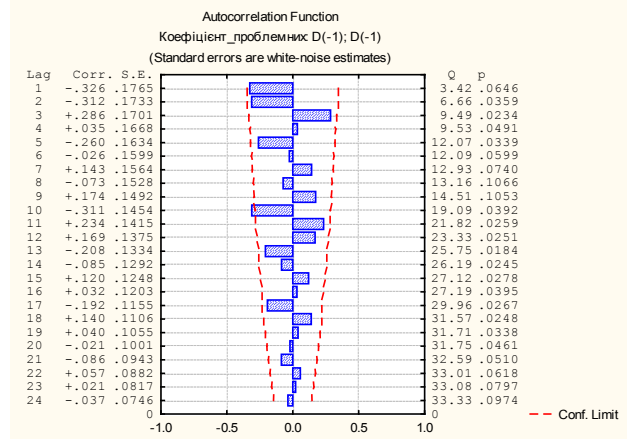


Рис. 8. Автокореляційна функція при $d = 2$

є використання системи випереджаючих індикаторів. Ідея, що лежить в основі такого підходу, проста й очевидна: щоб передбачити, коли наступить перехід економіки від підйому до спаду (або, навпаки, від спаду до підйому) треба побудувати «систему раннього виявлення» [6, с. 136].

У межах цього дослідження проведено аналіз якості кредитного портфеля з позиції питомої ваги проблемних кредитів у загальній кількості наданих нефінансовому сектору економіки за січень 2008 – липень 2011 року (Рис.1, [7]).

З рисунку 1 видно, що часовий ряд доцільно розбити на дві частини, оскільки від першого періоду і до одинадцятого спостерігається практично лінійна динаміка. На нашу думку, значення цієї частини ряду можна не враховувати для побудови прогнозу. Таку поведінку ряду частково пояснює політика НБУ щодо валютних курсів. У першій половині 2008 року курс американського долара до української гривні був незмінний, а з четвертого кварталу НБУ відпустив курс у вільне плавання, що має своє відображення на графіку. Для подальшого аналізу розглянемо часовий ряд з січня 2009 року (Рис. 2).

Для порівняння наведемо графік обсягів проблемних кредитів в абсолютних показниках (Рис. 3).

Як бачимо, графік на рисунку 3 майже повністю повторює графік рисунку 2. Це свідчить, що часовий ряд значень коефіцієнтів якості проблемних кредитів відображає реальну динаміку обсягу проблемних кредитів і наявність піків пов'язана зі збільшенням проблемних кредитів, а не скороченням загальної кількості виданих. Для виявлення основної тенденції ряду використано метод ковзкого середнього із квартальним періодом. Нижче подано графік (Рис. 4).

З цього рисунку видно, що в майбутньому збережеться тенденція зменшення даного коефіцієнта, якщо зовнішні умови не зміняться. Метод ковзкого середнього добрий для визначення тенденції, але не для точних прогнозних значень. Прогнозування динаміки якості кредитного портфеля здійснимо за допомогою моделей ARIMA, які застосовують для короткострокового прогнозування і дозволяють побудувати точкові прогнози та їх інтервали довіри. За допомогою цих моделей отримуємо прогнозні значення на 2 періоди.

ARIMA моделі побудовані нами за допомогою статистичного пакету STATISTICA 8.0. Цей пакет дозволяє задати такі параметри: p – порядок авторегресії, q – порядок ковзаючого середнього, d – порядок різниці. Ідентифікувати модель ARIMA

– означає визначити ці параметри [5, с. 443].

Основний критерій ідентифікації – поведінка автокореляційної та часткової автокореляційної функції. Нехай d – невідомий порядок різниці моделі, який потрібно визначити. Насамперед, візуалізуємо ряд і визначаємо його стаціонарність або нестаціонарність (Рис. 5).

Наявність тренду є першою ознакою нестаціонарності [5, с. 444]. Для більшої впевненості побудуємо автокореляційну функцію (Рис. 6).

Якщо функція немає тенденції до затухання, то говорять про нестаціонарність ряду. Як бачимо, (Рис. 6) автокореляційна функція немає тенденції до затухання, тому приходимо до висновку, що ряд є нестаціонарним. Для моделі випадок затухаючої автокореляційної функції означає, що $d = 0$. В іншому разі необхідно брати різниці до тих пір, поки дана функція не стане стаціонарною [5, с. 445]. Знайдемо різниці першого порядку часового ряду (Рис. 7).

Провівши таку ітерацію ще раз, отримуємо стаціонарний ряд при $d = 2$ (Рис. 8).

Наступним етапом потрібно визначити параметри p і q . Практика показує, що більшість часових рядів, які описуються змішаними моделями авторегресії та ковзкого середнього можна достатньо точно віднести до одного з таких п'яти класів:

- моделі авторегресії з одним параметром $p=1, q=0$;
- моделі авторегресії з двома параметрами $p=2, q=0$;
- моделі ковзкого середнього з одним параметром $p=0, q=1$;
- моделі ковзкого середнього з двома параметрами $p=0, q=2$;
- моделі авторегресії з одним параметром і ковзкого середнього з одним параметром [5, с. 448–449].

Наявні такі практичні критерії для визначення цих моделей за допомогою автокореляційних і часткових автокореляційних функцій:

- один параметр авторегресії: автокореляційна функція експоненціально затухає, часткова автокореляційна має викид на лазі 1.
- два параметри авторегресії: автокореляційна функція має форму затухаючої синусоїдальної хвилі або експоненціально затухає, часткова автокореляційна функція має викиди тільки для лагів 1 і 2.
- один параметр ковзкого середнього: автокореляційна функція має викид на лазі 1, часткова автокореляційна функція експоненціально затухає.

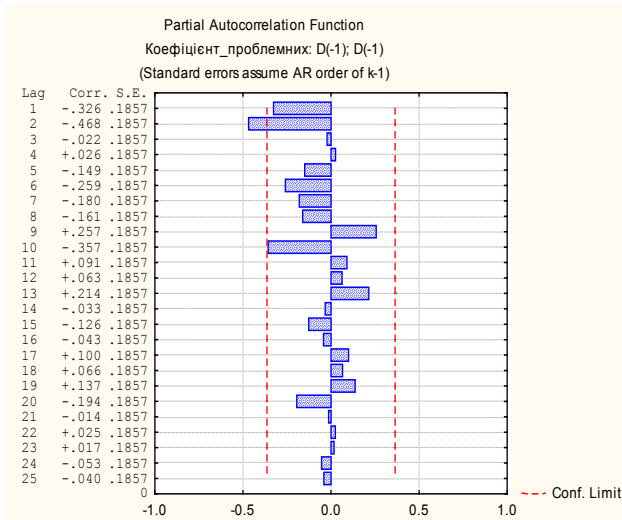


Рис. 9. Часткова автокореляційна функція ряду при $d=2$

– два параметри ковзкого середнього: автокореляційна функція має викид на лагах 1 і 2, часткова автокореляційна функція має форму синусоїдальної хвилі або експоненціально затухає.

– один параметр авторегресії і один ковзкого середнього: автокореляційна функція експоненціально затухає, часткова автокореляційна функція теж експоненціально затухає [5, с. 449].

Аналізуючи поведінку автокореляційної функції на рисунку 7, та часткової автокореляційної функції на рисунку 9, приходимо до висновку, що досить точно даний часовий ряд може бути описаний другим та третім класом моделей, тобто $p=2$, $q=0$, та $p=0$, $q=1$.

Автокореляційна функція на рисунку 8 має яскраво виражену синусоїдальну затухаючу хвилю, а також викид на лазі 1. Даний часовий ряд немає вираженої часової компоненти, тому жодних сезонних коригувань в цю модель вносити не потрібно. Таким чином, ми ідентифікували дві моделі ARIMA, які потрібно перевірити на адекватність.

На рисунку 10 зображено результати побудованої моделі за допомогою пакету STATISTICA 8.0. На рисунку 11 подано оцінку параметрів моделі.

Аналізуючи оцінки параметрів на рисунку 11, можна зробити висновок, що параметр $p(2)$ є статистично значимий (для нього $p=0,023$, що є менше, ніж 0,05), а оцінка параметра $p(1)$ досить близька до рівня 0,05. Тому, для подальшої перевірки адекватності цієї моделі, побудуємо прогноз для існуючих даних, щоб побачити на скільки відхиляються реальні значення від прогнозованих.

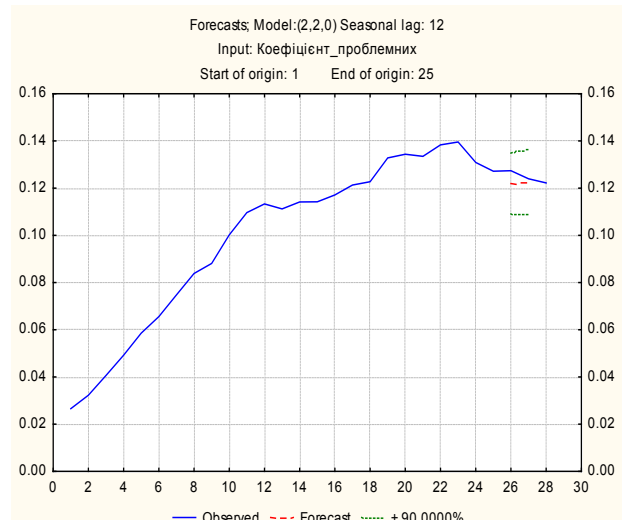


Рис. 12. Співставлення прогнозних і реальних даних для моделі ARIMA (2,2,0)

Як бачимо з рисунку 12 прогноз є відносно точний. Спостережувані значення лежать в інтервалі довіри.

Тепер побудуємо модель ARIMA з параметрами (0,2,1) (Рис. 13).

Наведемо оцінку параметрів цієї моделі (Рис. 14).

Єдиний параметр моделі є статистично значущий, оскільки r значно менше 0,05. Здійснимо прогноз для наших даних, як у попередній моделі (Рис. 15).

Ця модель теж дає добрі результати прогнозів, практично повністю повторюючи рух часового ряду. Всі реальні значення лежать в межах інтервалу довіри. Тому можна будувати прогноз на майбутні періоди (Рис. 16, 17).

Наведемо прогнозні значення в таблиці (Рис. 17).

Тепер зробимо прогноз за допомогою моделі ARIMA (2,2,0).

Враховуючи прогнозні результати даних моделей, бачимо, що тенденція до покращення якості повинна зберегтися на наступні 2 періоди. Такий же прогноз ми отримали і за допомогою моделі простого ковзкого середнього.

Використання моделей ARIMA дозволяє спрогнозувати деякий інтервал довіри та точне значення ряду, яке розділяє даний інтервал на 2. У більшості випадків інтервал є досить великим. Тому для точнішого прогнозу варто визначити тенденцію, щоб мати змогу вибрати лише одну частину інтервалу довіри. Для цього необхідно використовувати інші методи прогнозу. Зокрема, ми пропонуємо використати метод випереджаючих індикаторів, тобто показників, які використовуються для передбачення піків

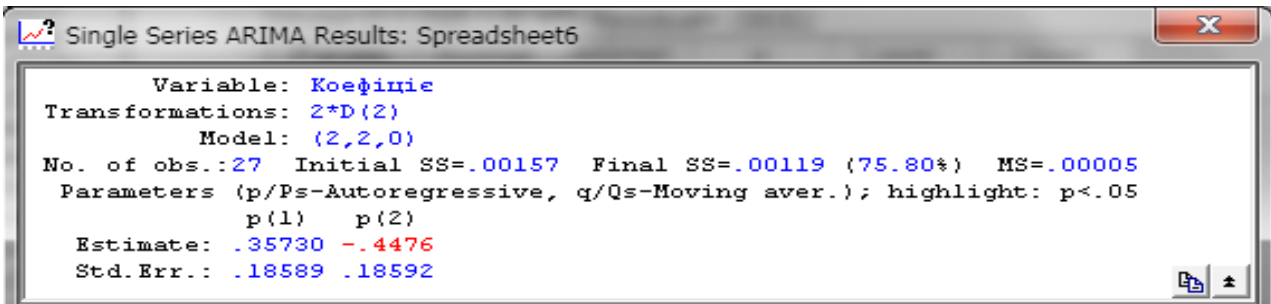


Рис. 10. Модель ARIMA (2,2,0)

Input: Коефіцієнт_проблемних (Spreadsheet6)						
Transformations: 2*D(2)						
Model: (2,2,0) MS Residual= .00005						
Paramet.	Param.	Asympt. Std.Err.	Asympt. t(25)	p	Lower 95% Conf	Upper 95% Conf
p(1)	0.357297	0.185887	1.92211	0.066059	-0.025545	0.740139
p(2)	-0.447604	0.185920	-2.40751	0.023769	-0.830513	-0.064694

Рис. 11. Оцінка параметрів моделі

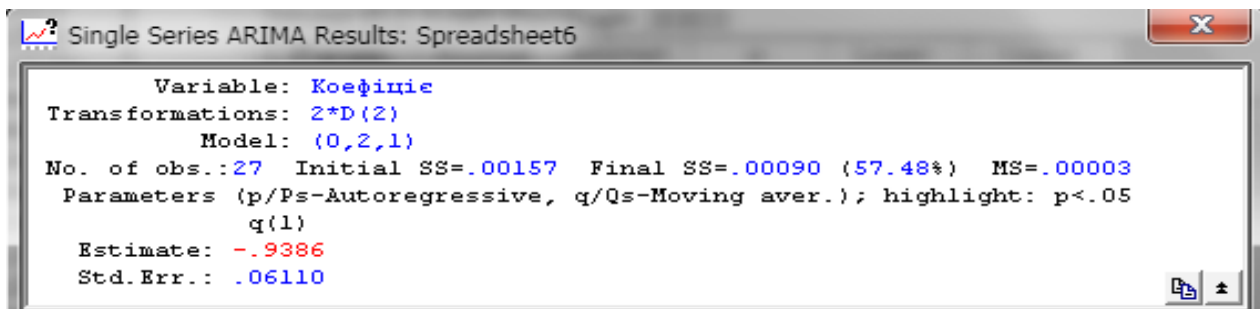


Рис. 13. Модель ARIMA (0,2,1)

Input: Коефіцієнт_проблемних (Spreadsheet6)						
Transformations: 2*D(2)						
Model: (0,2,1) MS Residual= .00003						
Paramet.	Param.	Asympt. Std.Err.	Asympt. t(26)	p	Lower 95% Conf	Upper 95% Conf
q(1)	-0.938587	0.061097	-15.3622	0.000000	-1.06417	-0.813000

Рис. 14. Оцінка параметрів для моделі ARIMA (0,2,1)

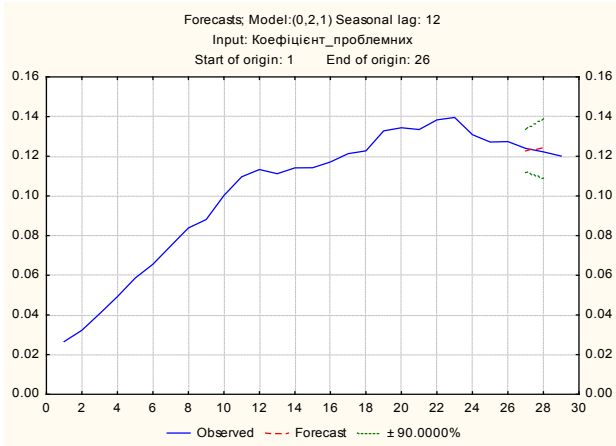


Рис. 15. Співставлення прогностичних і реальних даних для моделі ARIMA (0,2,1)

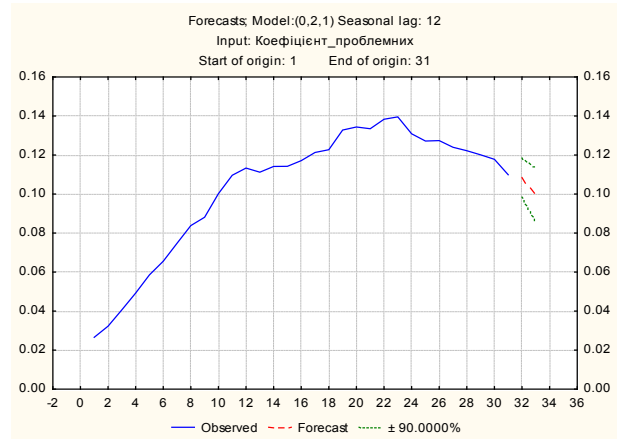


Рис. 16. Прогностичні значення на майбутні 2 періоди за допомогою моделі ARIMA (0,2,1)

Forecasts; Model:(0,2,1) Seasonal lag: 12 (Spreadsheet6)				
Input: Коефіцієнт_проблемних				
Start of origin: 1 End of origin: 31				
CaseNo.	Forecast	Lower	Upper	Std.Err.
		90.0000%	90.0000%	

Рис. 17. Таблиця прогностичних значень на 2 періоди

Forecasts; Model:(2,2,0) Seasonal lag: 12 (Spreadsheet6)				
Input: Коефіцієнт_проблемних				
Start of origin: 1 End of origin: 31				
CaseNo.	Forecast	Lower	Upper	Std.Err.
32	0.110767	0.098990	0.122543	0.006894
33	0.101611	0.089105	0.114117	0.007321

Рис. 18. Таблиця прогностичних значень на 2 періоди для моделі ARIMA(2,2,0)

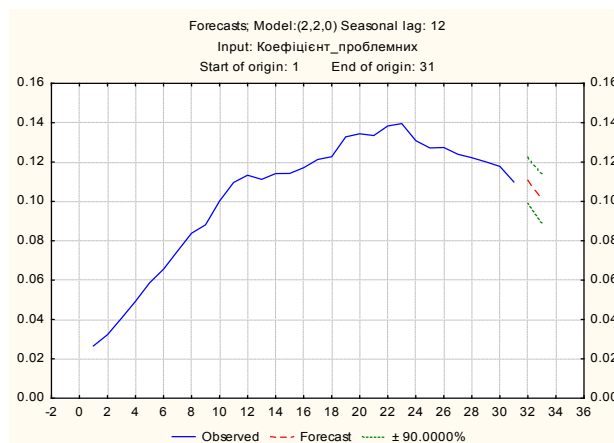


Рис. 19. Прогностичні значення на майбутні 2 періоди за допомогою моделі ARIMA (2,2,0)

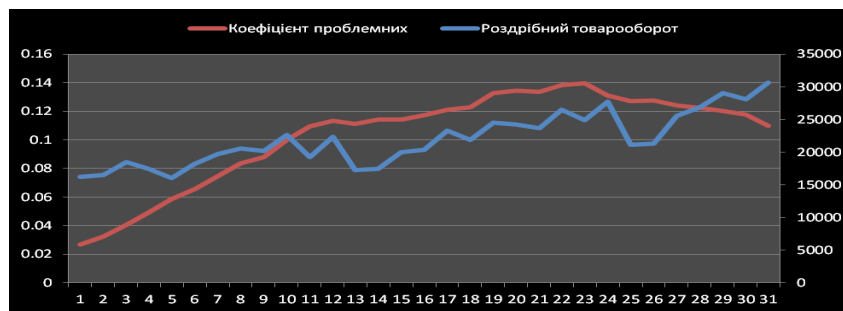


Рис. 20. Порівняння графіків обсягу товарообороту та коефіцієнту проблемних кредитів

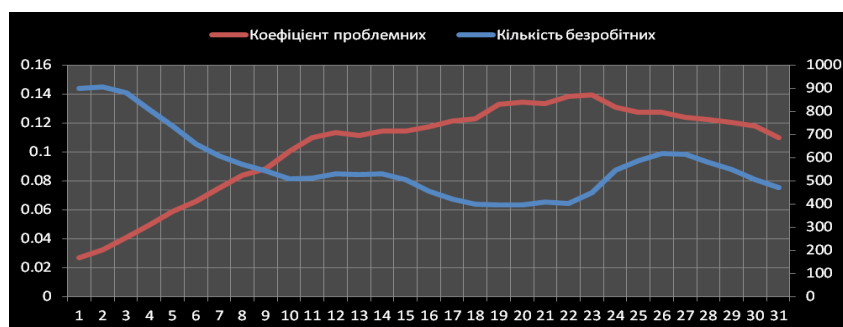


Рис. 21. Співставлення графіків безробіття та коефіцієнту проблемних кредитів



Рис. 22. Графіки зміни курсів та коефіцієнта проблемних кредитів [8].

і дна економічних циклів [6, с. 132]. Провівши економічний аналіз факторів впливу на питому вагу проблемних кредитів, ми дійшли висновку, що існують показники, які мають найсуттєвіший вплив. Зокрема, кількість безробітних, курс долара США до гривні та роздрібний товарооборот підприємств (обсяг продажу споживчих товарів населенню через роздрібну торгову мережу, мережу ресторанного господарства усіма діючими підприємствами, а також промисловими, транспортними та іншими неторговими підприємствами безпосередньо населенню через касу підприємства, а також продаж через торгову мережу установам, організаціям і підприємствам). Ці показники обрані тому, що характеризують дві основні категорії суб'єктів економіки, які мають

проблеми зі сплатою кредитів.

Рівень безробіття впливає на рівень доходів населення і їхню платоспроможність. Відповідно, при зменшенні платоспроможності постає проблема з виплатою відсотків за позиками. Даний показник відносно швидко впливатиме на питому вагу проблемних позик тому, що якщо більша частина доходів населення України йде на споживання (в основному товари першої необхідності, від яких неможливо відмовитися), то частка заощаджень дуже мала. Відповідно, нестачу коштів домашні господарства відчують практично одразу (до 1 місяця часу). Роздрібний товарооборот має безпосередній вплив на рівень доходів підприємств. Високий дохід, водночас, дає їм можливість сплати відсотків по кредиту вчасно.

Коливання валютних курсів викликає недовіру та нестабільну ситуацію, якою інколи починають зловживати позичальники і навмисне не платити кредит. Відповідно, питома вага проблемних кредитів збільшується.

Враховуючи вищезазначене, можна припустити, що значення коефіцієнта питомої ваги проблемних позик залежить від попереднього значення роздрібного товарообороту та попереднього значення кількості безробітних, а також від стабільності курсу гривні до долара США (Рис. 20, 21, [8, 9]).

З рисунків 20 та 21 видно, що починаючи з 26 періоду кількість безробітних почала скорочуватися, а роздрібний товарооборот зростати. У підприємств з'являються кошти для сплати кредитів, тому можна спостерігати динаміку коефіцієнта проблемних кредитів до зниження. Скорочення кількості безробітних теж частково пояснює зниження коефіцієнта. На рисунку 22 подано динаміку середньомісячного курсу долара США до гривні.

Отже, можна з деякою імовірністю стверджувати, що в короткостроковому періоді збережеться тенденція до зменшення питомої ваги проблемних кредитів. За таких умов можемо враховувати лише одну частину інтервалів довіри, які отримано за допомогою ARIMA моделей. Для моделі ARIMA (2,2,0) прогнозний інтервал складатиме (0.098990 ; 0.110767) для першого прогнозованого періоду та (0.089105 ; 0.101611) для другого. Модель ARIMA (0,2,1) дає такі прогнозні результати: для першого періоду (0.098405 ; 0.108446) і (0.085932 ; 0.099703) для другого. Таким чином, поєднавши кілька методів прогнозування, вдалося отримати значно точніші прогнозні значення порівняно з прогнозами, які були отримані кожним методом зокрема.

Список використаних джерел

1. Примостка Л. О. Фінансовий менеджмент банку: Підручник. — 2-ге вид., доп. і перероб. — К. : КНЕУ, 2004. — 468 с.
2. Герасимович А. М. Аналіз банківської діяльності: Підручник / А. М. Герасимович., М. Д. Алексеєнко, І. М. Парасій-Вергуненко. — К. : КНЕУ, 2004. — 599 с.
3. Герасименко С. С. Статистика / С. С. Герасименко, А. В. Головач, А. М. Єріна За наук. ред. д-ра екон. наук С. С. Герасименка. — 2-ге вид., перероб. і доп. — К. : КНЕУ, 2000. — 467 с.
4. Куриляк Т. Т. Метод ковзного середнього / Т. Т. Куриляк. — Режим доступу : http://wiki.tntu.edu.ua/index.php?title=метод_ковзного_середнього
5. Халафян А. А. Статистический анализ данных. Учебник. — М. : 3-е изд. — ООО «Бином — Пресс», 2007г. — 512с.

Висновки. Отже, аналіз якості кредитного портфеля банку є необхідним етапом оцінювання банківської ліквідності, оскільки найвищий ризик притаманний кредитним операціям банку. Якщо питома вага проблемних кредитів значна, то необхідно вжити всі допустимі заходи для покращення якості кредитного портфеля, оскільки така ситуація становить загрозу економічній безпеці банку.

На якість кредитного портфеля суттєво впливає зовнішнє середовище, яке банк не в змозі контролювати. Зокрема, суттєвий вплив становлять кількість безробітних (характеризує рівень доходів населення), роздрібний товарооборот (характеризує доходи підприємств), а також стабільність курсів валют. Ці показники необхідно враховувати для прогнозування майбутніх значень якості кредитного портфеля, адже їх зміна з великою імовірністю матиме вплив на питому вагу проблемних кредитів.

Наявні інструменти аналізу якості кредитного портфеля стосуються ретроспективи, а сучасне фінансове середовище – мобільне і нестабільне. Тому для забезпечення ефективності прийняття рішень виникає необхідність володіння перспективним аналізом. У зв'язку з цим запропонований метод інтеграції ARIMA та випереджаючих індикаторів (ARIMA-LI) для оцінки якості кредитного портфеля на короткострокову перспективу дозволить управляти якістю, а не констатувати її стан.

Отримані на основі ARIMA-LI прогнози показують, що якість кредитного портфеля буде покращуватися. В останні періоди спостерігається тенденція до зниження кількості проблемних кредитів. Такою ситуацією повинні скористатися банки для покращення своїх фінансових результатів за рахунок покращення якості кредитного портфеля.

6. Холден К. Економічне прогнозування: вступ / К. Холден, Д. А. Піл, Дж. Л. Томпсон. — К. : Інформтехніка — ЕМЦ, 1996 — 216с.
7. Статистичний бюллетень. — Режим доступу : http://www.bank.gov.ua/control/uk/publish/category?cat_id=71195
8. Держстат України (Обсяг роздрібного товарообороту підприємства) Режим доступу : http://www.ukrstat.gov.ua/operativ/operativ2011/sr/sr/sr_u/arh_sr2011
9. Держстат України (Зареєстроване безробіття (щомісячні дані)). — Режим доступу : http://www.ukrstat.gov.ua/operativ/operativ2008/rp/sz_br/sz_br_u/arh_zb_u.htm