

Чайковская М.П.,

канд. эконом. наук., доцент,

Медведь Т. С.

Одесский национальный университет им. И.И. Мечникова

КОМПЛЕКСНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ СТІЙКОСТІ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ УСТАНОВ

КОМПЛЕКСНАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УСТОЙЧИВОСТИ ФИНАНСОВО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ОРГАНИЗАЦИЙ

INTEGRATED MODEL PREDICTION STABILITY OF THE FINANCIAL ORGANIZATIONS

У роботі викладаються ключові принципи комплексної методики аналізу фінансової стійкості фінансово-економічних організацій банківського сектора. Дослідження спрямовано на використання фінансової інформації банків, що представлена у вільному доступі, і рекомендуються широкому колу зацікавлених користувачів для прийняття інвестиційних рішень. У статті проводиться аналіз математичних основ прогнозування фінансової стійкості банків; обґрунтовується необхідність проведення первинної обробки вхідної інформації на базі рейтингової оцінки у формі часових рядів методом зведених показників; розкривається сутність методологій проінтегрованої авторегресії ковзного середнього та багатословних перцептронних нейронних мереж; наводяться рекомендації щодо вдосконалення методів побудови прогнозів фінансової стійкості банку. Обґрунтовується доцільність використання комбінованої методології прогнозного моделювання. Наводяться результати практичного застосування методології для українського фінансового ринку.

Ключові слова: моделі прогнозування, фінансова стійкість банку, часовий ряд, перцептронна нейромережева модель, проінтегрована авторегресія.

В работе излагаются ключевые принципы комплексной методики анализа финансовой устойчивости финансово-экономических организаций банковского сектора. Исследования направлены на использование представленной в свободном доступе финансовой информации банков и рекомендуются широкому кругу пользователей для принятия инвестиционных решений. В статье проводится анализ математических основ прогнозирования финансовой устойчивости банков; обосновывается необходимость проведения первичной обработки входящей информации на базе рейтинговой оценки в форме временных рядов методом сводных показателей; раскрывается сущность методологий проинтегрированной авторегрессии и многослойных перцептронных нейронных сетей; приводятся рекомендации по совершенствованию методов построения прогнозов финансовой устойчивости банка. Обосновывается целесообразность использования комбинированной методологии прогнозного моделирования. Приводятся результаты практического применения методологии для украинского финансового рынка.

Ключевые слова: модели прогнозирования, финансовая устойчивость банка, временной ряд, перцептронная нейросетевая модель, проинтегрированная авторегрессия.

The paper outlines the key principles of an integrated method of analysis of financial stability of the financial and economic organizations of the banking sector. The research focuses on the use of the openly available financial information of banks and recommends a wide range of interested users to make different investment decisions. The article analyzes the mathematical foundations of forecasting the financial stability of banks. The necessity of primary processing of rated incoming information in the form of time series is established. The essence of methodologies of integrated autoregression with moving average and multilayer perceptron neural networks is explained. Provides the recommendations for improving the methods of forecasting financial stability of the bank. The article proves the feasibility of using a comprehensive application of the modelling methodology. The results of practical calculations application of the methodology for the Ukrainian financial market are provided.

Keywords: Prognosis models, the financial stability of the bank, time series, perceptron neural network model, integrated autoregression.

Введение. В условиях снижения надежности отечественных коммерческих банков и устойчивости банковской системы в целом, необходимость разработки математического инструментария оценивания данных характеристик становится особенно очевидной для успешной структурной перестройки и подъема украинской экономики.

На современном этапе экономического развития в Украине значительную актуальность приобретают вопросы привлечения внутренних и внешних инвестиций, сдерживание оттока отечественных капиталов за границу, восстановление материального производства и экономического роста страны, решение которых невозможно без финансово устойчивого банковского сектора экономики и доверия со стороны вкладчиков.

Вопрос надежности финансово-кредитного учреждения особенно обостряются в периоды экономической нестабильности, кризисных явлений. Ведь банкротства банков предоставляют более неблагоприятное влияние на экономику, чем банкротства других типов предприятий.

Точечная рейтинговая оценка финансового положения банка не вызывает особых трудностей, ей посвящено немало количество научных трудов, однако расчет прогнозных значений показателя устойчивости и надежности банка на определенный период времени все еще является «камнем преткновения» и обширным плацдармом для исследований.

К изучению весомых показателей финансовой устойчивости банковских учреждений и построения на их основе рейтинга по уровню надежности и устойчивости обращались в своих трудах такие отечественные и зарубежные ученые: Ачкасов А., Новикова С., Рид Э., Коттер Р., Гилл Э., Смит Р., Довгялло М., Гумен И., Семенов С., Буздалин О.В., Витлинский В., Пернарковский А. [1] и многие другие. Однако единого мнения относительно параметров рейтинговой системы не сформировано и унифицированной практической методики оценки устойчивости банков не разработано [2, с.375]. По оценкам специалистов на данный момент насчитывается свыше ста методов прогнозирования, число базовых значительно меньше (15-20). Однако, несмотря на значительное расширение знаний в области прогностики, обычно в работах как отечественных, так и зарубежных авторов встречается либо стихийное перечисление методов, либо небольшие деревья классификации без достаточно проработанной диверсификации методов и моделей прогнозирования.

Таким образом, актуальна задача выбора среди многообразия представленных методов прогнозирования тех, которые бы обеспечили адекватные предсказания поведения изучаемых процессов или систем.

Современные рейтинговые агентства предлагают пользователю уже итоговые данные о том или ином распределении позиций банков в рейтинговой шкале, опуская наглядность и методологию его расчета, что, так или иначе, ставит под сомнение правдивость предоставленных ими данных. Тем не менее, украинский пользователь банковских услуг остро нуждается в понимании составления подобных рейтингов для успешного принятия решения о доверии своего капитала той или иной кредитно-экономической организации. Предложенная методика базируется на предоставленной в свободном доступе финансовой отчетности банков и может быть отслежена заинтересованными в получении прогноза рейтингового балла субъектами.

Целью работы является анализ математических основ прогнозирования финансовой устойчивости банков, выработка рекомендаций по совершенствованию методов построения прогнозов и разработка комплексного практического инструментария построения прогнозной динамики рейтинга финансовой устойчивости банка на основе проинтегрированных авторегрессионных и многослойных перцептронных нейросетевых методов, отличающегося прозрачностью расчетов, объективностью результатов и доступностью для пользователей.

Методология. Экономико-математический аппарат: финансово-экономический анализ, статистические методы обработки временных рядов, методы спектрального анализа, эконометрические модели, методы эмпирических и теоретических исследований, программные средства современной вычислительной техники (Statistica Advanced Models, Statistica Neural Networks, MS Office Excel, Matlab).

Результаты исследования. Процесс вычисления прогнозной оценки надежности кредитного учреждения, прежде всего, требует построения временного ряда, элементами которого, будут рейтинговые оценки банка согласно его финансовой надежности для клиента в определенный момент времени.

Важное значение приобретает определение доступной информационной базы расчета рейтинга надежности коммерческих банков всеми заинтересованными лицами. Наиболее доступной информацией, которую может получить аналитик, является отчетность, публикуемая в периодических изданиях, на официальных сайтах. И хотя она не дает полной и объективной оценки надеж-

ности банка, такой анализ может быть использован для ясного представления о банке. Кроме того, данная информация может быть единственно доступной для заинтересованных лиц.

Расчет финансовых коэффициентов для определения рейтинга надежности коммерческого банка проводится на базе открытых данных его финансовой отчетности. Для каждого отчетного

квартала рассчитывается $x_j^{(i)}$, где $i = \overline{1,57}$ - номер квартала, $j = \overline{1,11}$ - номер рассчитанных коэффициентов - показателей финансовой устойчивости и надежности коммерческого банка. Каждый

i -й квартал отождествляется с вектором значений вида $x^{(i)} = (x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_{11}^{(i)})$, $i = \overline{1,57}$. Компоненты вектора - значения коэффициентов финансовой устойчивости для соответствующего квартала.

Для преодоления неоднородности единиц измерения предложенных показателей, которая порождает невозможность их обоснованного сравнения, используется метод сводных показателей (МСП). Значения начальных характеристик модифицируются исходя из сформулированных требований.

Положим, что модифицированный показатель $q_j^{(i)}$ (построенный по соответствующему значению коэффициента $x_j^{(i)}$) принимает значения из отрезка $[0, 1]$, причем значению $q_j^{(i)} = 0$ ($q_j^{(i)} = 1$) соответствует худшее (лучшее) значение коэффициента по сравнению с его оптимальным уровнем (назовем его нормативом) e_j , $j = \overline{1,11}$.

Учитывая положительность используемых 11-ти нормативов, предыдущее требование можно сформулировать как требование монотонности функции $q = q(x)$ на полуоси $[0, +\infty)$.

При этом функции $q_j = q_j(e_j)$, $j = 1,2,5,6,7,8,9,10,11$, соответствуют тем показателям финансовой устойчивости, увеличение которых (при прочих равных условиях) приводит к увеличению уровня надежности банка, являются монотонно неубывающими функциями

$$(x_j^l < x_j^k) \Rightarrow q_j^l(e_j) \leq q_j^k(e_j), \quad j = 1,2,5,6,7,8,9,10,11, \quad k = \overline{1,57}, \quad l = \overline{1,57}, \quad l \neq k.$$

Функции же $q_j = q_j(e_j)$, $j = 3,4$, соответствуют тем начальным показателям, увеличение которых (при прочих равных условиях) приводит к понижению уровня надежности банка, являются

монотонно невозрастающая функциями $(x_j^l < x_j^k) \Rightarrow q_j^l(e_j) \geq q_j^k(e_j)$, $j = 3,4$, $k = \overline{1,57}$, $l = \overline{1,57}$, $l \neq k$.

Как нормирующую функцию $q = q(x)$ будем использовать функцию, которая равна нулю (единице)

на полуоси $(-\infty, e_j^{(\min)})$, монотонно возрастает (убывает) на отрезке $[e_j^{(\min)}, e_j^{(\max)}]$ и равна единице (нулю) на полуоси $[e_j^{(\max)}, +\infty)$.

Одни из допустимых функций такого вида следующие:

- Определена для характеристик к1, к2, к5, к6, к7, к8, к9, к10, к11 (рис.1):

$$q_j = q_j(e_j) = \begin{cases} 0, & x_j \leq e_j^{(\min)} \\ \frac{1}{2} \sin \left(\frac{\pi}{e_j^{(\max)} - e_j^{(\min)}} \left(x_j - \frac{e_j^{(\max)} + e_j^{(\min)}}{2} \right) \right) + \frac{1}{2}, & e_j^{(\min)} < x_j < e_j^{(\max)}, \quad j = \overline{1,11} \\ 1, & x_j \geq e_j^{(\max)} \end{cases} \quad (1)$$

- где величины $e_j^{(\min)}$, $e_j^{(\max)}$ - предельные оптимальные значения выбранных показателей финансовой устойчивости;

- для характеристик к3, к4 (рис.2)

$$q_j = q_j(e_j) = \begin{cases} 1, x_j \leq e_j^{(\min)} \\ -\frac{1}{2} \sin\left(\frac{\pi}{e_j^{(\max)} - e_j^{(\min)}} \left(x_j - \frac{e_j^{(\max)} + e_j^{(\min)}}{2}\right)\right) + \frac{1}{2}, e_j^{(\min)} < x_j < e_j^{(\max)}, j = \overline{1,11} \\ 0, x_j \geq e_j^{(\max)} \end{cases} \quad (2)$$

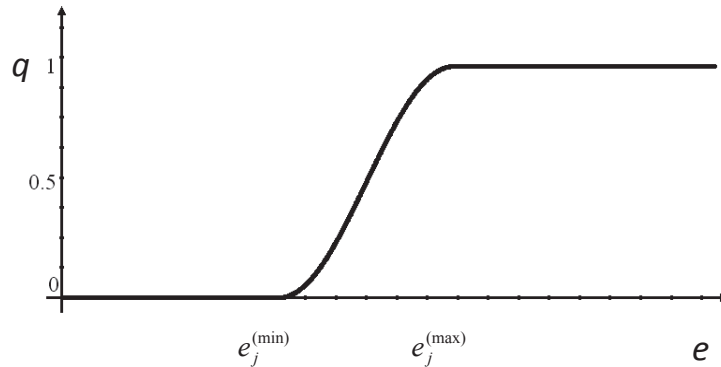


Рис. 1. График функции (1)

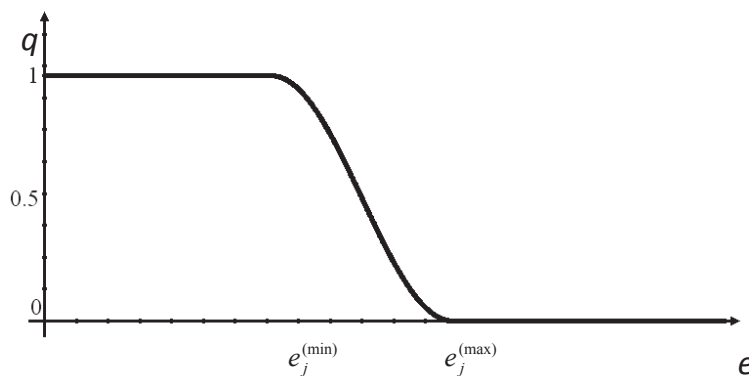


Рис. 2. График функции (2)

Используя эти функции, получаем нормированные значения $q_j^{(i)}, j = \overline{1,11}, i = \overline{1,57}$, отдельных показателей надежности в каждом квартале.

Область допустимых значений весовых коэффициентов $w = (w_1, w_2, \dots, w_{11})$ определяется так называемой ординальной (порядковой) информацией, сформулированной в виде рассуждений

вида “вес показателя q_j больше (меньше, равен) весу показателя $q_l, j = \overline{1,11}, l = \overline{1,11}, j \neq l$.

Такую ординальную информацию можно формализовать в виде системы равенств и неравенств $I = \{w_i = w_j, w_k < w_l, w_r > w_s, \dots\}$, термами которой являются весовые коэффициенты $w = (w_1, w_2, \dots, w_{11})$.

Именно такая информация и является наиболее устойчивой и чаще всего единственно доступной для исследователя [3, с.335-347].

Полученное множество $W(I)$ допустимых векторов весовых коэффициентов $w = (w_1, w_2, \dots, w_{11})$, удовлетворяющих равенствам и неравенствам системы I, является подмножеством множества всех

возможных векторов весовых коэффициентов $W = \left\{ w = (w_1, w_2, \dots, w_{11}) : \sum_j w_j = 1, w_j \geq 0 \right\}$.

Положительным моментом можно считать то, что нет резко преобладающего коэффициента или показателя, который бы составлял основной вклад в расчет сводного показателя.

Важным достоинством выступает также возможность постоянной настройки методики в зависимости от ситуации на рынке при помощи изменения весовых значений отдельных коэффициентов.

В качестве синтезирующей функции, которая бы учитывала рассчитанные нормированные показатели $q^{(i)} = (q_1^{(i)}, q_2^{(i)}, \dots, q_{11}^{(i)})$, $i = \overline{1, 57}$ и соответствующий им вектор весов $w = (w_1, w_2, \dots, w_{11})$, был выбран следующий вид функции обобщенных средних:

$$Q_{\lambda}^{(i)}(q, w) = \left[\sum_{j=1}^{11} (q_j^{(i)})^{\lambda} w_j \right]^{1/\lambda},$$

где параметр ($\lambda = 2$) определяет конкретный вид интегрирующей функции; учитывает как информацию о значении вектора отдельных показателей надежности, так и информацию о значении вектора весовых коэффициентов, компоненты которого определяют значимость отдельных показателей. Весовые коэффициенты были определены в процессе анализа рейтингов надежности отечественных банков, а именно по степени значимости отдельных показателей со стороны интеграторов пользователей банковских услуг руководствуясь установленными НБУ нормативам и практическим экономическим опытом по вопросам оптимального значения выбранных показателей финансовой устойчивости (ПФУ) (Таблица 1).

Полученная итоговая таблица рейтинговой оценки банка «Старокиевский» [3, с. 341] в каждом отчетном квартале имеет следующий вид (Таблица 2):

Анализ свойств, связей, зависимостей методов прогнозирования рейтинга финансовой устойчивости банка, позволил выявить недостатки и достоинства каждого, систематизировать полученные знания и предложить рекомендации по их использованию для решения конкретных научных проблем; создать стройную концепцию классификации знаний в области прогностики, упорядочить методы прогнозирования согласно их предназначению и области применения [4, с. 143-45].

Проанализировав особенности каждого класса моделей, логичным является вывод о комбинированном применении проинтегрированной модели авторегрессии – скользящего среднего (АРПСС) из класса статистических и модели нейронных сетей для прогнозирования временного ряда, компонентами которого являются рейтинговые оценки банка [2, с.280].

Таблица 1

Нормативы и веса ПФУ

	Название коэффициента	Оптимальный уровень ПФУ		Веса w_j
		$e_j^{(min)}$	$e_j^{(max)}$	
к1	коэф-т надежности %	5,0000	40,7596	0,1190
к2	коэф-т достаточности капитала %	10,0000	25,0000	0,1190
к3	коэф-т защищенности капитала %	5,8478	25,0000	0,0714
к4	мультипликатор капитала %	10,0000	25,0000	0,0476
к5	коэф-т высоколиквидных активов %	17,0000	28,0000	0,0714
к6	общая ликвидность	1,0000	1,3922	0,0714
к7	часть рабочих активов %	65,0000	629,5180	0,1190
к8	прибыльность кредитного портфеля	0,0176	0,2731	0,0952
к9	прибыльность активов ROA %	0,5000	1,5000	0,0952
к10	прибыльность капитала ROE %	10,0000	20,0000	0,0952
к11	общий уровень рентабельности	0,0000	0,0934	0,0952

Поквартальная рейтинговая оценка устойчивости банка

Квартал	Рейтинговая оценка	Квартал	Рейтинговая оценка	Квартал	Рейтинговая оценка
1кв2000	0,640813	4кв2004	0,748143	3кв2009	0,556875
2кв2000	0,657344	1кв2005	0,635283	4кв2009	0,573452
3кв2000	0,707898	2кв2005	0,648531	1кв2010	0,507669
4кв2000	0,717623	3кв2005	0,753414	2кв2010	0,491173
1кв2001	0,646672	4кв2005	0,766161	3кв2010	0,477290
2кв2001	0,641231	1кв2006	0,634210	4кв2010	0,475978
3кв2001	0,620001	2кв2006	0,616430	1кв2011	0,457703
4кв2001	0,694231	3кв2006	0,593600	2кв2011	0,450539
1кв2002	0,589812	4кв2006	0,676037	3кв2011	0,426900
2кв2002	0,598184	1кв2007	0,627631	4кв2011	0,470780
3кв2002	0,716746	2кв2007	0,657182	1кв2012	0,471672
4кв2002	0,724193	3кв2007	0,655169	2кв2012	0,516841
1кв2003	0,656905	4кв2007	0,716329	3кв2012	0,544133
2кв2003	0,620925	1кв2008	0,536398	4кв2012	0,573302
3кв2003	0,710042	2кв2008	0,564478	1кв2013	0,551157
4кв2003	0,722407	3кв2008	0,571222	2кв2013	0,527571
1кв2004	0,576692	4кв2008	0,525881	3кв2013	0,524881
2кв2004	0,652051	1кв2009	0,458496	4кв2013	0,499574
3кв2004	0,612300	2кв2009	0,471232	1кв2014	0,525520

Методология АРПСС (Авторегрессионное Проинтегрированное Скользящее Среднее), разработанная Боксом и Дженкинсом, позволяет выделять регулярные компоненты стохастических моделей и строить прогнозы. Данный метод чрезвычайно популярен во многих приложениях, и практика подтвердила его мощност и гибкост [5, 6]. Однако из-за мощност и гибкост, АРПСС - сложный метод. Его не так просто использовать, и требуется больша практик, чтобы овладеть им. Хотя часто он дает удовлетворительные результаты, они зависят от квалификации пользователя.

Аппарат нейронных сетей (НС) подразумевает минимальное участие аналитика в формировании модели, так как способност к обучению характерна для всех нейросетевых моделей, а алгоритмы обучения адаптируют (подстраивают) синоптические веса (весовые коэффициенты) в соответствии со структурой данных, представленных для обучения [7, с.240].

Основным недостатком нейросетевых моделей является отсутстви прозрачност моделирования, то есть эффект «черного ящика». Знания, зафиксированные как веса нескольких сотен межнейронных связей, совершенно не поддаются анализу и интерпретации человеком[8]. В нашем случае структурная природа нейросетей привлекает отсутствием влияния субъективного мнения аналитика на процесс прогнозирования значений рейтинговой оценки банка и возможностью предсказывать их с высокой степенью точности, основываясь на самообучении сети и самонастройку её весов. Тем не менее, проблема «черного ящика» все же существует, что не позволяет в полной мере оценить процесс обучения, проникнуть в его суть.

Применение метода АРПСС и моделей нейросетевого прогнозирования в комплексе позволяет получить полноценную картину процесса вычисления будущих значений рейтинга. Применяв различные по своей природе модели, можно нивелировать их недостатки. В случае авторегрессии – снизить степень субъективности, в случае нейросети – разобраться во внутренних процессах «черного ящика», обнаружив зависимости внутри системы.

На основе поквартальных сводных показателей рейтинговой оценки был построен временной ряд. Анализ временного ряда в среде Statistica (рис.3) позволил выявить закономерности, выделить основные компоненты и спрогнозировать значение на некоторый горизонт вперед с помощью модели АРПСС и модели нейронных сетей. Предварительный визуальный анализ временного ряда показывает нестационарност, преобладание нисходящего тренда и значительные «провалы»

рейтинга надежности в периоды экономических кризисов в Украине (2008-2009 годы, вторая волна кризиса в 2011 году). Характер взаимодействия компонент мультипликативен, имеет место определенная сезонность. Выводы визуального анализа были проверены, аналитически с помощью автокорреляционного анализа (максимальный лаг должен быть не больше $n/4$, где n – число наблюдений) и спектральным (Фурье) анализом. Автокорреляционный анализ позволил выявить сезонность и определить сезонные лаги временного ряда, анализ Фурье – неравномерную спектральную плотность по периоду [3, с. 337].

Условием применимости модели АРПСС является стационарность ряда, основным способом приведения ряда к стационарному является взятие конечных разностей его значений (рис 4,5,6).

Для кросс-проверки модели были выделены данные для анализа (исходный временной ряд укорачивается на 7-10%, «хвост» ряда сохраняется для дальнейшего анализа, строится прогноз «укороченного» ряда и результат сравнивается с отложенными данными). Период построения прогноза 8, выделено 8 значений ряда (лаг на уровне 4, разности с лагом 1 порядка 1 и лагом 4 также порядка 1, $p = 0$, $q = 0$, $P = 0$, $Q = 1$). Анализ остатков продемонстрировал их нормальную распределенность, относительная ошибка 0,076248652.

Построим прогноз для временного ряда, задействовав модели многослойных перцептронных нейронных сетей. Многослойными перцептронами называют нейронные сети прямого распространения. Входной сигнал в таких сетях распространяется в прямом направлении, от слоя к слою. Многослойный перцептрон в общем представлении состоит из следующих элементов: множества входных узлов, которые образуют входной слой; одного или нескольких скрытых слоев вычислительных нейронов; одного выходного слоя нейронов [10]. Выбирая стратегию «автоматизированная нейронная сеть» («automated network search»), задаем необходимые параметры подвыборки. Контрольная подвыборка (30 %) используется для остановки процесса обучения нейронной сети (НС), т.е. когда ошибка на контрольной выборке начинает возрастать, это служит идентификатором того, что модель начала переобучение, а, значит, обучение в этот момент необходимо прекращать сетей, и сравним результаты. Определим размер «окна», то есть количество входных параметров сети, на уровне 8. Логично, что данный показатель не должен быть меньше периода ряда. Размер окна может быть и намного больше периода, но в этом случае модель только усложняется и, тем самым, остается меньше наблюдений для обучения. Запуская обучение сети на наилучшей сети. О качестве её может говорить производительность сети (чем она выше – тем лучше сеть), распределение остатков, а также визуализация прогноза исходного ряда.

Архитектура сети (Net name) представлена в виде многослойного перцептрона (MLP количество входов-количество скрытых нейронов-количество выходов). Производительность (performace) характеризуется величиной корреляции между исходным рядом и предсказанным. Чем ближе это значение к 1, тем лучше. Важно, что корреляция на обучающей и контрольной подвыборке приблизительно на одном уровне. Из этого можно судить о том, что модель равномерно работает, как на обучении, так и на контроле. Оценить качество позволяет диаграмма рассеяния целевых и выходных переменных. Множество точек на плоскости, образованных парами целевых и реальных значений, представлено на диаграмме в виде облака, рассеянного вдоль линии идеальных значений. Степень отклонения точки от линии определяет ошибку соответствующей сети. Диагональная линия на графике – это линия идеальных значений. Точками, рассеянными вдоль линии идеальных значений, обозначены реальные выходные значения модели. Смысл диаграммы рассеяния достаточно прозрачен, если все точки, или основная их масса, представляющие реальные выходные значения модели, сосредоточены вблизи линии идеальных значений, то модель работает хорошо. Если у облака, образуемого точками выходов модели, значительный разброс, то большинство выходных значений имеет большую ошибку и, в этом случае, качество модели является неудовлетворительным. Диаграмма демонстрирует, что все точки приблизительно ложатся на прямую, это говорит о достаточно хорошем качестве построенных нейронных сетей. Значительных выбросов не наблюдается. Каждое значение предсказанного ряда строится по предыдущим значениям исходного ряда. Показателем хорошего качества построенных моделей является нормальное распределение остатков. Визуальный анализ гистограмм позволяет сразу отсеять модели с распределением достаточно сильно отличающимся от нормального (рис.7).

Все модели показывают довольно адекватное распределение. Анализ качества модели для временного ряда выявляет модели, не улавливающие зависимости в наблюдениях и исключать их из рассмотрения.

Проверка качества наиболее удачной модели, сравнение прогноза сети с тестовой выборкой, расчет относительной ошибки кросс-проверки. (получена ошибка в 0,07325805), доказывает достаточно высокую эффективность нейронных сетей (не меньшую по сравнению с моделью АРПСС для прогнозирования временного ряда - ошибка 0,076248652).

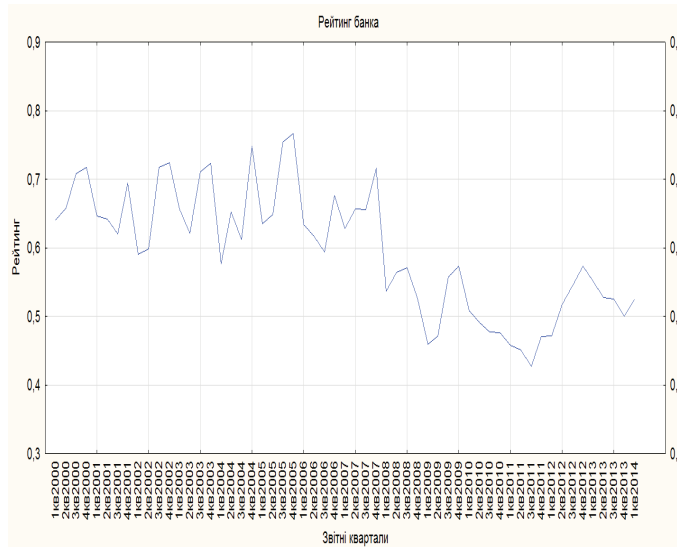


Рис.3. График временного ряда

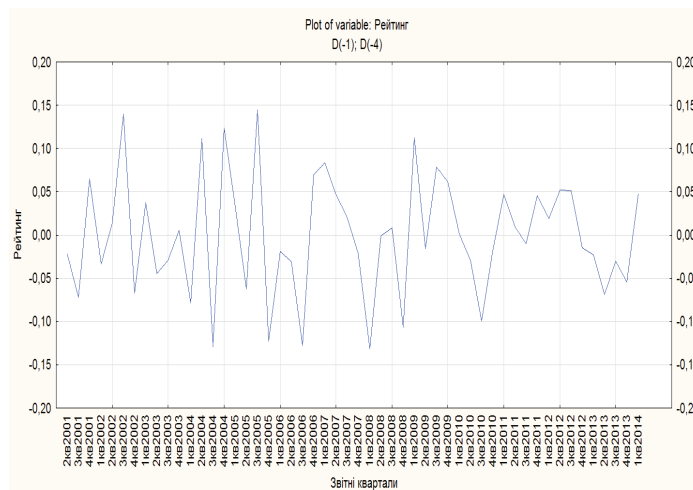


Рис.4. ВР после конечных разностей 1/4

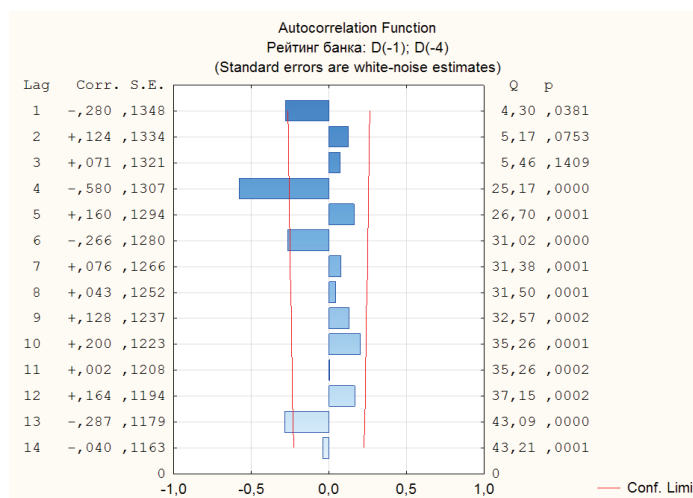


Рис.5 АКФ ВР после взятия конечных разностей 1 и 4

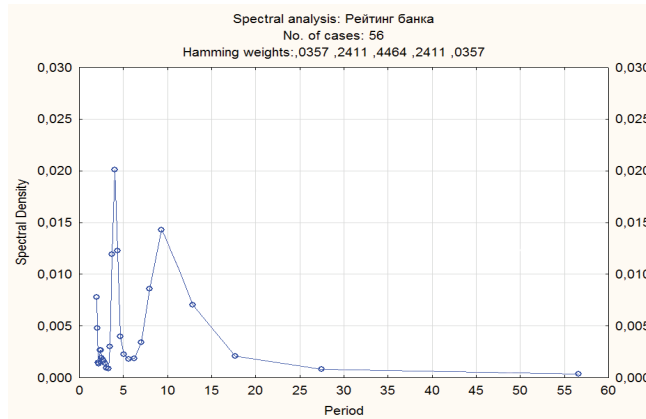


Рис. 6. Фурье-анализ (спектральные плотности по периоду)

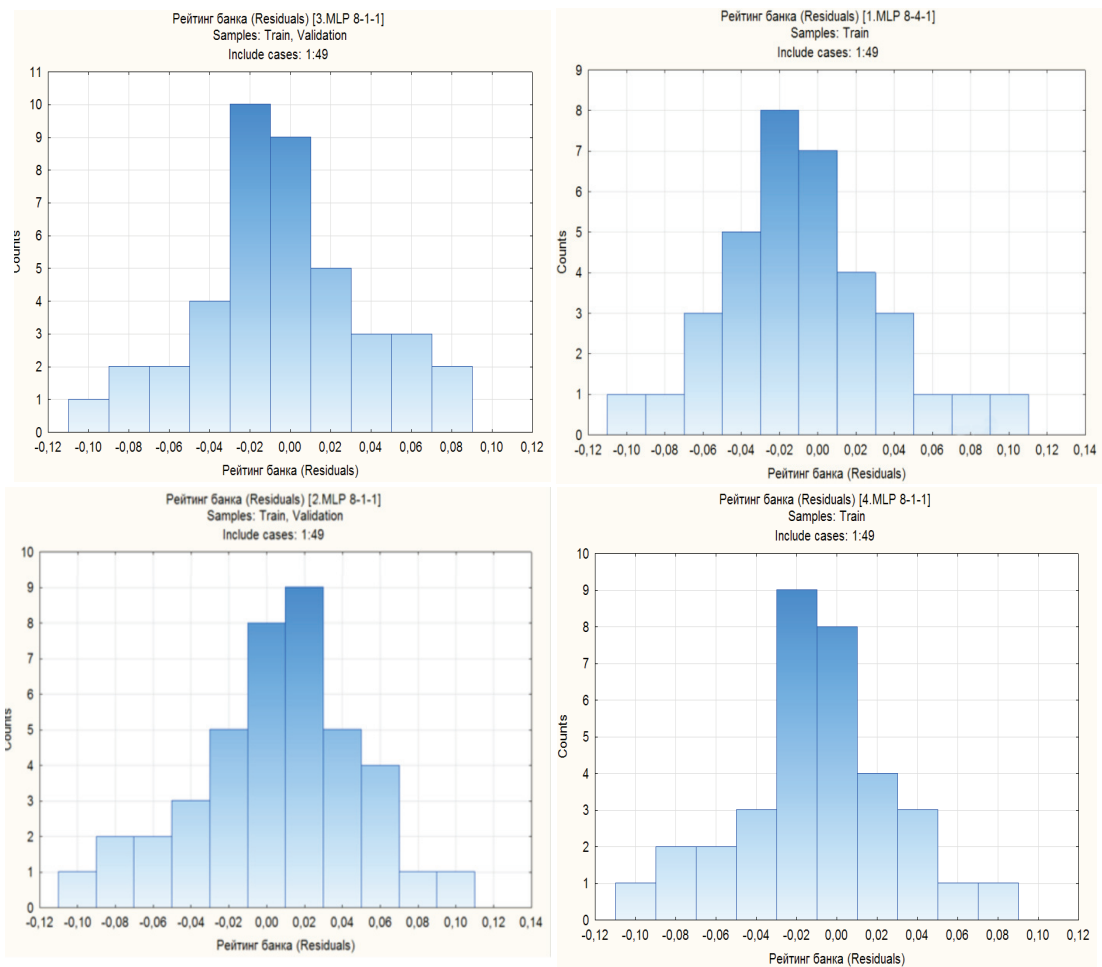


Рис. 7. Гистограммы распределения остатков для сетей

На рис.8-9 представлены результаты прогноза рейтинговой оценки устойчивости банка на основе модели многослойных персептронных нейронных сетей и АРПСС-модели (на 8 периодов).

Проведенные исследования и реализованные практические расчеты позволяют сделать вывод о том, что для прогнозирования надежности коммерческого банка методы АРПСС и нейронных сетей дают схожие результаты с приемлемой ошибкой вычислений. Комплексное применение как статистической, так и структурной модели позволяет проанализировать временной ряд рейтинговой оценки, понять зависимости внутри него благодаря классической модели АРПСС, использовать результаты для обучения нейронной сети, и в то же время, не теряя объективности, доказать пригодность результата исследования с помощью более инновационного подхода - нейронных сетей.

В процессе работы путем изучения экономико-математического содержания надежности и устойчивости кредитного учреждения был определен набор факторов, которые содержат существенную информацию относительно банка, и соответствующий ему набор весов, информирующий об общем состоянии устойчивости кредитной организации. На основе таких поквартальных сводных показателей рейтинговой оценки был построен временной ряд. Оценив основные характеристики временного ряда и проанализировав его структуру, удалось построить адекватные прогнозные модели с приемлемым уровнем погрешности как при помощи комплексного подхода, позволяющего воспользоваться преимуществами каждой модели и вместе с тем, погасить недостатки друг друга.

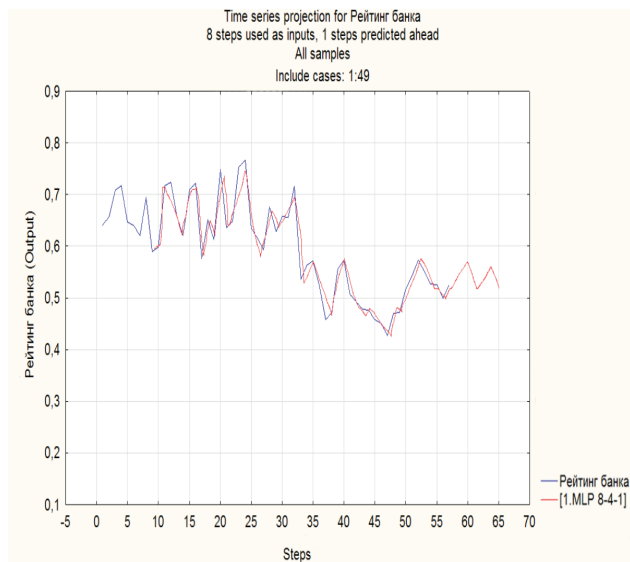


Рис. 8. Прогноз нейронной сетью

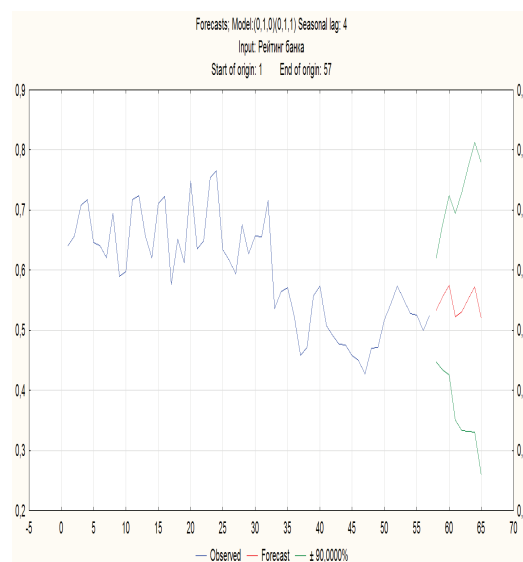


Рис. 9. Прогноз АРПСС-модели

Комплексное решение может быть использовано потребителями банковских услуг широкого круга; в практической деятельности руководства коммерческих банков; в работе органов государственной власти, осуществляющих регулирование банковской деятельности.

Выводы. Восстановление доверия к национальной банковской системе – одна из ведущих задач правительства, что достижимо лишь при условии прозрачности и доступности сведений об изменении финансово-экономического положения банков, возможности просчета их дефолта или дестабилизации.

В условиях жесткой межбанковской конкуренции для принятия экономически обоснованных решений относительно сотрудничества с коммерческими банками, клиенты нуждаются в объективной информации о финансовом состоянии банков.

Проблемой преобладающего большинства современных украинских рейтинговых агентств в случае построения прогнозов является то, что они предусматривают либо анализ одного конкретного банковского показателя (объем депозитов, доходность банка, размер активов, качество кредитного портфеля), либо доступ к инсайдерской информации, возможность анкетирования и интервьюирования руководства банка, старших менеджеров, начальников отделов и пр.

В статье приводится новый результат, имеющий теоретическое и практическое значение для прогнозирования финансовой устойчивости организаций финансово-экономического сектора в виде комплексной модели анализа динамики финансовой устойчивости будущих периодов на основе доступной информации о банке в виде обнародованной финансовой отчетности, результаты которой соответствуют экономико-математической логике показателей финансовой устойчивости.

Предложенный в работе подход может быть практически реализован для любых финансово-экономических учреждений, процесс получения прогноза научно обоснован, прозрачен и относительно прост в использовании, что делает его доступным для каждого заинтересованного лица (инвестора, кредитора, руководства банка, аудитора, правительства страны в лице национального банка).

Особенностью подхода является значительная экономичность в сравнении с аналитикой экспертов, требующей значительных финансовых и временных затрат. Акцент делается на прозрачности расчетов и выводов для пользователя, а также доступности информации для анализа.

Актуальность темы предполагает дальнейшую, более детальную разработку проблем, затронутых в данном исследовании. В частности, представляется целесообразным применение пред-

ложенного аппарата уже к группе интересующих аналитика банков и исследование динамики рейтинговой шкалы в целом, анализу пороговых значений исследуемых показателей, оценке их критического уровня, что даст возможность принимать более взвешенные решения о доверии к той или иной организации банковского сектора Украины.

Литература:

1. Вітлінський В., Пернарівський О. «Фінансова стійкість як системна характеристика комерційного банку» // Банківська справа. – 2000. - №6. – с.48-50.
2. Медведь Т., Чайковская М. Анализ и классификация методов прогнозирования рейтинга финансовой устойчивости банка / М.П.Чайковская, Т.С. Медведь // Економічний вісник університету. Збірник наукових праць. Вип.22/2 - Переяслав-Хмельницький: ДПУ ім.Г.Сковороди, 2014. - стр.374-382.
3. Медведь Т., Чайковська М. Аналіз методів рейтингування банків згідно їх фінансової стійкості// М.П.Чайковська, Т.С. Медведь //Інформаційні технології та моделювання в економіці: на шляху до міждисциплінарності: Колективна монографія/ За ред. Проф. Соловьева В.М. – Черкаси:Брама-Україна, 2013. – с.335-347.
4. Медведь Т., Чайковская М. Проблема классификации методов прогнозирования финансовой устойчивости банка / М.П.Чайковская, Т.С. Медведь // Развитие бухгалтерского учета, контроля и анализа в современных концепциях управления: Материалы Международной научно-практической конференции - Симферополь:ДИАИПИ, 2014. - стр.143-145.
5. Hoff C.J., A Practical Guide to Box-Jenkins Forecasting, Lifetime Learning Publications, California, 2013.
6. Alan Pankratz, Forecasting with Univariate Box-Jenkins Models: concepts and cases, New York: John Wiley & Sons, 2011.
7. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории/ А.И.Галушкин. – М.: Горячая линия-Телеком, 2010. – 496с.
8. Webb P. Classification and regression trees: A User Manual for Identifying Indicators of Vulnerability to Chronic Food Insecurity / P.Webb, Y.Y. Hannes// International Food Policy Research Institute. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.ifpri.org/sites/default/files/publications/micro3.pdf>
9. Hannes Y.Y., Webb P., Classification and regression trees: A User Manual for Identifying Indicators of Vulnerability to Famine and Chronic Food Insecurity // International Food Policy Research Institute режим доступа: <http://www.ifpri.org/sites/default/files/publications/micro3.pdf>
10. Mazengia D.H., Forecasting Spot Electricity Market Prices Using Time Series Models: Thesis for the degree of Master of Science in Electric Power Engineering. Gothenburg, Chalmers University of Technology, 2008. 89 p.