

ISSN 2523-4714

1. ЭКОНОМИКА, ОРГАНИЗАЦИЯ И УПРАВЛЕНИЕ НАРОДНЫМ ХОЗЯЙСТВОМ

1. ECONOMICS, ORGANISATION AND MANAGEMENT OF THE NATIONAL ECONOMY

УДК 338.242:330.101.52

А. И. Бельзецкий

ООО «БелМежКомИнвест», Минск, Беларусь

НЕЙРОСЕТЕВОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОВЕДЕНИЯ РЫНКА КАК ОРГАНИЗОВАННОЙ ЦЕЛОСТНОСТИ

В настоящей статье для прогнозирования поведения рынка использована концепция организованной целостности рынка во взаимосвязи с методом прогнозирования с помощью искусственных нейронных сетей. Комбинированная модель позволяет учесть неоднородную пространственно-временную структуру рынка во взаимодействии с внешней средой и выполнить достоверный прогноз основных показателей рынка на несколько месяцев вперед. Представлен пример нейросетевого прогнозирования поведения финансового рынка.

Ключевые слова: нейронная сеть, рынок, организованная целостность, прогнозирование

Для цитирования: Бельзецкий, А. И. Нейросетевое прогнозирование поведения рынка как организованной целостности / А. И. Бельзецкий // Бизнес. Инновации. Экономика : сб. науч. ст. / Ин-т бизнеса БГУ. – Минск, 2023. – Вып. 7. – С. 7–15.

A. Belzetsky

BelMezhKomInvest Ltd, Minsk, Belarus

NEURAL NETWORK FORECASTING OF MARKET BEHAVIOR AS AN ORGANIZED INTEGRITY

In this article, the concept of organized market integrity in conjunction with the forecasting method using artificial neural networks is used to predict market behavior. The combined model makes it possible to take into account the heterogeneous spatio-temporal structure of the market in interaction with the external environment and to make a reliable forecast of the main market indicators for several months ahead. An example of neural network forecasting of financial market behavior is presented.

Keywords: neural network, market, organized integrity, forecasting

For citation: Belzetsky A. Neural network forecasting of market behavior as an organized integrity. *Biznes. Innovatsii. Ekonomika = Business. Innovations. Economics*. Minsk, 2023, iss. 7, pp. 7–15 (in Russian).

Введение

Использование искусственных нейронных сетей (далее – нейронные сети) для прогнозирования поведения рынка обусловлено их двумя важными свойствами – нелинейностью и обобщающей способностью [1]. Благодаря этим свойствам нейронную сеть можно применять в качестве фильтра, который восстанавливает нелинейные взаимосвязи в рядах данных исходных показа-

телей, отражающих свойства рынка как организованной целостности, отсеивая при этом шумы и случайные составляющие, которые присущи отдельным исходным показателям. Кроме того, нейронные сети позволяют решать задачи, для которых пока не найдены формальные методы и алгоритмы, а входные данные неполны и противоречивы [2; 3].

Использование нейронных сетей для решения задач финансов и экономики сдерживают неоднозначность архитектуры нейронной сети и необходимость эмпирического выбора ее важнейших параметров. Одним из путей решения этой проблемы является выбор и настройка нейронной сети с учетом специфики конкретной задачи. Именно к классу таких задач и относится прогнозирование поведения рынка как организованной целостности [4; 5].

В настоящей статье для прогнозирования поведения рынка разработана комбинированная модель, учитывающая достоинства модели рынка как организованной целостности и преимущества нейронной сети. На основе численных исследований получены параметры и архитектура нейронной сети, которые по критериям производительности и качества прогнозирования в максимальной степени отражают свойства, процессы, состав и неоднородную пространственно-временную структуру организованной целостности рынка.

Нейронная сеть

Нейронная сеть – это математическая модель и ее программная реализация, построенная по принципу организации и функционирования реальных биологических нейронных сетей. Нейронная сеть состоит из нейронов, соединенных между собой синаптическими связями. Нейрон принимает на вход набор входных сигналов и вычисляет по ним с помощью внутреннего математического аппарата выходной сигнал. Выходные сигналы нейронов передаются по синаптическим связям следующему слою нейронов нейронной сети. Синаптические связи нейронной сети имеют весовые коэффициенты, с помощью которых сигнал, передающийся по данным связям, ослабляется или усиливается.

Нейронная сеть (рис. 1) состоит из трех или более слоев нейронов: входной слой, обрабатывающий входные сигналы; скрытый слой или несколько скрытых слоев (в данных слоях выполняются основные вычисления) и выходной слой, нейроны которого формируют результирующий сигнал. Использование нескольких скрытых слоев нейронной сети позволяет выявлять сложные зависимости между входными и выходными данными. У нейронной сети прямого распространения синаптические связи между слоями нейронов направлены строго в одну сторону от входного к выходному слою. Нейронная сеть обрабатывает входную информацию и в процессе функционирования формирует совокупность выходных сигналов.

Характерной чертой нейронной сети является ее способность к самообучению при помощи корректировки весовых коэффициентов синаптических связей, что позволяет использовать нейронные сети для решения задач прогнозирования поведения рынка. При этом для каждого образа входных данных должен быть образ данных, которые должны получиться на выходе нейронной сети. В процессе обучения весовые коэффициенты нейронной сети подбираются таким образом, чтобы входные образы данных преобразовывались в выходные образы с минимальным отклонением. В общем случае, обучение – это такой выбор архитектуры и параметров нейронной сети, при которых нейронная сеть лучше всего справляется с задачей прогнозирования поведения рынка. Работа обученной нейронной сети состоит в преобразовании входных образов данных, в результате чего изменяется внутреннее состояние нейронной сети и формируются выходные образы, содержащие сведения о прогнозируемых значениях показателей рынка.

Программная реализация нейросетевой модели

Для реализации модели нейросетевого прогнозирования поведения рынка как организованной целостности на языке Visual Basic.NET платформы Microsoft Visual Studio 2015 [6] разработано приложение Neural Networks. В основу визуального интерфейса данного приложения положен

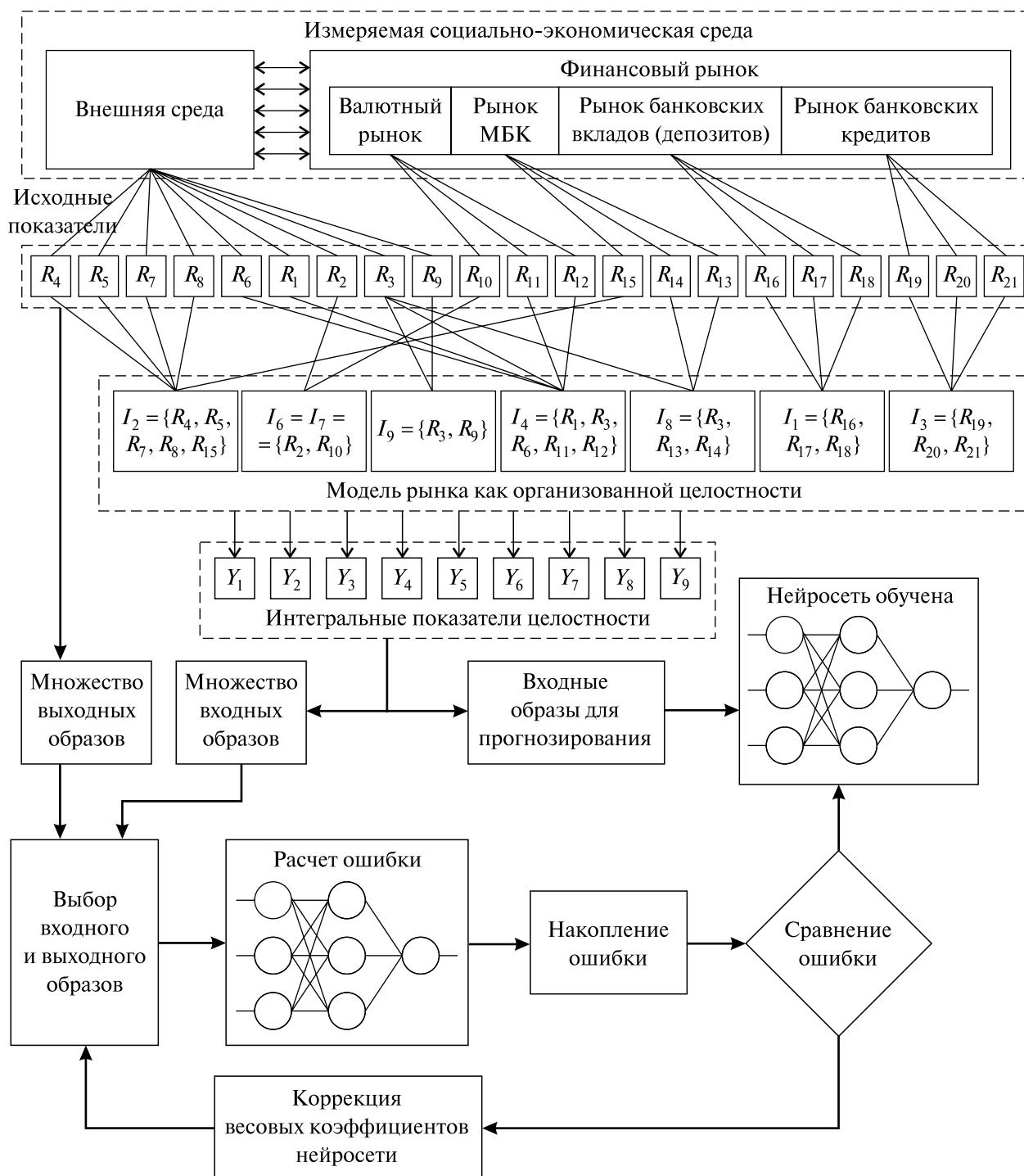


Рис. 1. Схема обучения нейронной сети рынка как организованной целостности

И с т о ч н и к: разработано автором.

Fig. 1. The training scheme of the neural network of the market as an organized integrity

S o u r c e: author's developed.

базовый элемент управления TabControl Visual Basic.NET [7], который содержит следующие вкладки (рис. 2). Вкладка «Исходные данные» предназначена для выбора исходных рядов данных, установки основных параметров приложения, а также для предварительной диагностики и масштабирования рядов данных исходных показателей. На вкладке «Нейронные сети» задается архитектура нейронной сети: количество внутренних слоев, число нейронов в каждом внутреннем



Рис. 2. Внешний вид элемента управления Neural Networks

Источник: разработано автором.

Fig. 2. The appearance of the Neural Networks control

Source: author's developed.

слое, функции активации нейронов, а также устанавливается алгоритм обучения и выбираются критерии завершения обучения нейронной сети. На вкладке «Сертификат качества» в текстовой форме отражаются основные характеристики качества нейросетевого моделирования: коэффициент детерминации, среднеквадратичная ошибка моделирования, суммарный квадрат ошибки обучения. Вкладки «Графики» и «Результаты» предназначены для визуального анализа результатов нейросетевого моделирования соответственно в графической и табличной форме.

Модель организованной целостности рынка

Рынок – это организованная целостность, в которой субъекты рынка регулярно реализуют свои противоречивые интересы посредством обмена товарами и услугами [8]. В математической форме модель организованной целостности рынка имеет вид [4]:

$$Y = U\sqrt{n-1}, \quad (1)$$

$$A = V\Sigma/\sqrt{n-1}, \quad (2)$$

где Y – матрица рядов данных интегральных показателей целостностей; U – ортогональная матрица левых сингулярных векторов; n – объем выборки; A – матрица целостных образов; V – ортогональная матрица правых сингулярных векторов; $\Sigma = \text{diag}\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m\}$ – диагональная матрица сингулярных чисел, у которой $\sigma_{ij} = 0$ при $i \neq j$ и $\sigma_{ii} = \sigma_i > 0$.

Ортогональные матрицы левых и правых сингулярных векторов, а также диагональная матрица сингулярных чисел являются результатом сингулярного разложения матрицы рядов данных исходных показателей [5]. Матрица целостных образов выступает главным результатом измерения организованной целостности рынка, поскольку содержит все сведения о ее свойствах и структуре. Матрица рядов данных интегральных показателей целостности характеризует их изменение во времени. Она используется для формирования входных образов нейронной сети, используемых как для ее обучения, так и для прогнозирования поведения рынка.

Организованная целостность финансового рынка

Для нейросетевого прогнозирования поведения финансового рынка использовались данные за 2017–2021 гг. [9–11]. Внешняя среда финансового рынка характеризуется следующими макроэкономическими показателями: месячный объем валового внутреннего продукта в текущих ценах (R_1); индекс потребительских цен, процентов к предыдущему месяцу (R_2); индекс цен производителей промышленной продукции, процентов к предыдущему месяцу (R_3); экспорт товаров и услуг, млн долл. США за месяц (R_4); импорт товаров и услуг, млн долл. США за месяц (R_5); доходы консолидированного бюджета (без ФСЗН), млн р. за месяц (R_6); выручка от реализации продукции, товаров, работ, услуг, млн р. месячная (R_7); денежные доходы населения, млн р. нарастающим итогом с начала года (R_8); агрегат рублевой денежной массы $M2^*$, млн р. (R_9) [12–14].

В состав исходного множества показателей, характеризующих финансовый рынок, включены показатели его основных сегментов. Для валютного рынка использовались показатели среднемесячного официального курса белорусского рубля по отношению к российскому рублю, за 100 российских рублей (R_{10}); доллару США, за 1 доллар (R_{11}); евро, за 1 евро (R_{12}). Для характеристики рынка межбанковских кредитов использовались показатели средних за месяц процентных ставок, по которым банки привлекали (размещали) кредиты, вклады (депозиты) на межбанковском рынке у банков резидентов и нерезидентов в национальной валюте на следующие условные стандартные сроки: «1 день» (R_{13}), «2 дня» (R_{14}) и «4–7 дней» (R_{15}).

Для рынка банковских вкладов (депозитов) в состав исходного множества включены следующие показатели средних за месяц процентных ставок в национальной валюте: по обязательствам банков (R_{16}); по всем срочным банковским вкладам (депозитам) (R_{17}); по новым банковским вкладам (депозитам) (R_{18}). В качестве показателей, характеризующих рынок банковских кредитов, выбраны показатели средних за месяц процентных ставок кредитов банков в национальной валюте: по новым кредитам банков (без межбанковских кредитов, но с учетом льготных кредитов) (R_{19}); по всем кредитам банков (без межбанковских и льготных кредитов) (R_{20}); по новым кредитам банков (без межбанковских и льготных кредитов) (R_{21}).

Таким образом, общее число исходных показателей, используемых для нейросетевого прогнозирования, равнялось двадцати одному. Из них показатели R_1, R_2, \dots, R_9 характеризуют макроэкономическую среду, а остальные – основные сегменты финансового рынка.

Состав организованной целостности финансового рынка определяется на основе анализа спектра собственных форм (рис. 3), содержащихся в столбцах измеренной матрицы целостных образов. К анализируемой главной или прочей целостности относятся те исходные показатели, которые имеют наибольшие абсолютные значения собственной формы целостности в пределах $\pm 10\%$.

Целостность I_1 идентифицирует рынок банковских вкладов (депозитов). Первая собственная форма целостности показывает, что основной вклад в формирование целостности I_1 вносят исходные показатели R_{16}, R_{17} и R_{18} , для которых значения собственных форм целостностей соответственно равны 0,822; 0,814 и 0,784 (см. рис. 3). Аналогичным образом формируются остальные целостности: целостность I_2 идентифицирует макроэкономическую среду функционирования финансового рынка (показатели $R_4, R_5, R_7, R_8, R_{15}$); целостность I_3 идентифицирует рынок банковских кредитов (R_{19}, R_{20}, R_{21}); целостность I_4 идентифицирует макроэкономическую среду и сегмент валютного рынка, на котором торгуются евро и доллары США ($R_1, R_3, R_6, R_{11}, R_{12}$); целостность I_5 идентифицирует вторую степень свободы сегмента валютного рынка евро и долларов США (R_{11}, R_{12}); целостность I_6 идентифицирует макроэкономическую среду и сегмент валютного рынка, на котором торгуются российские рубли (R_2, R_{10}); целостность I_7 идентифицирует вторую степень свободы рынка российских рублей (R_2, R_{10}); целостность I_8 идентифицирует макроэкономическую среду и рынок межбанковских кредитов (R_3, R_{13}, R_{14}); целостность I_9 идентифицирует сегмент макроэкономической среды (R_3, R_9).

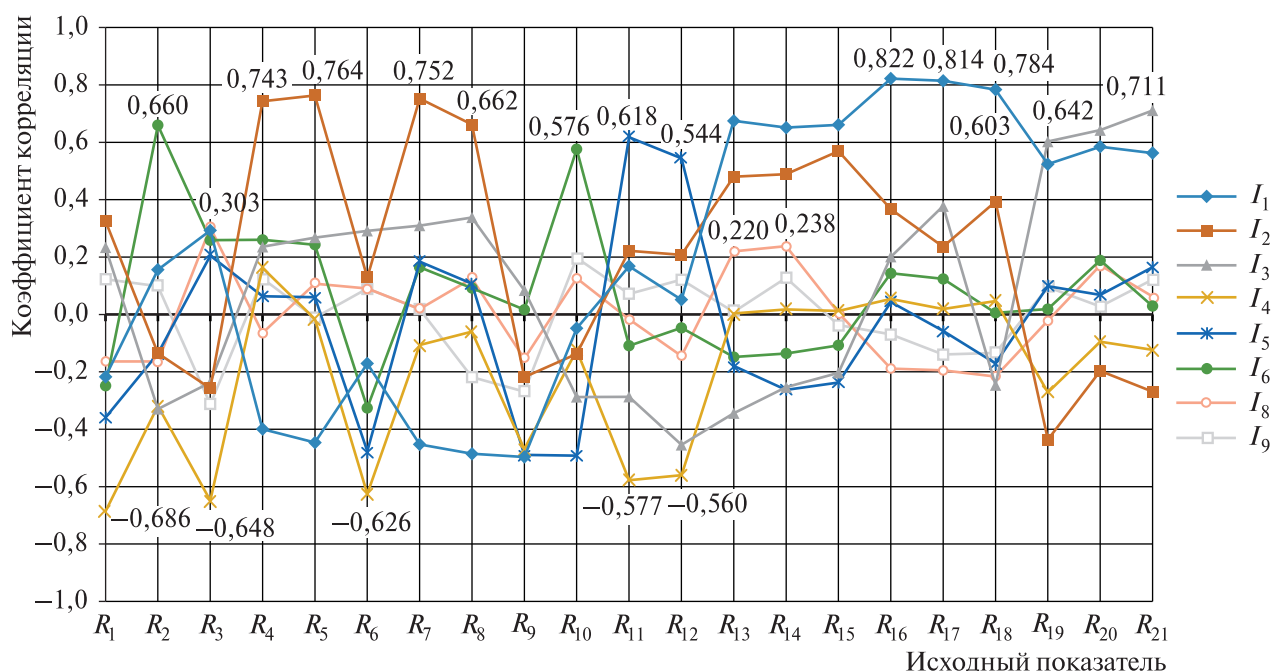


Рис. 3. Собственные формы главных целостностей финансового рынка

Источники: разработано автором.

Fig. 3. Own forms of the main integrity of the financial market

Source: author's developed.

Таким образом, в состав первых девяти целостностей вошли все исходные показатели R_1, R_2, \dots, R_{21} . Их сумма собственных значений равна 19,289, что составляет 91,9 % общей изменчивости исходных показателей. Следовательно, эти целостности – главные, а оставшиеся двенадцать целостностей относятся к группе прочих целостностей. Они являются компонентами главных целостностей и раскрывают их степени свободы и структуру.

Результаты нейросетевого прогнозирования финансового рынка

Результаты нейросетевого моделирования и исходный ряд процентной ставки рынка банковских вкладов (депозитов) за период с 01.01.2017 г. по 31.12.2021 г. показаны на рис. 4. Прогноз осуществлялся на январь, февраль и март 2022 г.

Входными данными для обучения нейронной сети являются ряды данных интегральных показателей целостности, которые связаны с исходными показателями рынка и внешней среды. Поскольку показатели рынка описывают процессы, тенденции которых predeterminedены их внутренними закономерностями, то для формирования входных образов обучающего множества нейронной сети можно использовать прошлые значения интегральных показателей целостности, сдвинутые относительно ряда исходных показателей на величину периода прогнозирования.

Для формирования входных образов обучающего множества использовался метод «скользящего окна», который характеризуется длиной окна, равной числу элементов ряда интегрального показателя целостности за предыдущие периоды, одновременно подаваемых на вход нейронной сети. В процессе формирования входных образов для каждого нового входного образа выбираются члены ряда интегрального показателя целостности, сдвинутые на один шаг (1 мес.), по отношению к членам ряда предыдущего входного образа.

Длина «скользящего окна» выбиралась равной трем одномесячным периодам с шагом в один месяц. Размерность обучающей выборки равна числу месяцев в рассматриваемом пятилетнем периоде минус размер «скользящего окна» и минус период прогнозирования три месяца, с шагом в один месяц. Для исследуемого периода, равного пяти годам, размерность обучающей выборки равна 54 ($60 - 3 - 3$).

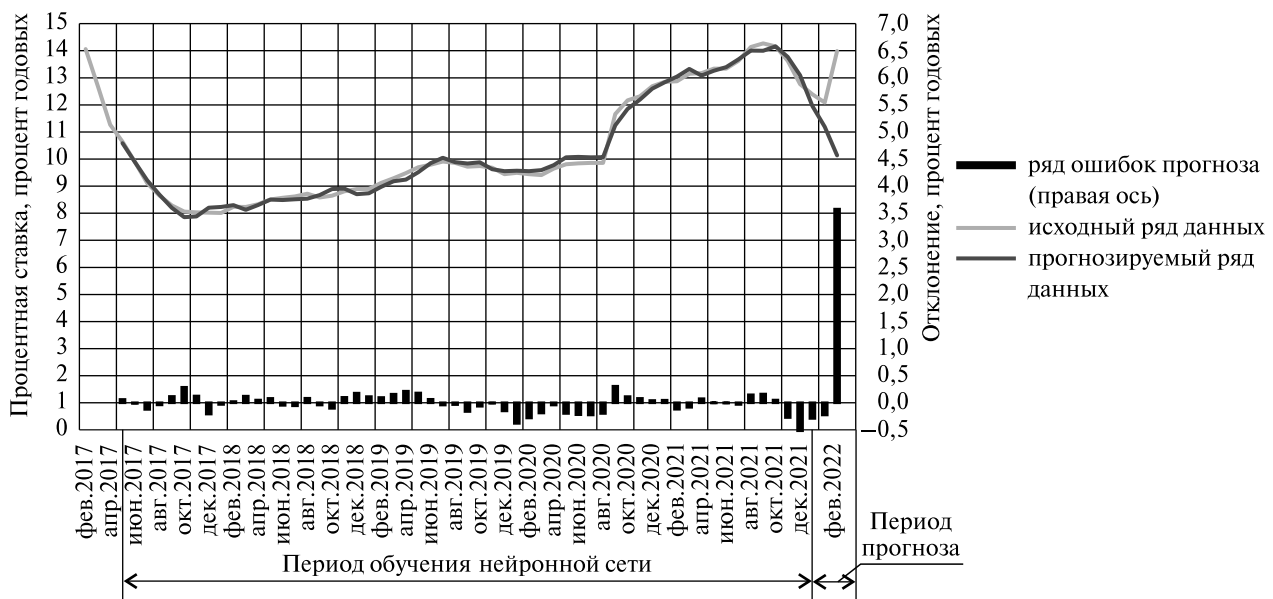


Рис. 4. Динамика процентной ставки рынка банковских вкладов (депозитов)

Источники: разработано автором.

Fig. 4. Dynamics of the interest rate of the bank deposits market

Source: author's developed.

Архитектура нейронной сети содержала 27 входных нейронов, два скрытых слоя, которые имели по 27 нейронов в каждом слое, и 3 выходных нейрона. При этом количество выходных нейронов равнялось горизонту прогнозирования. Для нейронов скрытых слоев использовалась функция активации «гиперболический тангенс» [1; 2], а для нейронов выходного слоя применялась линейная функция активации [1; 2]. Для обучения нейронной сети использовался алгоритм обратного распространения ошибки [1]. Критерием останова обучения нейронной сети являлась максимально допустимая сумма квадратов ошибки обучения. Перед началом обучения весовые коэффициенты нейронной сети инициализировались случайным образом в диапазоне $-0,1 \dots 0,1$. Шаг обучения нейронной сети равнялся 1.

Выводы

Численные эксперименты позволили установить, что для прогнозирования поведения рынка как организованной целостности с помощью нейронных сетей последние должны иметь следующие параметры и архитектуру. Модель нейронной сети представляет собой многослойный персептрон прямого распространения с двумя внутренними слоями и количеством нейронов в каждом внутреннем слое, равном размерности входного образа. Для нейронов внутренних слоев рекомендуется использовать функцию активации «гиперболический тангенс», а для выходного слоя – линейную функцию активации. Эффективным алгоритмом обучения нейронной сети является алгоритм обратного распространения ошибки.

Эффект взаимодействия модели рынка как организованной целостности и модели нейронной сети проявляется в следующем. Интегральные показатели целостности идеально подходят для формирования входных образов нейронной сети, поскольку их ряды данных не коррелированы и нормированы по среднеквадратичному отклонению, а тренды, шумы и случайные составляющие отфильтрованы. Поэтому нет необходимости предпринимать какие-то дополнительные действия для их устранения. Тем самым снижается влияние субъективных оценок на результаты прогноза и повышается их точность. Кроме того, для формирования входных образов можно использовать не все интегральные показатели целостности, достаточно задействовать только связанные с организованной целостностью, к которой относится прогнозируемый показатель.

Также для формирования входных образов достаточно использовать только интегральные показатели целостности и нет необходимости использовать исторические данные прогнозируемых показателей, т. е. применять авторегрессионную модель [15], поскольку эти данные уже частично учтены при формировании рядов данных интегральных показателей и практически не влияют на качество обучения и точность прогнозирования. Другими словами, ряды данных интегральных показателей целостности – это ряды данных исходных показателей, которые прошли сквозь «фильтр» модели организованной целостности рынка и вобрали в себя все то, что касается ее свойств, процессов, состава и неоднородной структуры. Именно это обстоятельство играет решающую роль не только при формировании входных образов для обучения нейронной сети, но и для выбора ее параметров и архитектуры.

Для формирования выходных образов нейронной сети используется ряд данных прогнозируемого показателя, который сдвинут на величину периода прогнозирования относительно рядов данных интегральных показателей целостности. Обычно период прогнозирования кратен шагу исходных рядов данных. Размерность выходного образа равна числу периодов прогнозирования. Это число может быть равно или больше единицы, но не может быть слишком большим, так как снижается точность прогнозирования. Кроме того, для формирования выходных образов возможно использование нескольких прогнозируемых показателей, если они относятся к одной и той же целостности. В этом случае размерность выходного образа кратно увеличится на число прогнозируемых показателей.

Нейронная сеть дает качественный прогноз, если она хорошо обучена. Для этого используются конкретные примеры, сформированные на основе исторических данных функционирования рынка. Нейронная сеть настраивает свои параметры при помощи соответствующего алгоритма обучения через механизм обратной связи. Если в данных, на которых обучалась нейронная сеть, не отражены изменения прогнозируемого показателя, обусловленные эндо- или экзогенными факторами, то в будущем нейронная сеть не сможет правильно предсказать изменения прогнозируемого показателя. Нейронные сети эффективны в том случае, если они порождены теми же факторами, которые будут встречаться в будущем.

Взаимосвязь между входными и выходными образами нейронной сети является нелинейной, поэтому многие линейные эконометрические методы [15] непригодны для прогнозирования поведения рынка, тогда как нейросетевое моделирование подходит для этого идеально. Эффект взаимодействия модели рынка как организованной целостности и модели нейронной сети, имеющей свойства и параметры соответствующие модели рынка, позволяет существенно упростить архитектуру нейронной сети, снизить время ее обучения и повысить качество прогнозирования.

Список использованных источников

1. *Haykin, S.* Neural Networks. A Comprehensive Foundation / S. Haykin. – Boston : Pearson, 2005. – 864 p.
2. *Ширяев, В.* Финансовые рынки. Нейронные сети, хаос и нелинейная динамика / В. Ширяев. – М. : Либроком, 2009. – 232 с.
3. *Test, J.* Artificial Intelligence in Finance / J. Test, M. Broker. – London : Free Press, 2020. – 490 p.
4. *Бельзецкий, А.* Рынок как организованная целостность / А. Бельзецкий // Вестн. Ин-та экономики НАН Беларуси : сб. науч. тр. – 2022. – Вып. 5. – С. 83–97.
5. *Бельзецкий, А.* Маркетология: общая теория рынков / А. Бельзецкий. – Минск : Колорград, 2022. – 475 с.
6. *Zak, D.* Programming with Microsoft Visual Basic 2015 / D. Zak. – Boston : Cengage Learning, 2016. – 914 p.
7. *Newsome, B.* Beginning Visual Basic 2015 / B. Newsome. – Indianapolis : John Wiley & Sons, Inc., 2015. – 621 p.
8. *Бельзецкий, А.* Кинетика поведения рынка как организованной целостности / А. Бельзецкий // Бизнес. Инновации. Экономика : сб. науч. ст. / Ин-т бизнеса БГУ. – Минск, 2022. – Вып. 6. – С. 264–272.
9. Статистический бюллетень / Национальный банк Республики Беларусь. – Минск, 2017. – № 12 (222). – 262 с.
10. Статистический бюллетень / Национальный банк Республики Беларусь. – Минск, 2019. – № 12 (246). – 255 с.

11. Статистический бюллетень / Национальный банк Республики Беларусь. – Минск, 2021. – № 12 (270). – 276 с.
12. Основные тенденции в экономике и денежно-кредитной сфере Республики Беларусь. Аналитическое обозрение / Национальный банк Республики Беларусь. – Минск, 2017. – № 12. – 56 с.
13. Основные тенденции в экономике и денежно-кредитной сфере Республики Беларусь. Аналитическое обозрение / Национальный банк Республики Беларусь. – Минск, 2019. – № 12. – 51 с.
14. Основные тенденции в экономике и денежно-кредитной сфере Республики Беларусь. Аналитическое обозрение / Национальный банк Республики Беларусь. – Минск, 2021. – № 12. – 49 с.
15. Хацкевич, Г. Эконометрика : учебник / Г. Хацкевич, Т. Русилко. – Минск : РИВШ, 2021. – 452 с.

References

1. Haykin S. *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*. Boston, 2005. 864 p.
2. Shiryaev V. *Financial markets. Neural networks, chaos and nonlinear dynamics*. Moscow, 2009. 232 p. (in Russian).
3. Test J., Broker M. *Artificial Intelligence in Finance*. London, 2020. 490 p.
4. Belzetsky A. The market as an organized integrity. *Vestnik Instituta ekonomiki Natsional'noi akademii nauk Belarusi = Bulletin of the Institute of Economics of the National Academy of Sciences of Belarus*, 2022, vol. 5, pp. 83–97 (in Russian).
5. Belzetsky A. *Marketology: general theory of markets*. Minsk, 2022. 475 p. (in Russian).
6. Zak D. *Programming with Microsoft Visual Basic 2015*. Boston, 2016. 914 p.
7. Newsome B. *Beginning Visual Basic 2015*. Indianapolis, 2015. 621 p.
8. Belzetsky A. Kinetics of market behavior as an organized integrity. *Biznes. Innovatsii. Ekonomika = Business. Innovation. Economics*. Minsk, 2022, iss. 6, pp. 264–272 (in Russian).
9. *Statistical Bulletin*. National Bank of the Republic of Belarus, Minsk, 2017, no. 12 (222). 262 p. (in Russian).
10. *Statistical Bulletin*. National Bank of the Republic of Belarus, Minsk, 2019, no. 12 (246). 255 p. (in Russian).
11. *Statistical Bulletin*. National Bank of the Republic of Belarus, Minsk, 2021, no. 12 (270). 276 p. (in Russian).
12. The main trends in the economy and monetary sphere of the Republic of Belarus. Analytical review. National Bank of the Republic of Belarus, Minsk, 2017, no. 12. 56 p. (in Russian).
13. The main trends in the economy and monetary sphere of the Republic of Belarus. Analytical review. National Bank of the Republic of Belarus, Minsk, 2019, no. 12. 51 p. (in Russian).
14. The main trends in the economy and monetary sphere of the Republic of Belarus. Analytical review. National Bank of the Republic of Belarus, Minsk, 2021, no. 12. 49 p. (in Russian).
15. Khatskevich G., Rusilko T. *Econometrica*. Minsk, 2021. 452 p. (in Russian).

Информация об авторе

Бельзецкий Анатолий Иосифович – кандидат технических наук, директор, ООО «БелМежКомИнвест», e-mail: bmki07@mail.ru

Information about the author

Belzetsky A. – PhD in Engineering sciences, director, BelMezhKomInvest Ltd, e-mail: bmki07@mail.ru

Статья поступила в редколлегию 05.05.2023

Received by editorial board 05.05.2023