



УДК 519.6

© 2018 г. **З.А. Усманова,**
А.А. Ханова, д-р техн. наук
(Астраханский государственный технический университет)

ВЫЧИСЛЕНИЕ АГРЕГИРОВАННОГО ПОКАЗАТЕЛЯ БАНКОВСКИХ ПРОЕКТОВ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Рассмотрена проблема вычисления агрегированного показателя банковского проекта. Представлен метод комплексной оценки банковского проекта в форме алгоритма последовательных действий, отражающих выбор состава и структуры проектов из множества потенциально возможных. Проведена проверка алгоритма с помощью проектирования нейронной сети.

Ключевые слова: коммерческие банки, управление, проектный подход, банковский проект, портфель проектов коммерческого банка, агрегированный показатель, искусственная нейронная сеть, многослойный персептрон.

DOI: 10.22250/isu.2018.55.109-118

Введение

Грамотно организованный и эффективно осуществляемый процесс управления коммерческими банками (КБ) может обеспечить им устойчивое положение на рынке, позволит быть надежными с позиций всех участников банковских отношений. Основными тенденциями современного подхода к управлению банковским бизнесом являются привлечение и распределение большого количества ресурсов, регулирование и минимизация рисков, всесторонний охват всех сфер деятельности, формирование стратегии и принятие управленческих решений в соответствии с намеченными планами развития [1].

Все эти тенденции реализованы в проектном подходе к управлению КБ. Для достижения конкурентных преимуществ в банковском бизнесе недостаточно успешно выполнять отдельные проекты, необходимо согласованное управление всей совокупностью проектов банков (портфелем проектов КБ).

Каждый банковский проект (БП) обладает набором показателей, которые необходимо формализовать. Число показателей является постоянным и одинако-

вым для каждого проекта КБ. Оценка БП осуществляется экспертным путем и с применением аналитических формул. После получения экспертных оценок показателей БП необходимо вычисление агрегированного показателя (АП) для дальнейшего ранжирования проектов и определения, какие из БП целесообразно включить в портфель проектов коммерческого банка (ППКБ).

Формализованная процедура агрегирования для получения интегральных индикаторов позволяет повысить прозрачность процесса получения конечных оценок, их объективность, что приводит к росту качества базирующихся на них решений, а также облегчает их проверку и контроль. Несмотря на большое число подходов к агрегированию показателей и проработанность их математического аппарата, вопрос выбора метода свертки применительно к каждой конкретной задаче является достаточно трудоемким. Этот выбор также усложняет определенная специфика, которую имеет использование интегрального оценивания для анализа БП.

Моделирование, настройка и обучение искусственной нейронной сети для оценки БП

В целом задача вычисления агрегированного показателя банковского проекта (АПБП) может быть определена как задача прогнозирования. Вид зависимости между показателями БП неизвестен, поэтому стандартные методы свертки (аддитивная, мультипликативная, максиминная) будут неэффективны при оценке БП. Применение регрессионных моделей нецелесообразно ввиду невозможности указания структуры модели вычисления АПБП. Таким образом, для вычисления АП предложено использовать аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС).

Существуют некоторые рекомендации относительно необходимой топологии ИНС, позволяющие использовать их для решения задач моделирования. В следствии из объединенной теоремы Колмогорова-Арнольда-Хехт-Нильсена указано, что любая многомерная функция нескольких переменных может быть представлена с помощью нейронной сети фиксированной размерности.

Особенностью математических нейроструктур является то, что они подстраиваются под решение конкретной задачи, основываясь на эталонных данных. ИНС позволяют выявлять закономерности в данных и являются эффективным средством решения сложных, плохо формализуемых задач – таких как задачи классификации, кластеризации, аппроксимации, прогнозирования, и они более гибки по сравнению с классическими эконометрическими моделями.

ИНС представляют собой упрощенную модель биологических нейронных сетей. Любая ИНС состоит из нейронов, модель которых можно описать уравнениями:

$$U(t) = \sum_{i=1}^m d_i \cdot Z(t-i) + b, \quad (1)$$

$$Z(t) = \varphi(U(t)), \quad (2)$$

где $Z(t-1), \dots, Z(t-m)$ – входные сигналы; d_1, \dots, d_m – синаптические веса нейрона; b – порог; $\varphi(U(t))$ – функция активации.

Работа ИНС состоит в преобразовании входного вектора в выходной вектор, причем это преобразование задается весами сети. Применение нейронной сети должно проходить в три этапа – выбор типа сети, обучение сети и применение обученной сети.

В качестве архитектуры ИНС была выбрана сеть прямого распространения информации – многослойный персептрон. Этот тип ИНС довольно хорошо исследован и описан в научной литературе. Данная структура ИНС обладает высокой степенью связности. Наличие скрытого слоя, состоящего из нейронов, которые не являются частью входов и выходов сети, позволяет ИНС обучаться решению сложных задач. Многослойный персептрон прямого распространения подходит для решения задачи вычисления АПБП, так как обладает гибкой структурой и имеет широкий диапазон алгоритмов обучения.

Структура сети "многослойный персептрон" обладает полноразмерностью. Это означает, что каждый нейрон в любом слое сети связан со всеми нейронами предыдущего слоя, но ни один нейрон не имеет рекуррентной связи с самим собой и не связан с нейронами своего слоя. Многослойная сеть может формировать на выходе произвольную многомерную функцию при соответствующем выборе количества слоев, диапазона изменения сигналов и параметров нейронов.

Каждый элемент сети строит взвешенную сумму своих входов с поправкой в виде слагаемого и затем пропускает эту величину активации через передаточную функцию, получая, таким образом, выходное значение этого элемента. Такую сеть легко можно интерпретировать как модель вход-выход, в которой веса и пороговые значения (смещения) являются свободными параметрами модели [4].

Моделируемая ИНС для оценки БП имеет следующую структуру: входы – характеристики исследуемой величины (показатели БП), полученные путем экспертных оценок, а выход – результат оценки проекта (АПБП). Количество нейронов входного слоя определяется параметрами БП. Каждый проект КБ обладает конечным набором признаков h_{14} , эти признаки будут множеством входных узлов, образующих входной слой. Совокупность признаков проекта формирует вектор $H = (h_1, h_2, \dots, h_{14})$, задачей которого являются прием и распространение по сети входной информации. Ключевые признаки определяются на основе выбранных стратегических целей и согласуются с руководством банка, сгенерированный вектор признаков проекта подается на вход сети.

В качестве выходного слоя выступает вектор, отражающий общую оценку БП $V = E(h_1, h_2, \dots, h_{14})$, где V – АП оценки проекта.

Архитектура ИНС прямого распространения отличается наличием скрытых слоев. Каждый нейрон на скрытом слое имеет несколько входов, соединенных с выходами нейронов предыдущего слоя или непосредственно с входными сенсорами $H = (h_1, h_2, \dots, h_{14})$, и один выход. Нейрон характеризуется уникальным вектором весовых коэффициентов d_i . Из требования полной связности нейронной сети следует, что значения весов при синаптических связях должны быть отличны от нуля. Прямое распространение сигнала в ИНС определяется реакцией i -го нейрона выходного слоя на входной вектор $H = (h_1, h_2, \dots, h_{14})$.

В качестве функции активации использована сигмоидная кривая:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-\alpha Z d}}, \quad (3)$$

где Zd – взвешенная сумма входных сигналов, $\alpha > 0$ – коэффициенты ширины сигмоиды по оси абсцисс. Основными положительными качествами данной функции являются гладкость и непрерывность.

Непрерывность первой производной позволяет обучать ИНС градиентными методами, в частности методом обратного распространения ошибки. Данная функция – сжимающая, поэтому диапазон сигналов, с которыми нейрон работает без насыщения, оказывается широким. Значение производной легко выражается через саму функцию, а быстрый расчет производной позволяет ускорить обучение ИНС [2].

Архитектура многослойного персептрона с одним промежуточным слоем для решения задачи вычисления АПБП представлена на рис. 1.

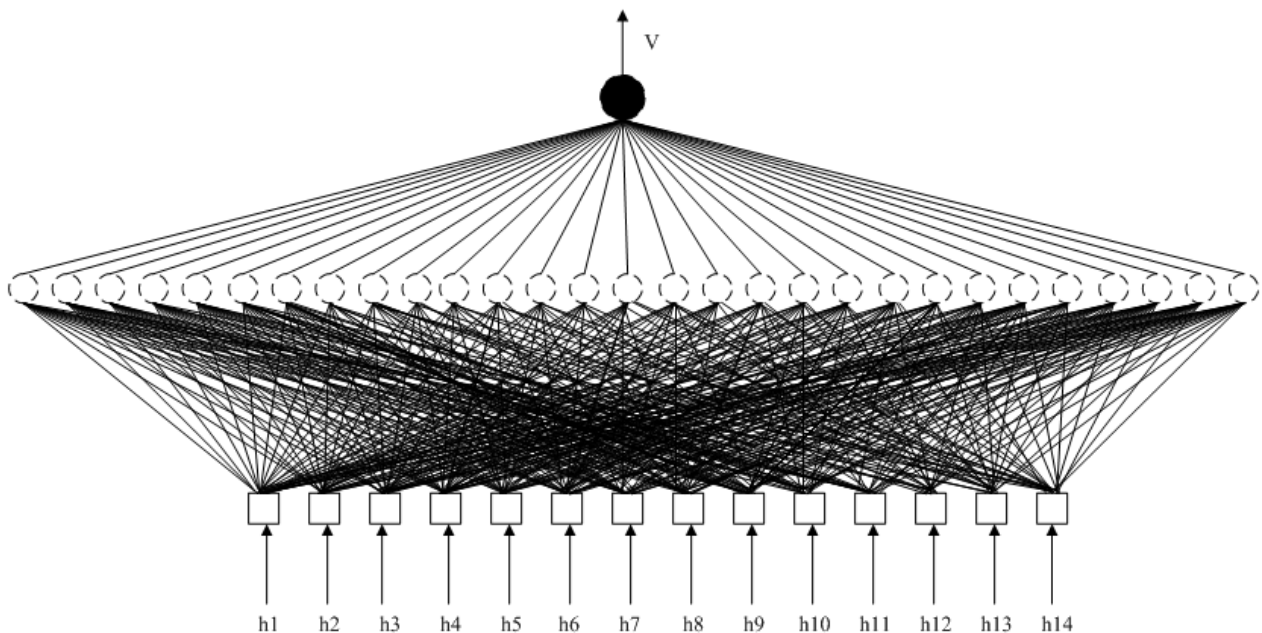


Рис. 1. Архитектура ИНС для вычисления АПБП.

Параметры нейронной сети для комплексной оценки показателей БП:
первый слой – 14 входных нейронов, по числу входных данных (показателей БП), определенных экспертным путем;
второй слой (скрытый) – 29 нейронов;
третий слой содержит 1 выходной нейрон, так как требуется определить один выходной параметр (агрегированный показатель БП).

Число нейронов в скрытом слое определено по формуле из следствия теоремы Колмогорова-Арнольда-Хехт-Нильсена: $k=(2n+1)$, где k – число нейронов промежуточного слоя, n – число нейронов входного слоя ИНС [3].

Настройка искусственной нейронной сети производится для определения значений весов и смещений, которые минимизируют ошибку. В случае использования архитектуры многослойного персептрона с прямым распространением применяется метод обратного распространения ошибки.

В основе метода лежит прямой ход вычисления выходных значений, вычисление ошибки последнего слоя и рекурсивное обратное распространение. Для каждого предыдущего слоя ошибка определяется рекурсивно через ошибку следующего слоя:

$$\delta_i = f(net_j) \cdot (1 - f(net_j)) \cdot \sum_k \delta_k \cdot d_{kj}, \quad (4)$$

где δ_j – ошибка элемента с индексом j ; k – индекс, соответствующий слою, который генерирует обратный сигнал ошибки; net_j – комбинированный вход элемента; $f(net_j)$ – активность элемента [5].

Цель обучения сети состоит в достижении минимального уровня ошибки за счет настройки весовых коэффициентов d_i . При обучении многослойного персептрона данным способом необходима эталонная выборка, т.е. определенное количество проектов КБ с полученной экспертной оценкой по всем показателям и соотношенный с их значениями АПБП. Для получения обучающей выборки (определения АПБП) предлагается использовать коллегиальное мнение экспертной комиссии.

В качестве экспертов выступают представители руководства банка, менеджеры, рядовые сотрудники, привлеченные аналитики, что позволит избежать субъективности в оценках. При этом обучающая выборка разбивается на подмножества тестовое и контрольное, первое используется для непосредственного обучения ИНС, второе – для контроля правильности вычисления АПБП. После многократного применения примеров веса сети стабилизируются, в этом случае делается вывод, что сеть обучена [6]. Применение ИНС позволит избежать влияния субъективного фактора при формировании АПБП и использовании его при ранжировании БП для включения в ППКБ.

Метод комплексной оценки проектов на основе искусственных нейронных сетей

Метод комплексной оценки проектов с вычислением агрегированного показателя на основе искусственных нейронных сетей включает выполнение следующих этапов, представленных на рис. 2.

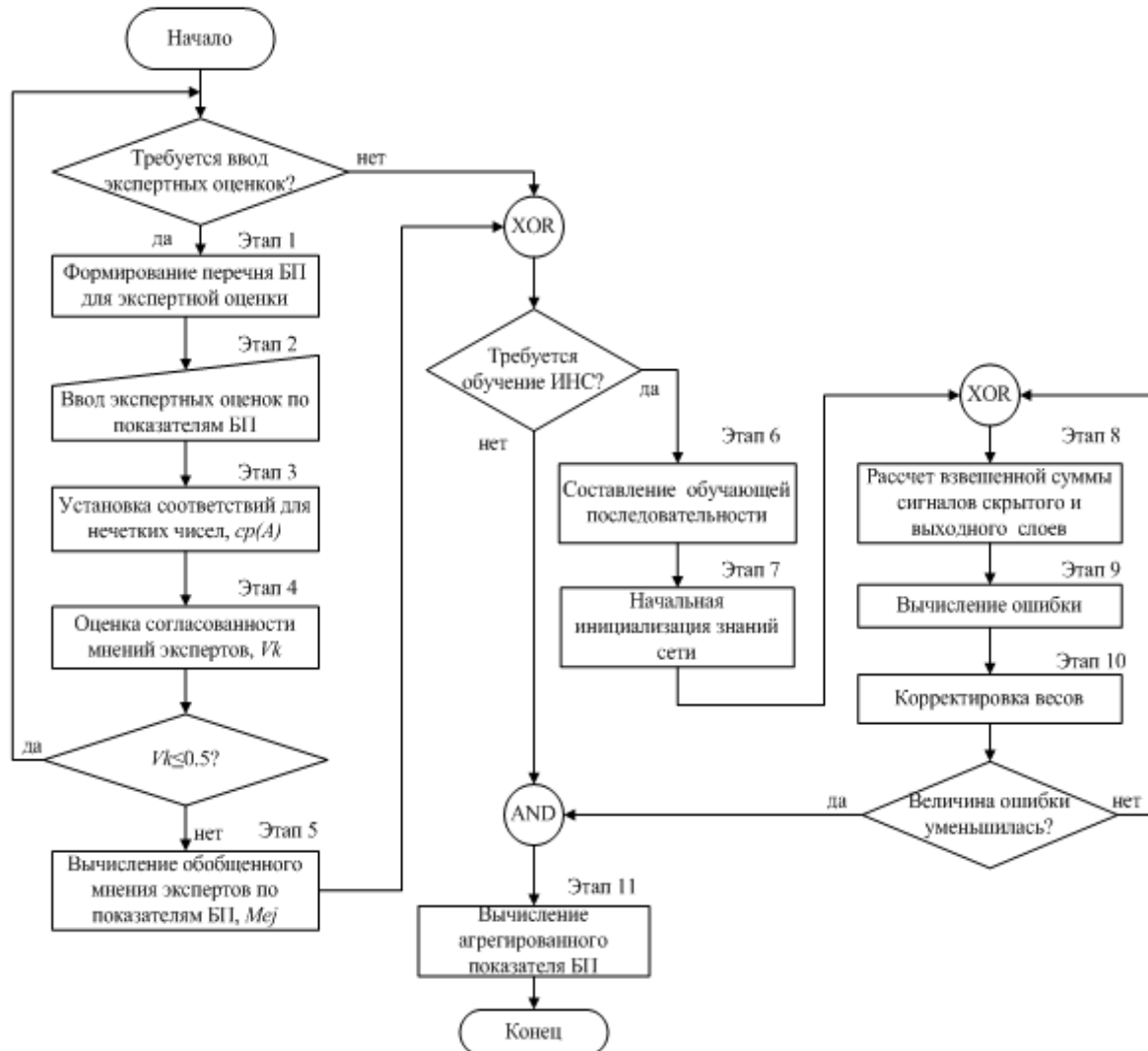


Рис. 2. Алгоритм оценки проектов на основе ИНС "многослойный перцептрон".

Этап 1. Формирование перечня проектов для анализа с использованием ИНС. Перечень состоит из проектов, предлагаемых для включения в ППКБ.

Этап 2. Сбор мнений экспертов и оценка банковских проектов по ключевым признакам лингвистическими переменными $\langle \alpha, T(\alpha), U(\alpha) \rangle$ (очень низкий, низкий, средний, высокий, очень высокий) теории нечетких множеств.

Этап 3. Установка соответствий для нечетких чисел по методу Чью-Парка. Суть данного метода состоит в следующем: фиксируется параметр w и каждому трапецевидному нечеткому числу ставится в соответствие четкое число:

$$cp(A) = \frac{a_1 + a_2 + a_3 + a_4}{4} + w \frac{a_2 + a_3}{2}, \quad (5)$$

где $A=(a_1, a_2, a_3, a_4)$ – трапециевидное нечеткое число.

Этап 4. Оценка согласованности мнений экспертов с использованием дисперсионного коэффициента конкордации (принимает значения в диапазоне $[0,1]$, чем больше его значение, тем более согласованы экспертные мнения):

$$V_k = \frac{D_k}{D_{k\max}}, \quad (6)$$

где D_k – оценка дисперсии; $D_{k\max}$ – максимальное значение оценки дисперсии.

Важным этапом проведения экспертизы БП является проверка согласованности мнений экспертов, так их как агрегированное мнение можно считать объективным только в том случае, если экспертные мнения имели достаточно высокий уровень согласованности. При $V_k = 0$ согласованность экспертов отсутствует, если $V_k = 1$ согласованность мнений экспертов полная (чего на практике не может быть), и это не свидетельствует об объективности оценок. Обычно принимается, что при $V_k > 0,5$ оценки согласованы в достаточной мере. Целесообразность применения дисперсионного коэффициента конкордации определена наличием нескольких сравниваемых объектов (проектов) по степени выраженности некоторого качества.

Этап 5. Вычисление обобщенного мнения экспертов по показателям БП:

$$Me_j = \frac{1}{mc} \sum_1^{mc} me_{ij}, \quad (7)$$

где i – номер эксперта; j – номер показателя БП, подлежащего оценке.

Этап 6. Формирование обучающего набора наблюдений. Составление обучающей последовательности, состоящей из входных образов $H = (h_1, h_2, \dots, h_{14})$, и такого же числа ожидаемых оценок.

Этап 7. Начальная инициализация знаний сети. Присвоение весам d_i случайных значений из диапазона $[-1,1]$.

Этап 8. На входы сети подается входной образ, и сигналы возбуждения распространяются ко всем нейронам в скрытом слое. Каждый скрытый нейрон суммирует взвешенные входящие сигналы и применяет активационную функцию по формуле (3), результат передается элементу выходного слоя. В свою очередь выходной нейрон суммирует взвешенные входящие сигналы от скрытого слоя и применяет активационную функцию по формуле (3), вычисляя выходной сигнал.

Этап 9. Обучение и стабилизация сети. На входы сети последовательно подаются все элементы обучающей последовательности, вычисляется ошибка δ_i по формуле (4).

Этап 10. Корректировка весов выходного и скрытого слоя:

$$\Delta d_{kj} = \eta \cdot \delta_k \cdot d_j, \quad (8)$$

где η – норма обучения (коэффициент скорости обучения), позволяющая управ-

лять величиной изменения весов. Данное число задается перед началом обучения ИНС, оптимально использовать значение 0,1; d_j – сигнал, приходящий к элементу k от элемента j ; δ_k – ошибка элемента k .

Этап 11. Вычисление системой АП для каждого БП из анализируемого множества. Данный показатель представляет комплексную оценку БП [7].

Проверка результативности метода комплексной оценки банковских проектов

Проверка адекватности работы алгоритма оценки проектов осуществлена путем проектирования ИНС, с использованием пакета прикладных программ Neural Network Toolbox (нейронные сети) среды математического моделирования MATLAB.

С целью извлечения знаний был проведен экспертный опрос, в котором экспертам было предложено оценить 70 БП, сформированы векторы входного и выходного слоя. Обучающая последовательность представлена 50 входными образцами (соответствует числу оцениваемых БП) и таким же числом АП, оставшиеся 20 векторов использованы для тестирования ИНС. Фрагмент обучающей выборки для нейронной сети представлен в табл. 1.

Таблица 1

№ БП	Ключевые признаки														АП
	h_1	h_2	h_3	h_4	h_5	h_6	h_7	h_8	h_9	h_{10}	h_{11}	h_{12}	h_{13}	h_{14}	
1	1	1,4	1,9	1	1,9	1	1	1,9	1	1,9	1	1	1,9	0,6	1,3
2	0,6	0,6	1	0,2	0,2	0,6	1	1	0,6	1	0,2	0,6	0,2	0,6	0,6
3	1,4	1	1,9	0,6	1,9	1	1,9	1,4	0,6	1	1,4	1,9	1,4	1,9	1,4
4	0,6	1	1	1	1	1,4	1	0,6	1,4	0,6	1	1,4	1	0,6	1
5	1,4	0,2	1,4	1	0,2	1,4	1,9	1,4	0,6	1	1	1,9	1	0,6	1
6	1	1,4	1	1,4	1	1,4	1,4	1	1	1	1	1,4	1,4	1,4	1,2
7	1,9	1	1	1,4	1,4	1,4	1,9	1,4	1	1	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4

Архитектура ИНС в Neural Network Toolbox представлена на рис. 3, используемые функции активации: *logsig* – в первом слое, *logsig* – во втором слое; используемая функция обучения – *trainlm*; тип сети – *feed-forward back*.

При настройке параметров алгоритма обучения были использованы следующие значения: максимальное количество итераций обучения – 1000; предельное значение критерия обучения (ошибка сети) – 0.0000001. После того как ИНС была построена, сформирована обучающая последовательность, выбран алгоритм и настроены его параметры, проведен процесс обучения. На рис. 4 показано, что процесс обучения завершился по достижении заданной точности за 13 итераций.

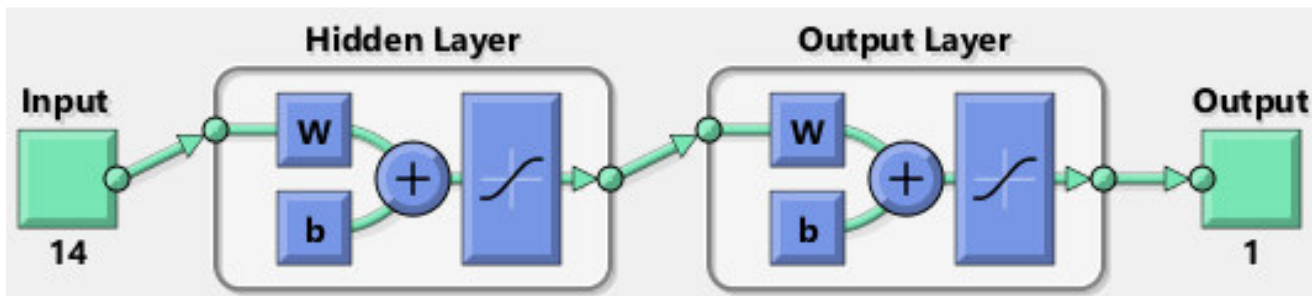


Рис. 3. Архитектура ИНС в Neural Network Toolbox.

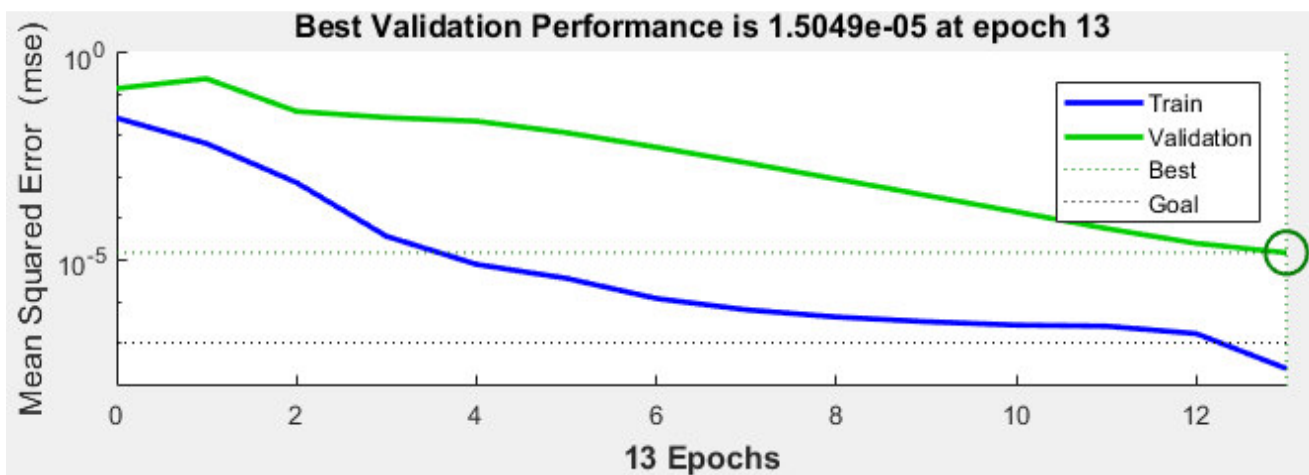


Рис. 4. График обучения ИНС.

Результаты тестирования ИНС по вычислению АП для банковских проектов представлены в табл. 2.

Таблица 2

Банковские проекты	Ожидаемая оценка	Выход сети	Процент отклонения
Создание дочернего КБ, ориентированного на экспресс-кредитование	1.3024	1.3097	0.56
Выпуск карт с индивидуальным дизайном	0.5845	0.58388	-0.11
Партнерство с платежными системами	1.34	1.36	1.49
Разработка системы скидок для зарплатных клиентов	0.6437	0.65187	1.27
Упрощение банковских процедур получения потребительского кредита	1.0352	1.0502	1.45
Система бесплатного обучения риэлторов по ипотечным программам	1.2	1.2	0
Партнерство с образовательными организациями	1.35	1.35	0

В результате тестирования ИНС по вычислению АП для банковских проектов выходные значения оказались близки к значениям ожидаемой оценки. Таким образом, можно сделать вывод, что задача формирования АПБП успешно решается при использовании нейронной сети.

Заключение

В данной работе предложен алгоритм метода комплексной оценки БП на основе ИНС рис. 2. Рассмотрена формализованная процедура агрегирования показателей БП. Осуществлена проверка результативности разработанной нейронной сети, которая показала успешность решения задачи формирования АПБП.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бурков Д.Н., Новиков Д.А. Как управлять проектами. Научно-практическое издание. – М.: СИНТЕГ-ГЕО, 2010.
2. Егорычева С.Б. Моделирование оптимального портфеля инновационных проектов банка // Экономика и банки. – 2016. – № 1. – С. 26-32.
3. Крючин О.В., Арзамасцев А.А. Прогнозирование валютных пар с помощью искусственной нейронной сети // Вестник Тамбовского ун-та. – 2009. – №3. – С. 591-596.
4. Матвеев А.А., Новиков Д.А., Цветков А.В. Модели и методы управления портфелями проектов. – М.: ПМСОФТ, 2005.
5. Пятковский О.И., Гунер М.В. Применение логически прозрачных нечетких нейронных сетей при решении задачи оценки инвестиционных проектов // Вестник алтайской науки. – 2014. – № 1 (19). – С. 149-153.
6. Усманова З.А. Формирование портфеля проектов коммерческого банка на основе искусственных нейронных сетей // Математические методы в технике и технологиях. – ММТТ. – 2016. – №12 (94). – С. 127 – 129.
7. Ханова А.А., Уразалиев Н.С., Усманова З.А. Метод ситуационного управления сложными системами на основе сбалансированной системы показателей // Научный вестник Новосибирского гос. техн. ун-та. – 2015. – № 3 (60). – С. 69-82.

Статья представлена к публикации членом редколлегии А.Д. Плутенко.

E-mail:

Усманова Злата Артуровна – zlata.usmanova@yandex.ru;

Ханова Анна Алексеевна – akhanova@mail.ru.