

İNFÖRMATİKA

УДК 519.712.3

**КОМБИНИРОВАННЫЙ ПОДХОД К ОЦЕНКЕ
КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ФИЗИЧЕСКИХ ЛИЦ
С ПРИМЕНЕНИЕМ МНОГОСЛОЙНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ****А.А.АЛИЕВ****Бакинский Государственный Университет
aliagha.aliyev@gmail.com**

Предлагается комбинированный подход к оценке кредитоспособности физических лиц, основанный на применении многослойных feedforward нейронных сетей, позволяющих компилировать экспертные и/или эвристические знания об оценках платёжеспособности потенциальных заёмщиков кредитов в условиях неопределённости.

Ключевые слова: показатель платёжеспособности, экспертная оценка, коэффициент конкордации, компиляция знаний, нейронная сеть

В статьях [1-4] нами рассмотрены нейро-нечёткие подходы к оценке кредитоспособности физического лица (ФЛ), которые в отличие от экспертных (или скоринговых) систем оценивания, способны компилировать причинно-следственные связи и, тем самым, отражать «внутреннее» представление о задаче. Исходя из этого, в статье предлагается оценивать кредитоспособность ФЛ по результатам относительного влияния показателей платёжеспособности (ПП) в логическом базисе нейронной сети.

Постановка задачи: Пусть для оценки текущей кредитоспособности альтернативных ФЛ банк рассматривает совокупность критериев (или ПП), которая согласно [1] включает: x_1 – текущий и перспективный совокупный чистый доход; x_2 – объём депозитных вкладов; x_3 – обеспечение кредита и его ликвидность; x_4 – *PTI* (Payment-to-Income Ratio); x_5 – *OTI* (Obligations-to-Income Ratio); x_6 – коэффициент платёжеспособности; x_7 – общее материальное положение; x_8 – социальная стабильность; x_9 – возраст; x_{10} – кредитная история.

Предположим, что для согласованного ранжирования и оценки относительного влияния x_i ($i=1\div 10$) банк проводит предварительную экспертизу, где экспертам предлагается сформировать ранговую оценку по каждому i -му ПП ($i=1\div 10$) в виде r_{ij} и соответствующее ему нормированное значение оценки веса переменной x_i в виде w_{ij} , так чтобы для каждого j -го эксперта выполнялось $w_{1j}+w_{2j}+\dots+w_{10j}=1$. Это означает, что оценка

относительного влияния ПП x_i ($i=1\div 10$) на общий уровень кредитоспособности ФЛ осуществляется на основе выполнения двух методов экспертизы: сравнительной качественной оценки – методом ранжирования, основанного на предпочтениях экспертов, и количественной оценки – путём идентификации весов ПП.

Исходя из этих предпосылок необходимо, во-первых, определить степень согласованности экспертных оценок относительно приоритетности ПП x_i ($i=1\div 10$), во-вторых, их обобщённые веса и, в-третьих, инициировать вывод взвешенного суммарного индекса, теоретически располагающегося в пределах, например, отрезка $[0; 100]$. Относительное взвешенное влияние x_i на суммарный индекс кредитоспособности ФЛ рассмотрен в работе [1]. Тем не менее, для компиляции полученных в ней знаний о «внешнем представлении» процесса кредитования ФЛ посредством применения системы нечёткого вывода в логическом базисе нейронной сети, мы вынуждены с некоторыми сокращениями повторить отдельные фрагменты статьи [1]. В результате, полученное «внешнее представление» о различных сценариях кредитования необходимо отразить в виде модели, реализованной в логическом базисе нейронной сети.

Предварительная оценка ПП: Предположим, что для простого ранжирования ПП x_i ($i=1\div 10$) на предмет их влияния на общий уровень кредитоспособности ФЛ банк привлёк 15 экспертов. Каждому из них предлагалось последовательно расположить ПП по правилу: самый важный фактор индексировать цифрой «1», следующий менее важный – цифрой «2» и т.д. по убыванию порядка предпочтения эксперта. В результате независимого анкетирования полученные экспертные ранговые оценки x_i ($i=1\div 10$) сведены в Табл. 1.

Согласованность мнений экспертов выявляется на основе так называемого коэффициента конкордации Кендалла, демонстрирующий степень ранговой корреляции приоритетностей ПП и, согласно [6, 7], вычисляется по формуле:

$$W=12\cdot S/[m^2(n^3-n)], \quad (1)$$

где m – число экспертов; n – число ПП; S – квадратичное отклонение экспертных заключений от среднего значения ранжирования ПП, которое, в свою очередь, вычисляется по формуле [6, 7]:

$$S = \sum_{i=1}^n [\sum_{j=1}^m r_{ij} - m(n-1)/2]^2, \quad (2)$$

где $r_{ij} \in \{1, 2, \dots, n\}$ – ранг i -го ПП, определяемый j -ым экспертом ($j=1\div m$). В нашем случае: $n=10$ и $m=15$. Поэтому соответствующее значение коэффициента Кендалла при величине $S=14836.5$, установленной на основании (2) и данных из Табл. 1, будет: $W=12\cdot 14836.5/[15^2(10^3-10)]=0.799273$, что заметно превышает ключевой порог согласованности 0.6. Это свидетельствует о достаточно приемлемой согласованности экс-

пертных оценок по десятибалльной системе оценивания относительно приоритетности ПП x_i .

Параллельно с ранжированием ПП эксперты оценивают и нормированные значения величин (весов) относительного влияния ПП x_i ($i=1\div 10$) в соответствии с условием $w_{1j}+w_{2j}+\dots+w_{10j}=1$ в виде α_{ij} ($j=1\div 15$). Соответствующие показания экспертов также сведены в Табл. 1.

Таблица 1

Данные предварительной экспертизы влияния ПП

Эксперт	Оцениваемые ПП									
	x_1		x_2		x_3		x_4		x_5	
	r_{1j}	α_{1j}	r_{2j}	α_{2j}	r_{3j}	α_{3j}	r_{4j}	α_{4j}	r_{5j}	α_{5j}
01	8	0.035	6	0.060	4	0.112	7	0.045	5	0.085
02	7	0.039	9	0.019	4	0.107	8	0.027	5	0.075
03	8	0.033	5	0.083	6	0.061	7	0.045	4	0.112
04	8	0.029	6	0.056	4	0.109	10	0.015	5	0.072
05	8	0.032	6	0.061	5	0.081	7	0.046	4	0.112
06	10	0.022	6	0.065	4	0.112	8	0.038	3	0.147
07	8	0.034	6	0.061	4	0.112	7	0.046	1	0.275
08	6	0.071	8	0.044	4	0.113	9	0.035	5	0.089
09	8	0.038	10	0.022	4	0.113	5	0.086	2	0.194
10	8	0.044	6	0.071	4	0.112	7	0.056	2	0.188
11	7	0.052	8	0.04	4	0.113	6	0.068	5	0.087
12	8	0.046	6	0.072	4	0.112	7	0.058	1	0.215
13	10	0.008	6	0.043	4	0.101	7	0.022	3	0.154
14	8	0.022	4	0.105	6	0.051	7	0.035	5	0.074
15	8	0.034	9	0.025	4	0.112	3	0.151	5	0.083
Σ	120	0.539	101	0.827	65	1.521	105	0.773	55	1.962
Эксперт	Оцениваемые ПП									
	x_6		x_7		x_8		x_9		x_{10}	
	r_{6j}	α_{6j}	r_{7j}	α_{7j}	r_{8j}	α_{8j}	r_{9j}	α_{9j}	r_{10j}	α_{10j}
01	1	0.250	2	0.190	3	0.168	10	0.025	9	0.030
02	1	0.300	3	0.153	2	0.214	10	0.013	6	0.053
03	1	0.275	2	0.204	3	0.151	10	0.014	9	0.022
04	2	0.214	1	0.300	3	0.153	9	0.021	7	0.031
05	1	0.273	3	0.151	2	0.204	10	0.016	9	0.024
06	1	0.255	2	0.194	5	0.086	7	0.052	9	0.029
07	5	0.083	2	0.204	3	0.151	9	0.023	10	0.011
08	1	0.225	2	0.179	3	0.162	10	0.027	7	0.055
09	1	0.255	3	0.148	7	0.050	6	0.065	9	0.029
10	3	0.142	5	0.089	1	0.235	10	0.028	9	0.035
11	1	0.245	2	0.189	3	0.146	10	0.024	9	0.036
12	2	0.183	3	0.149	5	0.097	10	0.031	9	0.037
13	1	0.340	2	0.235	5	0.066	8	0.019	9	0.012
14	2	0.225	1	0.305	3	0.155	10	0.012	9	0.016
15	1	0.265	2	0.204	7	0.046	10	0.018	6	0.062
Σ	24	3.530	35	2.894	55	2.084	139	0.388	126	0.482

Отправляясь от результатов предварительного анализа, сведённых в Табл. 1, проведём расчёты для определения и последующей идентификации весов x_i ($i=1\div 10$). Для этого определим групповые оценки нормированных значений относительного влияния ПП и числовые показатели, характеризующие компетентности экспертов. Среднее значение α_i по i -ой

группе нормированных оценок ПП определим посредством выражения [4]:

$$\alpha_i(t+1) = \sum_{j=1}^m w_j(t) \alpha_{ij}, \quad (3)$$

где $w_j(t)$ – весовой коэффициент, характеризующий степень компетентности j -го эксперта ($j=1 \div m$) на момент времени t . В данном случае процесс нахождения групповых оценок нормированных значений носит итерационный характер, который завершается при выполнении условия:

$$\max \{ |\alpha_i(t+1) - \alpha_i(t)| \} \leq \varepsilon, \quad (4)$$

где ε – допустимая погрешность расчётов. Приняв допустимую погрешность за $\varepsilon=0.001$, будем полагать, что на начальной стадии $t=0$ эксперты имеют одинаковые степени компетентности, т.е. для каждого из них имеет место $w_j(0)=1/m$. Тогда на основе (3): $\alpha_i(1) = \sum_{j=1}^{15} w_j(0) \alpha_{ij} = \sum_{j=1}^{15} \alpha_{ij} / 15$, средними значениями по группам нормированных оценок весов переменных x_i в 1-ом приближении будут числа: $\{\alpha_1(1); \alpha_2(1); \alpha_3(1); \alpha_4(1); \alpha_5(1); \alpha_6(1); \alpha_7(1); \alpha_8(1); \alpha_9(1); \alpha_{10}(1)\} = \{0.0359; 0.0551; 0.1014; 0.0515; 0.1308; 0.2353; 0.1929; 0.1389; 0.0259; 0.0321\}$. Не трудно заметить, что требование (4) для 1-го приближения не выполняется, поэтому, переходя на следующий этап, вычислим нормирующий множитель $\eta(1)$ в виде [4]:

$$\begin{aligned} \eta(1) = & \sum_{i=1}^{10} \alpha_i(1) \sum_{j=1}^{15} \alpha_{ij} = 0.036 \cdot 0.539 + 0.055 \cdot 0.827 + 0.101 \cdot 1.521 + 0.052 \cdot 0.773 + \\ & + 0.131 \cdot 1.962 + 0.235 \cdot 3.530 + 0.193 \cdot 2.894 + 0.139 \cdot 2.084 + 0.026 \cdot 0.388 + \\ & + 0.032 \cdot 0.482 = 2.2198. \end{aligned}$$

С учётом этого множителя показатели компетентности экспертов на данном этапе итерации устанавливаются из следующих равенств [4]:

$$\begin{cases} w_j(1) = \sum_{i=1}^{10} \alpha_i(1) \cdot \alpha_{ij} / \eta(1) \quad (j = \overline{1,14}), \\ w_{15}(1) = 1 - \sum_{j=1}^{14} w_j(1), \quad \sum_{j=1}^{15} w_j(1) = 1, \end{cases} \quad (5)$$

где $w_{15}(1)$ – характеризует степень компетентности 15-го эксперта при $t=1$. Тогда в 1-ом приближении показателями компетентности экспертов являются: $w_1(1)=0.053; w_2(1)=0.056; w_3(1)=0.055; w_4(1)=0.056; w_5(1)=0.054; w_6(1)=0.053; w_7(1)=0.048; w_8(1)=0.051; w_9(1)=0.051; w_{10}(1)=0.046; w_{11}(1)=0.052; w_{12}(1)=0.048; w_{13}(1)=0.060; w_{14}(1)=0.056; w_{15}(1)=0.261$.

Далее, применяя формулу (3) для $t=2$, вычислим среднюю групповую оценку относительного влияния ПП во 2-ом приближении. Другими словами, с учётом $\alpha_i(2) = \sum_{j=1}^{15} w_j(1) \alpha_{ij}$, средними оценками относительного влияния ПП по группам $i=1 \div 10$ во 2-ом приближении будут: $\alpha_1(2)=0.035; \alpha_2(2)=0.049; \alpha_3(2)=0.103; \alpha_4(2)=0.072; \alpha_5(2)=0.119; \alpha_6(2)=0.244; \alpha_7(2)=0.197; \alpha_8(2)=0.119; \alpha_9(2)=0.024; \alpha_{10}(2)=0.0382$. Как видно из:

$$\begin{aligned} \max_i \{|\alpha_i(2) - \alpha_i(1)|\} = \max \{ & |0.0351 - 0.0359|; |0.0488 - 0.0551|; |0.1031 - 0.1014|; \\ & |0.0717 - 0.0515|; |0.1189 - 0.1308|; |0.2441 - 0.2353|; |0.1971 - 0.1929|; \\ & |0.1191 - 0.1389|; |0.0239 - 0.0259|; |0.0382 - 0.0321|\} = 0.0017 > \varepsilon, \end{aligned}$$

условие (5) не выполняется. Поэтому, приступая к следующей итерации, вычислим нормирующий коэффициент $\eta(2)$ в виде:

$$\begin{aligned} \eta(2) = \sum_{i=1}^{10} \alpha_i(2) \sum_{j=1}^{15} \alpha_{ij} = & 0.035 \cdot 0.539 + 0.049 \cdot 0.827 + 0.103 \cdot 1.521 + 0.072 \cdot 0.773 + \\ & + 0.119 \cdot 1.962 + 0.244 \cdot 3.530 + 0.197 \cdot 2.894 + 0.119 \cdot 2.084 + 0.024 \cdot 0.388 + \\ & + 0.038 \cdot 0.482 = 2.2128. \end{aligned}$$

В этом случае показателями компетентности экспертов $w_j(2)$ ($j=1 \div 15$) будут соответствующие числа: $w_1(2)=0.053$; $w_2(2)=0.055$; $w_3(2)=0.055$; $w_4(2)=0.055$; $w_5(2)=0.054$; $w_6(2)=0.053$; $w_7(2)=0.047$; $w_8(2)=0.050$; $w_9(2)=0.051$; $w_{10}(2)=0.044$; $w_{11}(2)=0.052$; $w_{12}(2)=0.048$; $w_{13}(2)=0.061$; $w_{14}(2)=0.056$; $w_{15}(2)=0.267$.

Средние групповые оценки относительного влияния x_i ($i=1 \div 10$) в 3-ем приближении получим из частного случая (3) в виде: $\alpha_1(3)=0.035$; $\alpha_2(3)=0.049$; $\alpha_3(3)=0.103$; $\alpha_4(3)=0.072$; $\alpha_5(3)=0.119$; $\alpha_6(3)=0.245$; $\alpha_7(3)=0.197$; $\alpha_8(3)=0.118$; $\alpha_9(3)=0.024$; $\alpha_{10}(3)=0.038$. При этом, как видно из:

$$\begin{aligned} \max_i \{|\alpha_i(3) - \alpha_i(2)|\} = \max \{ & |0.0350 - 0.0351|; |0.0486 - 0.0488|; |0.1032 - 0.1031|; \\ & |0.0723 - 0.0717|; |0.1185 - 0.1189|; |0.2447 - 0.2441|; |0.1973 - 0.1971|; |0.1183 - 0.1191|; \\ & |0.0239 - 0.0239|; |0.0382 - 0.0382|\} = 0.000794 < \varepsilon, \end{aligned}$$

точность групповых оценок относительного влияния ПП в 3-ем приближении уже удовлетворяет условию (4), а это означает, что: $\alpha_1(3)$; $\alpha_2(3)$; $\alpha_3(3)$; $\alpha_4(3)$; $\alpha_5(3)$; $\alpha_6(3)$; $\alpha_7(3)$; $\alpha_8(3)$; $\alpha_9(3)$; $\alpha_{10}(3)$, могут считаться их итоговыми обобщёнными весами переменных x_i ($i=1 \div 10$).

Определение взвешенных индексов кредитоспособности ФЛ на основе экспертных оценок их ПП: Метод экспертных оценок кредитоспособности ФЛ предполагает обсуждение ПП другой группой специалистов. Каждому из экспертов предлагается в индивидуальном порядке оценить степень влияния ПП x_i на значения суммарных индексов кредитоспособности ФЛ, например, по пятибалльной шкале: 5 – ЧЕРЕСЧУР СИЛЬНОЕ; 4 – СУЩЕСТВЕННО СИЛЬНОЕ; 3 – СИЛЬНОЕ; 2 – СЛАБОЕ; 1 – НЕЗНАЧИТЕЛЬНОЕ; 0 – ЧЕРЕСЧУР СЛАБОЕ. Полученные таким образом оценки подвергаются анализу на предмет согласованности (и/или противоречивости) по следующему правилу: максимально допустимая разница между двумя экспертными заключениями по любому ПП x_i ($i=1 \div 10$) не должна превышать 3. Данное правило позволяет отфильтровать недопустимые отклонения в экспертных оценках альтернатив по каждому конкретному ПП. Выведение суммарного индекса, теоретически располагающегося в

пределах от 0 до 100, можно осуществить посредством следующего критерия оценки:

$$C = \frac{\sum_{i=1}^5 \alpha_i e_i}{\max_i \sum_{i=1}^5 \alpha_i e_i} \times 100, \quad (6)$$

где α_i – вес x_i , e_i – консолидированная экспертная оценка кредитоспособности ФЛ с точки зрения влияния i -го ПП по пятибалльной шкале. При этом, максимальный индекс означает консолидировано чересчур сильное влияние всех ПП x_i . В Табл. 2 представлены 30 сценариев формирования индексов кредитоспособности с применением критерия (6).

Компиляция экспертных оценок кредитоспособности ФЛ в логическом базисе нейронной сети: Экспертные системы обоснованно и часто критикуют за то, что в них не прослеживаются причинно-следственные связи. Количественный подход к оценке альтернатив позволяет сравнивать альтернативы, используя, единый числовой фактор, который суммирует относительное влияние определённого числа факторов посредством многофакторной функции вида $F=F(x_1, x_2, \dots, x_n)$. Тем не менее, применяемые в принятии решений эконометрические модели вида F страдают сложностью обеспечения текущими источниками данных факторов x_i ($i=1 \div n$), большинство из которых являются слабо структурированными. Поэтому рабочую модель целесообразно представлять в виде «чёрного ящика», входы и выходы которого описываются нечёткими множествами [8].

В рассматриваемой задаче внешние знания о 30-ти потенциальных заёмщиках кредитов представлены информационной моделью вида: $\{(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{10j}) \rightarrow y_j\}_{j=1}^{30}$ (см. Табл. 2), где y_j – количественный индекс кредитоспособности j -го ФЛ, рассчитанный по формуле (6), которая взвешенно суммирует консолидированные экспертные оценки относительного влияния ПП x_i ($i=1 \div 10$). В случае, когда количественные оценки относительного влияния величин ПП на уровень кредитоспособности ФЛ не вызывают сомнения, многофакторную функцию R можно аппроксимировать трёхслойной feedforward нейронной сетью (рис. 1), индуцирующую на выходе сигналы вида: $z_j = \sum_{k=1}^r c_k \varphi[w_{ki} x_{ij}] - \theta_k$; $i = \overline{1, 10}$; $j = \overline{1, 30}$, где r – число нелинейных нейронов в скрытом слое, подбираемое пользователем в процессе симуляции; w_{ki} и c_i – веса входных и выходных синоптических связей, соответственно; θ_i – порог k -го нелинейного нейрона из скрытого слоя; $\varphi(\cdot)$ – функция активации нелинейного нейрона из скрытого слоя, например, сигмоидального типа $\varphi(t)=1/(1+e^{-t})$. Нейронная сеть получает 10 значений из отрезка $[0; 5]$ как вектор входа с 10-ю компонентами. Это нужно, чтобы аппроксимировать непрерывную функцию F :

$R^{10} \rightarrow R^1$, представленную в табличном виде (см. Табл. 2). Единственный выход нейронной сети должен представлять уровень кредитоспособности ФЛ. Чтобы работать правильно, сеть должна ответить, например, значением 3.8809 в положении входного вектора (0.45; 0.34; 0.29; 0.12; 0.09; 0.09; 0.13; 0.4; 0.11; 0.41).

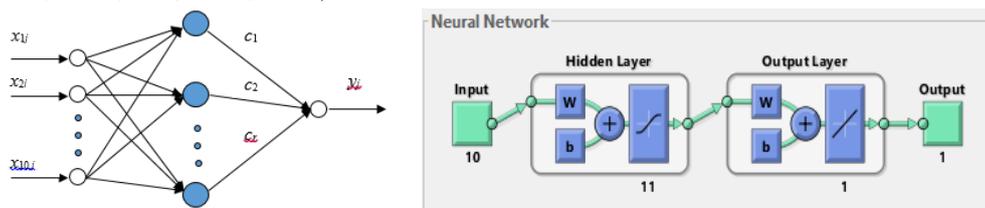


Рис. 1. Трёхслойная feedforward нейронная сеть в нотации MATLAB

Таблица 2

Сценарии формирования индексов кредитоспособности ФЛ

Сценарии	Estimated SI										Суммарный индекс	
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	Критерий (6)	Нейронная сеть
	Generalized weights of the SI											
$\alpha_1(3)$	$\alpha_2(3)$	$\alpha_3(3)$	$\alpha_4(3)$	$\alpha_5(3)$	$\alpha_6(3)$	$\alpha_7(3)$	$\alpha_8(3)$	$\alpha_9(3)$	$\alpha_{10}(3)$			
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0000	0.6581
2	0.17	0.26	0.31	0.40	0.56	0.57	0.45	0.23	0.44	0.50	8.6131	8.6100
3	0.86	0.98	1.00	0.94	0.88	0.91	0.72	0.96	0.85	0.89	17.7066	16.8182
4	1.42	1.06	1.21	1.54	1.44	1.32	0.32	1.44	1.35	1.48	23.1097	23.1100
5	1.32	1.44	1.81	1.44	0.64	1.41	1.62	1.67	1.28	1.22	28.4884	28.4900
6	2.04	2.13	2.14	2.11	1.54	2.17	2.34	1.37	2.14	1.20	39.6268	39.6300
7	2.49	2.86	1.96	1.02	2.77	2.26	1.54	2.74	3.44	2.17	43.5428	43.5400
8	2.72	3.14	2.29	4.57	0.16	1.68	3.49	0.43	2.78	4.86	44.7124	44.7100
9	2.65	1.79	3.92	0.01	2.16	4.94	2.28	1.84	3.48	3.98	59.0371	59.0400
10	2.88	4.47	0.93	0.25	2.68	1.59	0.08	2.67	3.45	1.87	32.4948	32.4900
11	4.70	3.77	3.77	0.77	0.16	1.92	1.75	0.81	0.57	2.78	36.8434	36.8400
12	4.57	3.68	4.73	2.25	3.36	4.68	3.84	3.67	4.79	2.09	78.4124	78.4100
13	4.46	1.94	0.88	2.12	4.94	3.47	4.96	3.26	3.28	3.42	70.0454	70.0500
14	4.90	3.04	2.82	1.16	4.30	0.66	1.97	1.95	1.03	1.10	41.0315	41.0300
15	3.63	4.67	2.88	4.02	4.10	3.16	2.44	2.62	0.69	4.98	63.9843	63.9800
16	4.97	2.10	3.77	2.95	4.96	0.98	4.65	2.09	2.32	3.76	61.3782	61.3800
17	4.08	3.59	2.45	3.65	2.10	1.40	2.15	1.85	0.79	4.49	45.2022	45.8964
18	1.98	0.45	3.02	3.55	0.85	3.18	3.01	4.64	3.37	2.76	57.3237	57.3200
19	3.76	4.95	2.26	3.46	0.11	3.47	2.76	2.65	1.54	0.27	52.4515	52.4500
20	0.63	3.91	3.56	3.55	2.42	4.22	3.35	3.58	0.85	2.58	67.2064	67.2100
21	0.65	2.15	3.25	1.08	4.31	1.98	0.25	0.14	0.16	1.41	33.1739	33.1700
22	4.54	2.05	0.64	2.46	3.01	3.70	2.64	2.02	0.23	4.61	54.0960	53.3647
23	1.91	3.95	3.37	2.68	1.07	4.73	2.12	2.35	4.55	3.63	60.5823	60.5800
24	2.76	0.95	2.01	3.81	0.38	3.60	0.75	4.56	1.37	1.28	46.4147	46.4100
25	4.06	1.99	1.51	1.28	3.92	0.89	4.99	0.37	2.32	1.15	45.9130	45.9100
26	2.35	2.78	3.25	3.49	2.41	0.65	2.32	3.71	4.96	1.68	46.5745	46.5700
27	3.37	2.03	2.57	0.48	2.15	1.23	4.40	2.85	0.11	0.41	45.9187	45.9200
28	3.46	3.17	2.91	3.67	2.05	2.66	3.23	1.93	2.68	3.79	56.1837	56.1800
29	4.86	4.80	4.88	4.93	4.94	4.95	4.76	4.81	4.76	4.99	97.4704	97.4700
30	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00	100.00	100.00

Сеть имеет один скрытый слой, который включает 11 нелинейных нейронов с log-sigmoid функциями активации, диапазон которых позволяет реализовать выход в пределах отрезка $[0; 100]$. Число этих нейронов выбрано методом проб и ошибок. После того, как сеть обучена и протестирована (см. Рис. 2), формируется продукция (результаты пар «вход» – «выход»), которая представлена в Табл. 2.

Теперь представим, что в банк обратились десять ФЛ с просьбами о предоставлении им краткосрочных кредитов. Ввиду того, что ресурсы банка ограничены, перед его менеджерами стоит задача выбрать одного заёмщика, лучшего по комплексу его ИП. В этом случае все ФЛ, как потенциальные заёмщики кредитов, являются альтернативами, из которых ответственному за предоставление кредитов предстоит сделать выбор наилучшей. Сами альтернативы обозначим через a_1, a_2, \dots, a_{10} , а рассчитанные значения критериев качества представим в виде их ИП x_i ($i=1 \div 10$), которые сведены в Табл. 3.

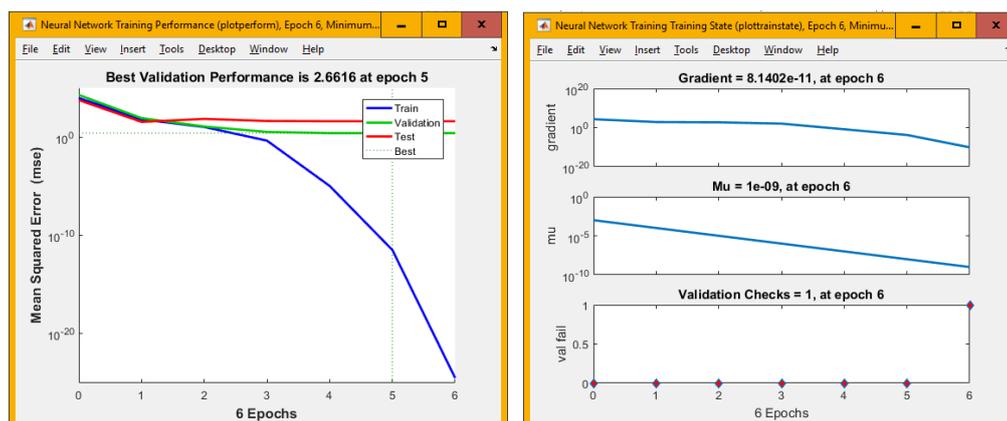


Рис. 2. Результаты обучения нейронной сети в нотации пакета MATLAB

Таблица 3

Суммарные индексы кредитоспособности альтернативных ФЛ

ФЛ	Оцениваемые ИП										Индекс с применением критерия (7)	Порядок	Индекс на основе нейронной сети	Порядок
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}				
	Весовые коэффициенты ИП													
	α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	α_7	α_8	α_9	α_{10}				
a_1	2.20	0.43	1.04	3.24	1.52	3.99	1.70	0.17	4.75	1.08	42.1138	10	41.4343	10
a_2	2.73	3.88	2.79	4.47	3.00	4.27	2.90	2.88	2.05	2.79	67.3068	2	68.0609	2
a_3	1.07	2.30	3.63	4.48	1.34	2.49	3.81	2.84	3.00	1.20	56.4223	6	59.8145	6
a_4	3.70	2.43	1.32	2.42	2.87	0.58	3.74	3.17	1.99	4.94	47.7848	7	60.4263	5
a_5	1.84	4.57	1.96	4.98	3.10	2.54	4.58	3.30	0.40	4.98	66.6387	4	66.3834	3
a_6	4.78	3.36	4.62	3.66	2.41	4.26	2.90	4.67	3.32	0.90	72.7732	1	82.9125	1
a_7	0.03	1.67	3.10	2.55	1.11	1.30	4.65	1.45	4.49	1.87	46.0682	8	53.7201	8
a_8	4.43	1.22	4.22	3.78	0.46	1.23	2.71	1.84	1.85	4.33	44.8848	9	54.4470	7
a_9	1.35	1.85	3.74	3.66	0.64	4.93	4.94	1.32	1.72	2.37	66.6745	3	65.7193	4
a_{10}	2.39	3.48	2.48	4.75	0.83	4.11	3.30	0.93	4.21	3.55	59.0977	5	52.3288	9

Как видно из таблицы 3, индексы кредитоспособности альтернативных ФЛ, полученные с применением критерия (6) и трёхслойной нейронной сети, в большинстве случаев приемлемо близки друг к другу, а с точки зрения порядков следования, в обоих случаях обеспечиваются одинаковые отборы наилучшей 6-ой и наихудшей 1-ой альтернативы из числа потенциальных заёмщиков. При этом очевидно преимущество нейросетевого подхода, т.к. в этом случае отпадает вопрос привлечения экспертов для оценки степеней влияния ПП x_i на уровень кредитоспособности ФЛ по пятибалльной шкале оценивания. Тем не менее, рассматриваемая задача и её решение выглядят гораздо сложнее, т.к. в общем случае сама природа ПП x_i ($i=1\div 10$) и определение их относительного веса при суммировании итоговых индексов кредитоспособности ФЛ, остаётся основной проблемой количественного метода оценки. С учётом сложностей, с которыми сталкиваются экспертные системы и эконометрические модели, решением многофакторной оценки кредитоспособности ФЛ может стать система оценки, базирующаяся на специальном математическом ядре, одинаково свободно оперирующем объективными (количественными) и субъективными (качественными) величинами.

Для формирования такого ядра можно воспользоваться системой нечёткого вывода в логическом базисе feedforward нейронной сети, полагая, что ПП x_i ($i=1\div 10$), как лингвистические переменные, характеризующие критерии качества, хорошо известны, однозначно понимаемы и адекватно передают итоговую картину многофакторной оценки, обеспечивая, тем самым, принцип единства измерений. Поэтому, приняв сценарии формирования индексов кредитоспособности потенциальных заёмщиков за обучающее множество (см. Табл. 2), можно осуществить его загрузку в редактор ANFIS типа Сугэно в нотации пакета MATLAB. Это иницирует структуру системы вывода, подразумевающую генерацию функций принадлежности для нечёткого описания термов входных лингвистических переменных x_i ($i=1\div 10$) и выходной лингвистической переменной y (см. Табл. 2). В результате структура системы нечёткого вывода в логическом базисе feedforward нейронной сети визуализируется так, как показано на рис. 3.

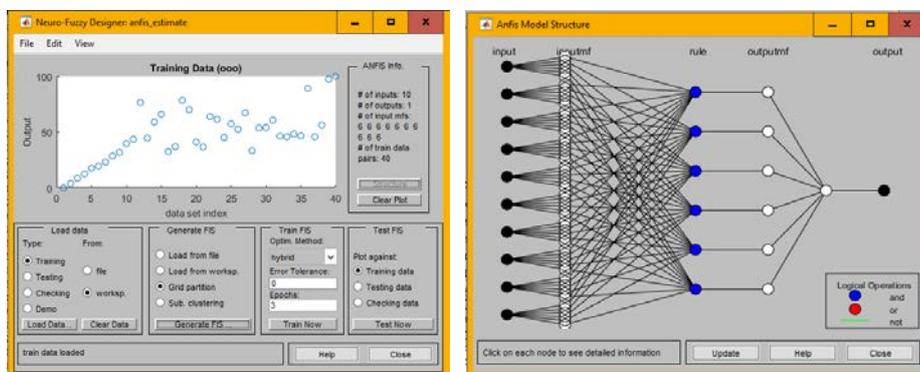


Рис. 3. Генерация системы нечёткого вывода в редакторе ANFIS

Структурная и параметрическая оптимизация системы нечёткого вывода в логическом базисе пятислойной feedforward нейронной сети осуществляется путём идентификации функций принадлежности нечётких множеств, описывающих термы входных ЛП. В процессе симуляции этой системы для оценки кредитоспособности заявленных ФЛ a_1, a_2, \dots, a_{10} , также можно установить адекватную причинно-следственную связь между ПП x_i ($i=1 \div 10$) и суммарными индексами их кредитоспособности.

Заключение: Предлагаемый подход к оценке кредитоспособности ФЛ может быть достаточно быстро и легко адаптирован под требования любого коммерческого банка, а также для оценки кредитоспособности юридических лиц. Основным преимуществом предлагаемого подхода является возможность выявлять внутренние закономерности в процессе оценивания кредитоспособности и делать их в значительной степени транспарентными. Очевидно, что в этом случае необходимым условием является наличие согласованных экспертных оценок типовых альтернативных решений в области кредитования.

ЛИТЕРАТУРА

1. Рзаев Р.Р., Алиев А.А. Оценивание кредитоспособности физических лиц с применением нечёткой логики // Проблемы управления и информатики. 2017, №1, с. 114-127.
2. Рзаев Р.Р., Алиев А.А. Оценка кредитоспособности физического лица на основе нечёткого анализа его платёжеспособности // Системы и средства информатики. Т.27, №3, 2017, с. 202-218.
3. Кравец О.Я., Алиев А.А. Информационная поддержка процесса кредитования физических лиц на основе нейро-нечёткой системы моделирования // Экономика и менеджмент систем управления. 2017, №4.3 (26), с. 364-372.
4. Алиев А.А. Оценка текущей кредитоспособности физических лиц на основе экспертных оценок их показателей платёжеспособности // Математические машины и системы, 2018, №2, с. 119-132.
5. Mardanov M.J., Rzayev R.R. 2018: One Approach to Multi-criteria Evaluation of Alternatives in the Logical Basis of Neural Networks // Springer's Series "Advances in Intelligent Systems and Computing". v. 896, pp. 279-287

6. Lin A.S. 2012: A Note on the Concordance Correlation Coefficient // Biometrics. v. 56, pp. 324–325.
7. Lin A.S., Wu W. 2012: Statistical Tools for Measuring Agreement. New York: Springer, 173 p.
8. Zadeh L.A. 1965: The Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning // Information Sciences. v. 8, No 3, pp. 199–249.

**ÇOXLAYLI NEYRON ŞƏBƏKƏLƏRİN TƏTBİQİ ƏSASINDA FİZİKİ ŞƏXSLƏRİN
KREDİTİ ÖDƏMƏ QABİLİYYƏTLƏRİNİN QIYMƏTLƏNDİRİLMƏSİNƏ
DAİR KOMBİNƏ EDİLMİŞ YANAŞMA**

Ə.Ə.ƏLİYEV

XÜLASƏ

Çoxlaylı feedforward neyron şəbəkələrin tətbiqi əsasında fiziki şəxslərin krediti ödəmə qabiliyyətlərinin qiymətləndirilməsinə dair kombinə edilmiş yanaşma təklif edilir. Nəticədə həmin neyron şəbəkələrin köməyiylə qeyri-müəyyənlik şəraitində kreditlərin potensial iddiaçıların alıcılıq qabiliyyətinin qiymətləndirmələri haqqında toplanmış ekspert və ya evristik biliklərin kompilyasiyasını həyata keçirmək mümkün oldu.

Açar sözlər: alıcılıq qabiliyyətinin göstəricisi, ekspert qiymətləndirmələri, konkordasiya əmsalı, biliklərin kompilyasiyası, neyron şəbəkəsi

**COMBINED APPROACH TO INDIVIDUAL
CREDIT RATING USING MULTILAYER NEURAL NETWORKS**

A.A.ALIYEV

SUMMARY

A combined approach to individual credit rating is proposed by compilation of the expert and/or heuristic knowledge about the estimates of the solvency of potential borrowers under uncertainty. Adequate translation of the external knowledge relative to weighted summary estimates of natural person solvency in effective internal knowledge is compiled on the logical basis of a multi-layer feedforward neural network.

Keywords: solvency indicator, expert evaluation, coefficient of concordance, knowledge compilation, neural network.

Поступила в редакцию: 07.12.2018 г.

Подписано к печати: 08.04.2019 г.