

ТОВАРНОЕ РЫБОВОДСТВО КАК ОДИН ИЗ ПУТЕЙ ВЫХОДА ИЗ КРИЗИСНОЙ СИТУАЦИИ

О.С. Яковенко, аспирант

Белорусская государственная сельскохозяйственная академия

В условиях нестабильной экономики очень остро стоит проблема обеспечения населения ценными продуктами питания собственного производства. При решении этой задачи необходимо сочетать высокое качество продукции с минимальными затратами. Проведенные нами исследования показывают, что не маловажное место при этом следует отвести рыбе, так как она служит источником необходимого для человека белка. В мясе рыб его содержится от 18-21,2%. Белковые вещества свежей рыбы усваиваются организмом человека в 2-3 раза лучше, чем мясо крупного рогатого скота. Большое значение имеет и рыбий жир, содержащий витамины и хорошо усваивающийся. В мясе рыб содержание жира колеблется от 0,7-15%.

Следует также отметить, что рыбоводство является высокоэффективной отраслью хозяйства. Так, в рыбном хозяйстве "Любань" Любанского района Минской области в 2002 году со 100 га прудовой площади было получено 220 ц карпа с фактической себестоимостью одного килограмма 1062 руб., а уровень рентабельности составил 12,2%. В то время как со 100 га пашни можно в среднем получить лишь 75 ц мяса крупного рогатого скота, но при этом следует затратить на много больше средств и усилий.

Из выше изложенного следует, что рыбоводство является одним из эффективных направлений выхода из сложившейся кризисной ситуации в экономике нашей Республики. Нужно повысить роль внутренних водоемов, способных обеспечивать население живой и охлажденной рыбой. А в условиях перехода к рыночной экономике необходимо разработать систему показателей, наиболее полно осуществляющих контроль на всех стадиях разведения и выращивания рыбы, что способствует более эффективно-му управлению и оперативному принятию управленческих решений.

ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОНОВЫЕ СЕТИ – ИЗБРАННЫЕ ВОПРОСЫ

Мгр. Павел Ямруз

**докторант экономического факультета
Белостокского университета**

Вступление

Интенсивное развитие финансовых рынков и повсеместное использование компьютерных техник привело к росту заинтересованности математическими моделями, в том числе искусственными нейронными сетями (ИНС). Они возникли из интердисциплинарного синтеза традиционных наук, охватывающих биологию, физику, математику, и подражающих дей-

ствиям биологических мозговых структур.

Началом нейроновых сетей считают издание работы В.С. МакКулоча (W.S. McCullocha) и В. Питтца (W. Pittsa) в 1943 году, в которой впервые была описана математическая модель нейроновой клетки. Модель МакКулоча-Питтца была исходной точкой для создания самой простой односторонней нейроновой сети под названием перцептрон. История проводимых исследований над ИНС более широко рассмотрена среди прочего в [3], [8], [13].

Искусственные нейроновые сети обладают характерными, для человеческого организма чертами, как например: способностью «учения» или невосприимчивостью к повреждениям.

К чертам, отличающим ИНС, относятся [12]:

- способность переработки размытой, хаотической, не полной, и даже противоречивой информации;
- быстрая и эффективная переработка большого количества данных;
- параллельная и рассеянная переработка;
- доступ к содержащейся в сети информации на базе ассоциаций (так называемая память ассоциаций).

Способность учения и обобщения делает возможным применение сети в различных областях экономики, в которых возникает необходимость (проблема) предусматривания (предсказания) определенных сигналов на основе входных данных. Сети могут быть использованы кроме того в [10 и 14]:

- прогнозировании и оценке экономического риска;
- прогнозировании в изменениях рыночных цен (биржевых индексов, валют);
- оценке кредитной способности субъектов;
- подборе работников;
- медицинской диагностике.

Модель искусственного нейрона

Искусственный нейрон следует рассматривать как преобразователь, который в результате переработки входных сигналов генерирует соответствующие выходные сигналы. Он охватывает следующие элементы [5]:

- входные соединения, с которыми связаны определенные числа, называемые синаптическими весами;
- элемент, суммирующий стимулирования, полученное от входных соединений;
- элемент порога, дающий на выходе высокое или низкое положение, в зависимости от величины суммы.

Модель искусственного нейрона состоит из:

- x_i - входных сигналов (для $i = 1, \dots, n$);
- w_i - синаптических весов отдельных входных сигналов (для $i = 1, \dots,$

п.....); веса могут быть положительными (побуждающими), отрицательными (тормозящими) или нулевыми (отсутствуют соединения между нейронами);

- U – мембранный потенциал (совокупное, общее побуждение нейрона);
- $f(U)$ - функция активации нейрона;
- Y - обобщенный выходной сигнал (значение функции активации).

На основе данных, введенных на вход сети, рассчитывается целостное побуждение нейрона U , чаще всего как линейная комбинация входов, что можно представить по образцу [12]:

$$U = \sum_{i=1}^n w_i x_i = \mathbf{w}^T \mathbf{x} \quad , \quad (1)$$

где:

$\mathbf{x} = [x_i]$ - вектор входных сигналов,

$\mathbf{w} = [w_i]$ - вектор весов, которые с одной стороны выражают уровень важности информации, передаваемой i -ым входом, а с другой стороны составляют своего рода память нейрона.

Значение передаваемого нейроном выходного сигнала Y зависит от его полного побуждения (состояния нейрона), что может быть описано разными функциями, например простой линейной функцией, тогда [13]:

$$Y = f(U) \quad , \quad (2)$$

где:

f - определенная функция, называемая функцией активации или функцией перехода нейрона, а ее структуру определяет тип и область его применения.

Другой функции активации является функция единичного скачка (пороговая), предложенная в модели, в этом случае выходной сигнал есть равный [3 и сравни 13]:

$$Y = \begin{cases} 1 & \text{где } U > b \\ 0 & \text{где } U \leq b \end{cases} \quad , \quad (3)$$

где:

b - заданная постоянная пороговая величина.

Итак, нейрон остается неподвижным, пока его целостное побуждение является меньшим определенной пороговой величины b , после превышения которой нейрон эмиттирует единичный сигнал.

Функция активации может обретать как линейную форму, так и нелинейные формы, в которых характер зависимости, связывающий выходной сигнал с сигналами входными, может быть практически произвольным. Выделяют следующие типы функции активации [5]:

- линейная функция;
- функция единичного скачка;
- нелинейная функция (пр. логистическая, гиперболический тангенс) [шире 12 и 6].

Строение односторонних нейроновых сетей

Чаще всего используют нейроновые сети, состоящие из ряда соединенных между собой нейронов, поскольку одиночные нейроны обладают ограниченной возможностью переработки и сбора информации. Сигналы, вводимые на вход нейрона, перерабатываются согласно соотношениям (1) и (2) и пересылаемы другим нейронам. Этот процесс повторяется до того момента, пока пересылаемый через сеть сигнал дойдет до нейронов выходного слоя или будет исполнен другой критерий завершения действия сети. Разницы между сетями вытекают прежде всего из количества нейронов и их взаимного расположения.

К наиболее популярным видам нейроновых сетей относятся [4]:

- **односторонние сети** – когда нейроны сгруппированы по слоям, выделяются слой входной, скрытые слои и слой выходной; поток сигналов происходит только в одном направлении от слоя входного до слоя выходного;
- **рекуррентные сети** – (с обратным сцеплением) – нейроны образуют слои, сигнал может быть выслан от нейронов входного слоя как к нейронам выходного слоя, так и (благодаря выступающим обратным сцеплениям) в обратном направлении;
- **сети с радиальными базовыми функциями (RBF)** - нейроны создают три слоя: входной, скрытый с радиальными нейронами и выходной с нейронами, обладающими линейной либо логистической функцией активации [шире 12].

Наиболее часто встречаемым видом нейроновых сетей является односторонняя сеть (*feedforward*), в которой поток сигналов происходит в одном направлении, от входа к выходу. Примером такой сети служит многослойный перцептрон, строение которого представлено на рис. 2.

Отдельные нейроны соединяются в огромные сети, топология которых может быть очень разнообразна. Обычно такая сеть складывается из так называемого входного слоя, одного или нескольких скрытых (косвенных) слоев и выходного слоя [2]. Основная нейроновая переработка происходит в скрытых слоях и в выходном слое. Соединения между нейронами соседних слоев могут быть реализованы на много способов (число возможных структур сети для 20 нейронов оценивается на 10^{96} [сравни 8]). Чаще всего пользуются схемой соединений типа «каждый с каждым». Выходной слой генерирует выходные сигналы для всей сети, отсюда число элементов этого слоя должно соответствовать числу переменных, характеризующих размер решаемой проблемы. Введение скрытых слоев (с нелинейной функцией активации) значительно расширяет сферу копирования, которую сеть в состоянии реализовать [12].

Во время исследований была предпринята попытка определения соответствующего алгоритма учения сети с целью достижения удачного результата. Величины (значения) весовых коэффициентов подбираемы через

нейроновую сеть во время процесса ее учения. Основной целью процесса учения является такой подбор весовых коэффициентов, чтобы сеть могла как можно в лучший способ решать определенные проблемы. Выделяют два разных метода учения нейронной сети [шире 5]:

- с надзором (учителем);
- без надзора.

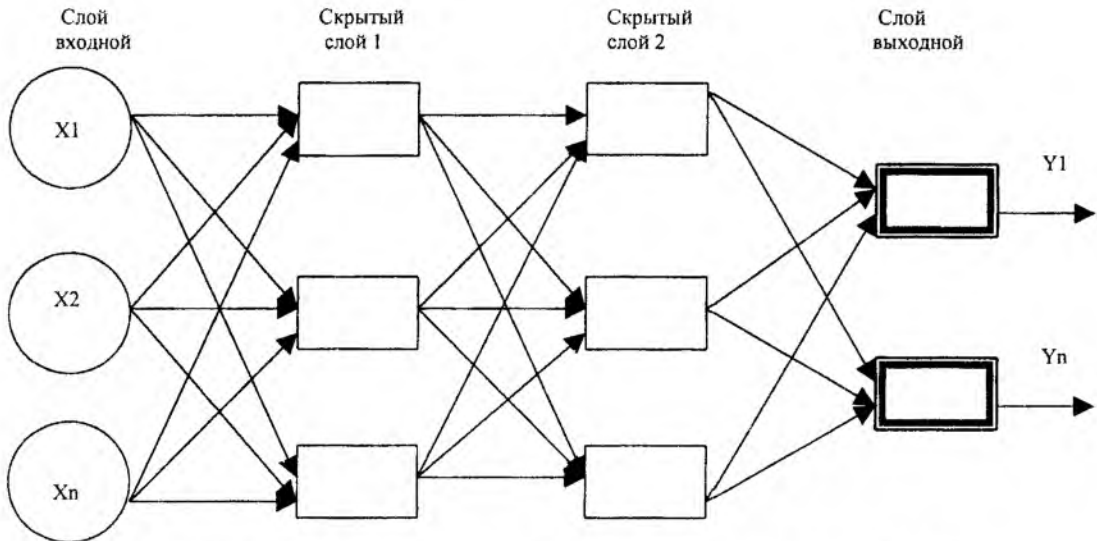


Рис. 2. Примерная структура многослойной односторонней сети

Источник: собственная разработка на основе [10] и [14].

Методов учения сети, или алгоритмов подбора величины (значения) коэффициентов веса существует много, наиболее популярным методом считается так называемый метод **возвратной пропации (размножения) ошибки** (градиентный). Алгоритм возвратной пропации определяет стратегию подбора веса в многослойной сети. [сравни 2] Этот метод состоит в проектировании обратно ошибки выходного нейрона ко всем тем нейронам, сигналы которых составляют его входы. Последовательно поступая таким образом можно рассчитать приблизительные ошибки всех нейронов в следующих слоях, а тем самым определить корректуру весовых коэффициентов этих нейронов. [шире 12]

Правильно сконструированная сеть должна иметь соответствующий уровень сложности, чтобы в ее структуре можно было (в процессе учения) сформировать нужные соединения и структуры [8]. Благодаря трем слоям возможно образование произвольных площадей и реализация произвольного копирования, поэтому чаще всего используют трехмерные сети. Принимается, что число элементов тренировочного набора не может быть меньшей, чем число оцениваемого веса. При небольшом количестве тренировочного набора часто необходима редукция числа входных нейронов. Данные, вводимые в сеть, не должны взаимодействовать друг с другом.

Выгодным в свою очередь является присоединение данной, кажущейся малопригодной, так как сеть в процессе учения проводит селекцию. ИНС бывают «чересчур усердны» в поисках зависимостей, которые в действительности не выступают. Избыточные тренировки (учение) ведут к эффекту «учения на память» образцов, имеющих в тренировочном наборе, что означает утрату сетью способности к обобщению знаний. Целью тестирования сети является оценка правильности ее действия. [12]

Сети со слишком большим количеством нейронов и связей между ними могут приспособить сеть к несущественным подробностям, что приводит к **переучению** сети. В свою очередь слишком малое количество нейронов в сети является причиной подания сетью неточного прогноза. **Недоучение** сети исходит из того, что ошибка приспособления ответа сети к заданным величинам на выходе является очень большой. Недоученная сеть будет зачислять к данной категории входные данные, которые ей не принадлежат. [10]

Измерение качества действия сети

Алгоритм обратной пропагации ошибки минимализирует сделанную сетью на тренировочных данных ошибку. Чтобы оценить действительное качество действия модели, следует протестировать его также на тестовых данных, не учтенных в раннем процессе учебы [13].

Для выражения качества действия сети используют параметры, опирающиеся на величину функции ошибки, генерированной через сеть. Конструкция показателя не зависит от принятого для данной сети определения минимализированной в тракте учения функции критерия (функции цели). Натуральным показателем качества нейронной модели является *сумма квадратов отклонений* (SSE) между действительными и теоретическими величинами [4]:

$$SSE = \sum_{p=1}^R \sum_{i=1}^M (\hat{y}_{pi} - y_{pi})^2, \quad (4)$$

где:

R – число элементов в учащем наборе;

M – число нейронов в выходящем слое;

$\hat{y}_{pi}$ – предполагаемое значение (величина);

y_{pi} – величина, полученная на выходе сети.

Недостатком этого мерила является отсутствие возможности сравнения сетей, описывающих разные явления, и зависимость от количества наблюдений при конструкции модели.

Частично не имеют таких недостатков классические метрики и повсеместно используемые меры точности прогноз, которые могут быть использованы как для оценки качества работы сети, так и мониторинга ее состояния

во время тренинга [13] и [сравни 11]:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i^* - y_i)^2}{N}, \quad (5)$$

где:

MSE – среднеквадратная ошибка;

y_i^* – действительная величина для i -того тестируемого образца;

y_i – величина, полученная на выходе сети;

N – размер тестируемой пробы (учащихся образцов).

Квадратный элемент среднеквадратной ошибки ($RMSE$) является мериллом, описывающим качество сети [4]:

$$RMSE = \sqrt{MSE}. \quad (6)$$

Подходящим мериллом, дающим возможность сравнения качества разных сетей является стандартная среднеквадратная ошибка ($nRMSE$) [4]:

$$nRMSE = \frac{RMSE}{s_d}, \quad (7)$$

где:

s_d – стандартное отклонение, рассчитанное для собрания величин ожидаемых на выходе сети.

В случае, когда на выходе могут появляться только величины из определенного набора с малым количеством элементов, (пр. бинарные величины), показателем может быть процент правильных ответов [сравни 13]:

$$\frac{\text{число правильных ответов}}{N} * 100\%. \quad (8)$$

В случае анализа данных в форме временных рядов можно сравнить оценку будущей значимости ряда, полученного при помощи сети, со значением так называемого тривиального прогноза. Правило тривиального прогноза выходит из того, что самой лучшей оценкой очередной значимости ряда есть значимость его опережающая. Показателем сравнивающим обе величины является коэффициент Theila (коэффициент информационной емкости) [4]:

$$T = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^R (\hat{y}_i - y_i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^R (y_i - y_{i-1})^2}}. \quad (9)$$

Если коэффициент T принимает большие от 1 величины, то сеть генерирует худшие, чем величины прогноза, результаты, а чем ближе 0, тем качество прогноза лучше.

В системах, служащих для прогнозирования, могут быть использованы популярные мерилла точности прогноз, как: абсолютная процентная ошибка ($MAPE$), среднеквадратная процентная ошибка ($RASE$), среднеквадратная процентная ошибка ($RMSE$), процентная абсолютная макси-

мальная ошибка (MAE), исправленная максимальная ошибка прогноза ($\overline{MPE}$), коэффициент расхождения Theila (I^2), янусовый коэффициент (J), *NAIC* (Normalized Akaike's Information Criterion) и много других [шире 7; 13; 12; 11; 4]. Есть много дефинированных (определяемых) показателей, принимающих во внимание не только разницу между рассчитанными и предполагаемыми величинами, но также и сложность сетевой модели.

Заключение

Развитие финансовых рынков является причиной постоянного совершенствования методов моделирования. Аппроксимационные возможности нейроновых сетей и процесс адаптирования подбора их основных параметров является существенной предпосылкой, говорящей за применением этих инструментов в процессе моделирования. Искусственные нейроновые сети – это информационные инструменты, которые делают возможной конструкцию линейных и нелинейных моделей, решающих сложные и трудные для однозначной идентификации задания из области классификации. Такой подход выгоден для инвестора, поскольку благодаря ему возможна конструкция моделей (сетей), базирующихся на особенностях одних данных, а не на гипотезах, образующих модель.

Для практической иллюстрации возможностей применения искусственных нейроновых сетей в исследованиях на денежном рынке необходим доступ к профессиональному программированию, а также конкретно определенная проблема. В настоящее время на польском рынке доступны разнообразные симуляции нейроновых сетей с большими конфигурационными возможностями. Примером таких программ служат: NPG4.5 фирмы ASHER [сравни 9], Statistica Neural Networks PL [сравни 9], NEURONIX фирмы AITECH [сравни 10], Koho разработанный на Кафедре Операционных исследований вроцлавской Экономической Академии [7].

Нейроновые сети позволяют определить разные входы, без необходимости обладания знаниями о связях причинно-следственного характера между размерами, имеющими потенциальное влияние, например на биржевой показатель. Они представляют собой новый, эластический инструмент прогнозирования, помогающий биржевым инвесторам при принятии инвестиционных решений с целью гарантирования себе преимущества над другими участниками рынка.

Литература

1. Гатэли Э., Сеци нэуронове. Прогнозоване финансовэ и проектоване системув транзакцийных, WIG-Press, Варшава 1999.
2. Гвязда Т. Д., Алгорытмы гэнэтычнэ. Застосованя в финансах, Издат. WSPiZ им. Л. Козьминьского, Варшава 1998.
3. Келтык Л., Интэлигэнтны Систэм Прогнозованя, Издат. Политэхники

Ченстоховской, Ченстохова 2000.

4. Люла П., Еднокеринковэ сеци неуроноуэ в моделованю зъявиск экономичных, Издат. АЕ в Кракове, Кракув 1999.

5. Михальски А. (ред.), Выкожистане тэхнологии и систэмув информатичных в процэсах десузыйных, Издат. Политехники Сьлонской, Гливице 2002.

6. Рутковска Д., Пилиньски М., Рутковски Л., Сеци неуроноуэ, алгоритмы гэнэтычнэ и систэмы розмытэ, PWN, Варшава-Лудзь 1997.

7. Седлецки Й (ред.), Выкожыстане штучных сеци неуроноуэ в моделованю экономичным, Издат. АЕ им. О. Лангего ве Вроцлавю, Вроцлав 2001.

8. Тадэусевич Р., Сеци неуроноуэ, Акедэмия Офисына Выдавнича RM, Варшава 1993.

9. Тарчыньски В., Фундаментальны портфэль паперув вартосьциовых, PWE, Варшава 2002.

10. Тшециак Д., Застосоване сеци неуроноуэ в прогнозованю спшедажи в пшедсенбиорстве (в:) Дзехцяш Й (ред.), Економэтрия нумэр 8. Застосованя мэтод илосьцовых, Издат. АЕ им. О. Лангего ве Вроцлавю, Вроцлав 2001.

11. Вэфле А., Економэтрия, PWE, Варшава 1998.

12. Витковска Д., Штучнэ сеци неуроноуэ и мэтоды статыстычнэ. Выбранэ загаднення финансовэ, Издат. С. Н. ВЕСК, Варшава 2002.

13. Зелиньски Й. С. (ред.), Интэлигэнтнэ систэмы в зажондзаню. Теория и практыка, PWN, Варшава 2000.

14. http://www.republika.pl/edward_ch/sneuro-html

МОДЕЛИРОВАНИЕ ЗАГРУЖЕННОСТИ СОТРУДНИКОВ ПОДРАЗДЕЛЕНИЙ ОТДЕЛЕНИЯ КОММЕРЧЕСКОГО БАНКА

И.А. Янковский

Любое сложное многофункциональное учреждение, каким является современный коммерческий банк, требует от руководителя принятия быстрых и адекватных решений в динамично изменяющемся деловом мире. Эксперименты в управлении могут очень дорого обходиться банку и в материальной, и в социальной сферах. Поэтому методу "проб и ошибок", основанному на суждениях, необходимо противопоставить четкие количественные оценки ожидаемых результатов принятия тех или иных решений. В финансовом менеджменте роль аналогичную натурному эксперименту в естественных науках играет моделирование. Создание и использование моделей реальных бизнес – процессов и объектов управления есть именно тот инструмент для анализа, который поможет эффективно управлять ситуацией, позволит руководству банка выстроить сложные и часто противоречащие друг другу факторы, связанные с принятием решения, в логически стройную схему, доступную для детального анализа.