

ОБЩИЕ ВОПРОСЫ ПОСТАНОВКИ ЗАДАЧ В НЕЙРОСЕТЕВОМ МОДЕЛИРОВАНИИ

А. Ю. Минц

канд. экон. наук, доцент кафедры финансов и банковского дела
ГВУЗ «Приазовский государственный технический университет»
hakuna@mp.farlep.net

В статье проанализированы подходы к осуществлению постановки задач нейросетевого моделирования. Показано существование связи между постановкой задачи и эффективностью функционирования результирующей модели. Для формализации процедуры постановки задачи предложен набор базовых задач, для решения которых обосновано использование разных видов нейронных сетей. Рассмотрены результаты решения задачи валютного дилера в различных постановках.

Ключевые слова. *Нейронная сеть, базовая задача, прогнозирование, классификация, кластеризация, регрессия.*

У статті проаналізовано підходи до здійснення постановки задач нейромережевого моделювання. Показано існування зв'язку між постановкою завдання та ефективністю функціонування результируючої моделі. Для формалізації процедури постановки задачі запропоновано набір базових задач, для яких обґрунтовано використання різних видів нейронних мереж. Розглянуто результати вирішення завдання валютного дилера в різних постановках.

Ключові слова. *Нейронна мережа, базове завдання, прогнозування, класифікація, кластеризація, регресія.*

The paper analyzes the approaches to formulation the problems for the neural network simulation. It's grounded the existence of correlation between formulation of the problem and the performance of the resulting model. To formalize the procedure of the problem formulation it's proposed a set of basic tasks for which justified the use of different types of neural networks. Also it's considered the results of the solution the foreign exchange dealer problem in various formulations.

Keywords. *Neural networks, basic task, prediction, classification, clustering, regression.*

Искусственные нейронные сети в настоящее время находят применение в самых различных областях человеческой деятельности. Среди них прогнозирование экономических показателей,

автоматизация производственных задач, медицинская диагностика, распознавание образов и многие другие. Теоретическим и практическим особенностям применения аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС) посвящено большое количество трудов как отечественных, так и зарубежных исследователей. Среди них следует особо отметить следующие:

В пионерской работе [1] У. Маккалока и У. Питтса в 1943 году впервые была предложена математическая модель биологической нейронной сети, а позже, в 1949 году Д. Хебб сформулировал основные правила её обучения [2].

Ф. Розенблатт в 1957 г. одним из первых предложил использовать математическую модель живого нейрона для распознавания образов и провел серию экспериментов, доказавших возможность такого применения [3].

М. Минский и С. Пэйперт в работе «Перцептроны» [4] провели детальный математический анализ свойств перцептрона Розенблатта и, в частности, доказали, что имеющиеся алгоритмы обучения не позволяют использовать перцептрон для решения линейно неразделимых задач. Эта работа привела к резкому снижению интереса к ИНС на протяжении более чем десятилетия.

Д. Румельхарт в работе [5], опубликованной в 1986 году, предложил метод обучения искусственных нейронных сетей с нелинейной активационной функцией и скрытым слоем, что позволило решить проблему линейно неразделимых задач и повлекло возобновление интереса к теме применения искусственных нейронных сетей.

В 1982 году Т. Кохонен в [6] предложил структуру нейронной сети, способной к самообучению, выражающемуся в кластеризации пространства входных данных.

Дж. Хопфилд [7] в 1982 году разработал принципиально новую архитектуру искусственной нейронной сети с обратными связями (рекуррентной). В отличие от ранее предложенных ИНС, рекуррентные сети Хопфилда представляют собой модели физических, а не биологических процессов и позволяют решить задачи, связанные с применением ассоциативной памяти.

С. Хайкин в книге «Нейронные сети. Полный курс» [8] обобщил около 1200 важнейших работ по теории нейронных сетей. Первое издание книги вышло в 1998 году, второе — в 2006 году и до сих пор она считается наиболее полным исследованием в области нейросетевого моделирования.

Несмотря на столь обширную библиографию исследований в области искусственных нейронных сетей, в них практически не раскрыта роль постановки задачи для выбора инструментов её решения, а также связь между постановкой и качеством полученных результатов. Общие рекомендации по применению определенных нейросетевых инструментов в рамках некоторого класса экономических задач, в частности, задачах построения рейтингов, прогнозирования, оптимизации даются лишь в некоторых работах (например, см. [9-11]). Вместе с тем, исследования автора в области нейросетевого моделирования показали, что одна и та же задача в некоторых случаях может быть поставлена по-разному. При этом эффективность решения находится в сильной зависимости от постановки. Соответственно, выявление этой зависимости и формализация подходов к решению экономических задач с использованием инструментария искусственных нейронных сетей является актуальной задачей экономико-математического моделирования. В статье рассматривается один из подходов к её решению.

На рис. 1 показаны различные способы, которые используются или могут использоваться при решении задач средствами нейросетевого моделирования.

Способ, представленный на рис. 1.а, можно назвать «наивным», но при этом он является одним из наиболее распространенных. В этом случае исследователь подстраивает задачу под какой-то определенный инструмент нейросетевого моделирования. Такой подход может быть обусловлен недостаточными навыками владения другими методами нейросетевого моделирования, либо отсутствием возможности реализации других типов нейронных сетей в рамках имеющегося у исследователя программного обеспечения. Независимо от причин выбора такого подхода, при его использовании оптимальное решение может быть получено лишь случайно.

На рис. 1.б, показан подход, который предполагает наличие в арсенале исследователя нескольких инструментов нейросетевого моделирования, один из которых выбирается на основании таких неформализуемых критериев, как опыт или интуиция.

При использовании подхода, показанного на рис. 1.в, к предыдущей схеме добавляется этап постановки задачи, на котором определяется, к какому из классов относится решаемая проблема и соответственно классу выбирается инструмент моделирования.

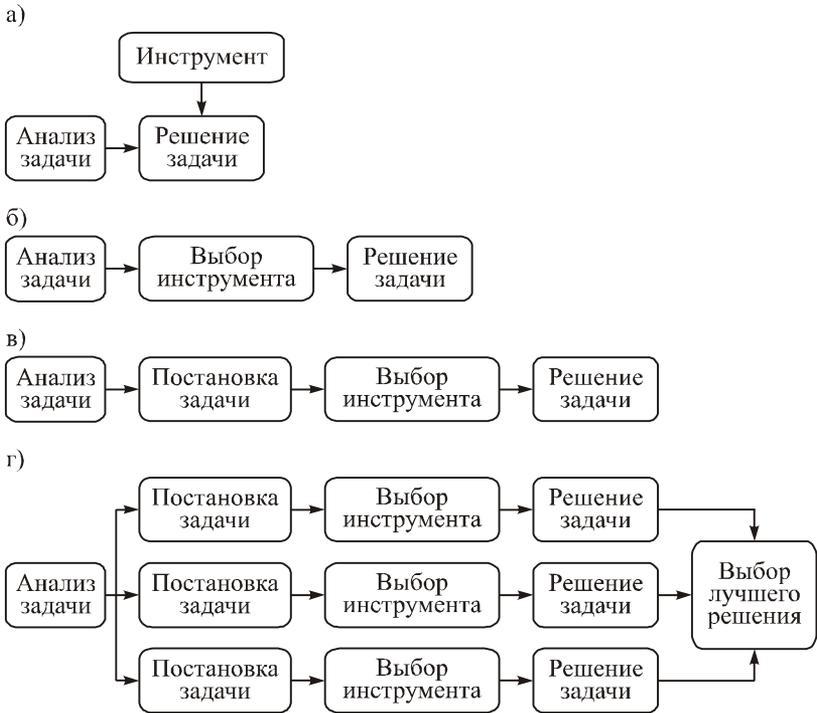


Рис. 1. Способы решения задач в нейросетевом моделировании

Подход, показанный на рис. 1.г, является наиболее трудоемким, но вместе с тем позволяет найти наилучшее решение. Это оправдано в том случае, когда задача может быть отнесена одновременно к различным классам и соответствующим образом поставлена. Причем аналитически невозможно определить, какой из вариантов постановки приведет к наилучшему решению.

Как следует из приведенного описания, необходимым условием использования способов, представленных на схемах 1.в и 1.г, является отнесение экономической задачи к одному из известных классов. Энциклопедический словарь экономики и права [12] определяет экономические задачи как «задачи, решаемые в процессе экономического анализа, планирования, проектирования, связанные с определением искомых неизвестных величин на основе исходных данных». Таким образом, за основу

для классификации экономических задач можно взять способ преобразования входных данных в выходные.

Ежов и Шумский [9], а также ряд других исследователей в рамках такого подхода выделяют два основных класса задач — классификации и регрессии. В задачах классификации нейронная сеть должна отнести входной пример к одному из заранее определенных классов. При этом на выходах сети могут быть только бинарные значения (определяющие, соответствует вектор входных данных заданному классу или нет), а количество выходов равняется количеству классов. В задачах регрессии требуется найти зависимость между выходным и набором входных показателей. Для решения задач классификации и регрессии часто используются многослойные перцептроны.

Иногда к рассмотренным двум классам добавляют третий — задачи кластеризации, сущность которых состоит в делении входного множества данных на кластеры, содержащие схожие примеры. Количество кластеров изначально не задается, а сама задача решается самоорганизующимися нейронными сетями с применением алгоритмов «обучения без учителя».

Рассмотренный способ классификации не может быть применен к рекуррентным нейронным сетям, в которых одни и те же нейроны фактически являются и входными, и выходными, и скрытыми. Такие сети эффективно решают ассоциативные задачи, задачи, связанные с очисткой данных от шума (фильтрацией), а также некоторые разновидности задач оптимизации и кластеризации.

Рассмотренные экономические задачи отнесем к базовым. Взаимосвязи между базовыми задачами и инструментами их решения представлены на рис. 2.

Существуют и другие подходы к классификации задач, решаемых с применением искусственных нейронных сетей. Так, С. Хайкин в [8], отталкиваясь от базовых возможностей различных типов ИНС, выделяет задачи ассоциативной памяти, распознавания образов, аппроксимации функций, управления и фильтрации. Однако эта классификация носит общий характер и применительно к задачам экономико-математического моделирования требует уточнения.

Так, в отдельные категории можно выделить задачи прогнозирования, оптимизации, поиска закономерностей, поддержки принятия решений. В целом же понятие экономических задач настоль-

ко обширно, что создание их единой и непротиворечивой классификации представляет собой отдельную научную задачу, выходящую за рамки данного исследования. Однако и без этого можно предположить, что количество таких задач, как и классификационных признаков, будет велико, что усложняет выработку рекомендаций по применению инструментария нейронных сетей к решению задач различных классов.

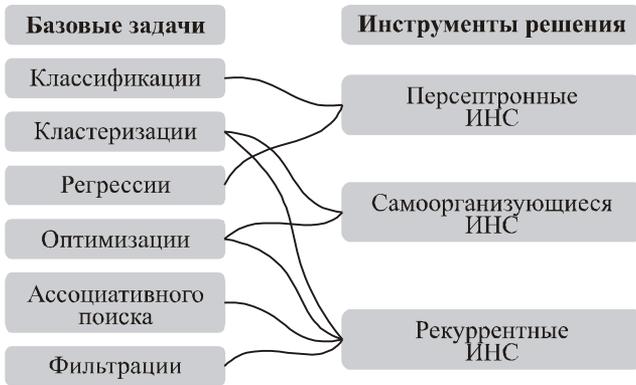


Рис. 2. Возможности основных типов нейронных сетей по решению базовых задач

По мнению автора, упростить постановку экономической задачи для её решения с использованием ИНС можно, если добавить промежуточный этап — приведение к одной из базовых задач. При этом, однако, необходимо отметить, что в общем случае экономическая задача может быть приведена к различным базовым задачам и, соответственно, решена различными способами. При этом эффективность каждого из решений может оказаться различной. Покажем это на примере решения задачи валютного дилера.

Задача валютного дилера в самом общем виде формулируется следующим образом: необходимо разработать экономико-математическую модель, которая позволяла бы на основании данных предыстории об изменении валютных курсов строить работу на бирже (осуществлять покупку и продажу финансовых инструментов) таким образом, чтобы обеспечить получение стабильного дохода. При фиксированной стратегии работы на бирже

задача валютного дилера сводится к прогнозированию рыночной ситуации.

Покажем, что задачу валютного дилера можно привести минимум к трем различным базовым задачам — классификации, регрессии и кластеризации и проведем сопоставление эффективности различных решений.

Базовый набор входных данных, описывающий состояние валютного рынка, в общем случае содержит информацию о курсовых отношениях различных пар валют по временным периодам. При этом в каждом периоде выделяется курс на начало периода o_i , на конец периода c_i , а также максимальные h_i и минимальные l_i значения курса за период.

Практическую реализацию различных постановок задачи валютного дилера проведем на примере анализа ежедневных данных об изменении курса в валютной паре евро-фунт (EUR/GBP). Эта пара валют сравнительно редко бывает объектом крупных биржевых спекуляций и поэтому имеет достаточно низкую волатильность, вследствие чего лучше подходит для нейросетевого анализа, чем такие популярные в биржевой торговле пары валют, как евро-доллар США (EUR/USD) либо фунт-доллар США (GBP/USD). Для анализа взяты данные за период с сентября 2003 по декабрь 2011 года. Всего исходная выборка данных насчитывает 2134 записи. Для обеспечения учета динамики изменения курсов данные преобразованы во входные вектора с помощью скользящего окна с глубиной погружения 10 периодов. То есть, для описания рыночной ситуации вместо вектора $\{o_i, h_i, l_i, c_i\}$ используется вектор $\{o_{i-10}, h_{i-10}, l_{i-10}, c_{i-10}, o_{i-9}, \dots, o_{i-1}, h_{i-1}, l_{i-1}, c_{i-1}, o_i, h_i, l_i, c_i\}$. Хотя это не единственный и, возможно, не самый лучший метод предварительной подготовки данных для нейросетевого анализа, однако, учитывая цели и задачи данного исследования, его применение вполне оправдано.

В качестве стратегии биржевой работы во всех случаях будем использовать одну из простейших моделей, подразумевающих открытие позиции (покупку либо продажу валюты) в начале прогнозируемого временного интервала (дня) и закрытие позиции (обратную операцию) в конце временного интервала.

Основным критерием оценки эффективности прогнозирования в задаче валютного дилера является доход, полученный от биржевых операций. При этом доход может быть рассчитан как на всей выборке входных данных, так и на её проверочной части, то

есть подмножество данных, которые не использовались для обучения сети. При этом проверочные данные могут располагаться как в конце исходной выборки, так и быть произвольно распределены по ней. Последний вариант позволяет уменьшить влияние изменений рыночных условий на результаты тестирования.

Рассмотрим решение задачи валютного дилера как задачи регрессии. Результатом работы модели в этом случае должен стать численный прогноз величины валютного курса в следующий период, либо прогноз величины отклонения валютного курса в следующем периоде от текущего значения (рис. 3).



Рис. 3. Решение задачи валютного дилера как задачи регрессии

При решении задачи в данной постановке входной вектор формируют переменные $\{o_{i-10}, h_{i-10}, l_{i-10}, c_{i-10}, o_{i-9}, \dots, o_{i-1}, h_{i-1}, l_{i-1}, c_{i-1}, o_i\}$, а выходной, то есть вектор значений, которые должна прогнозировать нейронная сеть, состоит из переменных $\{h_i, l_i, c_i\}$, либо просто из $\{c_i\}$.

Для решения задачи воспользуемся возможностями аналитической платформы Deductor, в которой создадим и обучим ИНС со структурой 43-8-3, то есть сеть, содержащую 43 нейрона во входном слое, 8 нейронов в скрытом слое и 3 нейрона в выходном слое. Количество нейронов в скрытом слое выбрано из компромиссных соображений скорости обучения и обеспечения способности аппроксимации сетью сложных зависимостей в биржевых данных.

Рассмотрим критерии, по которым можно оценить качество обучения созданной ИНС. Теория нейронных сетей предлагает использовать в качестве основного критерия оценки эффективности настройки модели значения ошибок на обучающей и тесто-

вой выборках. График изменения значений этих критериев в процессе обучения рассматриваемой нейронной сети показан на рис. 4.

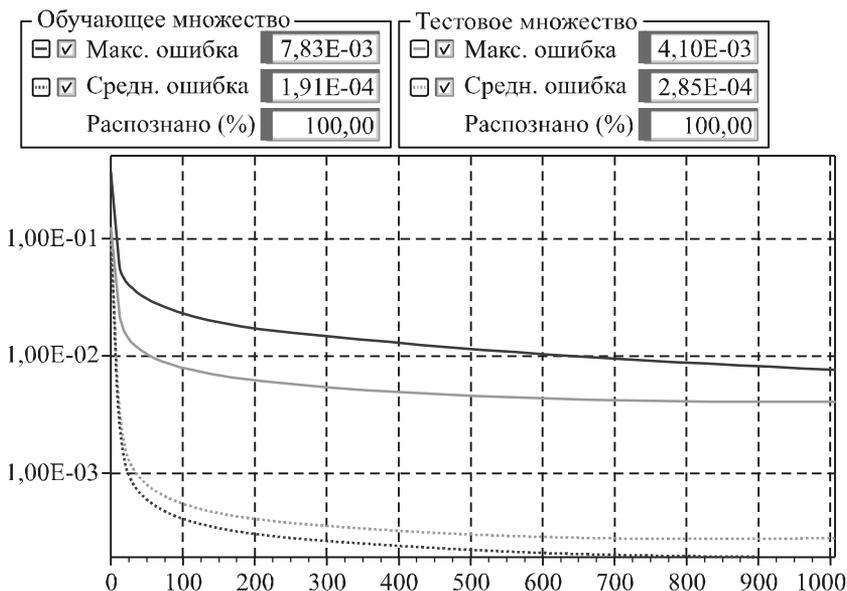


Рис. 4. Динамика обучения ИНС при решении задачи валютного дилера как задачи регрессии

Как видно из рис. 4, в процессе обучения достигнут достаточно низкий уровень средней ошибки как на обучающем, так и на тестовом множестве. Вид графиков, отражающих процесс обучения, также близок к классическому виду, что обычно свидетельствует об его успешном протекании.

С практической точки зрения, однако, гораздо важнее показатели доходности, достигаемые с использованием нейронной сети. В соответствии с принятой выше стратегией принятия торговых решений покупка валюты (в нашем случае EUR) осуществляется, если прогнозируемое значение курса на конец торгового периода i больше, чем его значение на начало периода, то есть если $c_i > o_i$. Продажа валюты осуществляется, если $c_i < o_i$. Если значения курсов равны, транзакция не производится.

В табл. 1 приведены результаты применения полученной нейросетевой модели к анализу реальных биржевых данных по выбранной паре валют.

Таблица 1

РЕЗУЛЬТАТЫ БИРЖЕВЫХ ОПЕРАЦИЙ ПО ВАЛЮТНОЙ ПАРЕ EUR/GBP ПРИ РЕГРЕССИОННОЙ ПОСТАНОВКЕ ЗАДАЧИ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

№ пп	Способ расчета	Сделано транзакций				Результат торговли, пунктов		
		всего (при объеме выборки)	удачных		неудачных		всего	на одну транзакцию
			абс.	%	абс.	%		
1	Расчет по всему объему данных (по обучающей и тестовой выборке)	2114 (2134)	1163	55	951	45	13369	6,26
2	Расчет только по тестовой выборке, расположенной в конце массива данных	108 (108)	56	51,9	52	48,1	-321	-2,97
3	Расчет только по тестовой выборке, равномерно распределенной по массиву данных	213 (214)	119	55,9	94	44,1	1177	5,53

В соответствии с традициями, принятыми в биржевых операциях, результат торговли рассчитывается в «пунктах», то есть единицах, отражающих изменения курса. Один пункт соответствует изменению курса на 1 в последнем значимом разряде. Несмотря на то, что существуют и более сложные методы оценки эффективности торговых систем [13], для простого их сопоставления достаточно и такого подхода. Обратим внимание на результат, полученный при совершении операций на тестовой выборке, расположенной в конце массива данных. Отрицательный результат торговли, а также наименьшую долю удачных транзакций в общем их количестве по сравнению с другими методами расчета можно объяснить существенным изменением

рыночных условий в сравнении с теми, которые были учтены нейронной сетью при обучении. Исходя из этого, более корректным представляется способ, при котором значения, отобранные в тестовую выборку, равномерно распределены по всему множеству исходных данных и не учитывались при обучении сети.

Дополнительный анализ эффективности работы нейронной сети может быть проведен при помощи графика изменения накопленного результата торговли (рис. 5). График построен по тестовой выборке, равномерно распределенной в массиве данных.

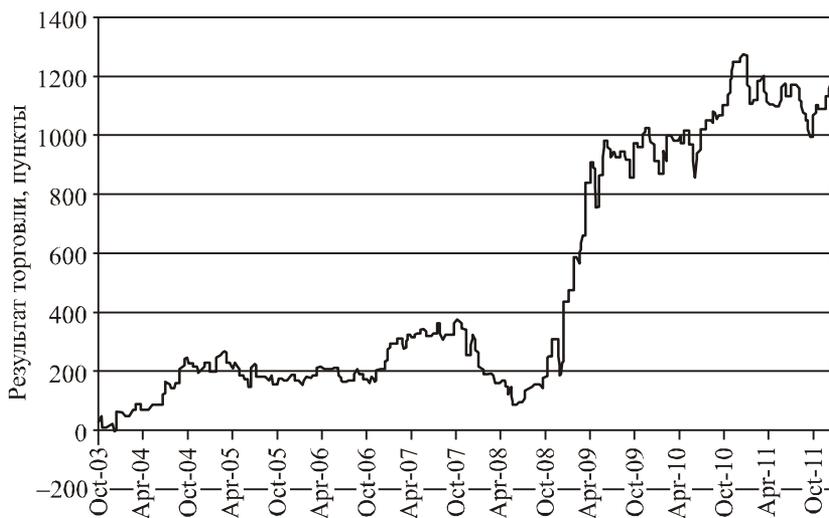


Рис. 5. Динамика изменения результатов торговли при решении задачи валютного дилера как задачи регрессии

Как видно из рис. 5, выручка торговой системы достаточно стабильно возрастает и постоянно находится в зоне положительного дохода. Это с положительной стороны характеризует получившуюся модель

Рассмотрим теперь решение этой же задачи как *задачи классификации*. В этом случае от нейронной сети требуется классифицировать текущую биржевую ситуацию в зависимости от действий, которые рекомендуется совершить валютному дилеру — продать валюту, купить валюту или ничего не делать. Схематически это показано на рис. 6.

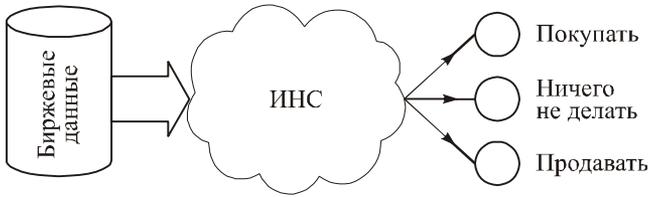


Рис. 6. Решение задачи валютного дилера как задачи классификации

Решение задачи валютного дилера в данной постановке подробно изложено автором в [14], однако, поскольку для обеспечения сопоставимости результатов работу моделей целесообразно рассматривать на одинаковых данных, ниже повторим решение задачи с использованием заданного ранее массива биржевой информации.

Перед подачей биржевых данных на вход нейронной сети, решающей задачу классификации, необходимо произвести их дополнительную обработку, суть которой заключается в определении ожидаемого результата do_i по каждому входному вектору. На практике при относительно небольшом количестве классов количество выходов нейронной сети может быть сокращено. Так, в рассматриваемом случае можно обойтись двумя или даже одним выходом. При двух выходах для определения ожидаемых результатов можно воспользоваться следующими функциями результирующих переменных:

$$do_{b_i} = \begin{cases} 1, & c_i > o_i, \\ 0, & c_i \leq o_i, \end{cases}$$

$$do_{s_i} = \begin{cases} 1, & c_i < o_i, \\ 0, & c_i \geq o_i, \end{cases}$$

где do_{b_i} — выход, соответствующий покупке валюты;

do_{s_i} — выход, соответствующий продаже валюты.

Если по каким-либо причинам ИНС должна иметь только один выход, для определения do_i можно воспользоваться следующей формулой:

$$do_i = \begin{cases} 1, & c_i > o_i, \\ -1, & c_i < o_i, \\ 0, & c_i = o_i, \end{cases}$$

При обучении нейронной сети решению задачи классификации параметры $\{do_b_i, do_s_i\}$ либо $\{do_i\}$ составляют выходной набор переменных. Входной вектор при этом, как и ранее, формируют переменные $\{o_{i-10}, h_{i-10}, l_{i-10}, c_{i-10}, o_{i-9}, \dots, o_{i-1}, h_{i-1}, l_{i-1}, c_{i-1}, o_i\}$.

Результаты применения нейросетевой модели классификации к анализу биржевых данных по выбранной паре валют приведены в табл. 2.

Таблица 2

РЕЗУЛЬТАТЫ БИРЖЕВЫХ ОПЕРАЦИЙ ПО ВАЛЮТНОЙ ПАРЕ EUR/GBP ПРИ КЛАССИФИКАЦИОННОЙ ПОСТАНОВКЕ ЗАДАЧИ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

№ пп	Способ расчета	Сделано транзакций				Результат торговли, пунктов		
		всего (при объеме выборки)	удачных		неудачных		всего	на одну транзакцию
			абс.	%	абс.	%		
1	Расчет по всему объему данных	243 (2134)	201	82,7	42	17,3	8837	36,37
2	Расчет по тестовой выборке, равномерно распределенной на массиве данных	29 (214)	18	62,1	11	37,9	628	21,66

Как видно из табл. 2, расчет по тестовой выборке, расположенной в конце массива данных, не производился, поскольку ранее была обоснована его недостаточная целесообразность. Анализ табл. 2 показывает, что общий результат торговли в данном случае несколько ниже, чем при решении задачи в регрессионной постановке. Однако показатели, характеризующие качество прогнозирования, у данной модели гораздо выше, чем у рассмотренной выше регрессионной.

Рассмотрим график накопления прибыли на тестовой выборке при использовании классификационной модели (рис. 7).

Как видно из анализа графика на рис. 7, выручка торговой системы, как и в рассмотренном ранее случае, возрастает достаточно уверенно. Однако количество сделок, совершенных системой, гораздо меньше, чем при решении задачи в регрессионной постановке.

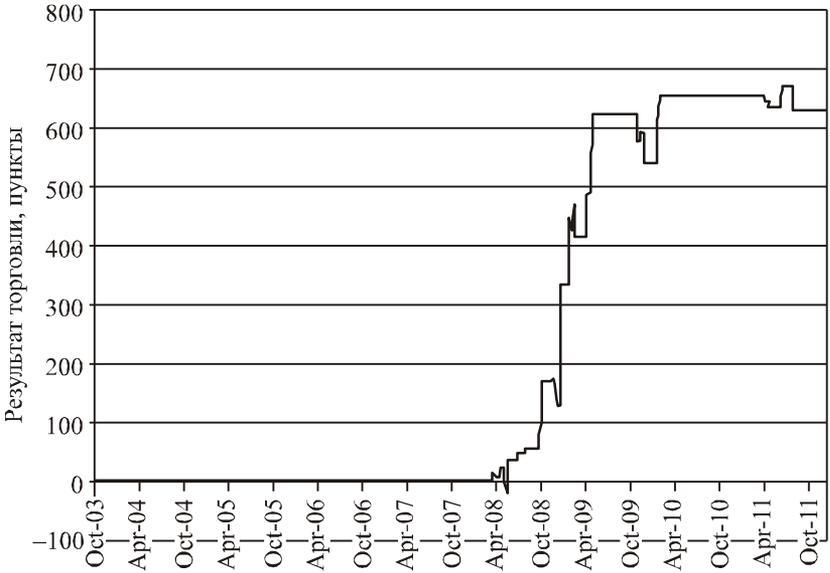


Рис. 7. Динамика изменения результатов торговли при решении задачи валютного дилера как задачи классификации

В работе [15] автором произведена также постановка и решение рассматриваемой задачи как задачи кластеризации (рис. 8).

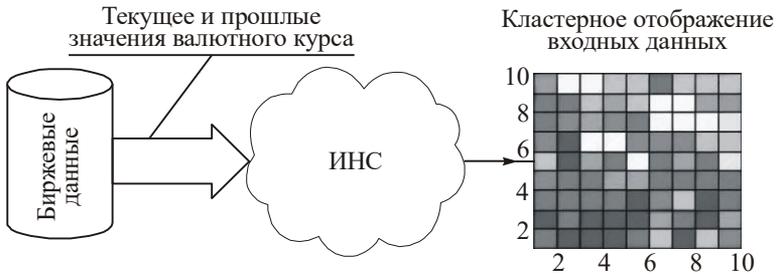


Рис. 8. Решение задачи валютного дилера как задачи кластеризации

Поводом к формулированию такой постановки задачи стало осознание неспособности нейросетевых моделей, полученных в результате решения задач классификации и регрессии, к анализу степени детерминированности текущей рыночной ситуации. Ина-

че говоря, с помощью таких моделей можно узнать, в каком направлении будет изменяться рыночный курс, но затруднительно определить степень возможности такого развития событий. Решение задачи валютного дилера как задачи кластеризации позволяет разбить пространство возможных исходов на любое разумное количество кластеров и в зависимости от того, к какому из них ИНС отнесет текущую ситуацию, определять предполагаемое направление изменений в ту или иную сторону и их силу.

При обработке финансовых временных рядов самоорганизующейся нейронной сетью выборка данных, использующихся при обучении, состоит только из векторов показателей $\{o_{i-10}, h_{i-10}, l_{i-10}, c_{i-10}, o_{i-9}, \dots, o_{i-1}, h_{i-1}, l_{i-1}, c_{i-1}, o_i\}$. Набор переменных, которые для рассмотренных ранее моделей были выходными, при работе с самоорганизующимися сетями используется уже после окончания обучения для интерпретации содержания кластеров, выделенных нейронной сетью.

В процессе моделирования на рассматриваемой выборке данных построена карта Кохонена со следующими параметрами: 49 ячеек (размер карты 7x7), 7 кластеров. Результаты применения нейросетевой модели кластеризации к анализу биржевых данных по выбранной паре валют приведены в табл. 3, а график накопления прибыли в торговой системе показан на рис. 9.

Таблица 3

**РЕЗУЛЬТАТЫ БИРЖЕВЫХ ОПЕРАЦИЙ ПО ВАЛЮТНОЙ ПАРЕ EUR/GBP
ПРИ ПОСТАНОВКЕ ЗАДАЧИ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ
КАК ЗАДАЧИ КЛАСТЕРИЗАЦИИ**

№ пп	Способ расчета	Сделано транзакций				Результат торговли, пунктов		
		всего (при объеме выборки)	удачных		неудачных		всего	на одну тран- закцию
			абс.	%	абс.	%		
1	Расчет по всему объему данных	2114 (2134)	1152	54,5	962	45,5	6555	3,10
2	Расчет по тестовой выборке, равномерно распределенной на массиве данных	213 (214)	112	52,6	101	47,4	541	2,54

Из анализа табл. 3 видно, что решение задачи валютного дилера посредством кластеризации также позволяет получить положительные торговые результаты. Эффективность данной модели по всем критериям оказалась ниже, чем у рассмотренных выше моделей классификации и регрессии. Однако следует отметить, что для получения более высоких результатов с самоорганизующимися нейронными сетями требуется несколько иной подход к подготовке входных данных и более тщательный подбор параметров ИНС. Так, в упомянутой уже работе [15] именно при использовании карт Кохонена был получен наибольший экономический эффект.

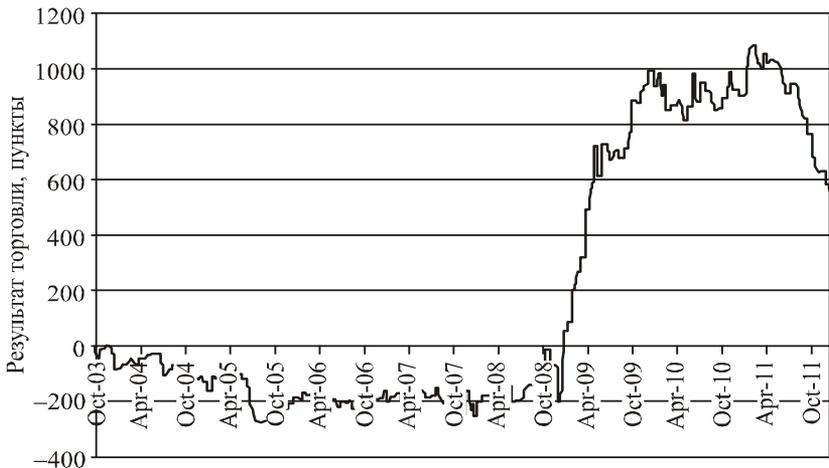


Рис. 9. Динамика изменения результатов торговли при решении задачи валютного дилера как задачи кластеризации

Анализ динамики накопления прибыли, представленной на рис. 9, позволяет сделать вывод, что потенциальные возможности данной модели достаточно высокие. Так, разница между минимальными и максимальными значениями торгового результата составляет почти 1300 пунктов. Однако, как и в случае модели, полученной в результате регрессионной постановки задачи, этот алгоритм принятия торговых решений при работе допускает достаточно много мелких убытков, что ухудшает общий результат.

В целом, на основании анализа проведенных модельных экспериментов можно сделать вывод, что технологии решения задачи валютного дилера в регрессионной и классификационной поста-

новках мало отличаются друг от друга. Основные различия проявляются в интерпретации полученных данных. При этом, поскольку классифицирующая модель обеспечивает лучшие удельные показатели, чем регрессионная, она больше подходит для создания автоматических торговых систем. В то же время регрессионная модель, как и кластеризационная, обеспечивает получение прогноза в каждом торговом периоде, поэтому хорошо подходит для создания автоматизированных систем поддержки принятия решений.

Отметим, что относительно низкие удельные показатели доходности получены в результате решения задачи валютного дилера в регрессионной и кластеризационной постановках. В значительной мере это обусловлено применением достаточно примитивной методики принятия торговых решений, которая не учитывает силу прогнозируемых движений валютного курса. Однако, если эти модели применяются для создания систем поддержки принятия решений, то данный недостаток не носит принципиального значения, поскольку мозг трейдера — человека способен отфильтровывать информацию о маловероятных изменениях курса.

Таким образом, полученные результаты ясно дают понять, что результат решения задачи нейросетевого моделирования непосредственно связан с её постановкой. При этом для разных задач оптимальной может оказаться своя постановка. Так, в результате сопоставления рассмотренных моделей прогнозирования межбанковских валютных курсов выяснилось, что при заданных условиях наибольший экономический эффект позволяет получить модель, реализующая постановку задачи классификации рыночных ситуаций.

Вместе с тем следует обратить внимание на то, что результаты данного исследования недостаточно представительны, чтобы сделать однозначный вывод о большей эффективности классификационной постановки для решения задачи валютного дилера. Так, для получения хорошего результата при реализации системы поддержки принятия решений с использованием самоорганизующихся нейронных сетей требуется тщательная подготовка входных данных и подбор количества нейронов в сети [10, 15].

В целом же, полученные результаты позволяют аргументировать целесообразность использования в постановке задачи нейросетевого моделирования промежуточного этапа — приведения решаемой задачи к одной или нескольким базовым задачам. Окончательный выбор способа решения конкретной задачи осуществляется на основании анализа результатов, полученных при её решении в различных базовых постановках.

Литература

1. *McCulloch W. S., Pitts W.* A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // *Bulletin of Mathematical Biophysics*. — 1943. — Vol. 5. — P. 115—133.
2. *Hebb D. O.* The organization of Behavior: A Neuropsychological Theory. — New York: Wiley, 1949. — 335 p.
3. *Rosenblatt F.* The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain // *Psychological Review*. — 1958. — № 65. — P. 386—407.
4. *Minsky M. L., Papert S. A.* Perceptrons. — Cambridge: MIT Press, 1969. — 263 p.
5. *Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J.* Learning internal representations by error propagation / *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition* (McClelland J. L. and Rumelhart D. E. eds.). — Cambridge: MIT Press. — 1986. — Vol. 1. — P. 318—362.
6. *Kohonen T.* Self-organized formation of topologically correct feature maps // *Biological Cybernetics*, 1982. — Vol. 43. — P. 59—69.
7. *Hopfield J. J.* Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // *Proceedings of National Academy of Sciences*. — 1982. — April. — Vol. 79. — No. 8. — P. 2554—2558.
8. *Haykin S.* Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd ed. — New Jersey: Prentice-Hall, 1999. — 823 p.
9. *Ежов А. А., Шумский С. А.* Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе (серия «Учебники экономико-аналитического института МИФИ» под ред. проф. В. В. Харитонов). — М.: МИФИ, 1998. — 224 с.
10. *Матвійчук А. В.* Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: Монографія. — К.: КНЕУ, 2011. — 439 с.
11. *Rutkowski L.* Metody i techniki sztucznej inteligencji. — Warszawa: wydawnictwo naukowe PWN, 2009. — 452 s.
12. Экономика и право. Энциклопедический словарь. — М.: Изд-во Дашков и Ко., 2001. — 568 с.
13. *Лысенко Ю. Г., Тимохин В. Н., Руденский Р. А. и др.* Управление коммерческим банком: инновационный аспект. — Донецк: ООО «Юго-Восток, Лтд», 2008. — 328 с.
14. *Лысенко Ю. Г., Миңц А. Ю., Стасюк В. Г.* Поиск эффективных решений в экономических задачах. — Донецк: ДонНУ; ООО «Юго-Восток, Лтд», 2002. — 101 с.
15. *Миңц А. Ю.* Прогнозирование валютных рынков с использованием самоорганизующихся нейронных сетей // *Вісник СНУ ім. В. Даля*. — 2004. — № 4 (74). — С. 184—193.

Стаття надійшла до редакції 7.12.2011