



Рис. 1. Схематическое изображение структуры искусственной нейронной сети, подобранной в результате работы программы

используются следующие методы – полного сканирования, метод Монте-Карло, градиентный метод.

Предварительно обучающая выборка тестируется на предмет выявления и устранения в ней различных противоречивых данных.

В результате обучения ИНС была подобрана структура искусственной нейронной сети, которая схематически представлена на рис. 1. Данная сеть состоит из одного входного, одного выходного и одного скрытого слоя нейронов. Входной слой состоит из 10 нейронов, выходной – из 1 нейрона. Скрытый слой содержит 9 нейронов с линейной активационной функцией.

УДК 519.95

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ СТАТИСТИЧЕСКИМИ И НЕЙРОСЕТЕВЫМИ МЕТОДАМИ

© А.П. Зубаков, О.Г. Киселева

Ключевые слова: прогноз, нейронные сети, временные ряды, Forex.

В представленной работе исследуется эффективность среднесрочного прогноза временных рядов классическими статистическими методами в сравнении с нейросетевым прогнозом с учетом дополнительных макроэкономических факторов.

В нашей предыдущей работе [1] рассматривались возможности и альтернативы применения классических статистических алгоритмов прогноза временных рядов в сравнении с нейросетевыми. Первоначальный анализ этой проблемы не продемонстрировал преимуществ нейросетевых алгоритмов по сравнению со ста-

тистическими [1], однако было выдвинуто предположение о возможности существенного повышения эффективности прогноза за счет привлечения в процесс анализа ряда макроэкономических факторов.

Целью настоящей работы явилось построение модели прогноза временных рядов на основе классической статистики [1], однако было выдвинуто предположение о возможности существенного повышения эффективности прогноза за счет привлечения в процесс анализа ряда макроэкономических факторов.

Программная реализация медицинской ЭС основана на алгоритме, предложенном А.А. Арзамасцевым и др. в работе [1].
При оценке эффективности работы разработанной медицинской экспертной системы было выявлено, что ЭС дает правильные рекомендации в 69 % случаев, близкие рекомендации – в 29 %, неверные рекомендации – в 2 % случаев.

ЛИТЕРАТУРА

1. Арзамасцев А.А., Крючин О.В., Азарова П.А., Зенкова Н.А. Универсальный программный комплекс для компьютерного моделирования на основе искусственной нейронной сети с самоорганизацией структуры // Вестн. Тамб. ун-та. Сер. Естественные и технические науки. Тамбов, 2006. Т. 11. Вып. 4. С. 564–570.

Поступила в редакцию 12 ноября 2008 г.

Zenkova N.A., Sergeeva M.S. Expert system for a medical object on the basis of artificial neural networks. The article deals with the development of expert system on the basis of the device of artificial neural networks for a medical object (initial diagnostics of patients' health based on the results of clinical blood tests).

Key words: expert system, artificial neural networks, medical object, clinical blood test.

LITERATURE

1. Arzamastsev A.A., Kryuchin O. V., Azarova P. A., Zenkova N.A. Universal software complex for computer modelling on the basis of an artificial neural network with structure self-organisation//Tambov University Review. Series: Natural and Technical Sciences. Tambov, 2006. V. 11. Issue 4. P. 564–570.

ских статистических алгоритмов и искусственной многослойной нейронной сети, учитывающей дополнительные макроэкономические факторы (индекс Доу-Джонса, РТС, курс цен на нефть), отражающих влияние экономики на временной ряд.

В качестве исходных данных были взяты данные о дневном курсе отношения евро к доллару США – EUR/USD. Обычно эта информация включает цену открытия, цену закрытия, максимальную и минимальную цену в течение торгового дня и объем операций. Для построения первоначальной модели использова-

лись данные с 9 октября 2006 г. по 23 марта 2007 г. Прогнозировалась цена открытия котировок на каждый следующий день, на 12 дней вперед. Данные брались на рынке валют ForEx (от словосочетания FOReign EXchange market – межбанковский рынок). На нем курс одной валюты относительно другой, т. е. курс ForEx, определяется наиболее очевидным образом – обменом по цене, на которую согласны обе стороны. Исследование проблем, связанных с применением нейронных технологий для анализа финансовых рынков, отражено в работах И. Остроухова [2] и П. Панфилова [3].

Таблица 1

Результаты прогноза

№ п/п	Прогнозы	Максимальная относительная погрешность	Средняя относительная погрешность
1	Прогноз сети с одними котировками	0,007059	0,002819
2	Прогноз сети с добавленными значениями индекса Доу-Джонса	0,005707	0,0017436
3	Прогноз сети с добавленными значениями цен на нефть	0,008065	0,002174
4	Прогноз сети с добавленными значениями индекса РТС	0,008493	0,003095
5	Прогноз сети с добавленными значениями индексов Доу-Джонса, РТС и ценами на нефть	0,009371	0,002886
6	Прогноз сети с добавленными значениями индекса Доу-Джонса и ценами на нефть	0,009837	0,002591
7	Прогноз сети с добавленными значениями индексов Доу-Джонса и РТС	0,00621	0,001659
8	Прогноз, осуществленный классическими статистическими методами (модель ARIMA)	0,011819	0,007183
9	Прогноз, осуществленный классическими статистическими методами (простое экспоненци-альное сглаживание)	0,014231	0,008859

Таблица 2

Сравнение погрешностей прогноза

№ п/п	ИНС NNC	Средняя относительная погрешность исходной ИНС	Средняя относительная погрешность ИНС с новыми данными
1	Сеть с одними котировками	0,002819	0,003566
2	Сеть с добавленными значениями индекса Доу-Джонса	0,0017436	0,003246
3	Сеть с добавленными значениями индексов Доу-Джонса и РТС	0,001659	0,002519

В результате многочисленных численных экспериментов с классическими статистическими моделями прогноза и нейросетевыми моделями, учитывающими макроэкономические факторы, были получены результаты, сведенные в табл. 1.

Из табл. 1 видно, что наилучший прогноз нам дает сеть с добавленными значениями индексов Доу-Джонса и РТС.

Для того чтобы удостовериться в истинности получившегося прогноза, в обучающую выборку были внесены новые данные за один месяц (т. е. брались данные с 9 октября 2006 г. по 23 апреля 2007 г.). Прогнозировалась цена открытия котировок EUR/USD на каждый следующий день, на 12 дней вперед. Сравнение полученных прогнозов приведено в табл. 2.

Как видно из табл. 2, несмотря на то, что погрешность нейросетевого прогноза ухудшилась, сеть с добавленными значениями индексов Доу-Джонса и РТС дала более точный прогноз.

Средняя относительная погрешность прогноза по классической мультипликативной сезонной модели ARIMA (0,1,0) составила 0,007183, при простом экспо-

нениальном сглаживании 0,008859, а средняя относительная погрешность нейросетевого прогноза – (0,001659÷0,002519). Полученный результат определенно свидетельствует о более высокой прогностической способности нейросетевых моделей, а также позволяет выявить дополнительную любопытную информацию о временных лагах и функциях влияния макроэкономических факторов на результаты прогноза.

ЛИТЕРАТУРА

1. Арзамасцев А.А., Зубаков А.П. Применение статистических и нейро-сетевых алгоритмов в задаче прогноза временных рядов // XI Державинские чтения: докл. науч. конф. преподавателей и сотрудников, посвящ. 75 лет ИМФИ. Тамбов, 2006. С. 56–57.
2. Остроухов И. Нейросети: работа над ошибками. М.: ТОРА-Центр, 2001.
3. Панфилов П. Прогнозирование курсов валют на рынке ForEx. // Современный трейдинг. 2001. №1.

Поступила в редакцию 12 ноября 2008 г.

Zubakov A.P., Kiselyova O.G. Application of statistical and neuro-network algorithms in the time series prognosis. The efficiency of medium-range prognosis of time series by classical statistical methods in comparison with neuro-network prognosis and with regard to additional macro-economical factors is investigated.

Key words: prognosis, neural networks, time series, Forex.

LITERATURE

1. *Arzamastsev A.A., Zubakov A.P.* Application of statistical and neuro-network algorithms in the time series prognosis //XI Derzhavinsky Readings: reports from the scientific conference of lectures, devoted to the 75th anniversary of the Institute of Medical Physics and Engineering. Tambov, 2006. P. 56–57.
2. *Ostroukhov I.* Neuro-networks: corrections of mistakes. M: TORACENTER, 2001.
3. *Panfilov P.* Currency Forecast in the Forex market.//Modern trading. 2001. N1.

УДК 371.3

АНАЛИЗ ПОПУЛЯРНОСТИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ САЙТОВ В РУНЕТЕ

© В.В. Зубец

Ключевые слова: образовательные сайты, рунет, интернет-образование.

В работе рассматривались образовательные сайты, вошедшие в рейтинг 100 самых посещаемых по версии интернет-портала Rambler.ru. Анализ популярных образовательных сайтов в рунете показывает, что активные сайты, т.е. такие сайты, на которых можно чему-то научиться значительно меньше, чем пассивных, на которых можно что-либо «списать». Этот факт отражает некоторые негативные стороны организации российского образования.

В последнее десятилетие большое значение придается использованию интернет-ресурсов в образовании. В докладах на научных конференциях и в средствах массовой информации часто говорится об успехах интернет-образования [1]. Тем более интересно посмотреть на ситуацию со стороны потребителей образовательных услуг.

В работе рассматривались образовательные сайты, вошедшие в рейтинг 100 самых посещаемых по версии интернет-портала Rambler.ru [2]. Указанные сайты были сгруппированы по нескольким группам. В группу «Рефераты» вошли все сайты, на которых выставлены материалы, представляющие готовые задания для аттестации: рефераты, курсовые и дипломные работы и т.д. В группу «Образовательные организации», прежде всего, вошли сайты вузов и других организаций, связанных с образованием. В группу «Обучение» вошли сайты различных курсов, тренингов, самоучителей и т.д. В группу «Литература» были включены сайты библиотек, энциклопедий, словарей и образовательных периодических изданий. В группу «Прочее» были включены сайты, не поддающиеся четкой классификации, например сайт «Одноклассники», который, конечно, имеет отношение к образованию. За основную характеристику популярности образовательного ресурса было принято количество уникальных адресов посетителей – хостов. Результаты суммирования хостов по группам представлены в табл. 1 и на рис. 1.

Анализ полученных результатов показывает, что группа «Рефераты» имеет наивысшую популярность, почти на порядок опережая остальные группы. Все

первые позиции в рейтинге занимают сайты именно этой группы. Этот факт свидетельствует о том, что оценка знаний обучаемых в учебных заведениях ведется в значительной мере формально: «сдал реферат – получил зачет». И не следует в этом винить ни студентов, ни сайты, ведь рефераты принимаются в качестве контрольных заданий, хотя каждый квалифицированный преподаватель легко может отличить реферат «из Интернета» от «настоящего». Видимо, одной из причин такого контроля знаний является сильная нагрузка преподавателя, которая затрудняет качественную проверку знаний у нескольких сотен студентов в семестре, да еще по несколько раз.

Второе место в рейтинге образовательных организаций, прежде всего вузов, можно объяснить естественным интересом абитуриентов. И лишь на третьем месте находятся сайты, содержимое которых направлено именно на обучение. Причем большую часть из этой группы составляют сайты, связанные с обучением иностранным языкам, прежде всего английского. В эпоху активного развития международных связей это вполне объяснимо. Группа «Литература» включает в себя в основном сайты электронных библиотек и эн-

Таблица 1

Популярность образовательных сайтов

Группы сайтов	Рефераты	Образовательные организации	Обучение	Литература	Прочее
Хосты (тыс.)	160	25	23	19	6