



- Question Record Entity – сущность для связи с таблицей “questions-records”, для хранения информации собранной при ответе пользователем на отдельный вопрос;
- Multi Choice Record Entity – сущность для связи с таблицей “choice-records”, для хранения информации о ответе на вопрос пользователем.

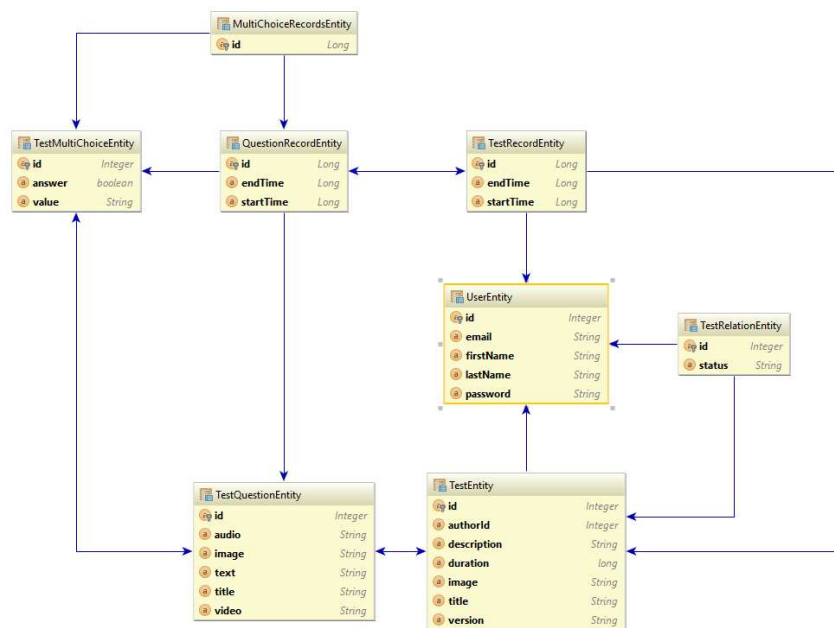


Рис. 3. Схема таблиц и их связей

Литература

1. P. Baepler, C.J. Murdoch *Academic Analytics and Data Mining in Higher Education*, International Journal for the Scholarship of Teaching and Learning, 2(4), 2010,
2. B. Dietz-Uhler & J.E. Hurn *Using Learning Analytics to Predict (and Improve) Student Success: A Faculty Perspective*, Journal of Interactive Online Learning, 1(12), 2013, URL: www.ncolr.org/jiol
3. Brijesh Kumar Baradwa, Saurabh Pal *Mining Educational Data to Analyze Students' Performance*, International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 6(2), 2011, pp. 63-69.
4. *Adaptive Learning: An insider's view of how adaptive learning works*(2015),URL: <http://www.knewton.com/blog/adaptive-learning/> (дата обращения 27 марта 2016).



5. A. Peña-Ayala *Educational data mining: A survey and a data mining-based analysis of recent works*, Research in Higher Education Journal, Expert Systems with Applications, 4(41), 2014, pp. 1432-1462.
6. А.В. Топчиев, В.А. Чулюков *Модели адаптивного обучения в компьютерных системах*, Современные наукоемкие технологии, Технические науки, №5, 2010, С. 62-68.
7. *KNEWTON: Образование на уровне атомов*(2013),URL: <http://www.edutainme.ru/post/knewton/>(дата обращения 27 марта 2016).
8. *Что такое адаптивное обучение*(2014),URL: <http://www.edutainme.ru/post/что-такое-адаптивное-обучение/>(дата обращения 27 марта 2016).
9. Shai Shalev-Shwartz *Online Learning and Online Convex Optimization*, Foundations and Trends in Machine Learning, Vol. 4, No. 2, 2011, pp. 107-194.
10. J. Duchi, E. Hazan, Y. Singer *Adaptive Subgradient Methods for Online Learning and Stochastic Optimization*,
11. M.D. Ekstrand, J.T. Riedl, J.A. Konstan *Collaborative Filtering Recommender Systems*, Foundations and Trends in Human-Computer Interaction, Vol. 4, No. 2, 2010, pp. 81-173.
12. P. Melville, R. J. Mooney, R.Nagarajan *Content-Boosted Collaborative Filtering for Improved Recommendations*, Proceedings of the Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-2002), pp. 187-192, July 2002, Edmonton, Canada.
13. M. Weimer, A. Karatzoglou, A. Smola *Adaptive Collaborative Filtering*, RecSys'08, pp. 275-282, October 23-25, 2008, Lausanne, Switzerland.

Н.К. Федюнин, И.В. Лёзина

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ РАДИАЛЬНО-БАЗИСНОЙ СЕТЬЮ

(Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королёва)

Временной ряд (или ряд динамики) — собранный в разные моменты времени статистический материал о значении каких-либо параметров (в простейшем случае одного) исследуемого процесса. Временной ряд существенно отличается от простой выборки данных, так как при анализе учитывается взаимосвязь измерений со временем, а не только статистическое разнообразие и статистические характеристики выборки [1]. Прогнозирование рядов динамики является распространенной задачей, решение которой несомненно важно не только экономистам, но и обычным людям.

Способности нейронных сетей к прогнозированию напрямую следуют из их способности к обобщению и выделению скрытых зависимостей между входными и выходными данными. После обучения сеть способна предсказать бу-



дущее значение некой последовательности на основе нескольких предыдущих значений и (или) каких-то существующих в настоящий момент факторов [2]. Для решения задачи была выбрана радиально-базисная сеть, простую структуру и быстро обучается [3]. В данной работе рассматривается прогнозирование временных рядов на примере курса доллара. Нейронная сеть обучается методом обратного распространения ошибки [4] и генетическим алгоритмом [5].

Цель обучения сети состоит в подборе таких значений весов нейронов, а также центров и радиусов функций, чтобы при заданных входных значениях получить такие выходные значения, которые будут достаточно близки к ожидаемым. В качестве источника данных была взята статистика курса доллара за период с 9 января 2012 года по 9 января 2014. Обучающий пример состоит из входных значений (значения курса доллара за предыдущие дни) и соответствующих выходных значений (ожидаемый курс доллара).

Для обучения радиально-базисной сети использовались следующие алгоритмы. Градиентный алгоритм наискорейшего спуска с обратным распространением ошибки. Оптимальные параметры данного алгоритма являются: коэффициент обучения $\eta = 0,02$; среднеквадратичное отклонение на обучающей выборке – 0,02; количество нейронов входного слоя – 6; количество нейронов скрытого слоя – 30. Минусами данного метода являются вероятность попадания в локальный минимум целевой функции и высокая зависимость скорости обучения от значений весов нейронов, а также центров и радиусов радиально-базисных функций, заданных при инициализации. В данной работе также рассматривается генетический алгоритм – это стохастический алгоритм, используемый для оптимизации параметров сети путём случайного подбора, комбинирования и вариации искомым параметров с использованием механизмов, аналогичных естественному отбору в природе. Генетическим алгоритмом обучалась сеть с 6 нейронами входного слоя и 30 нейронами скрытого. Оптимальными параметрами алгоритма на данной выборке являются размер популяции – 10, количество подвергающихся кроссоверу особей – 2, и коэффициент мутации – 0.01.

Была разработана автоматизированная система прогнозирования курса валют, проведен ряд исследований работы данной системы. Среднеквадратичное отклонение при различных параметрах сети находится в диапазоне от 0,2315 до 0,01919. Для сети с 30 нейронами в скрытом слое, обученной методом обратного распространения ошибки, среднеквадратичное отклонение равно 0,02167. Для сети, обученной с помощью генетического алгоритма среднеквадратичное отклонение – 0,01919.

Для сравнения скорости работы алгоритмов каждым из них было обучено 500 сетей с 6 нейронами входного и 30 нейронами до среднеквадратичного отклонения, равного 0,02. Максимальное время работы алгоритма – 60 секунд. Результаты сравнения представлены в таблице 1.



Таблица 1. Сравнение скорости работы

Алгоритм обучения	Среднее время, за которое сеть обучается успешно, с.	Процент сетей, которые не удалось обучить
Градиентный спуск с обратным распространением ошибки	12,33	26,4
Генетический алгоритм	21,6	0

По результатам проведенных исследований можно сделать вывод о хороших прогнозных возможностях радиально-базисной сети. Обучение генетическим алгоритмом в среднем занимает большее время, но он позволяет избежать попадания в локальные минимумы целевой функции.

Литература

1. Временной ряд [Электронный ресурс] : Материал из Википедии — свободной энциклопедии : Версия 68261148, сохранённая в 12:48 UTC 30 января 2015 / Авторы Википедии // Википедия, свободная энциклопедия. — Электрон. дан. — Сан-Франциско: Фонд Викимедиа, 2015. — Режим доступа: <http://ru.wikipedia.org/?oldid=68261148>
2. Искусственная нейронная сеть [Электронный ресурс] : Материал из Википедии — свободной энциклопедии : Версия 76906048, сохранённая в 10:18 UTC 21 марта 2016 / Авторы Википедии // Википедия, свободная энциклопедия. — Электрон. дан. — Сан-Франциско: Фонд Викимедиа, 2016. — Режим доступа: <http://ru.wikipedia.org/?oldid=76906048>
3. Лёзина, И.В. Автоматизированная система прогнозирования биржевых индексов с применением радиально-базисной сети [Текст]/И.В. Лёзина, Н.К. Федюнин//Наука и образование в жизни современного общества, том 5: сб. научных трудов по материалам международной научно-практической конференции 30 апреля 2015 г - ООО «Консалтинговая компания Юком».- Тамбов, 2015. – С. 77-78.
4. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст]/С.Осовский. – М.: Финансы и статистика, 2002 – 344 с.
5. Introduction to Genetic Algorithms [Электронный ресурс] // <http://www.obitko.com/tutorials/genetic-algorithms/>