

«Сейфуллин оқулары – 18: « Жастар және ғылым – болашаққа көзқарас» халықаралық ғылыми -практикалық конференция материалдары = Материалы международной научно-практической конференции «Сейфуллинские чтения – 18: « Молодежь и наука – взгляд в будущее» - 2022.- Т.І, Ч.VI. – С.8-9

МОДЕЛИРОВАНИЕ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СЕТЕВОГО ТРАФИКА С ПРИМЕНЕНИЕМ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

*Айсин Ж. А., магистрант 1 курса,
Казахский агротехнический университет им. С. Сейфуллина, г. Нур –
Султан*

Рынки информационных услуг и широкополосного доступа в Интернет стремительно растут, растет и конкуренция среди провайдеров. Одним из главных факторов в конкурентной борьбе для провайдера, на сегодняшний день, является сетевая производительность. С ростом количества пользователей в сети увеличиваются объемы передаваемой информации, что приводит к обострению проблемы пиковых нагрузок. Она осложняется тем, что пики нагрузок наблюдаются в короткое время, и наращивать количество серверов явно нецелесообразно. Не является решением и расширение серверных площадок по причине увеличения эксплуатационных расходов. Между тем, даже кратковременные сбои в работе провайдера отрицательно сказываются на имидже компании и лояльности клиентов, особенно в условиях жесткой конкуренции на этом рынке. Возникновение проблем, связанных с надежностью сети (перегрузка транзитных узлов, потеря информации), как правило, в конечном итоге приводят к ухудшению сетевой производительности. Одной из важнейших задач, относящихся к управлению сетью, является выполнение действий, направленных на устранение этих проблем. Поэтому сегодня задача управления сетью на основе прогнозируемых будущих данных, необходима для принятия правильного решения. Прогностические данные предоставляют необходимую информацию для решения задачи управления информационными потоками в сети и позволяют предотвратить потерю пакетов на управляющей основе.

В результате обзора и анализа существующих моделей прогнозирования сетевого трафика, как SARIMA, NARX и BPNN, выбрана модель NARX, так как она эффективно изучает сетевой трафик с приемлемым результатом полученной точности прогноза и дополняет многомерные временные ряды с использованием внешней информации для повышения эффективности прогнозирования временных рядов.

Для моделирования взяты исходные данные представляющие собой временной ряд измеренный на магистральной сети г. Алматы на протяжении пяти часов за каждые 10 с [1]. Выбрана MatLab, так как данная программная среда поддерживает обучение нейронной сети. В нем нами был создан программный код. В модели NARX с внешними входами исходный

временной ряд поступая в ИНС, обрабатывается в соответствии с весовыми коэффициентами, и далее снова выходные данные попадают на вход сети, тем самым заменяя собой процедуру обратного распространения ошибки. Это дает возможность учитывать полученные после первичного обучения весовых коэффициентов при повторном обучении сети и это в свою очередь повышает точность ее работы.

В задачах цифровой обработки сигналов широкое распространение получили динамические нейроны [2]. Одним из простейших динамических нейронов является нейрон Хопфилда. Что касается нелинейной авторегрессионной сети NARX, то в ней используется модифицированный нейрон Хопфилда.

Для обучения нейронной сети нами был использован метод нелинейной оптимизации – алгоритм Левенберга – Марквардта, который основан на достижении наименьшей среднеквадратической ошибки [3, 4]. Процесс обучения нейронной сети завершился при достижении целевого показателя точности, при этом исследуемая сеть обучилась за 18 эпох. Получен график зависимости среднеквадратической ошибки (MSE) от числа эпох, где видно, что к концу процесса обучения ошибка становится выше, наименьшая ошибка валидации равна 572,6426.

Для детального анализа качества аппроксимации получен регрессионный анализ выходов сети, при которой строится линейная регрессия результатов обучения сети на трех рассмотренных подмножествах и на всем обучающем множестве. Для каждого результата рассчитан коэффициент корреляции R и построены графики. Также получен график, который отображает ошибочную автокорреляционную функцию. Он имеет только одно ненулевое значение автокорреляционной функции, которое произошло в нулевой задержке (среднеквадратичная погрешность). Это наглядно показывает, что модель прогноза относительно совершенна, так как ошибки прогноза не коррелированы друг с другом, то есть представляют собой белый шум. Остальные значения автокорреляционной функции ниже лимитированного значения и падают приблизительно в 95% предел достоверности вокруг нуля. В противном случае необходимо для улучшения прогноза переобучить сеть.

Таким образом, была достигнута основная цель – разработан метод прогнозирования сетевого трафика с применением временных рядов. Для этой цели была использована архитектура авторегрессионной нейронной сети с экзогенными входами NARX. В этой сети нейроны скрытого слоя имеют нелинейную активационную функцию, а выходной слой – линейную активационную функцию. Полученное наилучшее значение наименьшей ошибки валидации равной 572,6426, подтверждает что достигнут локальный минимум. На основе полученного графика регрессионного анализа выходов сети, выявлены коэффициенты корреляции, описывающий параметр настройки обучения (Train) составил – 0,97743, Validation – 0,9638, Test (наилучшая производительность обучения) – 0,9497 и для всего обучающего множества – 0,97134. Автокорреляционная функции ошибки с единственным

ненулевым значением подтверждает о том, что модель прогноза относительно совершенна. График функции взаимной корреляции входной ошибки также показывает, что все корреляции находятся в пределах доверительной границы вокруг нуля.

Список использованной литературы

1. Serikov, T., Zhetpisbayeva, A., Mirzakulova, S., Zhetpisbayev, K., Ibrayeva, Z., Tolegenova, A., Soboleva, L., Zhumazhanov, B. Application of the NARX neural network for predicting a one-dimensional time series. Eastern – European Journal of Enterprise Technologies. 2021, H5 (4 (113)). P 12–19.

2. Havaluddin, Alfred, R. Performance of modeling time series using nonlinear autoregressive with exogenous input (NARX) in the network traffic forecasting. International Conference on Science in Information Technology (ICSITech). 2015

3. Кретов Д. А., Рузанов Р.В. Прогнозирование электропотребления энергосбытовой компании с использованием искусственной нейронной сети. – Электронный научный журнал «Инженерный вестник Дона». 2015.

4. Darrat, A.F., & Zhong, M. (2000). On Testing the Random Walk Hypothesis: A Model–Comparison Approach. Capital Markets eJournal. 2000.