

<https://doi.org/10.5281/zenodo.10994802>

Nurova Malika Abduzairovna

teacher

Kenjayev Oynazar Mahmud o'g'li

Student Karshi Engineering and Economic Institute

Аннотация. *Статья будет посвящена обучению искусственной нейронной сети, а также выбору ее типа. При этом использовалась нейронная сеть LSTM (Long Short Term Memory Network), которая является частью повторяемой ИНС (recurrent neural network) на основе исходных данных, выделенных для обучения. В тренировочном процессе анализируется средняя квадратичная ошибка в ИНС связанная с графиком связи Эпох.*

Ключевые слова: *потребление электроэнергии, прогнозирование, искусственная нейронная сеть, обучение нейронной сети, ошибка прогнозирования.*

Abstract. *The article is devoted to the training of an artificial neural network and its type selection. In this, the LSTM (Long Short Term Memory Network) neural network, which is part of the recurrent SNT (recurrent neural network) of the artificial neural network, is used, and based on the initial data allocated for training. The change of the graph of the connection of the mean square error to the Epox during the training of the SNT is analyzed.*

Key words: *electricity consumption, prediction, artificial neural network, neural network training, prediction error.*

Сегодня искусственные нейронные сети широко используются при прогнозировании потребления электроэнергии промышленными предприятиями, и эти искусственные нейронные сети могут быть использованы при разработке моделей прогнозирования потребления электроэнергии во всех периодических (краткосрочных, среднесрочных и долгосрочных) видах прогнозирования. Хотя модели прогнозирования строятся на экспериментальных и производственных данных, искусственные нейронные сети превосходят многие классические модели. На практике использование нейронных сетей при определении прогнозных значений электроэнергии промышленного предприятия показывает высокую точность и эффективность прогнозирования.

При решении практических задач важен поиск такого набора значений межнейронных связей, при котором выходные сигналы СНТ изменяются в зависимости от вектора приходящих сигналов. Процесс формирования весов

межнейронных связей называется обучением нейронной сети. Качество обучения зависит от способности нейронной сети решить поставленную задачу.

Существует два основных подхода к обучению СНТ:

1. обучение с учителем;
2. обучение без учителя.

Выбор структуры нейронной сети влияет на характеристики выходной функции СНТ. Потому что структура СНТ определяет расположение и количество межнейронных связей, а следовательно, и количество весов этих связей, необходимых в результате обучения. Определенной методики выбора скрытых слоев и количества нейронов в них не существует, успешный выбор осуществляется по результатам экспериментального обучения и тестирования СНТ. Таким образом, структура сети выбирается разработчиком исходя из его навыков, а также особенностей обучающих данных в ряде случаев. Следует отметить, что в большинстве случаев для решения данной проблемы достаточно выбора не более 2-3 скрытых слоев.

По строению различают два типа СНТ:

1. ИНС прямого распространения (feed-forward ANN) – в нейронной сети этого типа входные нейроны проходят линейный процесс и достигают выходного нейрона. Процесс обучения не имеет цикла и петли. Вид этой структуры представлен на СНТ Рисунок 1а.

2. Рекуррентная СНТ (рекуррентная ИНС) – процессы от входа к выходу повторяются в течение определенного периода времени в процессе обучения нейронных сетей данного типа. СНТ этой структуры показана на рисунке 1б.

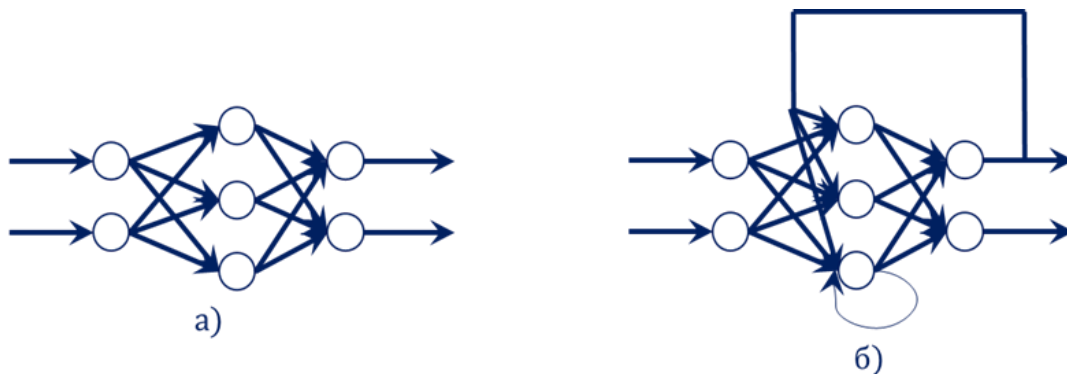


Рисунок 1. Типы структуры нейронной сети:

а) прямораспространяющаяся СНТ; б) Повторные СНТ

Нейронная сеть LSTM (Long Short Term Memory Network) является частью сети RNN (рекуррентной нейронной сети), которая может лучше усваивать данные временных рядов, делать долгосрочные прогнозы с меньшей ошибкой, чем другие нейронные сети, и в то же время, многофакторные случаи с несколькими входными точками (многомерные) легко моделировать.

В качестве одного из преимуществ прогнозирования в LSTM можно отметить наличие библиотек на нескольких языках программирования, таких как Python, anaconda.

Каждый этап состоит из 3 процессов (рис. 2):

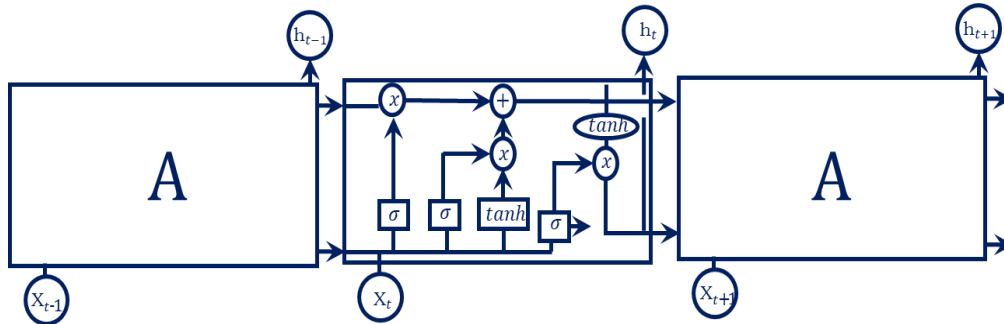


Рисунок 2. Структура нейронной сети типа LSTM

Эти три процесса повторяются на протяжении всего курса. Периоды повторения, гиперпараметры, такие как наборы значений, выбираются путем анализа изменения количества нейронов и изменения среднеквадратической ошибки (RMSE) модели.

Известно, что в процессе обучения происходит корректировка весовых коэффициентов и корректировка весовых коэффициентов следующим образом:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (1)$$

Обнаружена ошибка выходного слоя сети:

$$\Delta w_1^{(N)} = (y_l^{(N)} - d_l) \frac{dy_l}{ds_1} \quad (2)$$

где: l – номер N элемента выходного слоя нейронной сети,

$y - N$ фактическое выходное состояние нейрона слоя N (фактическое значение W_x , полученное на выходе сети во время обучения),

$d_l - N$ – желаемое выходное состояние нейрона слоя N (значение D^j , j -пары выборки процесса обучения),

Вес входных сигналов в l -нейроне s_l -выходного слоя.

В ходе обучения в качестве исходной информации были взяты 1097 трехлетних суточных расчетно-экспериментальных данных за 2018-2020 годы совместного предприятия «Uz Truck & Bus Motors». Используя выборку, 67% (735 изображений) из 1097 изображений были выбраны для обучения и 33% (362 изображения) для процесса тестирования.

После того, как модель прогнозирования сформирована на основе обучающей части исходных данных, она проверяется на наличие ошибок на основе тестовых данных. То есть после того, как модель прогнозирования сформирована на основе 735 входных данных, погрешность модели проверяется на основе 362 тестовых данных.

Известно, что оценка точности разработанной модели прогнозирования имеет большое значение, и поскольку при построении модели прогнозирования не использовались тестовые данные, то естественно, что будет разница по сравнению с прогнозом. Эта разница характеризуется абсолютными, средними абсолютными, абсолютными квадратами, средними абсолютными квадратами ошибок.

Абсолютная ошибка:

$$AE = y_i - y_i' \quad (3)$$

Абсолютная средняя ошибка:

$$MAE = \frac{1}{n} AE \quad (4)$$

Абсолютная квадратичная ошибка:

$$MSE = (y_i - y_i')^2 \quad (5)$$

Абсолютная среднеквадратическая ошибка:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2} \quad (6)$$

Известно, что ошибкой процесса является ошибка RMSE. RMSE может полностью отразить, насколько результаты модели прогнозирования отклоняются от тестовых значений при обнаружении ошибки.

На основе исходных данных, выделенных для обучения, анализируется изменение графика связи среднеквадратической ошибки с эпохой в процессе обучения СНТ.

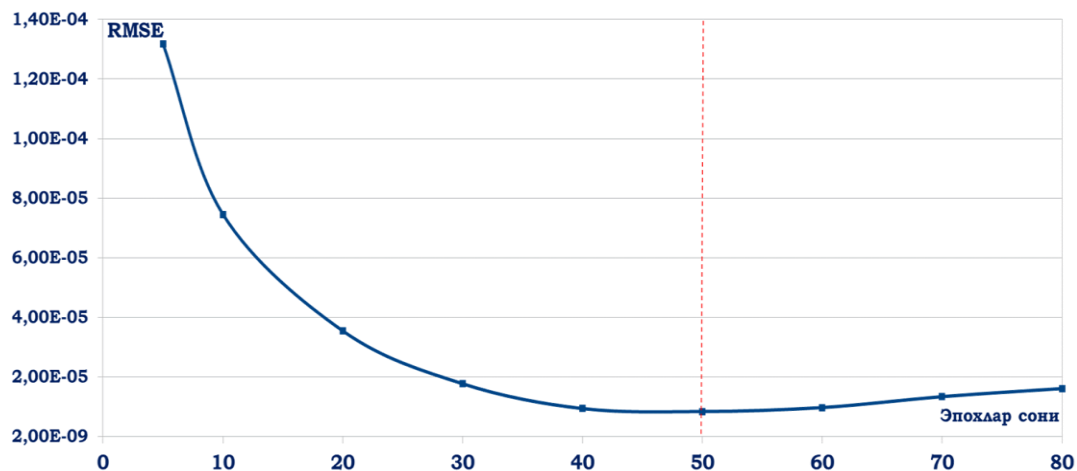


Рисунок 3. График изменения графика среднеквадратической ошибки в процессе обучения СНТ

График, представленный на рисунке 3, представляет взаимосвязь между среднеквадратической ошибкой и эпохами обучения во время обучения СНТ, и можно видеть, что, задав модели период от 0 до 80 с помощью оператора цикла, состояние данных во время был проанализирован этот период.

В этом случае, когда процесс обучения нейронной сети достигает 50-й эпохи, нейронная сеть насыщается и 50-я эпоха принимается за критическую точку.

В заключение можно сказать, что сегодня искусственные нейронные сети в основном используются при прогнозировании потребления электроэнергии промышленными предприятиями. В качестве факторов, влияющих на точность моделей прогнозирования, разрабатываемых искусственными нейронными сетями, обоснован правильный выбор архитектуры прогнозирования и необходимость обучения нейронной сети для достижения наилучшего результата после тестирования исходных данных.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Shouket, H. A., Ameen, I., Tursunov, O., Kholikova, K., Pirimov, O., Kurbonov, N., ... & Mukimov, B. (2020, December). Study on industrial applications of papain: A succinct review. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 614, No. 1, p. 012171). IOP Publishing.
2. Abdullayevich, Q. N. (2023). REDUCING ELECTRICITY LOSSES IN ELECTRICAL DISTRIBUTION NETWORKS DUE TO MULTICRITERIA OPTIMIZATION OF LINE SECTIONS. *MODELS AND METHODS FOR INCREASING THE EFFICIENCY OF INNOVATIVE RESEARCH*, 3(28), 275-279.
3. Abdullayevich, Q. N., & Muzaffar o'g'li, N. T. (2023). OPERATING MODES OF HYDROGENERATORS. *MODELS AND METHODS FOR INCREASING THE EFFICIENCY OF INNOVATIVE RESEARCH*, 2(24), 162-164.
4. Abdullayevich, Q. N., & Muzaffar o'g'li, N. T. (2023). ASSESSMENT OF THE INFLUENCED FACTORS ON THE INDICATORS OF SPECIFIC ELECTRICITY CONSUMPTION AT INDUSTRIAL ENTERPRISES. *FORMATION OF PSYCHOLOGY AND PEDAGOGY AS INTERDISCIPLINARY SCIENCES*, 2(20), 8-10.
5. Abdullayevich, Q. N. (2023). EFFICIENCY OF USE OF FREQUENCY CONVERTER WITH SMOOTH CONTROL OF ASYNCHRONOUS MOTOR SPEED. *Galaxy International Interdisciplinary Research Journal*, 11(5), 448-449.
6. Abdullayevich, Q. N. (2023). Ways to Reduce Losses in Power Transformers. *Texas Journal of Engineering and Technology*, 20, 36-37.
7. Turdiboyev, A., Aytbaev, N., Mamutov, M., Tursunov, A., Toshev, T., & Kurbonov, N. (2023, March). Study on application of electrohydraulic effect for disinfection and increase of water nutrient content for plants. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 1142, No. 1, p. 012027). IOP Publishing.
8. Abdullayevich, Q. N., & Elmurodovich, B. O. (2023). ПРОВЕДЕНИЕ ЛАБОРАТОРНЫХ ЗАНЯТИЙ ПО ЭЛЕКТРИЧЕСКИМ СХЕМАМ. *Новости образования: исследование в XXI веке*, 1(7), 1006-1010.
9. Abdullayevich, Q. N. (2023). CONDUCTING LABORATORY CLASSES ON ELECTRICAL CIRCUITS. *Finland International Scientific Journal of Education, Social Science & Humanities*, 11(1), 1095-1098.

10. Mahmutxonov, S. J., Qurbonov, N., & Babayev, O. (2022). ELEKTR TARMOQLARIDA SIFAT KO'RSATKICHLARI VA ISROFLAR. *Innovatsion texnologiyalar*, 1, 14-15.
11. Abdullayevich, K. N., & Olimjon o'g'li, E. J. (2024). USING CONSUMER-REGULATORS TO EQUALIZATION OF ELECTRICAL ENERGY SYSTEM LOAD SCHEDULE. *JOURNAL OF MULTIDISCIPLINARY BULLETIN*, 7(4), 25-29.
12. Abdullayevich, Q. N., Almardon o'g'li, N. A., & Bahodir o'g, Q. O. A. (2024). INFLUENCE OF ELECTRICAL ENERGY QUALITY ON ELECTRICAL ENERGY WASTE. *Научный Фокус*, 1(9), 786-789.
13. Abdullayevich, Q. N., Almardon o'g'li, N. A., & Bahodir o'g, Q. O. A. (2024). ENSURING ELECTRICAL ENERGY QUALITY IN TEXTILE ENTERPRISES. *Научный Фокус*, 1(9), 794-797.
1. Abdullayevich, Q. N. (2023). REACTIVE POWER COMPENSATION. *IMRAS*, 6(6), 506-508.