

АНАЛИЗ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ И ПРИМЕНЕНИЯ АРХИТЕКТУРЫ LSTM

ANALYSIS OF THE USE AND IMPLEMENTATION OF LSTM

H. Istamqulov

Summary. The purpose of this study is to analyze and consider the features of neural networks on the LSTM architecture. A complete analysis of the LSTM network operation scheme is presented, the network operation algorithm is considered. Each step of the network operation is shown in an illustrated form. The LSTM architecture is compared with other recurrent type networks and all the advantages and disadvantages of LSTM in relation to other network architectures are presented.

Keywords: neural networks, LSTM, RNN, Long Short-Time Memory, text processing.

Истамкулов Хасанчон Саидчонович

*К.т.н., Худжандский государственный университет,
Таджикистан, г. Худжанд
istamqulov@gmail.com*

Аннотация. Цель данной статьи заключается в анализе и рассмотрении особенностей работы нейросетей на архитектуре LSTM. Представлен полный разбор схемы работы сетей LSTM, рассмотрен алгоритм работы сети. В иллюстрированной форме показан каждый шаг работы сети. Произведено сравнение архитектуры LSTM с другими сетями рекуррентного типа и приведены все преимущества и недостатки LSTM по отношению к остальным архитектурам сетей.

Ключевые слова: нейронные сети, LSTM, RNN, сети долгой краткосрочной памяти, обработка текста.

Обработка естественного языка в сфере искусственного интеллекта всегда была непростой задачей. Обуславливается это сложностью имитации человеческого восприятия с помощью кода. Человек при понимании языка не обрабатывает всю информацию заново. Вместе этого он понимает суть каждого слова на основе уже имеющегося контекста или предыдущего слова.

Классические нейронные сети не обладают подобным свойством. В них отсутствует возможность связывания событий в одну целую цепочку. Например, при попытке создания классификатора фильма нейронная сеть не смогла бы уловить суть события, так как не имеет возможность связывать событие идущее на экране с предыдущим.

Решением для данной проблемы стали рекуррентные нейронные сети — Recurrent Neural Network (RNN) [1]. Рекуррентные нейронные сети — это сети, в которых подстраивается связь между элементами сети. Это дает возможность обрабатывать серии событий во времени или последовательные цепочки. Основное же отличие и преимущество рекуррентных нейронных сетей в наличии собственной внутренней памяти, которая бы помогла бы сохранить результаты обработки некоторого количества предыдущих событий цепочки.

Как видно из рис. 1, фрагмент нейронной сети А принимает входное значение X_t и возвращает значение H_t . Благодаря наличию обратной связи сеть дает возможность передавать информацию с одного этапа сети на другой.

По сути, рекуррентная нейронная сеть работает как несколько копий одной и той же сети объединенных в цепь и передающих значения последующим копиям. Например, рекуррентную нейронную сеть на рис. 1 можно развернуть, как показано на рис. 2:

Благодаря тесной связи элементов последовательностей сети, RNN является одной из самых естественных архитектур нейронных сетей. Благодаря этому последние годы RNN используются во многих сферах, в том числе для перевода, распознавания изображений, распознавания речи и т.д. Во время выполнения определенной итерации в RNN появляется необходимость в информации от предыдущих итераций. Например, при обработке языковых данных необходим общий контекст, который был на ранее проведенных итерациях сети. RNN могут запоминать определенное количество предыдущих шагов, но количество этих шагов сильно ограничено. Это приводит к тому, что при увеличении расстояния между итерациями связь между ними пропадает (см. рис. 3).

Для решения этой проблемы в 1997 году в работе [2] была предложена архитектура сетей с долгой краткосрочной памятью — Long Short-Term Memory (LSTM). Для того чтобы понять архитектуру LSTM сети, нужно сначала рассмотреть иллюстрацию работы RNN [3, 4], показанную на рис. 4.

Обычно рекуррентная сеть состоит из цепочек повторяющихся модулей нейронной сети. В RNN структура одного из этих модулей очень проста, например, это может быть один слой с функцией активации \tanh (см.

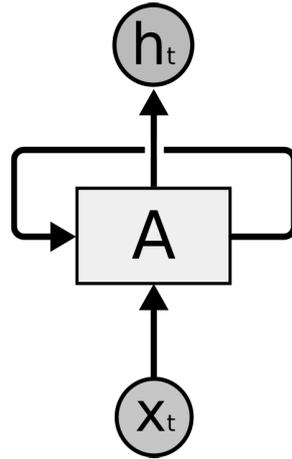


Рис. 1. Иллюстрация работы рекуррентной сети

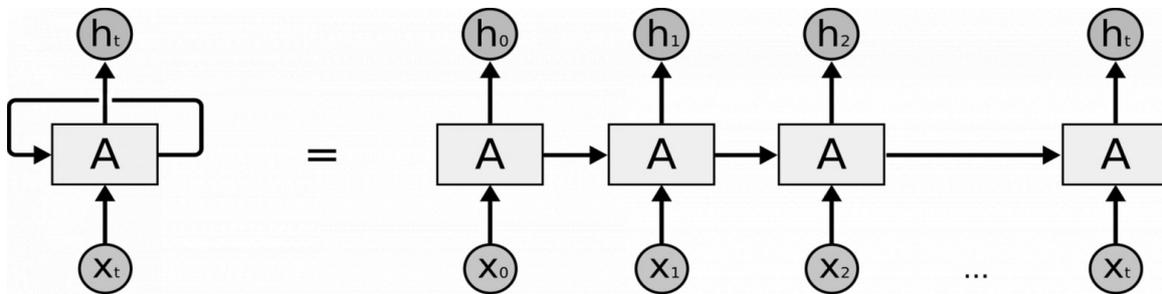


Рис. 2. Рекуррентная нейронная сеть в развертке

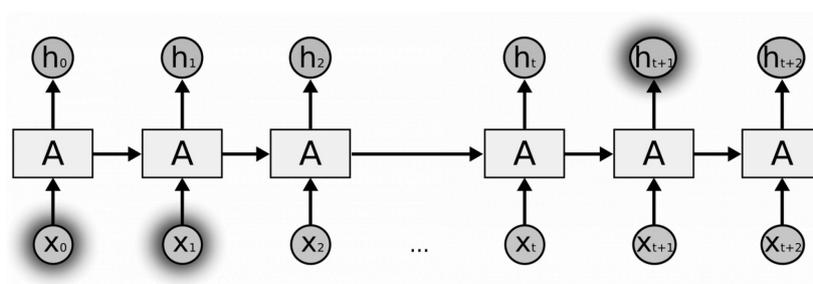


Рис. 3. Пример проблемы потери связи между итерацией $H(t+1)$ и $H(1)$

рис. 5). Структура LSTM напоминает цепочку, но схема работы каждого модуля имеет более усложненную логику. Вместо одного слоя нейронной сети они содержат целых четыре, которые взаимодействуют друг с другом (см. рис. 5).

Основная идея LSTM состоит в том, чтобы иметь состояние ячейки, показанное в виде горизонтальной линии в верхней части диаграммы на рис. 5. Укрупнено это представлено на рис. 6. Ячейка напоминает некую конвейерную ленту. Эта лента проходит напрямую через все

цепочки, но при этом участвуя только в нескольких линейных преобразованиях. Благодаря этой схеме информация не подвергается изменениям

Однако LSTM может удалять информацию из состояния ячейки благодаря структурам, которые называются фильтрами. Они позволяют пропускать информацию на основе определенных условий. На рис. 7 фильтры обозначены в виде сигмоидального слоя нейронной сети. Этот уровень возвращает число от нуля до единицы, которое обозначает значение веса каждого блока

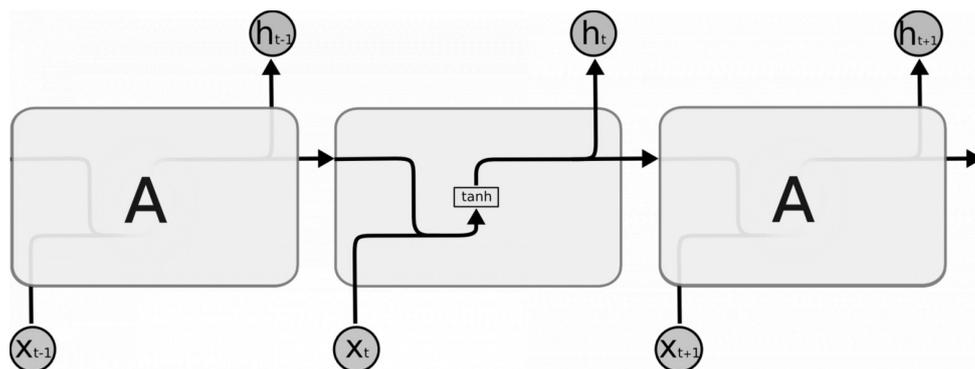


Рис. 4. Схема работы RNN

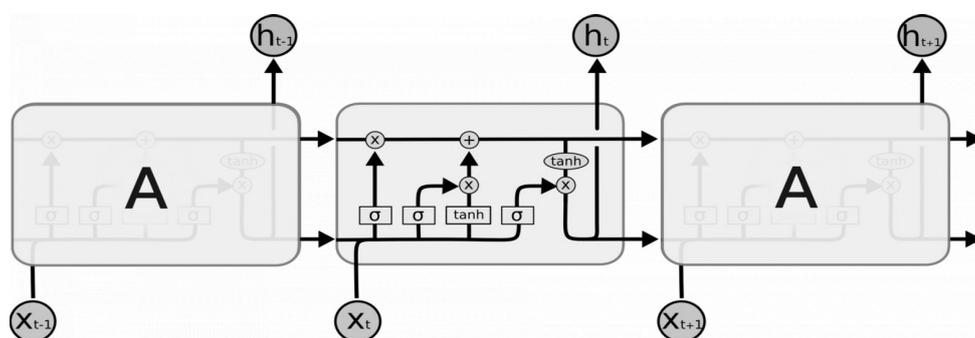


Рис. 5. Схема работы LSTM сети

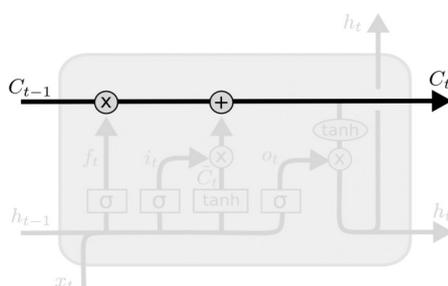


Рис. 6. Детальная схема состояния ячейки

информации для перевода в следующую цепочку вызовов.

Работа LSTM состоит из нескольких шагов. Первым шагом является анализ контекстной информации. На основе этого анализа выбираются данные, которые должны будут удалены из состояния ячейки. Данная логика реализована в фильтре «забывания». Данный фильтр анализирует значения обработанного состояния, которое имеет значение от 0 до 1, и выбрасывает все значения близкие к 0.

Следующий шаг — выбор той информации, которая должна быть сохранена в состоянии ячейки. Это дей-

ствие состоит из двух частей. Вначале определяется набор данных, которые можно обновить. Затем строится вектор значений-кандидатов, который можно добавить к состоянию ячейки. В итоге на основе данных этих векторов происходит отбор состояний для ячейки.

Описанный выше пример является базовым для всех типов LSTM архитектур. Существует множество модификаций сети, в основном с измененными фильтрами и сигмоидами, но детали их работы похожи друг на друга. Среди отличий же можно назвать разные фильтры и наборы фильтров, а также разные логики фильтров «забывания» и т.д.

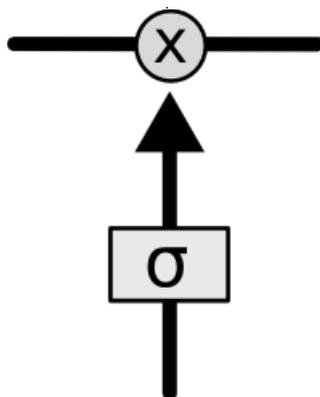


Рис. 7. Фильтры в схеме работы LSTM сети

Будучи развитием RNN, LSTM сети сделали большой шаг вперед благодаря возможности сохранения контекста. Постоянно появляются многие другие вариации и модификации LSTM архитектуры для более улучшенного качества анализа [5, 6]. В том числе создается архитектура сетей с ориентацией на «Внимание» (Attention) [7].

Суть таких сетей в использовании данных из более крупного хранилища информации. Это позволит каждому шагу сети иметь в разы больше данных, при этом данные будут полезными. Такие архитектуры находятся на стадии проектирования на данный момент, а LSTM архитектура является наиболее оптимальной в своей сфере.

ЛИТЕРАТУРА

1. Medsker L.R., Jain L.C. Recurrent neural networks //Design and Applications. — 2001. — Т. 5. — С. 64–67.
2. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory //Neural computation. — 1997. — Т. 9. — № 8. — С. 1735–1780.
3. Understanding LSTM Networks URL: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (дата обращения: 08-04-2022)
4. LSTM — сети долгой краткосрочной памяти — URL: <https://habr.com/ru/company/wunderfund/blog/331310/> (дата обращения: 10-04-2022)
5. Arpit D. et al. h-detach: Modifying the LSTM gradient towards better optimization //arXiv preprint arXiv:1810.03023. — 2018.
6. Yan-Hua M.A., Xian D.U., Xi-Ming S.U.N. Adaptive modification of the turbofan engine nonlinear model based on LSTM neural networks and hybrid optimization method //Chinese Journal of Aeronautics. — 2021.
7. Xiang L. et al. Fault detection of wind turbine based on SCADA data analysis using CNN and LSTM with attention mechanism //Measurement. — 2021. — Т. 175. — С. 109094.

© Истамкулов Хасанчон Саидчонович (istamqulov@gmail.com).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»