

*Терешков А.А.,*

*студент магистратуры*

*2 курс, факультет «Прикладная информатика в экономике»*

*Национальный исследовательский университет «МЭИ»*

*Россия, г. Смоленск*

*Фомичев С.С.,*

*студент магистратуры*

*2 курс, факультет «Прикладная информатика в экономике»*

*Национальный исследовательский университет «МЭИ»*

*Россия, г. Смоленск*

## **МЕТОДИКА ПРИМЕНЕНИЯ СЕТЕЙ LSTM ДЛЯ АНАЛИЗА ДАНЫХ ОТБОРА ПОДРЯДЧИКОВ**

***Аннотация:** Рассмотрен методологический подход к анализу данных отбора подрядчиков. Качественный подбор сотрудников крайне важен, т.к. выполнять работу должны высококвалифицированные работники. Представлен и обоснован принцип создания и работы долгой краткосрочной памяти. На практике данная система позволит организациям проводить более качественный отбор подрядчиков на рабочие места.*

***Ключевые слова:** долгая краткосрочная память, Long short-term memory, LSTM, сверточные (convolution) слои, сигмоидный слой.*

***Annotation:** A methodological approach to the analysis of data on the selection of contractors is considered. High-quality selection of employees is extremely important, because work must be carried out by highly skilled workers. The principle of creating and working a long short-term memory is presented and justified. In practice, this system will allow organizations to conduct better selection of contractors for jobs.*

*Key words: long short-term memory, Long short-term memory, LSTM, convolution layers, sigmoid layer.*

В современном мире человек - ключевой ресурс любой организации, от выбора которого будет зависеть успешность и эффективность работы сотрудника и компании в целом. Наличие качественных человеческих ресурсов, способных с высоким профессионализмом подойти к своей работе, является определяющим фактором, который влияет на конкурентоспособность, эффективность компании в своей отрасли. Так как человеческий ресурс играет важнейшую роль в формировании прибыли, необходим эффективный процесс подбора подрядчика.

Приняв во внимание последние достижения разработки топологий нейросетей предлагается модель долгой краткосрочной памяти (Long short-term memory, LSTM) и нейросети со сверточными (convolution) слоями [1].

Высокая результативность рекуррентных нейронных сетей обусловлена их свойством использовать в последующих шагах информацию из предыдущих, т.е. иметь некоторую «память», в отличие от нейронных сетей прямого распространения. Однако у простых рекуррентных нейронных сетей есть существенный недостаток - при большом количестве рекуррентных итераций информация из предыдущих постепенно «размывается». Это происходит вследствие, пропуска сигнала внутри ячейки через функцию активации (рисунок 1), нормализуя выходной сигнал, для приведения его к некоторому диапазону значений. Для разрешения данного ограничения разработана модификация рекуррентных нейронных сетей - Long short-term memory - «долгая краткосрочная память», имеющая более сложную структуру ячейки [2].

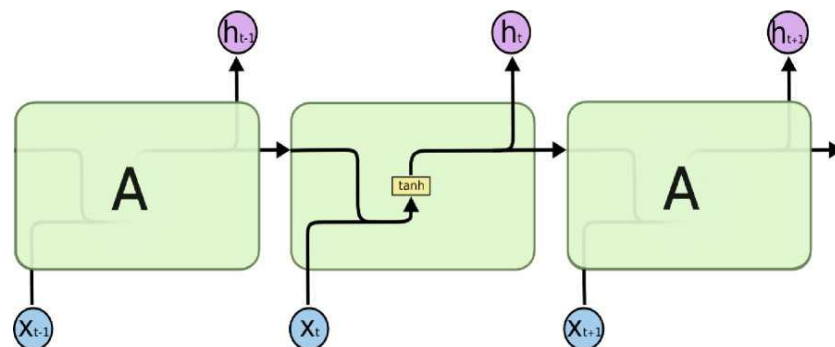


Рисунок 1 - Общее представление архитектуры традиционной рекуррентной нейросети

Где  $X$  - входной сигнал,  $h$  - выходной сигнал,  $A$  - ячейка рекуррентной нейросети,  $\tanh$  - функция активации гиперболического тангенса [3].

LSTM поддерживает клеточное состояние (рисунок 2), передаваемое на последующие шаги после необходимых модификаций. Клеточное состояние при необходимости может не подвергаться модификациям и переходить на следующие шаги [4].

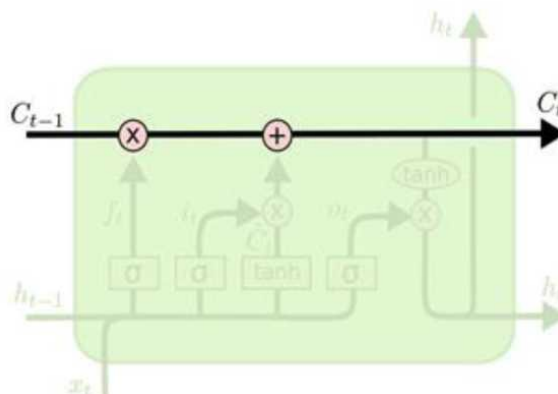


Рисунок 2 - Клеточное состояние (cell state) LSTM нейросети

Модификации определяются дополнительными внутренними слоями, такими как забывающий слой, обновляющий слой, входной слой и выходной слой (рисунок 3). Входной слой контролирует меру вхождения нового значения в память, а слой забывания контролирует меру сохранения значения в памяти. Выходной слой контролирует меру того, в какой степени значение, находящееся в памяти, используется при расчете выходной функции активации для блока.

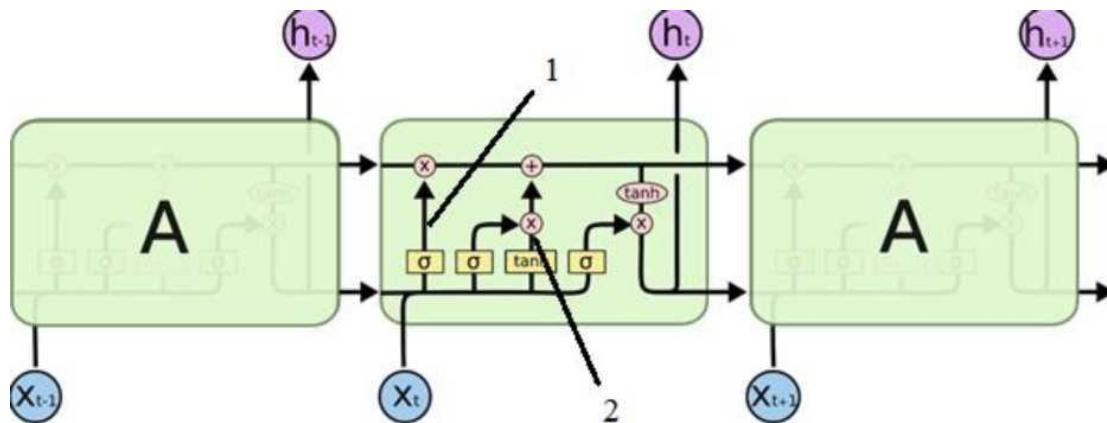


Рисунок 3 - Развернутое представление архитектуры рекуррентной LSTM нейросети

Где 1 - забывающий слой, 2 - обновляющий слой, А - ячейка LSTM нейросети, X - входной сигнал, h - выходной сигнал, а - логистическая функция активации, tanh - функция активации гиперболического тангенса [4].

LSTM имеет способность удалять или добавлять информацию к клеточному состоянию, однако эта способность тщательно регулируется структурами, называемыми вентилями (gates). Вентили — это способ избирательно пропускать информацию.

Они составлены из сигмоидного слоя нейросети и операции поточечного умножения (pointwise multiplication).

Сигмоидный слой подает на выход числа между нулем и единицей, описывая таким образом, насколько каждый компонент должен быть пропущен сквозь вентиль.

Ноль - «ничего не пропускать», один - «пропускать все».

В задачах классификации изображений среди рекуррентных LSTM нейросетей лучшие результаты показывают двунаправленные LSTM-нейросети [5, 6].

Двунаправленные нейросети характеризуются способностью передачи будущих состояний на предыдущие слои, тогда как в однонаправленных рекуррентных нейронных сетях на это наложено ограничение архитектурой.

Спроектируем двунаправленную LSTM нейросеть состоящую из двух

нейронов - прямого и обратного распространения (рисунок 4).

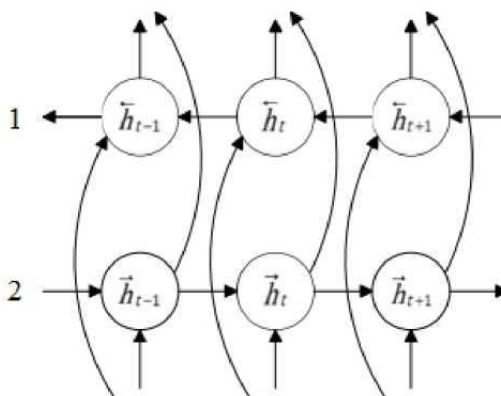


Рисунок 4 - Структура двунаправленной LSTM сети: 1 - слой прямого распространения, 2 - слой обратного распространения

При обучении нейросетей с малыми обучающими выборками следует обратить особое внимание стратегии обучения. Необходимо выбрать оптимальный способ нахождения локального экстремума и определить адекватную функцию ошибки.

Стохастический градиентный спуск относится к оптимизационным алгоритмам и нередко используется для настройки параметров модели машинного обучения. При стандартном (или «пакетном», «batch») градиентном спуске для корректировки параметров модели используется градиент.

Градиент обычно считается как сумма градиентов, вызванных каждым элементом обучения. Вектор параметров изменяется в направлении антиградиента с заданным шагом. Поэтому стандартному градиентному спуску требуется один проход по обучающим данным до того, как он сможет менять параметры.

Точность классификации определялась как среднее отношений количества удачных классификаций к общему числу классификаций на данном шаге. Для более подробной информации о ходе обучения тестовая классификация выполняется каждые 1000 этапов отбора, что позволяет построить график зависимости эффективности отбора от количества этапов.

### **Использованные источники:**

1. Повысьте скорость подбора [Электронный ресурс] // Mirapolis: Human Capital Management. - Электрон. дан. - [Б. м.], 2018. - URL: <https://www.mirapolis.ru/recruit/> (дата обращения: 20.04.2020).

2. Resources Times Magazine. - 2016. - № 30. - С. 11-15. - URL: <http://www.ecopsy.ru/publikatsii/ru-totalnaya-avtomatizatsiya.html> (дата обращения: 20.05.2020).

3. Российский стандарт тестирования персонала (временная версия, созданная для широкого обсуждения в 2015 году)/ Батурин Н.А. [и др.] [Электронный ресурс] // Организационная психология. - 2015. - Т. 5. - № 2. - С. 67-138. - URL: <http://orgpsyjournal.hse.ru/> (дата обращения: 20.05.2020).

4. Российский стандарт центра оценки [Электронный ресурс] // Организационная психология: электронный научный журнал. - 2013. - Т.3. - №2. - С. 8-32. - URL: [http://orgpsyjournal.hse.ru/data/2014/02/27/1329796277/OrgPsy\\_2013-2\\_8-32.pdf](http://orgpsyjournal.hse.ru/data/2014/02/27/1329796277/OrgPsy_2013-2_8-32.pdf) (дата обращения: 20.05.2020).

5. Массовый подбор [Электронный ресурс] // Лаборатория «Гуманитарные технологии». Электрон. дан. - [Б. м.], 2018. - URL: <http://www.ht.ru/cms/> (дата обращения: 20.05.2020).

6. Ресурсами / Н.И. Нагибина, А.А. Щукина [Электронный ресурс] // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ». - 2017. - Том 9. - №1. - URL: <http://naukovedenie.ru/PDF/24EVN117.pdf> (дата обращения: 20.05.2020).