

1. Аннотация

Расчётно-пояснительная записка 14 с., 28 источников.

В научно-исследовательской работе проведен обзор методов обучения рекуррентных нейронных сетей.

2. Оглавление

1.	Аннотация	1
2.	Оглавление	2
3.	Динамические системы.....	4
4.	Нейронные сети.....	6
5.	Рекуррентные нейронные сети (РНС).....	7
6.	Обучение нейронных сетей	8
7.	Список использованных источников	12

3. Динамические системы

Общее представление динамической системы подробно описано в статье [2]. В статье динамическая система рассматривается как модель для описания и прогнозирования взаимодействия во времени между несколькими компонентами явления, которые рассматриваются как система. В статье указываются следующие компоненты динамической системы:

- Динамический компонент указывает, что время является неотъемлемым элементом модели. В динамических моделях время имеет основополагающее значение как для базовой структуры данных, так и для понимания того, как разворачивается процесс.
- Системный компонент предполагает, что исследовательские вопросы позиционируются с участием нескольких взаимодействующих компонентов большего целого. В контексте динамической системы это означает, что взаимодействующие компоненты ведут себя упорядоченно, следуя правилам, которые могут быть идентифицированы и определены.
- Модельный компонент указывает, что динамические связи между компонентами системы представлены в виде формальных математических уравнений.

В некоторых моделях динамических систем данные организованы по времени как последовательность повторных наблюдений данной переменной во времени, называемая данными временных рядов. В статье [3] рассматриваются модели временных рядов для представления развития системы. Статьи [4], [5] описывают динамические модели, где распределения времени отклика учитываются при формулировании и прогнозировании моделей (например, одновременное моделирование вероятности выбора и времени отклика выбора при прогнозировании выбора).

Описание основных элементов модели динамической системы подробно представлено в статье [6]:

- Состояние системы, которое представляет всю системную информацию в определенный момент времени.
- Пространство состояний системы, которое представляет все возможные состояния системы, которые могут возникнуть
- Функция перехода состояния, которая описывает, как состояние системы изменяется со временем.

Значение и применение дискретных динамических систем описано в [7]. В данном источнике каскад – это динамическая система с дискретным временем - где временная переменная моделируется как дискретная, а временная задержка встроена в систему.

В работе [8] рассматриваются неавтономные динамические системы с дискретным временем. В центре внимания данной работы две формулировки дискретных по времени неавтономных динамических систем:

- Двухпараметрические полугруппы.
- Системы с косыми произведениями.

4. Нейронные сети

Основные возможности применения и перспективы развития нейронных сетей описаны в статье [9]. Из основных направлений можно выделить:

- Поиск информации
- Распознавание изображений
- Перевод
- Воспроизведение речи

В статье [10] дана классификация нейронных сетей по структуре, количеству слоев, типу связей, структуре нейрона и т.д. В пункте 6.1 данной курсовой работы дана подробная классификация.

Проблема тренировки нейронной сети и алгоритм обратного распространения ошибки описаны в работе [11]. Основной проблемой тренировки является переобучение. Это проблема возникает, если слишком долго обучать сеть на одних и тех же данных.

В книге [12] раскрыты основные математические принципы, лежащие в основе нейронных сетей и пример нейросети, распознающей написанные от руки цифры.

Источник [13] иллюстрирует графические модели для описания распределения вероятностей, использующих Байесовский метод для распознавания образов и алгоритмы приближенного вывода ситуаций, в которых точные ответы получить невозможно.

Процесс тренировки генеративной сверточной нейронной сети для генерации изображений объектов по типу и цвету, с интерполяцией рядов изображений и заполнением «пустых мест» недостающими элементами разобран в работе [14].

5. Рекуррентные нейронные сети (РНС)

В статье [15] представлены результаты аналитического исследования РНС и их обобщающая классификация, выполненная с позиций динамических систем. В работе выделены основные динамические режимы работы РНС, а также определены наиболее перспективные направления в развитии методов обучения РНС с учетом выявленных достоинств и недостатков существующих подходов.

В источнике [16] описаны следующие виды РНС: Long Short-Term Memory – долгая краткосрочная память и Gated Recurrent Unit. Также выделены преимущества каждой нейросети в соответствии с поставленной задачей.

В статье [17] разобраны способы решения проблемы в облачном центре обработки данных с помощью прогнозирования рабочей нагрузки. Модель прогнозирования рабочей нагрузки разработана с использованием сетей с кратковременной памятью (LSTM). Предложенная модель протестирована на трех эталонных наборах журналов веб-сервера.

Применение рекурсивных рекуррентных нейронных сетей для моделирования процесса декодирования и синтаксического разбора в статистическом машинном переводе предложено в работе [18].

6. Обучение нейронных сетей

Общие принципы методов обучения нейронных сетей приведены в статье [19].

В работе [20] предлагается алгоритм для нахождения оптимальной структуры многослойного персептрона, основанный на расчете и минимизации критериев Бартлетта или Мураты-Амари, оценивающих ошибку обобщения для пробных шагов модификации структуры нейросети элементарными структуровоздействующими операциями, лучшая из которых выбирается для применения на текущем шаге или до момента смены поведения критерия.

В статье [21] для определения оптимального размера искусственной нейронной сети в случае отсутствия независимой тестовой выборки имеются несколько индикаторов (NIC-критерий Мураты и Амари, критерии Бартлетта, Баррона), теоретически связывающих прогнозируемый уровень ошибки обобщения с внутренними свойствами обученной нейросети. Подобные индикаторы позволяют пользователю целенаправленно вести изменения структуры и размера сети (вместо проб методом "тыка"), вводить штрафные функции вторичной оптимизации (наподобие регуляризующих штрафов) для явной минимизации этих критериев. Данная работа развивает это направление, описывает результаты экспериментов для 6 задач классификации с учителем, показывает возможность идентификации момента наступления переобучения при превышении оптимального размера нейросети, показывает возможность определять структурные уровни сложности задач, например, моменты перехода от компетенции малопараметрических моделей (традиционные линейные регрессии, линейные дискриминанты) к компетенции многопараметрических нейромоделей.

В статье [22] исследуется гипотеза о том, что для повышения обобщающих способностей нейросети и ее отказоустойчивости (предотвращения снижения качества решения при повреждении элементов нейросети) необходимо не допускать роста чувствительности решения к изменениям весов синапсов. Оценивать и снижать чувствительность можно разными способами, в работе исследована эффективность повышения отказоустойчивости в процессе обучения нейронной сети путем временного запрещения коррекции наиболее чувствительных синапсов.

Работа [23] дает понятия о том, как оцениваются изменения выходных сигналов нейронной сети при вариациях весов синапсов или значений входных/промежуточных сигналов сети. Критерий качества решения задачи (т.е. сравнение выхода нейросети с требуемым ответом) не используется. Экспериментально показана возможность использования таких оценок для исключения избыточных (малозначимых элементов) из нейросети - даже без дообучения сети удастся удалять несколько десятков процентов от имеющегося в сети общего числа синапсов при сохранении точности решения задач классификации.

В статье [24] исследуется действенность одного индикатора эффективности схемы нормализации данных. Показано, что оптимизация предобработки может приводить к увеличению скорости обучения нейросети на порядок и более и к изменению внутренних свойств нейросетей.

В источнике [25] предложена целевая функция для задач нейросетевой нелинейной регрессии, позволяющая задавать допустимую невязку по точности решения каждого примера обучающей выборки и устойчивая к выбросам в данных.

В работе [26] рассматривается, как обратное распространение ошибки можно "распространить" на входные сигналы нейросети для коррекции их

значений. Этот прием используется для решения обратных задач с помощью нейросетей, обученных решению прямой задачи. Иначе говоря, если обученная нейронная сеть выдает прогноз на основе значений некоторых показателей (входных сигналов), и этот прогноз отличается от желаемого, то можно потребовать от нейросети так откорректировать входные сигналы, чтобы ответ совпал с требуемым, а затем попытаться привести свойства реальности в соответствие с предлагаемыми сетью значениями входных сигналов.

В статье [27] описан результат применения эмпирической схемы: при высокой чувствительности выходных сигналов обученной нейронной сети к значениям отдельных независимых переменных и невозможности обучения нейросети решению задачи именно на этом малом числе переменных визуализация данных в подпространстве высокочувствительных признаков может помочь увидеть нетипичные примеры-выбросы, которые нейросеть при обучении запомнила. Несколько итераций ручного удаления выбросов, нового обучения нейросети, расчета чувствительностей и визуализации могут повысить обобщающие способности итоговой нейромодели, обученной по очищенной выборке, и приближению чувствительности решения к изменениям значений признаков к реальной информативности этих признаков.

В источнике [28] показано, что обучение нейросети на основе базового метода обратного распространения ошибки (обучение с постоянным шагом, коррекция синапсов после просмотра каждого очередного примера выборки) при оптимальном выборе длины шага в среднем не уступает по эффективности применению "быстрых" методов градиентной оптимизации наподобие метода сопряженных градиентов, т.е. использующих суммарный по выборке градиент и оптимизацию шага вдоль направления спуска. Проигрыш максимум в 20 раз (для худшей из задач) опровергает утверждение о

стабильном проигрыше в несколько порядков на любых задачах. Результаты подтверждают недавно полученные зарубежными авторами выводы о преимуществе обучения с попарной коррекцией над методами обучения по суммарному градиенту.

7. Список использованных источников

1. Указ президента Российской Федерации о развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации №490 от 10 октября 2019 года.
2. Dynamic Systems Modeling MATTHEW IRWIN and ZHENG WANG The Ohio State University, USA 01 August 2017
3. Groshek, J. (2011). Media, instability, and democracy: Examining the Granger-caused relationships of 122 countries from 1946 to 2003. *Journal of Communication*, 61, 1161–1182.
4. Busemeyer, J. R., & Diederich, A. (2009). *Cognitive modeling*. Thousand Oaks, CA: SAGE.
5. Wang, Z. (2014). Bridging media processing and selective exposure: A dynamic motivational model of media choices and choice response time. *Communication Research*, 41, 1064–1087.
6. Busemeyer, J. R. (2005) *Dynamic systems: Mathematics*. In L. Nadel (Ed.), *Encyclopedia of Cognitive Science*. Hoboken: NJ: John Wiley & Sons.
7. *Mathematical Modeling*, Third Edition By Mark M. Meerschaert
8. *Discrete-Time Nonautonomous Dynamical Systems Chapter 2* By P.E. Kloeden, C. Potzsche, M. Rasmussen
9. Фаустова К.И. Нейронные сети: применение сегодня и перспективы развития.
10. Горбачевская Е.Н. Классификация нейронных сетей.
11. Michael Nielsen. *Neural Networks and Deep Learning*.
12. Tariq Rashid *Make Your Own Neural Network*.
13. Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*.
14. A. Dosovitskiy. *Learning to Generate Chairs with Convolutional Neural Networks*.
15. Е.Н. Бендерская, К.В. Никитин. Рекуррентная нейронная сеть как динамическая система и подходы к ее обучению.
16. Будыльский Д. В. GRU и LSTM: современные рекуррентные нейронные сети // Молодой ученый. — 2015. — №15. — С. 51-54.

17. J. Kumar, R. Goomer. Long Short Term Memory Recurrent Neural Network (LSTM-RNN) Based Workload Forecasting Model For Cloud Datacenters
18. Андросова Е.Е. Применение рекурсивных рекуррентных нейронных сетей.
19. Васенков Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей.
20. Царегородцев В.Г. Конструктивный алгоритм синтеза структуры многослойного персептрона // Вычислительные технологии, 2008. Т.13 - Вестник КазНУ им. Аль-Фараби, серия "математика, механика, информатика", 2008. №4 (59). (Совм. выпуск). Часть 3. - с.308-315.
21. Царегородцев В.Г. Определение оптимального размера нейросети обратного распространения через сопоставление средних весов синапсов // Материалы XIV Международной конференции по нейрокибернетике, Ростов-на-Дону, 2005. Т.2. - С.60-64.
22. Царегородцев В.Г. Об исследовании эффективности одного метода построения отказоустойчивых нейросетей // Материалы X Всеросс. семинара "Нейроинформатика и ее приложения", Красноярск, 2002. 185с. - с.157-160.
23. Царегородцев В.Г. Простейший способ вычисления показателей значимости первого порядка для сетей обратного распространения // Материалы X Всеросс. семинара "Нейроинформатика и ее приложения", Красноярск, 2002. 185с. - с.153-156.
24. Царегородцев В.Г. Оптимизация предобработки данных: константа Липшица обучающей выборки и свойства обученных нейронных сетей // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2003, №7. - С.3-8.
25. Царегородцев В.Г. Робастная целевая функция с допуском на точность решения для нейросети-предиктора // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2003, №12.
26. Царегородцев В.Г. Уточнение решения обратной задачи для нейросети-классификатора // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2003, №12.
27. Царегородцев В.Г. Высокая чувствительность отклика нейроклассификатора к колебаниям входов может индицировать наличие выбросов в данных // Материалы XII Всеросс. семинара "Нейроинформатика и ее приложения", Красноярск, 2004. - 196с. - С.158-162.

28. Царегородцев В.Г. Общая неэффективность использования суммарного градиента выборки при обучении нейронной сети // Материалы XII Всеросс. семинара "Нейроинформатика и ее приложения", Красноярск, 2004. - 196с. - С.145-151.