

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФГБОУ ВО «Бурятский государственный университет имени Доржи Банзарова»
Институт математики, физики и компьютерных наук
Кафедра информационных систем и методов искусственного интеллекта

Утверждена на заседании
Ученого совета ИМФКН
«___» _____ 20__ г.
Протокол №__

Рабочая программа дисциплины

Методы и технологии глубокого обучения

Направление подготовки
02.04.03 Математическое обеспечение и администрирование
информационных систем

Квалификация
Магистр

Форма обучения
Очная

Улан-Удэ
2025

Пояснительная записка

Цели освоения дисциплины

Цель дисциплины - освоение методов и технологий глубокого обучения (deep learning) – специального раздела машинного обучения (machine learning)

Место дисциплины в структуре образовательной программы

Дисциплина изучается в 1 и 2 семестрах и является обязательной, входит в вариативную часть блока Б1 направления подготовки 020403 Математическое обеспечение и администрирование информационных систем (магистратура). Базируется в большей степени на дисциплинах: теория информации, программирование, структуры и алгоритмы компьютерной обработки информации, базы данных, объектно-ориентированное программирование.

Планируемые результаты обучения по дисциплине и индикаторы достижения компетенций.

В результате освоения дисциплины студент должен:

Знать:

- определения основных понятий, содержательную структуру и типизацию задач машинного обучения, современный понятийный аппарат нейронных сетей;
- основные методологические подходы, принципы и алгоритмы построения и обучения глубоких нейронных сетей для различных прикладных задач;
- комплекс эвристик для повышения качества нейросетевых моделей с учителем и без учителя.

Уметь:

- распознавать и формализовывать в практической и исследовательской деятельности задачи глубокого обучения (применения нейронных сетей);
- выбирать, соответствующие условиям задачи, архитектуру, методы и технологии ее программной реализации;
- решать стандартные исследовательские задачи глубокого обучения с применением специализированных библиотек, в т.ч. для задач визуализации;
- применять различные подходы и эвристики для решения проблемы переобучения моделей;
- осуществлять программную реализацию алгоритмов с целью внедрения их в бизнес-процесс

Владеть:

- современным понятийным аппаратом машинного обучения, в частности нейронных сетей;
- современными инструментальными средствами и технологиями программной реализации прикладных задач с применением глубоких сетей.

Планируемые результаты освоения образовательной программы:

- | | |
|---------|--|
| ОПК-1 | Способен находить, формулировать и решать актуальные проблемы фундаментальной и прикладной информатики и информационных технологий |
| ОПК-1.1 | Находит и формулирует задачи и проблемы фундаментальной и прикладной информатики и информационных технологий |
| ОПК-1.2 | Решает актуальные задачи фундаментальной и прикладной информатики |

Объем дисциплины в зачетных единицах с указанием количества часов, выделенных на контактную работу обучающихся с преподавателем и на самостоятельную работу обучающихся

Общая трудоемкость дисциплины составляет 8 зачетные единицы, 288 часа.

№	Название разделов дисциплины	Лекция	Лабораторная работа	Самостоятельная работа
	Семестр 1	16	30	98
1	Нейронные сети: градиентные методы оптимизации	8	16	50
2	Глубокие нейронные сети: обучение с учителем	8	14	48
	Семестр 2	16	32	24
1	Глубокие нейронные сети: обучение без учителя	16	32	24

Тематическое планирование курса

Темы

Нейронные сети: градиентные методы оптимизации

Семестр 1

Алгоритм обратного распространения ошибок

Лекция. 4(0) ч. Биологический нейрон, модель МакКаллока-Питтса как линейный классификатор. Функции активации. Проблема полноты. Задача исключяющего или. Полнота двухслойных сетей в пространстве булевых функций. Алгоритм обратного распространения ошибок.

Лабораторная работа. 8(0) ч. Задача исключяющего или. Полнота двухслойных сетей в пространстве булевых функций. Алгоритм обратного распространения ошибок.

Самостоятельная работа. 24(0) ч. Задача исключяющего или. Полнота двухслойных сетей в пространстве булевых функций. Алгоритм обратного распространения ошибок.

Эвристики по улучшению сходимости

Лекция. 4(0) ч. Быстрые методы стохастического градиента: Поляка, Нестерова, AdaGrad, RMSProp, AdaDelta, Adam, Nadam, диагональный метод Левенберга-Марквардта. Проблема взрыва градиента и эвристика gradient clipping. Метод случайных отключений нейронов (Dropout). Интерпретации Dropout. Обратный Dropout и L2-регуляризация. Функции активации ReLU и PReLU. Проблема «паралича» сети. Эвристики для формирования начального приближения. Метод послойной настройки сети. Подбор структуры сети: методы постепенного усложнения сети, оптимальное прореживание нейронных сетей (optimal brain damage).

Лабораторная работа. 8(0) ч. Функции активации ReLU и PReLU. Проблема «паралича» сети. Эвристики для формирования начального приближения. Метод послойной

настройки сети. Подбор структуры сети: методы постепенного усложнения сети, оптимальное прореживание нейронных сетей (optimal brain damage).

Самостоятельная работа. 26(0) ч. Проблема взрыва градиента и эвристика gradient clipping. Метод случайных отключений нейронов (Dropout). Интерпретации Dropout. Обратный Dropout и L2-регуляризация. Функции активации ReLU и PReLU.

Глубокие нейронные сети: обучение с учителем

Семестр 1

Сверточные нейронные сети

Лекция. 4(0) ч. Обоснования глубоких нейронных сетей: выразительные возможности, скорость сходимости при избыточной параметризации. Сверточные нейронные сети (CNN) для изображений. Сверточный нейрон. Pooling нейрон. Выборка размеченных изображений ImageNet. ResNet: остаточная нейронная сеть (residual NN). Сквозные связи между слоями (skip connection). Сверточные сети для сигналов, текстов, графов, игр.

Лабораторная работа. 8(0) ч. Сверточный нейрон. Pooling нейрон. Выборка размеченных изображений ImageNet. ResNet: остаточная нейронная сеть (residual NN). Сквозные связи между слоями (skip connection). Сверточные сети для сигналов, текстов, графов, игр

Самостоятельная работа. 24(0) ч. Сквозные связи между слоями (skip connection). Сверточные сети для сигналов, текстов, графов, игр.

Рекуррентные нейронные сети

Лекция. 4(0) ч. Рекуррентные нейронные сети (RNN). Обучение рекуррентных сетей: Backpropagation Through Time (BPTT). Сети долгой кратковременной памяти (Long short-term memory, LSTM). Рекуррентные сети Gated Recurrent Unit (GRU) и Simple Recurrent Unit (SRU).

Лабораторная работа. 6(0) ч. Рекуррентные сети Gated Recurrent Unit (GRU) и Simple Recurrent Unit (SRU).

Самостоятельная работа. 24(0) ч. Обучение рекуррентных сетей: Backpropagation Through Time (BPTT). Сети долгой кратковременной памяти (Long short-term memory, LSTM).

Глубокие нейронные сети: обучение без учителя

Семестр 2

Сети Кохонена и автокодировщики

Лекция. 8(0) ч. Нейронная сеть Кохонена. Конкурентное обучение, стратегии WTA и WTM. Самоорганизующаяся карта Кохонена. Применение для визуального анализа данных. Искусство интерпретации карт Кохонена. Автокодировщик. Линейный AE, SAE, DAE, CAE, RAE, VAE, AE для классификации, многослойный AE. Пред-обучение нейронных сетей (pre-training).

Лабораторная работа. 16(0) ч. Искусство интерпретации карт Кохонена. Автокодировщик. Линейный AE, SAE, DAE, CAE, RAE, VAE, AE для классификации, многослойный AE. Пред-обучение нейронных сетей (pre-training).

Самостоятельная работа. 12(0) ч. Искусство интерпретации карт Кохонена. Автокодировщик. Линейный AE, SAE, DAE, CAE, RAE, VAE, AE для классификации, многослойный AE. Пред-обучение нейронных сетей (pre-training).

Передовые стратегии и перспективные направления

Лекция. 8(0) ч. Перенос обучения (transfer learning). Многозадачное обучение (multi-task learning). Самостоятельное обучение (self-supervised learning). Дистилляция моделей или суррогатное моделирование. Обучение с использованием привилегированной информации (learning using priveleged information, LUPI). Генеративные состязательные сети (generative adversarial net, GAN).

Лабораторная работа. 16(0) ч. Обучение с использованием привилегированной информации (learning using priveleged information, LUPI). Генеративные состязательные сети (generative adversarial net, GAN).

Самостоятельная работа. 12(0) ч. Обучение с использованием привилегированной информации (learning using priveleged information, LUPI). Генеративные состязательные сети (generative adversarial net, GAN).

БРС

Семестр	Контрольные точки	Баллы
1	Текущий контроль в разделе «Нейронные сети: градиентные методы оптимизации»	
	Лабораторная работа	30
1	Текущий контроль в разделе «Глубокие нейронные сети: обучение с учителем»	
	Лабораторная работа	30
1	Экзамен	
	Теоретические вопросы	40
Итого за семестр 1:		100
2	Текущий контроль в разделе «Глубокие нейронные сети: обучение без учителя»	
	Лабораторная работа	30
2	Текущий контроль в разделе «Глубокие нейронные сети: обучение без учителя»	
	Лабораторная работа	30
2	Экзамен	

Семестр	Контрольные точки	Баллы
	Теоретические вопросы	40

Итого за семестр 2: 100

Учебно-методическое и информационное обеспечение учебного процесса

Образовательные технологии (в том числе на занятиях, проводимых в интерактивных формах).

Периодически используется технология проблемного обучения. Студентам даются сырые статистические данные из некоторой прикладной области (психология, социология, медицина, экономика и т.д.). Преподаватель формулирует задачу с точки зрения предметной области. Студенту необходимо правильно формализовать задачу и выбрать соответствующий метод анализа, затем решить ее с помощью специализированного программного пакета. Полученный результат необходимо интерпретировать с точки зрения предметной области.

Лекционные и лабораторные занятия проводятся с использованием презентаций.

Учебно-методические материалы, в том числе методические указания для обучающихся по освоению дисциплины

Методические указания к лекционным занятиям.

1. Если во время лекции все же не совсем разобрались в отдельных моментах раскрываемой темы, рекомендуется в индивидуальном порядке уточнить непонятные разделы у преподавателя во время лекции (поднять руку и задать вопрос), либо после нее. Скромность - качество замечательное, но в отдельных случаях быть скромным просто неразумно.

2. Для того, чтобы составлять качественные конспекты лекций, важно понять, что конспект – не дословно записанная речь преподавателя. Преподаватель вообще не обязан диктовать текст лекции под запись, он ведет согласно плану. Таким образом, в течение лекции студент тратит большую часть времени на восприятие информации, меньшую его часть – на ее запись.

3. Для повышения эффективности конспектирования материала рекомендуется воспользоваться следующими рекомендациями: 1) Убирайте только середину слова, а не середину и окончание (например, удачный «эф-ть», не удачный «эф.»). 2) В процессе лекции пишите часть слова, затем в тексте оставляйте место для второй его части, а на перерыве или после занятий (пока не забыли, о чем шла речь) вписывайте оставшуюся часть слова.

3) Заменяйте длинные русские слова короткими иностранными, например, несколько – some, выигрывать – win, использовать – use, экономический – economic и т.д.

Методические указания к лабораторным (практическим) занятиям.

1. В ходе лабораторных занятий обучающиеся фактически впервые сталкиваются с самостоятельной практической деятельностью в конкретной области – содействует становлению студентов как будущих специалистов. Поэтому, необходимо студенту проявить здесь особое усердие и получить ощутимый результат.

2. Результаты выполнения лабораторных (практических) работ нужно оформить в виде отчета. Как правило, отчет состоит из 3-х частей: план отчета (общая структура задания); расчетные формулы, блок-схема алгоритма, принципиальная часть программного кода, применяемые методы и средства (библиотеки, модули, структуры данных, службы,

шаблоны классов, математические методы ит.п.), авторский проект решения задачи; выводы. 3. Перед сдачей лабораторных работ (практических заданий) необходимо повторить теоретический материал для более глубокого понимания и грамотного комментирования выполненной работы преподавателю.

Методические указания к самостоятельной работе студента.

1. Выполняйте внеаудиторное задание в день его получения, а накануне занятия повторите его.
2. Для успешного выполнения задания создайте условия, которые отвечают требованиям гигиены умственного труда: удобное место, достаточное освещение, тишина, перерывы, необходимое оборудование.
3. Начинайте выполнять задание с его осмысления: определите цель, содержание, степень новизны, уровень усвоения, объем, сроки, этапы и приемы выполнения. Спланируйте и соблюдайте затем последовательность действий. Познакомьтесь с алгоритмом и эталоном выполнения задания.
4. Изучите вначале теоретическую основу задания (закон, правило, первоисточник и др.), затем принимайтесь за практическую работу.
5. Старайтесь выполнять задание самостоятельно, применяя знания и умения, усвоенные ранее.
6. Определите свой оптимальный ритм и режим работы.
7. Помните, что следование рекомендациям научной организации учебного труда экономит время, способствует достижению наилучших результатов.

Оценочные средства

По данной дисциплине разработаны оценочные средства, критерии их оценивания, а также методические материалы, определяющие процедуры оценивания знаний, умений, навыков и (или) опыта деятельности, характеризующих этапы формирования компетенций (в приложении).

Список литературы

Перечень основной и дополнительной литературы, необходимой для освоения дисциплины.

Основная

1. Нейронные сети: учеб. пособие/Горожанина Е. И.. —Самара: Изд-во ПГУТИ, 2017. —84 с. (Электронный ресурс ИРБИС")
Режим доступа: <https://lib.rucont.ru/efd/641652>
2. Манга: Машинное обучение/Араки М.. —Москва: ДМК Пресс, 2020. —214 с.
Режим доступа: <https://e.lanbook.com/book/179473>

Дополнительная

1. Яхьяева Г. Э. Нечеткие множества и нейронные сети: учеб. пособие/Г. Э. Яхьяева. —М.: Интернет-Университет Информационных Технологий, 2008. —315 с.

Перечень ресурсов информационно-коммуникационной сети «Интернет», необходимых для освоения дисциплины

Машинное обучение (курс лекций, К.В.Воронцов): <https://bit.ly/ML-Vorontsov>

Уроки PYTHON для начинающих:

https://www.youtube.com/playlist?list=PLA0M1Bcd0w8xIdFNA95aQrwJ_GQJEV8ko

Python для анализа данных: https://www.youtube.com/playlist?list=PLJb04_psp36AfotU-

VWozLueaoD_GPZV5

Tensorflow 2.x - уроки (для Python):

<https://www.youtube.com/playlist?list=PLA0M1Bcd0w8ynD1umfubKq1OBYRXhXkmH>

Нейросети на Python: https://www.youtube.com/playlist?list=PLtPJ9lKvJ4oiz9aaL_xcZd-x0qd8G0VN

Репозиторий датасетов UCI: <https://archive.ics.uci.edu/>

Перечень информационных технологий, используемых при осуществлении образовательного процесса по дисциплине, включая перечень программного обеспечения и информационных справочных систем (при необходимости)

Личный кабинет преподавателя или студента БГУ <https://my.bsu.ru/>

GitHub (веб-сервис для хостинга IT-проектов и их совместной разработки):

<https://github.com/>

ANACONDA (дистрибутив языков программирования Python и R, включающий набор популярных свободных библиотек, объединённых проблематиками науки о данных и машинного обучения): <https://www.anaconda.com/>

Описание материально-технической базы, необходимой для осуществления образовательного процесса по дисциплине

Кабинет для лекционных занятий с мультимедийным оборудованием.

Компьютерный класс с мультимедийным оборудованием.

ПРИЛОЖЕНИЕ

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФГБОУ ВО «Бурятский государственный университет имени Доржи Банзарова»
Институт математики, физики и компьютерных наук
Кафедра информационных систем и методов искусственного интеллекта

Фонд оценочных средств по учебной дисциплине

Методы и технологии глубокого обучения

Направление подготовки
02.04.03 Математическое обеспечение и администрирование информационных систем

Квалификация
Магистр

Форма обучения
Очная

Улан-Удэ
2025

**Паспорт фонда оценочных средств (ФОС) по дисциплине
«Методы и технологии глубокого обучения»**

Перечень компетенций с указанием этапов их формирования в процессе освоения образовательной программы

- ОПК-1 Способен находить, формулировать и решать актуальные проблемы фундаментальной и прикладной информатики и информационных технологий
- ОПК-1.1 Находит и формулирует задачи и проблемы фундаментальной и прикладной информатики и информационных технологий
- ОПК-1.2 Решает актуальные задачи фундаментальной и прикладной информатики и информационных технологий

Этапы формирования компетенции

Семестр	Вид контроля	Оценочные средства
1 семестр	Текущий	Лабораторные работы
	Итоговый (экзамен)	Теоретические вопросы
2 семестр	Текущий	Лабораторные работы
	Итоговый (экзамен)	Теоретические вопросы к экзамену, Экзаменационные билеты

Описание показателей и критериев оценивания компетенций на различных этапах их формирования, описание шкал оценивания

Фонд оценочных средств сформирован на основе ключевых принципов оценивания:

- валидность: объекты оценки должны соответствовать поставленным целям обучения;
- определенность: оценочные средства должны быть понятны каждому обучающемуся;
- однозначность: одинаковость оценки качества оценочного средства;
- надежность: использование единообразных показателей и критериев для оценивания достижений.

Описание показателей и критериев оценивания компетенций, а также шкал оценивания

Показатели оценивания компетенций	Уровень сформированности компетенций	Шкала оценивания	Официальный цифровой эквивалент оценки
Знать: - определения основных понятий, содержательную структуру и типизацию задач машинного обучения, современный понятийный аппарат нейронных сетей; - основные методологические подходы, принципы и алгоритмы построения и обучения глубоких нейронных сетей для различных прикладных задач; - комплекс эвристик для повышения качества нейросетевых	Высокий	85 – 100 баллов	5 (отлично)
	Базовый	70 – 84 баллов	4 (хорошо)
	Пороговый	60-69 баллов	3 (удовлетворительно)

<p>моделей с учителем и без учителя.</p> <p>Уметь:</p> <ul style="list-style-type: none"> - распознавать и формализовывать в практической и исследовательской деятельности задачи глубокого обучения (применения нейронных сетей); - выбирать, соответствующие условиям задачи, архитектуру, методы и технологии ее программной реализации; - решать стандартные исследовательские задачи глубокого обучения с применением специализированных библиотек, в т.ч. для задач визуализации; - применять различные подходы и эвристики для решения проблемы переобучения моделей; - осуществлять программную реализацию алгоритмов с целью внедрения их в бизнес-процесс <p>Владеть:</p> <ul style="list-style-type: none"> - современным понятийным аппаратом машинного обучения, в частности нейронных сетей; - современными инструментальными средствами и технологиями программной реализации прикладных задач с применением глубоких сетей. 			
--	--	--	--

Балльно-рейтинговая система

Для текущего и итогового контроля качества обучения студентов и магистрантов применяется балльно-рейтинговая система, разработанная в соответствии с «Положением об организации учебного процесса с применением кредитно-модульной системы обучения», утвержденным Учебно-методическим советом ФГБОУ ВО «Бурятский государственный университет» от 20 февраля 2012 г. Целью БРС является определение уровня успешности освоения (завершения изучения) обучающимися учебных дисциплин (модулей, циклов) через балльные оценки и рейтинги качества сформированных знаний, умений, профессиональных компетенций, накапливаемые в соответствии с измеряемыми в зачетных единицах трудоемкостями каждого цикла (модуля, дисциплины) и основной образовательной программы в целом.

1. Общая максимальная сумма баллов, которую студент может набрать по дисциплине в течение семестра – 100 баллов: 60 баллов текущий контроль и 40 баллов итоговый контроль (экзамен).

2. Минимальная сумма баллов, при которой студент допускается к экзамену (итоговому контролю), равна 20 баллам.

3. Минимальная сумма баллов, при которой студент получает положительную итоговую оценку по дисциплине равна 60 баллам (60% от 100 баллов).

4. Максимальная оценка за выполнение одной лабораторной работы – 10 баллов.

Связь между четырехбалльной и стобалльной системами оценки качества обучения студентов

Оценка	Рейтинговые баллы
Отлично	80-100
Хорошо	70-80
Удовлетворительно	60-70

1 СЕМЕСТР

ПРИМЕРЫ ЛАБОРАТОРНЫХ РАБОТ (ТЕКУЩИЙ КОНТРОЛЬ)

Лабораторная работа №1. Метод стохастического градиента для гребневой регрессии

Задание. Реализовать метод стохастического градиента для обучения многомерной линейной регрессионной модели с L2-регуляризацией (гребневая регрессия или ridge-регрессия).

Вход: *Dataset* (размеченная обучающая выборка с вещественными ответами), λ (параметр экспоненциального скользящего среднего), *eps* (параметр остановки)

Выход: R^2 (коэффициент детерминации); τ (коэффициент регуляризации), w_i (коэффициенты регрессионной модели)

Дополнительные условия.

1. Библиотеки: *numpy*, *pandas*, *matplotlib*, *seaborn* и т.д.
2. *Dataset*: выбрать из репозитория UCI с небольшим количеством количественных признаков. Исходный датасет разбивается на обучающую (*train*) и тестовую (*test*) выборку. Рекомендация: добавьте в датасет дополнительный фиктивный признак равный -1 на всех объектах, соответствующий пороговому параметру (w_0) модели (для удобства реализации).
3. Функционал качества с регуляризацией (эмпирический риск) :

$$Q = \sum_{i=1}^l (\langle w, x_i \rangle - y_i)^2 + \frac{\tau}{2} \|w\|^2$$

4. Метод обучения: метод наименьших квадратов + стохастический градиентный спуск. Градиентный шаг для регрессии: $w_i = w_{i-1}(1 - h\tau) - (\langle w_{i-1}, x \rangle - y)x$
5. Темп обучения: $h = 1/i$, где i – номер итерации (другие разумные варианты приветствуются).
6. Инициализация весов: $w_i = 0$ (другие разумные варианты приветствуются).
7. Порядок выбора объектов из обучающей выборки: случайный (другие разумные варианты приветствуются).
8. Критерий остановки: $Q_i - Q_{i-1} < eps$, где Q_i – сумма квадратов ошибки (невязки) на i -ой итерации, вычисляется (оценивается) по экспоненциальному скользящему среднему. Построить график сходимости Q_i .
9. Контроль переобучения: L2-регуляризация с параметром τ , который настраивается по контрольной выборке (в качестве контрольной выборки брать тестовую). Построить график зависимости качества модели на контрольной выборке от параметра τ . Диапазон и шаг сетки для оптимизации τ определить самостоятельно.
10. Показатель качества модели: коэффициент детерминации R^2 – доля объяснённой изменчивости ответов моделью, вычисляется как квадрат коэффициента корреляции между истинными (y) и предсказанными моделью значениями ответов (\hat{y}). Чем ближе к 1, тем выше качество модели.

Требования и рекомендации к реализации.

1. Рекомендуемые имена переменных: X – матрица объекты-признаки, y – ответы; X_{train} , y_{train} – объекты и ответы обучающей выборки; X_{test} , y_{test} – объекты и ответы тестовой выборки.
2. Модульная структура программы. Рекомендуемые функции: SGD (стохастический градиентный спуск), CrossValidation (скользящий контроль – оценка качества модели на контрольной выборке), Predict (получение ответа от модели). Можно реализовать в виде класса SGD_Ridge с соответствующими методами (ООП вариант приветствуется).
3. Применить возможности numpy, в.ч. метод « \cdot » (скалярное произведение), сложение векторов (« $+$ ») и умножение на число (« \cdot ») и т.д. – намного упрощает реализацию.
4. Построить график зависимости между истинными и предсказанными ответами на контрольной выборке.
5. Описание датасета в начале программы.
6. Комментарии к коду.

Материалы.

3. Шпаргалки Python-DataScience:
https://www.dropbox.com/sh/gmfsu39jqsagyq9/AADD2w4M3eUF2s1jn_Fk4AMXa?dl=0
4. Мануал по библиотекам Data science: <https://scipy.org/>
5. Сто заданий по Numpy (чем больше сделаете, тем лучше для вас):
<https://github.com/rougier/numpy-100>
6. Лекция Воронцова К.В. «Курс Машинное обучение» 2019:
<https://www.youtube.com/watch?v=SZkrxWhI5qM&list=PLJOzdkh8T5krxc4HsHbB8g8f0hu7973fK> – Машинное обучение. Линейные методы. К.В. Воронцов, Школа анализа данных, Яндекс.

Лабораторная работа №2. Линейные модели классификации: Логистическая регрессия, линейный метод опорных векторов (Linear SVM)

Задание. Сравнить качество обучения двух линейных моделей классификации (логистическая регрессия и Linear SVM) на выбранном датасете с помощью библиотеки sklearn (модули LogisticRegression и LinearSVC).

Вход: Dataset (размеченная обучающая выборка с метками классов)

Выход: accuracy и C для LogisticRegression; accuracy и C для LinearSVC.

Дополнительные условия.

1. Датасет. Самостоятельно выбрать понятную двух-классовую задачу из репозитория UCI. Разбить выборку на обучающую и тестовую. Объем выборки: не слишком большой и не слишком маленький. Количество признаков: не больше 30. Тип признаков: все количественные.
2. Библиотеки: все стандартные для Data Science + mglearn (из книги Мюллера и Гвидо)
3. Метрика качества модели: accuracy (доля правильно классифицированных объектов)
4. Контроль переобучения: L2-регуляризация для обеих моделей. Настроить параметр регуляризации C по тестовой выборке. Построить график зависимости качества модели на тестовой выборке от параметра C.
5. Коэффициенты модели: построить график коэффициентов модели при различных значениях параметра регуляризации C (при 3-4 значениях, среди которых одно оптимальное).
6. Визуализация: построить двумерный график границы принятия решений по двум признакам с соответствующими максимальными значениями коэффициентов.
7. Выводы сравнительного анализа двух линейных моделей на выбранном датасете.

Требования к реализации.

1. В начале программы привести краткое описание датасета (формулировка задачи, описание признаков, целевая переменная).
2. Комментарии к коду. Комментарии к выводу результата.

Материалы.

- логистическая регрессия: <https://www.youtube.com/watch?v=--gJR8pd-jg&list=PLJOzdkh8T5krxc4HsHbB8g8f0hu7973fK&index=6> (Курс «Машинное обучение» 2019)
- метод опорных векторов (SVM линейный):
<https://www.youtube.com/watch?v=jA9CpUSaSN4&list=PLJOzdkh8T5krxc4HsHbB8g8f0hu7973fK&index=4>
- практический путеводитель: книга Мюллера и Гвидо (раздел «Линейные модели», подраздел «Линейные модели для задач классификации»):
<https://www.dropbox.com/sh/v7igfuqugyi54se/AABxePlmv4LWGqnbk97-RTZoa?dl=0> (папка «На русском»)

Лабораторная работа №3. TensorFlow: реализация XNOR

Задание. Реализовать операцию логической равнозначности (эквиваленция, XNOR) с помощью нейронной сети на TensorFlow в трех вариантах:

- с функцией активации типа «сигмоида»;
- с линейной функцией активации.
- с функцией активации типа «ReLU»;

Провести сравнительный анализ результатов.

Вход: Таблица истинности для эквиваленции

Выход: Три варианта обученных нейронных сетей с ответами на обучающей выборке

Дополнительные условия.

Построить вычислительный граф для каждой сети средствами TensorFlow и уметь её интерпретировать.

Требования к реализации.

1. Python версии 3.7.6
2. Библиотеки: TensorFlow 2.x, numpy, matplotlib
3. Допустимы два варианта реализации на TF версии 2.x:
 - а) реализация под TF версии 1.x (устарело), совмещенная с помощью модуля tf.compat.v1;
 - б) прямая реализация на TF версии 2.x (рекомендуется).
4. Использовать стандартные обозначения переменных: w – веса, b – пороговый коэффициент и т.д. (согласно основной литературе – по Сантану Паттанаяк)
5. Комментарии к коду.

Литература.

1. Глубокое обучение и TensorFlow для профессионалов. Математический подход к построению систем искусственного интеллекта на Python», Сантану Паттанаяк, 480 стр., ISBN 978-5-907144-25-5, «ДИАЛЕКТИКА», 2019.

Ссылка для скачивания (сканы основных страниц, название файла:

Scan_DeepLearning_TensorFlow_СантануПаттанаяк):

<https://www.dropbox.com/sh/v7igfuqugyi54se/AABxePlmv4LWGqnbk97-RTZoa?dl=0>

Ссылка для приобретения: <https://www.ozon.ru/product/glubokoe-obuchenie-i-tensorflow-dlya-professionalov-matematicheskiy-podhod-k-postroeniyu-sistem-151531710/?from=bar&partner=wsht&sh=sJglGPYx>

2. Tensorflow 2.x - уроки (для Python):

<https://www.youtube.com/playlist?list=PLA0M1Bcd0w8ynD1umfubKq1OBYRXhXkmH>

3. Официальный туториал по TensorFlow: <https://www.tensorflow.org/tutorials>

Контрольные вопросы.

1. Какова архитектура сети (нарисовать)?
2. Как выглядят линейная функция активации, «сигмоида» и ReLU?
3. Как задаются начальные значения весов сети, из какого распределения?
4. Какого вида функция потерь используется?
5. Зависит ли сходимость обучения от выбора метода оптимизации?

ТЕОРИТИЧЕСКИЕ ВОПРОСЫ НА ЭКЗАМЕН (ИТОГОВЫЙ КОНТРОЛЬ)

Основные понятия и архитектуры

1. Что такое искусственная нейронная сеть?
2. Чем отличается перцептрон от многослойного перцептрона?
3. Опишите архитектуру сверточной нейронной сети (CNN).
4. Какие типы слоев используются в CNN и зачем нужны каждый из них?
5. Как устроены рекуррентные нейронные сети (RNN)?
6. Зачем нужен механизм внимания в RNN и трансформерах?
7. Объясните разницу между полносвязанными сетями и сверточными сетями.
8. Назначение автоэнкодеров и вариационных автоэнкодеров (VAE). Их применение.
9. Дайте определение термина "градиентный спуск". Приведите примеры алгоритмов градиентного спуска.
10. Почему возникают проблемы исчезновения и взрыва градиента? Методы борьбы с ними.

Алгоритмы обучения и оптимизации

11. Какой алгоритм используется для обратного распространения ошибок (backpropagation)? Его суть.
12. Перечислите виды регуляризации нейронных сетей и поясните их назначение.
13. Что такое пакетный, стохастический и мини-пакетный градиентный спуск?
14. Описать метод Adam и объяснить преимущества перед классическим градиентным спуском.
15. Что такое ранняя остановка (early stopping), её цели и принципы реализации?
16. Когда применяется техника dropout и почему она эффективна?
17. Для чего используется нормализация батчей (batch normalization)?
18. Охарактеризуйте различия между оптимизаторами RMSProp и AdaGrad.
19. Объяснить явление переобучения (overfitting) и способы его предотвращения.
20. Что такое начальная инициализация весов? Пояснить важность правильного выбора начальных значений.

2 СЕМЕСТР

ПРИМЕРЫ ЛАБОРАТОРНЫХ РАБОТ (ТЕКУЩИЙ КОНТРОЛЬ)

Лабораторная работа №4. Сверточные нейронные сети (CNN)

Задание. Реализовать обучение сверточной нейронной сети для классификации изображений на небольших наборах данных (на примере «MNIST», «Dogs vs. Cats»).

Вход: наборы данных «MNIST» и «Dogs vs. Cats»

Выход: Сохраненная обученная сверточная сеть для «MNIST» и «Dogs vs. Cats»

Этапы реализации:

1. Постановка задачи, дизайн решения, обоснование выбора CNN для данных задач.
2. Загрузка данных. Характеристика данных. Разбивка данных на обучающую, валидационную и тестовую выборки.

3. Конструирование сети, настройка оптимизаторов и выбор функции потерь.
4. Подготовка данных для обучения. Использование генератора расширения данных.
5. Обучение модели.
6. Сохранение модели.
7. Построение графиков изменения точности и потери на обучающей и валидационной выборке в ходе обучения.
8. *Этап применения:*
 - оценить точность и потерю для тестовой выборки;
 - применить обученный алгоритм для распознавания произвольного изображения из Интернета.

Требования к реализации.

1. Python (IDE на выбор, желательно в ноутбуке Colab)
2. Библиотеки: numpy, Keras
3. Наборы данных загрузить из библиотеки Keras и сайта Kaggle соответственно.
4. При настройке архитектуры сети и ее обучения рекомендуется взять за основу материалы книги Франсуа Шолле «Глубокое обучение на Python» 2018.
5. Реализовать пакетное обучение.
6. Использовать технологию расширения данных (data augmentation).
7. Использовать технологию прореживания сети (dropout)
8. Комментарии к коду.

Контрольные вопросы.

Вопросы будут касаться содержания лекции (теории) по сверточным сетям, а также вашего варианта ее технической реализации.

Литература.

1. *Глубокое обучение на Python, Шолле Ф, Издательство: Питер СПб, 2018 - основная*
2. *Глубокое обучение и TensorFlow для профессионалов. Математический подход к построению систем искусственного интеллекта на Python», Сантану Паттанаяк, 480 стр., ISBN 978-5-907144-25-5, «ДИАЛЕКТИКА», 2019.*

ТЕОРИТИЧЕСКИЕ ВОПРОСЫ НА ЭКЗАМЕН (ИТОГОВЫЙ КОНТРОЛЬ)

Применение нейронных сетей

21. Какие существуют подходы к решению задачи классификации изображений?
22. Области применения глубоких нейронных сетей в медицине.
23. Нейронные сети в обработке естественного языка (NLP). Примеры практических применений.
24. Объясните принцип работы генератора текста на основе LSTM.
25. Задача сегментации изображений — методы решения с использованием нейронных сетей.
26. Расскажите о применении глубокого обучения в задаче распознавания речи.
27. Применение нейронных сетей для предсказания временных рядов.
28. Привести примеры реальных проектов, реализованных с применением нейронных сетей.
29. Отличия нейронных сетей от традиционных статистических моделей машинного обучения.
30. Возможности нейронных сетей в области компьютерного зрения.

Современные тенденции и перспективы развития

31. Современное состояние технологии deep learning: актуальные исследования и направления.

32. Технологии сжатия моделей и уменьшения вычислительной сложности нейронных сетей.
33. Принцип функционирования трансформера (Transformer architecture) и его отличия от предыдущих архитектур.
34. Какие изменения происходят в архитектуре современных нейронных сетей?
35. Преимущества графовых нейронных сетей (Graph Neural Networks, GNNs).
36. Какие меры безопасности применяются при работе с глубокими нейронными сетями?
37. Перспективы внедрения нейронных сетей в робототехнике и автономных системах управления.
38. Роль больших данных (Big Data) в обучении глубоких нейронных сетей.
39. Проблемы интерпретируемости решений нейронных сетей ("черный ящик").
40. Морально-этические аспекты применения нейронных сетей и искусственного интеллекта.