Документ подписан простой электронной подписью
Информация о владельце:
ФИО: Таскаев Сергей Валерьевич
Должность: Ректор
Дата подписания: 02.09.2026 15:01:38
Уникальный программный ключ:
04c19ed8bfb98f3b6cb77a486b9a8788b8322337

Рабочая программа дисциплины (модуля)*

Системы искусственного интеллекта и машинное обучение

Направление подготовки (специальность)

24.03.03 Баллистика и гидроаэродинамика

Направленность (профиль)

Баллистика и гидроаэродинамика

Присваиваемая квалификация (степень)

бакалавр

Форма обучения

очная

Год(ы) набора 2026

*Рабочая программа дисциплины (модуля) адаптирована для инклюзивного обучения инвалидов и лиц с ограниченными возможностями здоровья

Челябинск 2026 г.

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

Содержание

1. Цели освоения дисциплины
2. Место дисциплины в структуре ОПОП
3. Компетенции обучающегося, формируемые в результате освоения дисциплины (модуля)
4. Объем дисциплины (модуля)
5. Структура и содержание дисциплины (модуля)
6. Фонд оценочных средств
6.1. Перечень видов оценочных средств
6.2. Типовые контрольные задания и иные материалы для текущей аттестации
6.3. Типовые контрольные вопросы и задания для промежуточной аттестации
6.4. Критерии оценивания
7. Учебно-методическое и информационное обеспечение дисциплины (модуля)
7.1. Рекомендуемая литература
7.2. Перечень ресурсов информационно-телекоммуникационной сети "Интернет"
7.3. Перечень информационных технологий
8. Материально-техническое обеспечение дисциплины (модуля)
9. Методические указания для обучающихся по освоению дисциплины (модуля)
10. Специальные условия освоения дисциплины обучающимися с инвалидностью и ограниченными возможностями здоровья

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

1. ЦЕЛИ ОСВОЕНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ

Целью дисциплины «Системы искусственного интеллекта и машинное обучение» является формировать представление о типах задач, возникающих в области интеллектуального анализа данных и методах их решения с помощью машинного обучения, которые помогут студентам выявлять, формализовать и успешно решать практические задачи обработки данных, возникающие в процессе их профессиональной деятельности.

Результаты обучения по дисциплине направлены на достижение индикаторов:

ОПК-8.1. Знать принципах разработки алгоритмов, компьютерных программ для профессиональной деятельности.

ОПК-8.2. Уметь использовать основы программирования для профессиональной деятельности.

ОПК-8.3. Иметь навыки разработки алгоритмов и программирования для профессиональной деятельности.

ПК-3.1. Обладает знаниями в своей области научно- исследовательской деятельности о математическом описании объектов исследования, принципах разработки алгоритмов в области баллистики и гидроаэродинамики.

ПК-3.2. Демонстрирует умение в своей научно– исследовательской деятельности проводить математическое описание объектов исследования, разрабатывать алгоритмы решения баллистических и гидроаэродинамиких задач.

ПК-3.3. Имеет практический опыт (навыки) использования в своей научно-исследовательской деятельности математического описания объектов исследования, разработки алгоритмов в области баллистики и гидроаэродинамики.

2. МЕСТО ДИСЦИПЛИНЫ В СТРУКТУРЕ ОПОП

Цикл (раздел) ОПОП:	К.М.01.07

2.1 Требования к предварительной подготовке обучающегося:

Программирование

Современные технологии поиска и обработки информации

Численные методы и математическое моделирование

Математический анализ

Дифференциальные уравнения

Инженерная графика

Теория вероятностей и математическая статистика

Оптика

Электроника и схемотехника

Численные методы баллистики и гидроаэродинамики

Пакеты прикладных программ аэрогидрогазодинамики

2.2 Дисциплины и практики, для которых освоение данной дисциплины (модуля) необходимо как предшествующее:

Подготовка к процедуре защиты и защита выпускной квалификационной работы

Производственная практика (преддипломная практика)

3. КОМПЕТЕНЦИИ ОБУЧАЮЩЕГОСЯ, ФОРМИРУЕМЫЕ В РЕЗУЛЬТАТЕ ОСВОЕНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ (МОДУЛЯ)

ОПК-8: Способен разрабатывать алгоритмы и компьютерные программы, пригодные для практического применения

Знать:

Для достижения ОПК-8.1: терминологию, структуры и этапы построения систем машинного обучения;

Уметь:

Для достижения ОПК-8.2: применять современные методы и информационные технологии для выполнения отдельных элементов документации и планов проведения отдельных этапов работ

Владеть:

Для достижения ОПК-8.3: навыком работы с данными с использованием некоторых компьютерных программ и программных сред, в которых реализованы рассматриваемые методы

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

ПК-3: Способен проводить математическое описание объектов исследования, разрабатывать алгоритмы в области баллистики и гидроаэродинамики

Знать:

Для достижения ПК-3.1: основные методы машинного обучения, типы решаемых с их помощью задач, методы подготовки и обработки данных

Уметь:

Для достижения ПК-3.2: применять системы искусственного интеллекта и методы машинного обучения в научно-исследовательской деятельности

Владеть:

Для достижения ПК-3.3: общими навыками использования в своей научно-исследовательской деятельности математического описания объектов исследования, разработки алгоритмов

В результате освоения дисциплины обучающийся должен

3.1	**Знать:**
3.1.1	основные методы машинного обучения, типы решаемых с их помощью задач, методы подготовки и обработки данных; терминологию, структуры и этапы построения систем машинного обучения;
3.2	**Уметь:**
3.2.1	применять системы искусственного интеллекта и методы машинного обучения в научно- исследовательской деятельности; применять современные методы и информационные технологии для выполнения отдельных элементов документации и планов проведения отдельных этапов работ
3.3	**Владеть:**
3.3.1	общими навыками использования в своей научно-исследовательской деятельности математического описания объектов исследования, разработки алгоритмов; навыком работы с данными с использованием некоторых компьютерных программ и программных сред, в которых реализованы рассматриваемые методы

4. ОБЪЕМ ДИСЦИПЛИНЫ (МОДУЛЯ)

Общая трудоемкость	**3 ЗЕТ**
Часов по учебному плану : 108 в том числе : аудиторные занятия : 40 самостоятельная работа : 46,7 часов на контроль : 18 контактная работа: 43,3 ИКР: 3,3	Виды контроля в семестрах: экзамены 8

5. СТРУКТУРА И СОДЕРЖАНИЕ ДИСЦИПЛИНЫ (МОДУЛЯ)

Код занятия	Наименование разделов и тем /вид занятия/	Семестр / Курс	Часов	Литература
	Раздел 1. Искусственный интеллект			
1.1	Искусственный интеллект. Направления развития ИИ. Построение интеллектуальных систем. Обучение с учителем. Обучение без учителя. Обучение с подкреплением. Кластеризация. Снижение размерности данных. Основные аппаратные и программные реализации систем ИИ. /Лек/	8	2	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6 Л1.7Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
1.2	Искусственный интеллект. Направления развития ИИ. Построение интеллектуальных систем. Обучение с учителем. Обучение без учителя. Обучение с подкреплением. Кластеризация. Снижение размерности данных. Основные аппаратные и программные реализации систем ИИ. /Ср/	8	2	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
	Раздел 2. Предмет машинного обучения			

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

2.1	1.1 Задачи, которые решаются методами машинного обучения 1.2 Определение точности моделей машинного обучения 1.3 Основные типы МО: алгоритмы с учителем и без учителя /Лек/	8	2	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
2.2	1.1 Задачи, которые решаются методами машинного обучения 1.2 Определение точности моделей машинного обучения 1.3 Основные типы МО: алгоритмы с учителем и без учителя /Ср/	8	3	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
	Раздел 3. Основные понятия математической статистики используемой в машинном обучении			
3.1	3.1 Понятие оценки и ее смещения 3.2 Принцип наилучшего правдоподобия 3.3 Перекрестная энтропия 3.4 Оценка условной вероятности /Лек/	8	2	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
3.2	3.1 Понятие оценки и ее смещения 3.2 Принцип наилучшего правдоподобия 3.3 Перекрестная энтропия 3.4 Оценка условной вероятности /Ср/	8	4	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
	Раздел 4. Байесовская статистика			
4.1	4.1 Байесовская линейная регрессия /Лек/	8	2	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
4.2	4.1 Байесовская линейная регрессия /Ср/	8	6	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
	Раздел 5. Методы машинного обучения без учителя			
5.1	5.1 Основные методы машинного обучения без учителя 5.2 Метод главных компонент /Лек/	8	2	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
5.2	5.1 Метод главных компонент /Лаб/	8	10	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
5.3	5.1 Основные методы машинного обучения без учителя 5.2 Метод главных компонент /Ср/	8	8	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

	Раздел 6. Глубокие нейронные сети прямого распространения			
6.1	6.1 Структура нейронной сети прямого распространения 6.2 Выходные функции активации 6.3 Функции активации в скрытых слоях сети 6.4 Алгоритмы обучения нейронной сети: алгоритм обратно распространения /Лек/	8	4	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
6.2	6.1 Структура нейронной сети прямого распространения 6.2 Выходные функции активации 6.3 Функции активации в скрытых слоях сети 6.4 Алгоритмы обучения нейронной сети: алгоритм обратно распространения /Лаб/	8	10	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
6.3	6.1 Структура нейронной сети прямого распространения 6.2 Выходные функции активации 6.3 Функции активации в скрытых слоях сети 6.4 Алгоритмы обучения нейронной сети: алгоритм обратно распространения /Ср/	8	10,7	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
	Раздел 7. Сверточные нейронные сети			
7.1	7.1 Виды операций свертки в нейронных сетях 7.2 Три основные идеи заложенные в сверточных сетях: редкое взаимодействие, совместное использование параметров, равномерность 7.3 Уровни пула в сверточных сетях /Лек/	8	4	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
7.2	7.1 Виды операций свертки в нейронных сетях 7.2 Три основные идеи заложенные в сверточных сетях: редкое взаимодействие, совместное использование параметров, равномерность 7.3 Уровни пула в сверточных сетях /Ср/	8	7	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
	Раздел 8. Основные понятия в теории машинного обучения			
8.1	2.1 Емкость модели, переобучение и недообучение 2.2 Регуляризация 2.3 Валидация моделей машинного обучения /Лек/	8	2	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
8.2	2.1 Емкость модели, переобучение и недообучение 2.2 Регуляризация 2.3 Валидация моделей машинного обучения /Ср/	8	6	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6
	Раздел 9. Иная контактная работа			
9.1	Индивидуальные консультации, текущий контроль /ИКР/	8	3,3	Л1.1 Л1.2 Л1.3 Л1.4 Л1.5 Л1.6Л2.1 Л2.2 Л2.3 Л2.4 Л2.5 Э1 Э2 Э3 Э4 Э5 Э6

6. ФОНД ОЦЕНОЧНЫХ СРЕДСТВ

6.1. Перечень видов оценочных средств

Отчеты по лабораторным работам

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

Вопросы к экзамену

6.2. Типовые контрольные задания и иные материалы для текущей аттестации

Задачи к лабраторным работам представлены в Приложении 1.

6.3. Типовые контрольные вопросы и задания для промежуточной аттестации

- Предмет машинного обучения
- Задачи, которые решаются методами машинного обучения
- Определение точности моделей машинного обучения
- Основные типы МО: алгоритмы с учителем и без учителя
- Основные понятия в теории машинного обучения
- Емкость модели, переобучение и недообучение
- Регуляризация
- Валидация моделей машинного обучения
- Основные понятия математической статистики используемой в машинном обучении
- Понятие оценки и ее смещения
- Принцип наилучшего правдоподобия
- Перекрестная энтропия
- Оценка условной вероятности
- Байесовская статистика
- Байесовская линейная регрессия
- Глубокие нейронные сети прямого распространения
- Структура нейронной сети прямого распространения
- Выходные функции активации
- Функции активации в скрытых слоях сети
- Алгоритм обратно распространения
- Сверточные нейронные сети
- Виды операций свертки в нейронных сетях
- Три основные идеи заложенные в сверточных сетях: редкое взаимодействие, совместное использование параметров, равномерность
- Уровни пула в сверточных сетях
- Метод главных компонент

6.4. Критерии оценивания

Текущий контроль теоретических знаний и практических навыков производится в виде отчетов по темам практических занятий, которые сдает студент в течение семестра.
Экзаменационная оценка ставиться на основании письменного и устного ответов по экзаменационному билету.
Экзаменационный билет содержит два теоретических вопроса.
На экзамене студент получает оценку «удовлетворительно» в случае успешной сдачи «теоретического минимума», который включает: знание основных понятий, определяемых вопросом билета, необходимые практические навыки работы с освоенным материалом в основном сформированы, большинство учебных заданий выполнено, некоторые из выполненных заданий содержат ошибки.
Оценка «хорошо» − студент твердо знает учебно-программный материал, грамотно и по существу излагает его, но при этом допускаются негрубые ошибки, некоторые практические навыки работы с освоенным материалом сформированы недостаточно, все учебные задания выполнены.
Оценка «отлично» − студент должен продемонстрировать отличное знание материала, как лекционных занятий, так и тем, выносимых на самостоятельное обучение, ответив на оба вопроса билета, необходимые практические навыки работы с освоенным материалом сформированы, все учебные задания выполнены.

7. УЧЕБНО-МЕТОДИЧЕСКОЕ И ИНФОРМАЦИОННОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДИСЦИПЛИНЫ (МОДУЛЯ)

7.1. Рекомендуемая литература

7.1.1. Основная литература

	Авторы, составители	Заглавие	Издательство, год	Ресурс
Л1.1	Флах П.	Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных (http://e.lanbook.com/books/element.php?pl1_id=69955)	Москва : ДМК Пресс, 2015	ЭБС

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

	Авторы, составители	Заглавие	Издательство, год	Ресурс
Л1.2	Павлов С. И.	Системы искусственного интеллекта: учебное пособие (https://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=208933)	Томск : Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, 2011	ЭБС
Л1.3	Павлов С. И.	Системы искусственного интеллекта: учебное пособие (https://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=208939)	Томск : Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, 2011	ЭБС
Л1.4	Сергеев Н. Е.	Системы искусственного интеллекта: учебное пособие (https://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=493307)	Таганрог : Южный федеральный университет, 2016	ЭБС
Л1.5	Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А.	Глубокое обучение (https://e.lanbook.com/book/107901)	Москва : ДМК Пресс, 2018	ЭБС
Л1.6	Шицелов А. В., Вохминцев А. В., Ботов Д. С., Петриченко Ю. В.	Машинное обучение и интеллектуальный анализ данных: практикум (https://library.csu.ru/rbooks2/view2? code=local/007889/007889)	Челябинск : Издательство Челябинского государственного университета, 2022	ЭБС
Л1.7	Воронов М. В., Пименов В. И., Небаев И. А.	Системы искусственного интеллекта: учебник и практикум для вузов (https://urait.ru/bcode/567794)	Москва : Юрайт, 2025	ЭБС

7.1.2. Дополнительная литература

	Авторы, составители	Заглавие	Издательство, год	Ресурс
Л2.1	Рашка С.	Python и машинное обучение: крайне необходимое пособие по новейшей предсказательной аналитике, обязательное для более глубокого понимания методологии машинного обучения (https://e.lanbook.com/book/100905)	Москва : ДМК Пресс, 2017	ЭБС
Л2.2	Чио К., Фримэн Д.	Машинное обучение и безопасность (https://e.lanbook.com/book/131707)	Москва : ДМК Пресс, 2020	ЭБС
Л2.3	Вохминцев А. В., Ботов Д. С., Шицелов А. В., Петриченко Ю. В.	Машинное обучение. Нейронные сети: практикум (https://library.csu.ru/rbooks2/view2? code=local/007890/007890)	Челябинск : Издательство Челябинского государственного университета, 2022	ЭБС
Л2.4	Мэрфи К. П.	Вероятностное машинное обучение. Введение (https://e.lanbook.com/book/314891)	Москва : ДМК Пресс, 2022	ЭБС
Л2.5	Бутырский Е. Ю., Цехановский В. В., Жукова Н. А., Баймуратов И. Р., Куликов И. А.	Машинное обучение: учебник (https://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=701807)	Москва : Директ-Медиа, 2023	ЭБС

7.2. Перечень ресурсов информационно-телекоммуникационной сети "Интернет"

Э1	Лань [Электронный ресурс] : электронно-библиотечная система (ЭБС) / издательство Лань. – URL: http://e.lanbook.com/

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

Э2	Университетская библиотека онлайн [Электронный ресурс] : электронно-библиотечная система (ЭБС) / ООО Директмедиа Паблишинг. – URL: http://biblioclub.ru/
Э3	Юрайт [Электронный ресурс] : электронно-библиотечная система (ЭБС) / издательство Юрайт. – URL: https://biblio-online.ru
Э4	Znanium.com [Электронный ресурс] : электронно-библиотечная система (ЭБС) / Научно-издательский центр ИНФРА-М. – URL: http://znanium.com/
Э5	eLIBRARY.RU [Электронный ресурс] : электронная библиотека / Науч. электрон. б-ка. – URL: http://elibrary.ru/defaultx.asp
Э6	Лаборатория Параллельных информационных технологий [Электронный ресурс] : Научно-исследовательский вычислительный центр Московского государственного университета имени М.В.Ломоносова – URL: https://parallel.ru/

7.3 Перечень информационных технологий

7.3.1 Программное обеспечение

Adobe Reader

Dev C++

Java Development Kit

NetBeans

Python

PascalABC

Visual Studio

Code::Blocks

C++ Builder Community Edition

Ubuntu Linux

LMS Moodle

Adobe Connect Acrobat

ПО Kaspersky

Visual Studio Code

7.3.2 Профессиональные базы данных и информационно-справочные системы

1. Электронный каталог научной библиотеки ЧелГУ [Электронный ресурс] : база данных / Челяб. гос. ун-т. – URL: http://library.csu.ru/ru/ - Челябинск, 1992.

2. APS JOURNALS. Physical Review Letters, Physical Review X, Physical Review, and Reviews of Modern Physics : журналы American Physical Society : сайт. – URL: http://journals.aps.org/about – Яз. англ. – Режим доступа: только из сети университета. – Текст : электронный.

3. Web of Science : мультидисциплинарная реферативная база данных / компания Thomson Reuters. – Режим доступа: для зарегистрир. пользователей ЧелГУ. – Текст : электронный.

4. Scopus : реферативная база данных / Elsevier BV. – URL: http://www.scopus.com/ – Яз. англ. – Режим доступа: для зарегистрир. пользователей ЧелГУ. – Текст : электронный.

5. Springer Link : [сайт]. – URL: http://link.springer.com/ – Яз. англ. – Режим доступа: для зарегистрир. пользователей ЧелГУ. – Текст : электронный.

8. МАТЕРИАЛЬНО-ТЕХНИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДИСЦИПЛИНЫ (МОДУЛЯ)

Для реализации дисциплины используются учебные аудитории для проведения занятий лекционного типа, семинарского типа, групповых и индивидуальных консультаций, текущего контроля и промежуточной аттестации, а также помещения для самостоятельной работы.

Учебные аудитории укомплектованы специализированной мебелью и техническими средствами обучения - мультимедийным оборудованием (экран, ноутбук, проектор, колонки).

Для проведения занятий лекционного типа предлагаются наборы демонстрационного оборудования и учебно- наглядных пособий (мультимедийные презентации).

Лабораторные занятия проходят в учебной лаборатории общей и прикладной физики кафедры общей и теоретической физики (аудитория 222), оснащенной персональными компьютерами, мультимедийной аппаратурой.

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

Используются аудитория №205 - читальный зал №3 (учебный корпус №1) и аудитория №206 - электронный читальный зал (специализированный медиацентр) (учебный корпус №1) для самостоятельной работы студента, оснащенные персональными компьютерами, мультимедийной аппаратурой. В аудиториях обеспечен доступ к различной справочной литературе, энциклопедиям, библиографическим и полнотекстовым базам данных, информационным ресурсам «Интернет».

9. МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ ДЛЯ ОБУЧАЮЩИХСЯ ПО ОСВОЕНИЮ ДИСЦИПЛИНЫ (МОДУЛЯ)

Освоение содержания учебной дисциплины «Системы искусственного интеллекта и машинное обучение» осуществляется на лекциях, лабораторных занятиях и в процессе самостоятельной учебной деятельности студентов.
Лекционные занятия обеспечивают теоретическое изучение дисциплины. Основными методами обучения являются информационно-объяснительный и проблемный. На лекциях излагается основное содержание тем программы, проводится анализ основных понятий и рассматриваются примеры.
Лекционный материал является важным, но не единственным для усвоения учебной дисциплины. Его обязательно необходимо дополнить материалом основной и дополнительной литературы по теме.
Лабораторные занятия служат для закрепления теоретических основ, излагаемых в лекциях. Для проведения текущего и промежуточного контроля проводятся контрольные работы и защиты отчетов по заданиям к лабораторным работам.
Система контрольных мероприятий должна обеспечивать объективную оценку знаний и навыков студентов, способствовать повышению эффективности всех видов учебных занятий, включая и самостоятельную работу.
Важным моментом при изучении любой дисциплины является организация самостоятельной работы. При освоении материала не следует стремиться к механическому запоминанию приведенных определений, формулировок и положений, если требования к Вам прямо не указывают на это. Вполне эффективной может оказаться попытка понять суть явления, выработать свое отношение к нему, опираясь на материал, содержащийся в рекомендованной литературе. Также рекомендуется равномерно распределять нагрузку самостоятельного обучения в течение семестра.

В случае применения при обучении дисциплины электронного обучения, дистанционных образовательных технологий общение обучающихся и преподавателя осуществляется в режиме реального времени (онлайн-лекции (вебинары), чаты, видео-конференции и др.) или отложенного времени (система дистанционного обучения Moodle, MS Office365, форумы, электронная почта и др.).

При обучении лиц с ограниченными возможностями здоровья электронное обучение, дистанционные образовательные технологии предусматривают возможность приема-передачи информации в доступных для них формах.

Реализация дисциплины с применением электронного обучения, дистанционных образовательных технологий (далее – ЭО, ДОТ) осуществляется на основании «Положения о реализации основных и дополнительных образовательных программ с применением электронного обучения и дистанционных образовательных технологий в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Челябинский государственный университет», «Положения о порядке зачета обучающимися по основным профессиональным образовательным программам высшего образования в ФГБОУ ВО «ЧелГУ» результатов освоения в организациях, осуществляющих образовательную деятельность, учебных предметов, курсов, дисциплин (модулей), практик, дополнительных образовательных программ» посредством электронной информационно-образовательной среды ФГБОУ ВО «ЧелГУ». В исключительных случаях (форс-мажор и т.п.) при реализации образовательной деятельности с применением ЭО, ДОТ могут применять компоненты, не входящие в перечень электронной информационно- образовательной среды.

10. СПЕЦИАЛЬНЫЕ УСЛОВИЯ ОСВОЕНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ ОБУЧАЮЩИМИСЯ С ИНВАЛИДНОСТЬЮ И ОГРАНИЧЕННЫМИ ВОЗМОЖНОСТЯМИ ЗДОРОВЬЯ

Освоение дисциплины инвалидами и лицами с ограниченными возможностями здоровья осуществляется с использованием специальных технических средств и информационных технологий, предоставляемых Ресурсным учебно-методическим центром по обучению инвалидов и лиц с ограниченными возможностями здоровья ЧелГУ по запросу обучающегося (мобильные специальные технические средства для лиц с нарушениями зрения и с нарушением слуха, ассистивные информационные технологии).
При необходимости для обучающихся с нарушениями зрения на рабочих местах для проведения практических или лабораторных занятий устанавливается специальное программное обеспечение (программа речевой навигации, речевые синтезаторы, экранные лупы).

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

В учебные аудитории обеспечивается беспрепятственный доступ для обучающихся с инвалидностью и с ограниченными возможностями здоровья. В каждой аудитории, где обучаются инвалиды и лица с ограниченными возможностями здоровья, предусматривается соответствующее количество мест для обучающихся с учетом нарушений их здоровья.

Для освоения дисциплины инвалидам и лицам с ограниченными возможностями здоровья предоставляется доступ к печатным источникам, имеющимся в научной библиотеке ЧелГУ, с помощью специальных технических средств; доступ с помощью специальных технических и программных средств к электронным источникам, представленным в форме электронного документа в фонде научной библиотеки ЧелГУ или электронно-библиотечных системах.

Учебно-методические материалы для обучающихся из числа инвалидов и лиц с ограниченными возможностями здоровья предоставляются в формах, адаптированных к ограничениям их здоровья и особенностям восприятия информации.

Для инвалидов и лиц с ограниченными возможностями здоровья освоение дисциплины может быть частично или полностью осуществлено с использованием дистанционных образовательных технологий.

При проведении промежуточной аттестации по дисциплине обучающимся с инвалидностью и с ограниченными возможностями здоровья обеспечивается по их заявлению предоставление в доступной форме в зависимости от их индивидуальных особенностей инструкции о порядке проведения промежуточной аттестации, оценочных средств и возможности ответов на задания (письменно на бумаге, набор ответов на компьютере, письменно шрифтом Брайля, с использованием услуг ассистента, устно).

При проведении процедуры оценивания результатов обучения инвалидов и лиц с ограниченными возможностями здоровья предусматривается использование предоставленных ЧелГУ или собственных технических средств, необходимых им в связи с их индивидуальными особенностями. При необходимости инвалидам и лицам с ограниченными возможностями здоровья предоставляется дополнительное время для подготовки ответа на задания, процедура оценивания результатов обучения по дисциплине может проводиться в несколько этапов.

© ФГБОУ ВО «ЧелГУ»

Практическое задание 1

Одним из методов обучения без учителя, которой может показать особенности в данных, а также снизить их размерность - метод главных компонент (**PCA**)

Использование **PCA** в наборе данных позволяет: 1. Удаляет коррелированные признаки. Поиск коррелированных признаков в данных занимает много времени, особенно если число признаков велико. 2. Улучшает производительность алгоритмов машинного обучения. Поскольку количество признаков уменьшается с помощью **PCA**, время, затрачиваемое на обучение модели, значительно сокращается вследствие более правильной оценки данных функцией стоимости. 3. **PCA** удаляют шум в данных и снижает размерность данных, сводя большое число признаков всего к паре главных компонент.

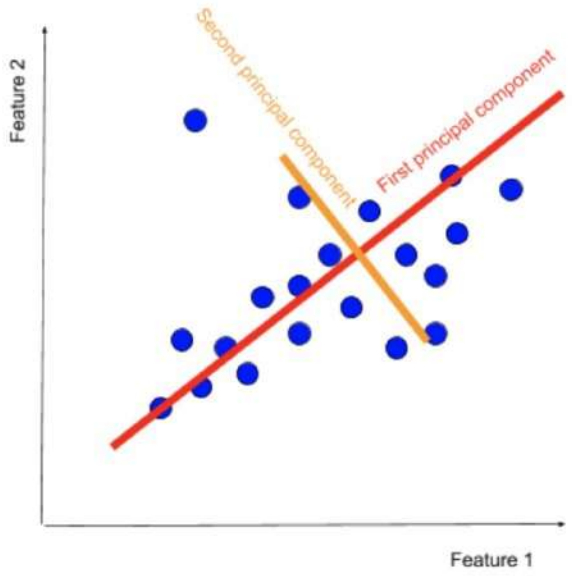

Рис 1. Направление главных компонент в данных.

Для реализации метода **PCA** нужно сделать несколько последовательных шагов.

1. Нормализация данных

На этом этапе нормализуется диапазон значений всех переменных $\vec{x}_i$ до одинакового диапазона, чтобы все они имели равный вклад в анализ.

Основная причина, по которой проводится нормализация, заключается в том, что **PCA** очень чувствителен к дисперсии исходных переменных в наборе данных. Причина в том, что если есть признаки с большими различиями в их начальном диапазоне значений, и признаки с более высоким диапазоном значений будут доминировать в общем анализе, и PCA будет более предвзято относиться к этим признакам. Получим нормированные переменных $\vec{z}_i$ через масштабирование по дисперсии и математическому ожиданию:

$$x_i^{'j} = \frac{x_i^j - \mu}{\sigma},$$

где i - индекс по векторам данных, j - индекс по элементам вектора данных, μ - математическое ожидание по вектора $\vec{x}_i$, σ - стандартное отклонение вектора $\vec{x}_i$.

2. Вычисление матрицы ковариаций

На данном этапе необходимо понять как переменные набора данных связанны между собой, другими словами вычислить корреляцию между векторами данных. Иногда переменные сильно коррелируют между собой таким образом, что содержат избыточную информацию. Чтобы выявить эти корреляции вычислятся ковариационная матрица. Ковариационная матрица - это симметричная матрица $n \times n$ - где n - число векторов данных. в которой в качестве элементов указаны ковариации, связанные со всеми возможными парами исходных переменных:

$$\Sigma = (\sigma_{ij}),$$

$$\sigma_{ij} = \operatorname{cov}(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \mathbb{E}[(\vec{x}_i - \mathbb{E}\vec{x}_i)(\vec{x}_j - \mathbb{E}\vec{x}_j)]$$

где $i, j = 1...n$

3. Вычисление собственных векторов и собственных значений матрицы ковариаций Главные компоненты - это новые вектора данных $\vec{z}_i$, которые строятся как линейные комбинации исходных данных $\vec{x}_i$. Линейные комбинации строятся таким образом, чтобы новые данные $\vec{z}_i$ были некоррелированными, а большая часть информации из исходных данных $\vec{x}_i$ была сжата в первые компоненты $\vec{z}_i$. Например, 10-мерные данные дают 10 главных компонент и **PCA** пытается поместить максимум возможной информации в первую компоненту $\vec{z}_i$, затем максимум оставшейся информации во вторую и так далее.

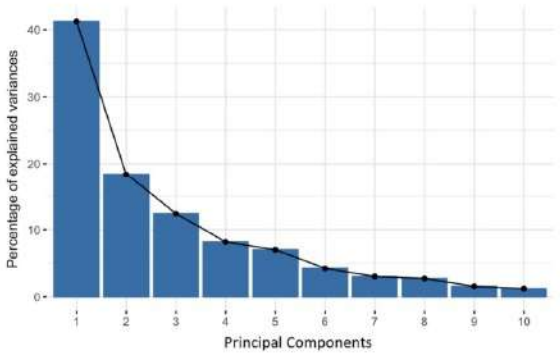

Рис. 2. Распределение дисперсии на каждый главный компонент полученный из набора данных.

Чтобы вычислить новые вектора данных $\vec{z}_i$ как линейную комбинацию, необходимо найти коэффициенты преобразования. Вычисляя собственные вектора и собственные значения матрицы ковариаций, можно найти направления в исходных данных $\vec{x}_i$ дисперсия в которых максимальна и, соответственно, находится основная информация в данных. Собственные вектора и значения матрицы ковариаций можно задать следующим равенством:

$$\Sigma \vec{A}_k = \lambda_k \vec{A}_k$$

где $\vec{A}_k, \lambda_k$ - собственные вектора и значения матрицы ковариаций. Реализовать данный шаг возможно использованием библиотек линейной алгебры, которые входят, например, в набор библиотек **ScyPy** для **Python**. Полученные собственные значения и вектора $\vec{A}_k, \lambda_k$ необходимо отсортировать от максимального значения λ_k до минимального (и соответствующие им собственные вектора): наибольшее значение собственного числа определяет статистическую значимость информации в исходных данных заключенную в

собственном векторе.

4. Вычисление главных компонент На заключительном этапе преобразуются данные $\vec{x}_i$, чтобы использовать вектор новых данных $\vec{z}_i$. Данные $\vec{z}_i$ сформированы с помощью собственных векторов ковариационной матрицы, для переориентации данных с исходных осей на те, которые представлены главными компонентами (отсюда и название "Метод главных компонент"). Это можно сделать путем матричного умножения сходного набора данных $\vec{x}_i$, на отсортированные транспонированные собственные вектора матрицы ковариаций $\vec{A}_k$, при этом можно отбросить часть векторов, соответствующие минимальных собственных значениям:

$$z_i^j = \sum_k x_i^k A_k^i$$

Ссылка на данные

https://www.kaggle.com/competitions/modern-computer-technologies-laboratory/data?select=shok_wave_measurements.csv

Практическое задание 2

Аппроксимация функций ИНС прямого распространения

В данной лабораторной работе рассматриваются **глубокие нейроные сети прямого распространения** (**ИНС**), в английской литературе часто можно встретить обозначение **multilayer perceptrons** (**MPL**). Такие ИНС являются формой аппроксимации сложных многомерных и нелинейных функциональных зависимостей, с ограничением, что такие зависимости должны быть непрерывными. Пусть есть некоторая функция $\vec{y} = f(\vec{x})$, то нейронная сеть будет представлять собой некоторое приближение к этой функции $\vec{y} = f^*(\vec{x}, \vec{\theta})$, где $\vec{\theta}$ - набор параметров ИНС. Задача машинного обучения в этом случае состоит в том, чтобы подобрать такие параметры $\vec{\theta}$, чтобы получить наилучшее приближение к реальной функции $\vec{y} = f(\vec{x})$. Для того, чтобы подобрать параметры ИНС, или другими словами **обучить** ее, используется набор данных. Другими словами известно, что некоторые данные можно описать функциональной зависимостью, но сам вид функции не знаем и не может записать его в явном виде, в этом случае и используются ИНС.

В данной лабораторной работе рассматриваются данные численного эксперимента по сжатию чистого алюминия, который проводится методом молекулярной динамики (рис. 1, 2). В эксперименте происходит одноосное сжатие образца, при этом есть однозначная связь между текущей плотностью вещества ρ, температурой T и давлением P, внутренней энергией E. Эта связь фактически выражается через функциональную зависимость $\vec{y} = f(\vec{x})$, где $\vec{y} = (P, E)$, а $\vec{x} = (\rho, T)$. Явный вид функции мы не знаем и задача найти ее аппроксимацию в виде нейронной сети прямого распространения по заданному набору данных $\overrightarrow{x_i}, \overrightarrow{y_i}$. Набор данных представляет собой последовательность (ρ_i, T_i) и соответствующие им значения (P_i, E_i) в процессе деформации.

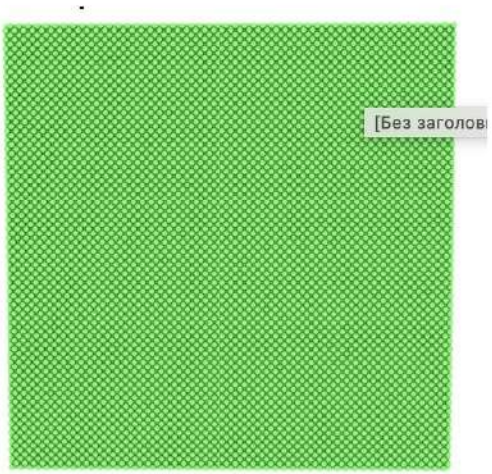

Рис. 1. Ячейка моделирования в численном эксперименте.

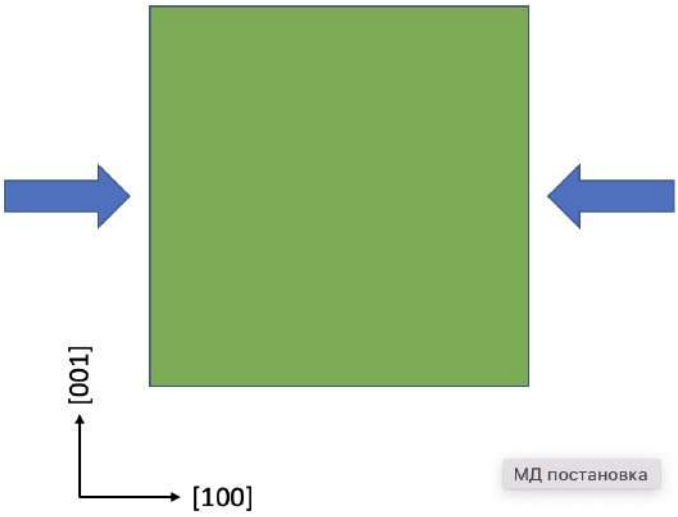

Рис. 2. Схема численного эксперимента.

Перейдем к описанию ИНС и методу ее обучения. ИНС состоит из слоев, в которых располагаются искусственные нейроны в виде функций активации (рис. 3). Можно выделить 3 типа слоев: входной, скрытые и выходной. Входной слой ассоциирован с аргументами функции $\vec{x}$, в скрытых слоях происходит основное преобразование входных данных и выходной слои ассоциирован с результатом функции $\vec{y}$. Входной слой содержит только входные данные $\vec{x}$, а скрытые и выходной слои состоят из последовательно вычисляемых элементарных функций - функций активации. Параметры нейронной сети $\vec{\theta}$ обозначаются как веса W и смещения $\vec{b}$. На каждом слое ИНС веса W - это матрица ассоциированная со связями в сети, а смещения $\vec{b}$ - это вектор, ассоциированный с нейронами (Рис. 4). На каждый нейрон вычисляется входное значение (Рис. 4):

$$z_i^l = \sum_j w_{i,j}^l a_j^{l-1} + b_i^l$$

, где $l = 1, 2, \ldots, L$ - индекс по слоям ИНС, L - общее число слоев, i - индекс по нейронам в текущем слое l, j - индекс по всем нейронам в предыдущем слое $l-1$. Для первого слоя $l = 1$ функция активации равна $a_j^0 = x_k$, где x_k входной вектор на ИНС. После вычисления входного вектора z_i^l на слой l вычисляется функция активации в этом слое:

$$a_i^l = f(z_i^l)$$

Повторяя предыдущие операции вычисляется функция активации на последнем слое $a_i^L = f(z_i^L)$ которая является приближенным результатом функци, то есть $\vec{y}$.

Часто используются следующие функции активации:

PReLU (Parameteric rectified linear unit)

$$f_{pr}(\alpha_{pr}, z) = \begin{cases} \alpha_{pr} z & \text{if} z < 0 \\ z & \text{otherwise} \end{cases}$$

Sigmoid

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + exp^{-z}}$$

Часто используемые архитектуры:

1. Скрытые слои: сигмоидальная функция; Выходной слой: сигмоидальная функция.
2. Скрытые слои: функция PReLU; Выходной слой: сигмоидальная функция.

Для начальной конфигурации ИНС матрицы весов W на каждом слое можно задать случайным образом, например, по Гауссовому распределению в диапазоне [0, 1]. Значения смещений $\vec{b}$ можно задать как 0.001. Также необходимо нормализовать данные по двум причинам: [1] результат сигмоидальной функции находиться в диапазоне (0, 1); [2] Сильное различие в величинах данных может приводить к тому, что нейроны не будут "активироваться", то есть их параметры W и $\vec{b}$ буду близки к 0 и они фактически не будут влиять на преобразование данных при прогоне по ИНС. Соответственно, необходимо привести матрицы данных X и Y составленные из строк $\overrightarrow{x_j}$ и $\overrightarrow{y_j}$ к виду:

$$x_{i,j}^{norm} = \frac{x_{i,j} - x_i^{min}}{x_i^{max} - x_i^{min}}$$

и

$$y_{i,j}^{norm} = \frac{y_{i,j} - y_i^{min}}{y_i^{max} - y_i^{min}}$$

, где i - индекс по столбцам данных, а j - индекс по строкам, x_i^{max} и y_i^{max} - максимальное значение в столбцах, x_i^{min} и y_i^{min} - минимальное значение в столбцах.

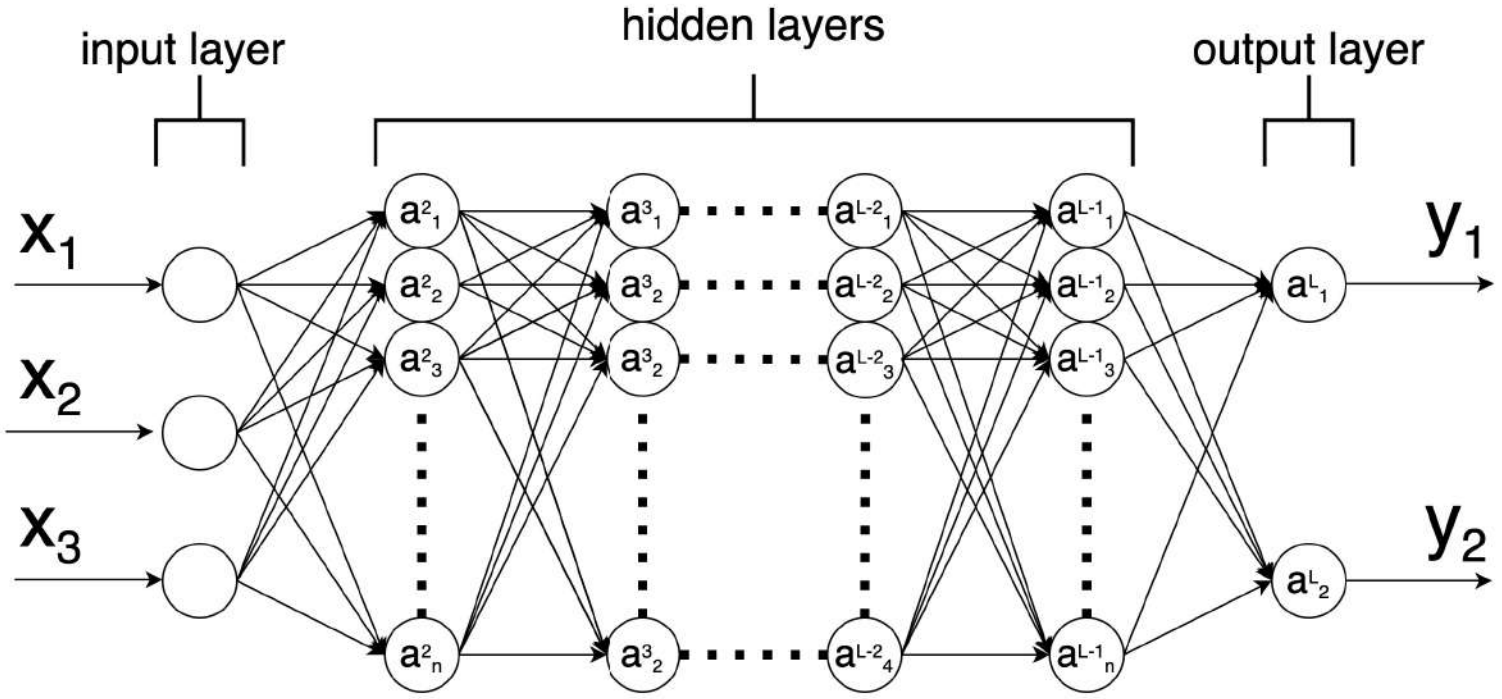

Рис. 3. Схема нейронной сети прямого распространения.

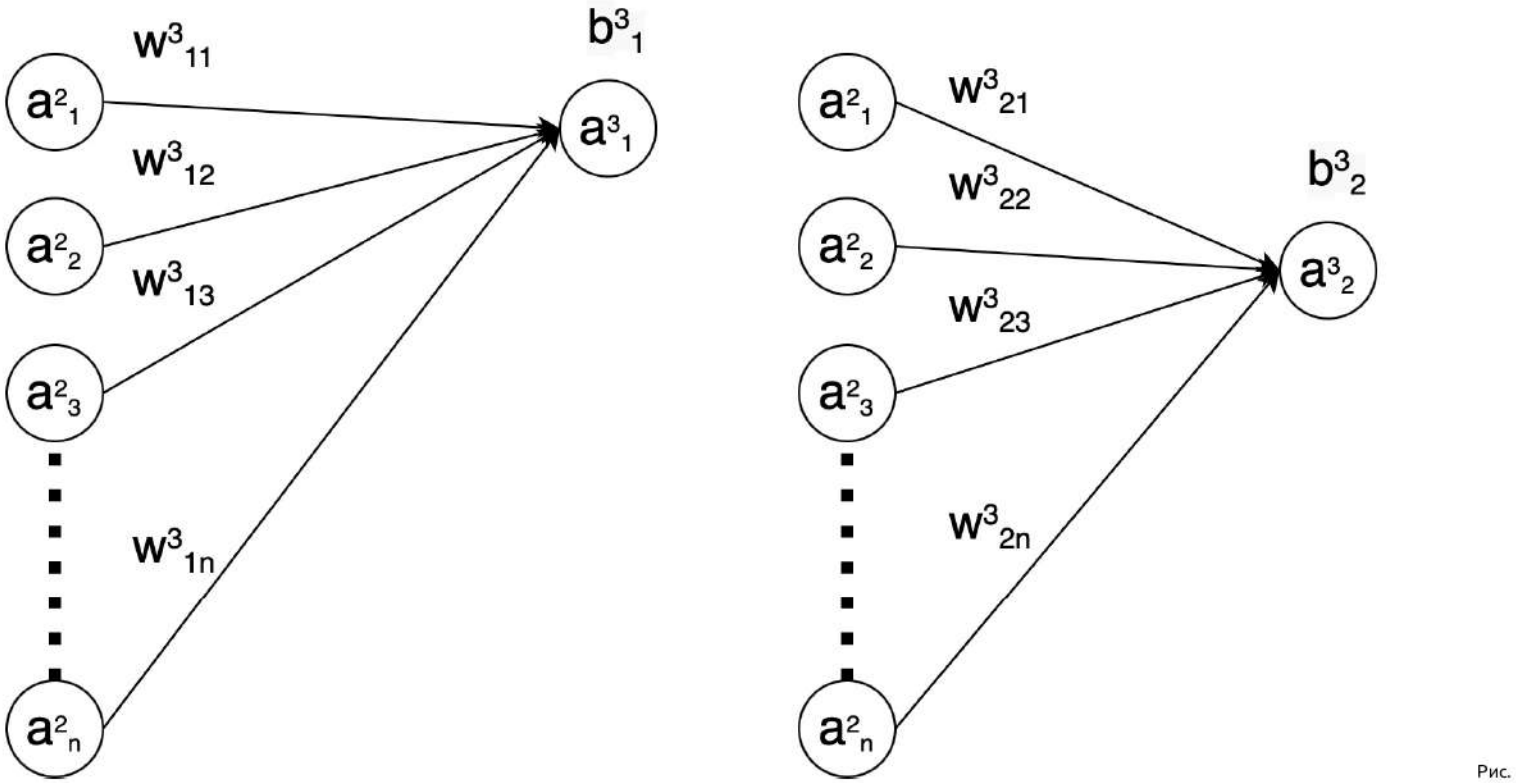

Рис. 4. Схема связей в скрытом и выходном слое.

Обучение нейронной сети В изначальной конфигурации ИНС со случайно инициализиоровaными значениями весов W, выходные значения ИНС a_i^L будут далеки от реальных значений функции y_i, где индекс i пробегает количество переменных в результатах функции и количество выходных нейронов, соответственно. Для того, чтобы ИНС выдавала нужные результаты необходимо подобрать оптимальные значения W и $\vec{b}$. Это реализуется методом **градиентного спуска** - то есть минимизацией некоторой функции, которая определяет точность ИНС в сравнении с реальными данными. Такая функция называется **функцией стоимости** и обычно задается как среднеквадратичное отклонение:

$$C_j = \frac{1}{n} \sum_i (y_i - a_i^L)^2$$

, где n - количество выходных нейронов в ИНС. Предыдущий формула показывает как вычислить градиент по одному элементу из данных, градиент по всему набору данным соответственно равен

$$C^{full} = \frac{1}{m} \sum_j C_j$$

, где m - количество элементов в наборе данных. Обучение ИНС сводиться к обновлению параметров сети путем вычисления градиента функции стоимости и шага значений параметров в сторону минимума функции стоимости с шагом μ

$$w_{i,j}^{l,new} = w_{i,j}^{l} - \mu \frac{\partial C^{full}}{\partial w_{i,j}^{l}}$$

$$b_{i}^{l,new} = b_{i}^{l} - \mu \frac{\partial C^{full}}{\partial b_{i}^{l}}$$

Вычисление частных производных производиться путем применения **алгоритма обратного распространения**

$$\delta_i^L = \nabla_{a_i} C^{full} \odot \sigma'(z_i^L)$$

$$\delta_i^l = (w_{i,j}^{l+1})^T \delta_i^{l+1} \odot a'(z_i^l)$$

$$\frac{\partial C^{full}}{\partial b_i^l} = \delta_i^l$$

$$\frac{\partial C^{full}}{\partial w_{i,j}^l} = a_j^{l-1} \delta_i^l$$

Обучение ИНС состоит из последовательного прямого и обратного прогонов с изменением параметров W и $\vec{b}$ до получения необходимой точности.

Ссылка на данные: https://www.kaggle.com/competitions/modern-computer-technologies-laboratory/data?select=train.csv

https://www.kaggle.com/competitions/modern-computer-technologies-laboratory/data?select=test.csv

Литература: 1. http://neuralnetworksanddeeplearning.com 2. https://www.deeplearningbook.org

24.03.03 Баллистика и гидроаэродинамика, направленность (профиль) «Баллистика и гидроаэродинамика», РПД по дисциплине «Системы искусственного интеллекта и машинное обучение», 2026 год набора, очная форма обучения

Рабочая программа дисциплины (модуля) одобрена и рекомендована:

Проректор по учебной работе	утверждено 27.02.26	А.А. Саламатов

Ученым советом физического факультета

Протокол заседания № 04 от 05.02.2026

Председатель Ученого совета физического факультета	согласовано	М.А. Загребин

Заседанием кафедры общей и теоретической физики

Протокол заседания № 06 от 05.02.2026

Заведующий кафедрой	согласовано	А.Е. Майер
Автор (составитель)		А.Е. Майер

Структура рабочей программы соответствует приказу ректора ФГБОУ ВО «ЧелГУ» от «13» апреля 2021 г. № 274-1