

**Федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«Московский физико-технический институт
(национальный исследовательский университет)»**

УТВЕРЖДЕНО
Директор института

М.А. Кудров

	Рабочая программа дисциплины (модуля)
по дисциплине:	Машинное обучение
по направлению:	Информатика и вычислительная техника
профиль подготовки:	Программная инженерия
	Физтех-школа авиационных и цифровых технологий
	кафедра технологий проектирования сложных технических систем
курс:	1
квалификация:	магистр

Семестр, формы промежуточной аттестации: 2 (весенний) - Дифференцированный зачет

Аудиторных часов: 30 всего, в том числе:

лекции: 0 час.

семинары: 30 час.

лабораторные занятия: 0 час.

Самостоятельная работа: 60 час.

Всего часов: 90, всего зач. ед.: 2

Программу составил: К.В. Власов

Программа обсуждена на заседании кафедры технологий проектирования сложных технических систем
08.08.2023

Аннотация

Цель дисциплины:

- сформировать теоретические и практические знания в области обучения машин, современных методов восстановления зависимостей по эмпирическим данным, включая дискриминантный, кластерный и регрессионный анализ.

Задачи дисциплины:

- правильно формулировать задачу в терминах машинного обучения;
- овладеть навыками практического решения задач интеллектуального анализа данных.

Знать:

- основные принципы и проблематику теории обучения машин;
- основные методы и алгоритмы решения задач обучения по прецедентам;
основные области применения этих методов и алгоритмов;
- классификации, кластеризации и регрессии.

Уметь:

- формализовать постановки прикладных задач анализа данных;
- использовать методы обучения по прецедентам для решения практических задач;
- оценивать точность и эффективность полученных решений.

Владеть:

- основными понятиями теории машинного обучения;
навыками самостоятельной работы при решении типовых задач;
культурой постановки и моделирования практически значимых задач;
навыками теоретического анализа реальных задач, решаемых с помощью алгоритмов обучения по прецедентам.

Темы и разделы:

1. Основные понятия и примеры прикладных задач
2. Логические методы классификации. Градиентные методы обучения
3. Метод опорных векторов. Многомерная линейная регрессия
4. Нелинейная регрессия. Прогнозирование временных рядов. Критерии выбора моделей и методы отбора признаков
5. Байесовская классификация и оценивание плотности. Кластеризация и частичное обучение. Поиск ассоциативных правил
6. Нейронные сети. Нейронные сети глубокого обучения
7. Линейные композиции, бустинг
8. Эвристические, стохастические, нелинейные композиции . Ранжирование
9. Рекомендательные системы. Тематическое моделирование
10. Обучение с подкреплением
11. Активное обучение

Основная литература:

1. Нейронные сети [Текст] : Обучение, организация и применение : учеб. пособие для вузов / В. А. Головкин .— М. : ИПРЖР, 2001 .— 256 с.
2. Методы распознавания [Текст] : учеб. пособие / А. Л. Горелик, В. А. Скрипкин .— 4-е изд., испр. — М. : Высшая школа, 2004 .— 261 с.
3. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning. Springer, 2014. — 739 p.
4. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. — Springer, 2006. — 738 p.
5. Мерков А. Б. Распознавание образов. Введение в методы статистического обучения. 2011. 256 с.
6. Мерков А. Б. Распознавание образов. Построение и обучение вероятностных моделей. 2014. 238 с.
7. Коэльо Л.П., Ричарт В. Построение систем машинного обучения на языке Python. 2016. 302 с.

Дополнительная литература:

1. Теория распознавания образов : Статистические методы [Текст] : учеб. пособие для вузов / А. А. Натан ; М-во высш. и средн. спец. образования РСФСР, Моск. физ.-техн. ин-т .— М. : МФТИ, 1988 .— 84 с. : ил. - 400 экз.
2. Айвазян С. А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Классификация и снижение размерности. — М. Финансы и статистика. 1989.
3. Айвазян С. А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Исследование зависимостей. — М. Финансы и статистика. 1985.
4. Айвазян С. А., Мхитарян В. С. Прикладная статистика и основы эконометрики. — М.: Юнити, 1998.
5. Вагин В. Н., Головина Е. Ю., Загорянская А. А, Фомина М. В. Достоверный и правдоподобный вывод в интеллектуальных системах. — М.: Физматлит. 2004.
6. Вапник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. — М.: Наука. 1979.
7. Воронцов К. В. Комбинаторный подход к оценке качества обучаемых алгоритмов // Математические вопросы кибернетики. <http://www.ccas.ru/voron>.
8. Головкин В. А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. — М.: ИПРЖР. 2001.
9. Загоруйко Н. Г. Прикладные методы анализа данных и знаний. — Новосибирск: ИМ СО РАН, 1999.
10. Загоруйко Н. Г., Ёлкина В. Н., Лбов Г. С. Алгоритмы обнаружения эмпирических закономерностей. — Новосибирск: Наука, 1985.
11. Ивахненко А. Г., Юрачковский Ю. П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. — М.: Радио и связь, 1987.
12. Журавлёв Ю.И. Рязанов В.В. Сенько О.В. РАСПОЗНАВАНИЕ. Математические методы. Программная система. Применения. — Москва: Фазис, 2006.
13. Журавлев Ю. И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. — 1978. — Т. 33. — С. 5–68.
14. Казанцев В. С. Задачи классификации и их программное обеспечение. — М. Наука. 1990.
15. Лоусон Ч, Хенсон Р. Численное решение задач метода наименьших квадратов. —М. Наука. 1986.
16. Магнус Я. Р., Катышев П. К., Пересецкий А. А. Эконометрика: начальный курс. М.: Дело. 2004.
17. Саттон Р.С., Барто Э.Г. Обучение с подкреплением. — БИНОМ, 2011.
18. Хардле В. Прикладная непараметрическая регрессия. — М.: Мир. 1993.
19. Шурыгин А. М. Прикладная стохастика: робастность, оценивание, прогноз. — М. Финансы и статистика. 2000.
20. Burges C. J. C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition // Data Mining and Knowledge Discovery. — 1998. — Vol. 2, no. 2. — Pp. 121–167.
<http://citeseer.ist.psu.edu/burges98tutorial.html>.
21. Martin J. K. An exact probability metric for decision tree splitting and stopping // Machine Learning. — 1997. — Vol. 28, no. 2-3. — Pp. 257–291.
<http://citeseer.ist.psu.edu/martin97exact.html>.
22. Marchand M., Shawe-Taylor J. Learning with the set covering machine // Proc. 18th International Conf. on Machine Learning. — Morgan Kaufmann, San Francisco, CA, 2001. — Pp. 345–352.
<http://citeseer.ist.psu.edu/452556.html>.
23. Schapire R. The boosting approach to machine learning: An overview // MSRI Workshop on Nonlinear Estimation and Classification, Berkeley, CA. — 2001. <http://citeseer.ist.psu.edu/schapire02boosting.html>.

1. Цели и задачи

Цель дисциплины

- сформировать теоретические и практические знания в области обучения машин, современных методов восстановления зависимостей по эмпирическим данным, включая дискриминантный, кластерный и регрессионный анализ.

Задачи дисциплины

- правильно формулировать задачу в терминах машинного обучения;
- овладеть навыками практического решения задач интеллектуального анализа данных.

2. Перечень формируемых компетенций

Освоение дисциплины направлено на формирование следующих компетенций:

Код и наименование компетенции	Индикаторы достижения компетенции
ОПК-1 Владеет системой фундаментальных научных знаний в области информатики и вычислительной техники	ОПК-1.1 Знает и способен использовать в профессиональной деятельности фундаментальные научные знания и новые научные принципы и методы исследований в области информатики и вычислительной техники
	ОПК-1.2 Способен обобщать и критически оценивать опыт и результаты научных исследований в области профессиональной деятельности
	ОПК-1.3 Понимает междисциплинарные связи в области информатики и вычислительной техники и способен их применять при решении задач профессиональной деятельности
ОПК-2 Имеет представление об актуальных проблемах науки и техники в области информатики и вычислительной техники, способен на научном языке формулировать профессиональные задачи	ОПК-2.2 Способен оценивать актуальность исследований в области информатики и вычислительной техники и их практическую значимость
	ОПК-2.1 Имеет представление о современном состоянии исследований в рамках тематической области своей профессиональной деятельности
	ОПК-2.3 Владеет профессиональной терминологией, используемой в современной научно-технической литературе, обладает навыками устного и письменного изложения результатов научной деятельности в рамках профессиональной коммуникации
ПК-2 Понимает и способен применить в научно-исследовательской и прикладной деятельности основные законы естествознания, современный математический аппарат и алгоритмы, современные информационно-коммуникационные технологии	ПК-2.1 Знает основы научно-исследовательской деятельности в области информационных технологий, владеет знанием основ философии и методологии науки; знанием методов научных исследований и навыками их проведения
	ПК-2.2 Умеет применять полученные знания в области фундаментальных научных основ теории информации и решать стандартные задачи в собственной научно-исследовательской деятельности
	ПК-2.3 Имеет практический опыт научно-исследовательской деятельности в области информационно-коммуникационных технологий
	ПК-2.4 Владеет методами и алгоритмами решения задач цифровой обработки сигналов, использования сети Интернет, аннотирования, реферирования, библиографического поиска, опыт работы с научными источниками
ПК-3 Владеет навыками участия в научных дискуссиях, выступления с сообщениями и докладами устного, письменного и виртуального (размещение в информационных сетях) характера, представления материалов собственных исследований	ПК-3.1 Знает основы ведения научной дискуссии и формы устного научного высказывания
	ПК-3.2 Умеет вести корректную дискуссию в области информационных технологий задавать вопросы и отвечать на поставленные вопросы по теме научной работы
	ПК-3.3 Имеет практический опыт участия в научных студенческих конференциях, очных, виртуальных, заочных обсуждениях научных проблем в области информационных технологий

ПК-1 Готов к включению в профессиональное сообщество; способен проводить под научным руководством локальные исследования на основе существующих методов в конкретной области профессиональной деятельности	ПК-1.1 Знает принципы построения научной работы, методы сбора и анализа полученного материала, способы аргументации; владеет навыками подготовки научных обзоров, публикаций, рефератов и библиографий по тематике проводимых исследований на русском и английском языке
	ПК-1.2 Умеет решать научные задачи с пониманием существующих подходов к верификации моделей программного обеспечения в связи с поставленной целью и в соответствии с выбранной методикой
	ПК-1.3 Имеет практический опыт выступлений и научной аргументации при анализе объекта научной и профессиональной деятельности

3. Перечень планируемых результатов обучения по дисциплине (модулю)

В результате освоения дисциплины обучающиеся должны

знать:

- основные принципы и проблематику теории обучения машин;
- основные методы и алгоритмы решения задач обучения по прецедентам;
- основные области применения этих методов и алгоритмов;
- классификации, кластеризации и регрессии.

уметь:

- формализовать постановки прикладных задач анализа данных;
- использовать методы обучения по прецедентам для решения практических задач;
- оценивать точность и эффективность полученных решений.

владеть:

- основными понятиями теории машинного обучения;
- навыками самостоятельной работы при решении типовых задач;
- культурой постановки и моделирования практически значимых задач;
- навыками теоретического анализа реальных задач, решаемых с помощью алгоритмов обучения по прецедентам.

4. Содержание дисциплины (модуля), структурированное по темам (разделам) с указанием отведенного на них количества академических часов и видов учебных занятий

4.1. Разделы дисциплины (модуля) и трудоемкости по видам учебных занятий

№	Тема (раздел) дисциплины	Трудоемкость по видам учебных занятий, включая самостоятельную работу, час.			
		Лекции	Семинары	Лаборат. работы	Самост. работа
1	Основные понятия и примеры прикладных задач		4		5
2	Логические методы классификации. Градиентные методы обучения		4		5
3	Метод опорных векторов. Многомерная линейная регрессия		4		5
4	Нелинейная регрессия. Прогнозирование временных рядов. Критерии выбора моделей и методы отбора признаков		4		5
5	Байесовская классификация и оценивание плотности. Кластеризация и частичное обучение. Поиск ассоциативных правил		2		5

6	Нейронные сети. Нейронные сети глубокого обучения		2		15
7	Эвристические, стохастические, нелинейные композиции. Ранжирование		2		5
8	Рекомендательные системы. Тематическое моделирование		4		5
9	Обучение с подкреплением		2		5
10	Активное обучение		2		5
Итого часов			30		60
Подготовка к экзамену		0 час.			
Общая трудоёмкость		90 час., 2 зач.ед.			

4.2. Содержание дисциплины (модуля), структурированное по темам (разделам)

Семестр: 2 (Весенний)

1. Основные понятия и примеры прикладных задач

- Постановка задач обучения по прецедентам. Объекты и признаки. Типы шкал: бинарные, номинальные, порядковые, количественные.
- Типы задач: классификация, регрессия, прогнозирование, ранжирование.
- Основные понятия: модель алгоритмов, метод обучения, функция потерь и функционал качества, принцип минимизации эмпирического риска, обобщающая способность, скользящий контроль.
- Линейные модели регрессии и классификации. Метод наименьших квадратов. Полиномиальная регрессия.
- Примеры прикладных задач.
- Методика экспериментального исследования и сравнения алгоритмов на модельных и реальных данных.
- Конкурсы по анализу данных kaggle.com. Полигон алгоритмов классификации.
- CRISP-DM — межотраслевой стандарт ведения проектов интеллектуального анализа данных.

Метрические методы классификации и регрессии

- Гипотезы компактности и непрерывности.
- Обобщённый метрический классификатор.
- Метод ближайших соседей kNN и его обобщения. Подбор числа k по критерию скользящего контроля.
- Метод окна Парзена с постоянной и переменной шириной окна.
- Метод потенциальных функций и его связь с линейной моделью классификации.
- Непараметрическая регрессия. Локально взвешенный метод наименьших квадратов. Ядерное сглаживание.
- Оценка Надарая-Ватсона с постоянной и переменной шириной окна. Выбор функции ядра.
- Задача отсева выбросов. Робастная непараметрическая регрессия. Алгоритм LOWESS.
- Задача отбора эталонов. Понятие отступа. Алгоритм СТОЛП.
- Задача отбора признаков. Жадный алгоритм построения метрики.

2. Логические методы классификации. Градиентные методы обучения

Логические методы классификации

- Понятие логической закономерности.
- Параметрические семейства закономерностей: конъюнкции пороговых правил, синдромные правила, шары, гиперплоскости.

- Переборные алгоритмы синтеза конъюнкций: стохастический локальный поиск, стабилизация, редукция.
- Двухкритериальный отбор информативных закономерностей, парето-оптимальный фронт в (p,n) -пространстве.
- Решающее дерево. Жадная нисходящая стратегия «разделяй и властвуй». Алгоритм ID3. Недостатки жадной стратегии и способы их устранения. Проблема переобучения.
- Вывод критериев ветвления. Мера нечистоты (impurity) распределения. Энтропийный критерий, критерий Джини.
- Редукция решающих деревьев: предредукция и постредукция. Алгоритм C4.5.
- Деревья регрессии. Алгоритм CART.
- Небрежные решающие деревья (oblivious decision tree).
- Решающий лес. Случайный лес (Random Forest).

Факультатив

- Статистический критерий информативности, точный тест Фишера. Сравнение областей эвристических и статистических закономерностей. Асимптотическая эквивалентность статистического и энтропийного критерия информативности. Разнообразие критериев информативности в (p,n) -пространстве.
- Решающий пень. Бинаризация признаков. Алгоритм разбиения области значений признака на информативные зоны.
- Решающий список. Жадный алгоритм синтеза списка.
- Преобразование решающего дерева в решающий список.

Градиентные методы обучения

- Линейный классификатор, модель МакКаллока-Питтса, непрерывные аппроксимации пороговой функции потерь.
- Метод стохастического градиента SG.
- Метод стохастического среднего градиента SAG.
- Частные случаи: адаптивный линейный элемент ADALINE, персептрон Розенблатта, правило Хэбба.
- Теорема Новикова о сходимости. Доказательство теоремы Новикова
- Эвристики: инициализация весов, порядок предъявления объектов, выбор величины градиентного шага, «выбывание» из локальных минимумов.
- Проблема мультиколлинеарности и переобучения, регуляризация или редукция весов (weight decay).
- Вероятностная постановка задачи классификации. Принцип максимума правдоподобия.
- Вероятностная интерпретация регуляризации, совместное правдоподобие данных и модели. Принцип максимума апостериорной вероятности.
- Гауссовский и лапласовский регуляризаторы.
- Логистическая регрессия. Принцип максимума правдоподобия и логарифмическая функция потерь. Метод стохастического градиента для логарифмической функции потерь. Сглаженное правило Хэбба. Многоклассовая логистическая регрессия. Регуляризованная логистическая регрессия. Калибровка Платта.

3. Метод опорных векторов. Многомерная линейная регрессия

Метод опорных векторов

- Оптимальная разделяющая гиперплоскость. Понятие зазора между классами (margin).
- Случаи линейной разделимости и отсутствия линейной разделимости. Связь с минимизацией регуляризованного эмпирического риска. Кусочно-линейная функция потерь.
- Задача квадратичного программирования и двойственная задача. Понятие опорных векторов.
- Рекомендации по выбору константы C .
- Функция ядра (kernel functions), спрямляющее пространство, теорема Мерсера.
- Способы конструктивного построения ядер. Примеры ядер.
- SVM-регрессия.
- Регуляризации для отбора признаков: LASSO SVM, Elastic Net SVM, SFM, RFM.
- Метод релевантных векторов RVM

Многомерная линейная регрессия

- Задача регрессии, многомерная линейная регрессия.
- Метод наименьших квадратов, его вероятностный смысл и геометрический смысл.
- Сингулярное разложение.
- Проблемы мультиколлинеарности и переобучения.
- Регуляризация. Гребневая регрессия через сингулярное разложение.
- Методы отбора признаков: Лассо Тибширани, Elastic Net, сравнение с гребневой регрессией.
- Метод главных компонент и декоррелирующее преобразование Карунена-Лоэва, его связь с сингулярным разложением.
- Спектральный подход к решению задачи наименьших квадратов.
- Задачи и методы низкоранговых матричных разложений.

4. Нелинейная регрессия. Прогнозирование временных рядов. Критерии выбора моделей и методы отбора признаков

Нелинейная регрессия

- Метод Ньютона-Рафсона, метод Ньютона-Гаусса.
- Обобщённая аддитивная модель (GAM): метод настройки с возвращениями (backfitting) Хасти-Тибширани.
- Логистическая регрессия. Метод наименьших квадратов с итеративным пересчётом весов (IRLS). Пример прикладной задачи: кредитный скоринг. Бинаризация признаков. Скоринговые карты и оценивание вероятности дефолта. Риск кредитного портфеля банка.
- Обобщённая линейная модель (GLM). Экспоненциальное семейство распределений.
- Неквадратичные функции потерь. Метод наименьших модулей. Квантильная регрессия. Пример прикладной задачи: прогнозирование потребительского спроса.
- Робастная регрессия, функции потерь с горизонтальными асимптотами.

Прогнозирование временных рядов

- Задача прогнозирования временных рядов. Примеры приложений.
- Экспоненциальное скользящее среднее. Модель Хольта. Модель Тейла-Вейджа. Модель Хольта-Уинтерса.
- Адаптивная авторегрессионная модель.
- Следящий контрольный сигнал. Модель Тригга-Лича.
- Адаптивная селективная модель. Адаптивная композиция моделей.
- Локальная адаптация весов с регуляризацией.

Критерии выбора моделей и методы отбора признаков

- Критерии качества классификации: чувствительность и специфичность, ROC-кривая и AUC, точность и полнота, AUC-PR.
- Внутренние и внешние критерии. Эмпирические и аналитические критерии.
- Скользящий контроль, разновидности эмпирических оценок скользящего контроля. Критерий непротиворечивости.
- Разновидности аналитических оценок. Регуляризация. Критерий Акаике (AIC). Байесовский информационный критерий (BIC). Оценка Вапника-Червоненкиса.
- Агрегированные и многоступенчатые критерии.
- Сложность задачи отбора признаков. Полный перебор.
- Метод добавления и удаления, шаговая регрессия.
- Поиск в глубину, метод ветвей и границ.
- Усечённый поиск в ширину, многорядный итерационный алгоритм МГУА.
- Генетический алгоритм, его сходство с МГУА.
- Случайный поиск и Случайный поиск с адаптацией (СПА).

5. Байесовская классификация и оценивание плотности. Кластеризация и частичное обучение. Поиск ассоциативных правил

Байесовская классификация и оценивание плотности

- Принцип максимума апостериорной вероятности. Теорема об оптимальности байесовского классификатора.
- Оценивание плотности распределения: три основных подхода.
- Наивный байесовский классификатор.
- Непараметрическое оценивание плотности. Ядерная оценка плотности Парзена-Розенблатта. Одномерный и многомерный случаи.
- Метод парзеновского окна. Выбор функции ядра. Выбор ширины окна, переменная ширина окна.
- Параметрическое оценивание плотности. Нормальный дискриминантный анализ.
- Многомерное нормальное распределение, геометрическая интерпретация. Выборочные оценки параметров многомерного нормального распределения.
- Квадратичный дискриминант. Вид разделяющей поверхности. Подстановочный алгоритм, его недостатки и способы их устранения.
- Линейный дискриминант Фишера.
- Проблемы мультиколлинеарности и переобучения. Регуляризация ковариационной матрицы.
- Параметрический наивный байесовский классификатор.
- Смесь распределений.
- ЕМ-алгоритм как метод простых итераций для решения системы нелинейных уравнений.
- Выбор числа компонентов смеси. Пошаговая стратегия. Априорное распределение Дирихле.
- Смесь многомерных нормальных распределений. Сеть радиальных базисных функций (RBF) и применение ЕМ-алгоритма для её настройки.
- Сравнение RBF-сети и SVM с гауссовским ядром.

Кластеризация и частичное обучение

- Постановка задачи кластеризации. Примеры прикладных задач. Типы кластерных структур.
- Постановка задачи Semisupervised Learning, примеры приложений.
- Оптимизационные постановки задач кластеризации и частичного обучения.
- Алгоритм k-средних и ЕМ-алгоритм для разделения гауссовской смеси.
- Графовые алгоритмы кластеризации. Выделение связанных компонент. Кратчайший незамкнутый путь.
- Алгоритм ФОРЭЛ.
- Алгоритм DBSCAN.
- Агломеративная кластеризация, Алгоритм Ланса-Вильямса и его частные случаи.
- Алгоритм построения дендрограммы. Определение числа кластеров.
- Свойства сжатия/растяжения, монотонности и редуктивности. Псевдокод редуктивной версии алгоритма.
- Простые эвристические методы частичного обучения: self-training, co-training, co-learning.
- Трансдуктивный метод опорных векторов TSVM.
- Алгоритм Expectation-Regularization на основе многоклассовой регуляризированной логистической регрессии.

Поиск ассоциативных правил

- Понятие ассоциативного правила и его связь с понятием логической закономерности.
- Примеры прикладных задач: анализ рыночных корзин, выделение терминов и тематики текстов.
- Алгоритм APriori. Два этапа: поиск частых наборов и рекурсивное порождение ассоциативных правил. Недостатки и пути совершенствования алгоритма APriori.
- Алгоритм FP-growth. Понятия FP-дерева и условного FP-дерева. Два этапа поиска частых наборов в FP-growth: построение FP-дерева и рекурсивное порождение частых наборов.
- Общее представление о динамических и иерархических методах поиска ассоциативных правил.

6. Нейронные сети. Нейронные сети глубокого обучения

Нейронные сети

- Биологический нейрон, модель МакКаллока-Питтса как линейный классификатор. Функции активации.

- Проблема полноты. Задача исключяющего или. Полнота двухслойных сетей в пространстве булевых функций.
- Теоремы Колмогорова, Стоуна, Горбаня (без доказательства).
- Алгоритм обратного распространения ошибок.
- Эвристики: формирование начального приближения, ускорение сходимости, диагональный метод Левенберга-Марквардта. Проблема «паралича» сети.
- Метод послойной настройки сети.
- Подбор структуры сети: методы постепенного усложнения сети, оптимальное прореживание нейронных сетей (optimal brain damage).
- Нейронная сеть Кохонена. Конкурентное обучение, стратегии WTA и WTM.
- Самоорганизующаяся карта Кохонена. Применение для визуального анализа данных. Искусство интерпретации карт Кохонена.

Нейронные сети глубокого обучения

- Быстрые методы стохастического градиента: Поляка, Нестерова, AdaGrad, RMSProp, AdaDelta, Adam, Nadam.
- Проблема взрыва градиента и эвристика gradient clipping
- Метод случайных отключений нейронов (Dropout). Интерпретации Dropout. Обратный Dropout и L2-регуляризация.
- Функции активации ReLU и PReLU.
- Свёрточные нейронные сети (CNN). Свёрточный нейрон. Pooling нейрон. Выборка размеченных изображений ImageNet.
- Идея обобщения CNN на любые структурированные данные.
- Рекуррентные нейронные сети (RNN). Обучение рекуррентных сетей: Backpropagation Through Time (BPTT).
- Сети долгой кратковременной памяти (Long short-term memory, LSTM)

7. Эвристические, стохастические, нелинейные композиции . Ранжирование

Эвристические, стохастические, нелинейные композиции

- Стохастические методы: бэггинг и метод случайных подпространств.
- Случайный лес. Анализ смещения и вариации для простого голосования.
- Смесь алгоритмов (квазилинейная композиция), область компетентности, примеры функций компетентности.
- Выпуклые функции потерь. Методы построения смесей: последовательный и иерархический.
- Построение смеси алгоритмов с помощью EM-подобного алгоритма.
- Нелинейная монотонная корректирующая операция. Случай классификации. Случай регрессии. Задача монотонизации выборки, изотонная регрессия.

Ранжирование

- Постановка задачи обучения ранжированию. Примеры.
- Признаки в задаче ранжирования поисковой выдачи: текстовые, ссылочные, кликовые. TF-IDF. PageRank.
- Критерии качества ранжирования: Precision, MAP, AUC, DCG, NDCG, pFound.
- Ранговая классификация, OC-SVM.
- Парный подход: RankingSVM, RankNet, LambdaRank.

8. Рекомендательные системы. Тематическое моделирование

Рекомендательные системы

- Задачи коллаборативной фильтрации, транзакционные данные и матрица субъекты—объекты.
- Корреляционные методы user-based, item-based. Задача восстановления пропущенных значений. Меры сходства субъектов и объектов.
- Латентные методы на основе би-кластеризации. Алгоритм Брегмана.
- Латентные методы на основе матричных разложений. Метод главных компонент для разреженных данных (LFM, Latent Factor Model). Метод стохастического градиента.

- Неотрицательные матричные разложения. Метод чередующихся наименьших квадратов ALS.
- Модель с учётом неявной информации (implicit feedback).
- Рекомендации с учётом дополнительных признаков данных. Линейная и квадратичная регрессионные модели, libFM.
- Измерение качества рекомендаций. Меры разнообразия (diversity), новизны (novelty), покрытия (coverage), догадливости (serendipity).

Тематическое моделирование

- Задача тематического моделирования коллекции текстовых документов.
- Вероятностный латентный семантический анализ PLSA. Метод максимума правдоподобия. ЕМ-алгоритм. Элементарная интерпретация ЕМ-алгоритма.
- Латентное размещение Дирихле LDA. Метод максимума апостериорной вероятности. Сглаженная частотная оценка условной вероятности.
- Небайесовская интерпретация LDA и её преимущества. Регуляризаторы разреживания, сглаживания, частичного обучения.
- Аддитивная регуляризация тематических моделей. Регуляризованный ЕМ-алгоритм, теорема о стационарной точке (применение условий Каруша–Куна–Таккера).
- Рациональный ЕМ-алгоритм. Онлайн-алгоритм и его распараллеливание.
- Мультимодальная тематическая модель.
- Регуляризаторы классификации и регрессии.
- Регуляризаторы декоррелирования и отбора тем.
- Внутренние и внешние критерии качества тематических моделей.

9. Обучение с подкреплением

- Задача о многоруком бандите. Жадные и эпсилон-жадные стратегии. Метод UCB (upper confidence bound). Стратегия Softmax.
- Среда для экспериментов.
- Адаптивные стратегии на основе скользящих средних. Метод сравнения с подкреплением. Метод преследования.
- Постановка задачи в случае, когда агент влияет на среду. Ценность состояния среды. Ценность действия.
- Жадные стратегии максимизации ценности. Уравнения оптимальности Беллмана.
- Метод временных разностей TD. Метод Q-обучения.
- Градиентная оптимизация стратегии (policy gradient). Связь с максимизацией log-правдоподобия.
- Постановка задачи при наличии информации о среде в случае выбора действия. Контекстный многорукий бандит.
- Линейная регрессионная модель с верхней доверительной оценкой LinUCB.
- Оценивание новой стратегии по большим историческим данным.

10. Активное обучение

- Постановка задачи машинного обучения. Основные стратегии: отбор объектов из выборки и из потока, синтез объектов.
- Сэмплирование по неуверенности. Почему активное обучение быстрее пассивного.
- Сэмплирование по несогласию в комитете. Сокращение пространства решений.
- Сэмплирование по ожидаемому изменению модели.
- Сэмплирование по ожидаемому сокращению ошибки.
- Синтез объектов по критерию сокращения дисперсии.
- Взвешивание по плотности.
- Оценивание качества активного обучения.
- Введение изучающих действий в стратегию активного обучения. Алгоритмы ϵ -active и EG-active.
- Применение обучения с подкреплением для активного обучения. Активное томпсоновское сэмплирование.

5. Описание материально-технической базы, необходимой для осуществления образовательного процесса по дисциплине (модулю)

Учебная аудитория, оснащенная мультимедиапроектором и экраном.

6.Перечень рекомендуемой литературы

Основная литература

1. Методы распознавания [Текст] : учеб. пособие / А. Л. Горелик, В. А. Скрипкин .— 4-е изд., испр. — М. : Высшая школа, 2004 .— 261 с.
3. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning. Springer, 2014. — 739 p.
4. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. — Springer, 2006. — 738 p.
5. Мерков А. Б. Распознавание образов. Введение в методы статистического обучения. 2011. 256 с.
6. Мерков А. Б. Распознавание образов. Построение и обучение вероятностных моделей. 2014. 238 с.
7. Коэльо Л.П., Ричарт В. Построение систем машинного обучения на языке Python. 2016. 302 с.

Дополнительная литература

1. Теория распознавания образов : Статистические методы [Текст] : учеб. пособие для вузов / А. А. Натан ; М-во высш. и средн. спец. образования РСФСР, Моск. физ.-техн. ин-т .— М. : МФТИ, 1988 .— 84 с. : ил. - 400 экз.

2. Айвазян С. А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Классификация и снижение размерности. — М. Финансы и статистика. 1989.
3. Айвазян С. А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Исследование зависимостей. — М. Финансы и статистика. 1985.
4. Айвазян С. А., Мхитарян В. С. Прикладная статистика и основы эконометрики. — М.: Юнити, 1998.
5. Вагин В. Н., Головина Е. Ю., Загорянская А. А., Фомина М. В. Достоверный и правдоподобный вывод в интеллектуальных системах. — М.: Физматлит. 2004.
6. Вапник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. — М.: Наука. 1979.
7. Воронцов К. В. Комбинаторный подход к оценке качества обучаемых алгоритмов // Математические вопросы кибернетики. <http://www.ccas.ru/voron>.
8. Головкин В. А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. — М.: ИПРЖР. 2001.
9. Загоруйко Н. Г. Прикладные методы анализа данных и знаний. — Новосибирск: ИМ СО РАН, 1999.
10. Загоруйко Н. Г., Ёлкина В. Н., Лбов Г. С. Алгоритмы обнаружения эмпирических закономерностей. — Новосибирск: Наука, 1985.
11. Ивахненко А. Г., Юрачковский Ю. П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. — М.: Радио и связь, 1987.
12. Журавлёв Ю.И. Рязанов В.В. Сенько О.В. РАСПОЗНАВАНИЕ. Математические методы. Программная система. Применения. — Москва: Фазис, 2006.
13. Журавлев Ю. И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. — 1978. — Т. 33. — С. 5–68.
14. Казанцев В. С. Задачи классификации и их программное обеспечение. — М. Наука. 1990.
15. Лоусон Ч, Хенсон Р. Численное решение задач метода наименьших квадратов. — М. Наука. 1986.
16. Магнус Я. Р., Катышев П. К., Пересецкий А. А. Эконометрика: начальный курс. М.: Дело. 2004.
17. Саттон Р.С., Барто Э.Г. Обучение с подкреплением. — БИНОМ, 2011.
18. Хардле В. Прикладная непараметрическая регрессия. — М.: Мир. 1993.
19. Шурыгин А. М. Прикладная стохастика: робастность, оценивание, прогноз. — М. Финансы и статистика. 2000.
20. Burges C. J. C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition // Data Mining and Knowledge Discovery. — 1998. — Vol. 2, no. 2. — Pp. 121–167. <http://citeseer.ist.psu.edu/burges98tutorial.html>.
21. Martin J. K. An exact probability metric for decision tree splitting and stopping // Machine Learning. — 1997. — Vol. 28, no. 2-3. — Pp. 257–291. <http://citeseer.ist.psu.edu/martin97exact.html>.
22. Marchand M., Shawe-Taylor J. Learning with the set covering machine // Proc. 18th International Conf. on Machine Learning. — Morgan Kaufmann, San Francisco, CA, 2001. — Pp. 345–352. <http://citeseer.ist.psu.edu/452556.html>.
23. Schapire R. The boosting approach to machine learning: An overview // MSRI Workshop on Nonlinear Estimation and Classification, Berkeley, CA. — 2001. <http://citeseer.ist.psu.edu/schapire02boosting.html>.

7. Перечень ресурсов информационно-телекоммуникационной сети "Интернет", необходимых для освоения дисциплины (модуля)

1. <http://www.machinelearning.ru> – профессиональный информационно-аналитический ресурс, посвященный машинному обучению, распознаванию образов и интеллектуальному анализу данных.
2. <http://shad.yandex.ru> – сайт школы анализа данных Яндекса.
3. http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%9C%D0%B0%D1%88%D0%B8%D0%BD%D0%BD%D0%BE%D0%B5_%D0%BE%D0%B1%D1%83%D1%87%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5_%28%D0%BA%D1%83%D1%80%D1%81_%D0%BB%D0%B5%D0%BA%D1%86%D0%B8%D0%B9%2C_%D0%9A.%D0%92.%D0%92%D0%BE%D1%80%D0%BE%D0%BD%D1%86%D0%BE%D0%B2%29

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

На занятиях используются мультимедийные технологии, включая демонстрацию презентаций. В процессе самостоятельной работы обучающихся предполагается использование таких программных средств, как WEKA, IPython Notebook и др.

9. Методические указания для обучающихся по освоению дисциплины (модуля)

Успешное освоение курса требует напряжённой самостоятельной работы студента. В программе курса приведено минимально необходимое время для работы студента над темой. Самостоятельная работа включает в себя:

- проработку учебного материала (по конспектам лекций, учебной и научной литературе);
- подготовку к практическим занятиям, выполнение домашних теоретических и практических заданий;
- подготовку к дифференцированному зачету.

ПРИЛОЖЕНИЕ

ОЦЕНОЧНЫЕ МАТЕРИАЛЫ ПО ДИСЦИПЛИНЕ (МОДУЛЮ)

по направлению: Информатика и вычислительная техника
профиль подготовки: Программная инженерия
Физтех-школа авиационных и цифровых технологий
кафедра технологий проектирования сложных технических систем
курс: 1
квалификация: магистр

Семестр, формы промежуточной аттестации: 2 (весенний) - Дифференцированный зачет

Разработчик: К.В. Власов

1. Компетенции, формируемые в процессе изучения дисциплины

Код и наименование компетенции	Индикаторы достижения компетенции
ОПК-1 Владеет системой фундаментальных научных знаний в области информатики и вычислительной техники	ОПК-1.1 Знает и способен использовать в профессиональной деятельности фундаментальные научные знания и новые научные принципы и методы исследований в области информатики и вычислительной техники
	ОПК-1.2 Способен обобщать и критически оценивать опыт и результаты научных исследований в области профессиональной деятельности
	ОПК-1.3 Понимает междисциплинарные связи в области информатики и вычислительной техники и способен их применять при решении задач профессиональной деятельности
ОПК-2 Имеет представление об актуальных проблемах науки и техники в области информатики и вычислительной техники, способен на научном языке формулировать профессиональные задачи	ОПК-2.2 Способен оценивать актуальность исследований в области информатики и вычислительной техники и их практическую значимость
	ОПК-2.1 Имеет представление о современном состоянии исследований в рамках тематической области своей профессиональной деятельности
	ОПК-2.3 Владеет профессиональной терминологией, используемой в современной научно-технической литературе, обладает навыками устного и письменного изложения результатов научной деятельности в рамках профессиональной коммуникации
ПК-2 Понимает и способен применить в научно-исследовательской и прикладной деятельности основные законы естествознания, современный математический аппарат и алгоритмы, современные информационно-коммуникационные технологии	ПК-2.1 Знает основы научно-исследовательской деятельности в области информационных технологий, владеет знанием основ философии и методологии науки; знанием методов научных исследований и навыками их проведения
	ПК-2.2 Умеет применять полученные знания в области фундаментальных научных основ теории информации и решать стандартные задачи в собственной научно-исследовательской деятельности
	ПК-2.3 Имеет практический опыт научно-исследовательской деятельности в области информационно-коммуникационных технологий
	ПК-2.4 Владеет методами и алгоритмами решения задач цифровой обработки сигналов, использования сети Интернет, аннотирования, реферирования, библиографического поиска, опыт работы с научными источниками
ПК-3 Владеет навыками участия в научных дискуссиях, выступления с сообщениями и докладами устного, письменного и виртуального (размещение в информационных сетях) характера, представления материалов собственных исследований	ПК-3.1 Знает основы ведения научной дискуссии и формы устного научного высказывания
	ПК-3.2 Умеет вести корректную дискуссию в области информационных технологий задавать вопросы и отвечать на поставленные вопросы по теме научной работы
	ПК-3.3 Имеет практический опыт участия в научных студенческих конференциях, очных, виртуальных, заочных обсуждениях научных проблем в области информационных технологий

ПК-1 Готов к включению в профессиональное сообщество; способен проводить под научным руководством локальные исследования на основе существующих методов в конкретной области профессиональной деятельности	ПК-1.1 Знает принципы построения научной работы, методы сбора и анализа полученного материала, способы аргументации; владеет навыками подготовки научных обзоров, публикаций, рефератов и библиографий по тематике проводимых исследований на русском и английском языке
	ПК-1.2 Умеет решать научные задачи с пониманием существующих подходов к верификации моделей программного обеспечения в связи с поставленной целью и в соответствии с выбранной методикой
	ПК-1.3 Имеет практический опыт выступлений и научной аргументации при анализе объекта научной и профессиональной деятельности

2. Показатели оценивания компетенций

В результате изучения дисциплины «Машинное обучение» обучающийся должен:

знать:

- основные принципы и проблематику теории обучения машин;
- основные методы и алгоритмы решения задач обучения по прецедентам;
- основные области применения этих методов и алгоритмов;
- классификации, кластеризации и регрессии.

уметь:

- формализовать постановки прикладных задач анализа данных;
- использовать методы обучения по прецедентам для решения практических задач;
- оценивать точность и эффективность полученных решений.

владеть:

- основными понятиями теории машинного обучения;
- навыками самостоятельной работы при решении типовых задач;
- культурой постановки и моделирования практически значимых задач;
- навыками теоретического анализа реальных задач, решаемых с помощью алгоритмов обучения по прецедентам.

3. Перечень типовых (примерных) вопросов, заданий, тем для подготовки к текущему контролю

1. Записать общую формулу байесовского классификатора (надо помнить формулу).
2. Какие вы знаете три подхода к восстановлению плотности распределения по выборке?
3. Что такое наивный байесовский классификатор?
4. Что такое оценка плотности Парзена-Розенблатта (надо помнить формулу). Выписать формулу алгоритма классификации в методе парзеновского окна.
5. На что влияет ширина окна, а на что вид ядра в методе парзеновского окна?
6. Многомерное нормальное распределение (надо помнить формулу). Вывести формулу квадратичного дискриминанта. При каком условии он становится линейным?
7. На каких предположениях основан линейный дискриминант Фишера?
8. Что такое «проблема мультиколлинеарности», в каких задачах и при использовании каких алгоритмов она возникает? Какие есть подходы к её решению?
9. Что такое «смесь распределений» (надо помнить формулу)?
10. Что такое ЕМ-алгоритм, какова его основная идея? Какая задача решается на Е-шаге, на М-шаге? Каков вероятностный смысл скрытых переменных?
11. Последовательное добавление компонент в ЕМ-алгоритме, основная идея алгоритма.
12. Что такое стохастический ЕМ-алгоритм, какова основная идея? В чём его преимущество (какой недостаток стандартного ЕМ-алгоритма он устраняет)?
13. Что такое сеть радиальных базисных функций?
14. Что такое «выбросы»? Как осуществляется фильтрация выбросов?
15. Что такое обобщённый алгоритм классификации (надо помнить формулу)? Какие вы знаете частные случаи?

16. Как определяется понятие отступа в метрических алгоритмах классификации?
17. Что такое окно переменной ширины, в каких случаях его стоит использовать?
18. Что такое метод потенциальных функций? Идея алгоритма настройки. Сравните с методом радиальных базисных функций.
19. Зачем нужен отбор опорных объектов в метрических алгоритмах классификации?
20. Основная идея алгоритма СТОЛП.
21. Что такое функция конкурентного сходства? Основная идея алгоритма FRiS-СТОЛП.
22. Приведите пример метрического алгоритма классификации, который одновременно является байесовским классификатором.
23. Приведите пример метрического алгоритма классификации, который одновременно является линейным классификатором.
24. Что такое модель МакКаллока-Питтса (надо помнить формулу)?
25. Метод стохастического градиента. Расписать градиентный шаг для квадратичной функции потерь и сигмоидной функции активации.
26. Недостатки метода SG и как с ними бороться?
27. Что такое линейный адаптивный элемент ADALINE?
28. Что такое правило Хэбба?
29. Что такое «сокращение весов»?
30. Обоснование логистической регрессии (основная теорема), основные посылки (3) и следствия (2). Как выражается апостериорная вероятность классов (надо помнить формулу).
31. Как выражается функция потерь в логистической регрессии (надо помнить формулу).
32. Две мотивации и постановка задачи метода опорных векторов. Уметь вывести постановку задачи SVM (рекомендуется помнить формулу постановки задачи).
33. Какая функция потерь используется в SVM? В логистической регрессии? Какие ещё функции потерь Вы знаете?
34. Что такое ядро в SVM? Зачем вводятся ядра? Любая ли функция может быть ядром?
35. Какое ядро порождает полимиальные разделяющие поверхности?
36. Что такое ROC-кривая, как она определяется? Как она эффективно вычисляется?
37. В каких алгоритмах классификации можно узнать не только классовую принадлежность классифицируемого объекта, но и вероятность того, что данный объект принадлежит каждому из классов?
38. Каков вероятностный смысл регуляризации? Какие типы регуляризаторов Вы знаете?
39. Что такое принцип максимума совместного правдоподобия данных и модели (надо помнить формулу)?
40. Что такое ядерное сглаживание?
41. Что есть общего между ядром в непараметрической регрессии и ядром SVM?
42. На что влияет ширина окна, а на что вид ядра в непараметрической регрессии?
43. Что такое окна переменной ширины, и зачем они нужны?
44. Что такое «выбросы»? Как осуществляется фильтрация выбросов в непараметрической регрессии?
45. Постановка задачи многомерной линейной регрессии. Матричная запись.
46. Что такое сингулярное разложение? Как оно используется для решения задачи наименьших квадратов?
47. Что такое «проблема мультиколлинеарности» в задачах многомерной линейной регрессии? Какие есть три подхода к её устранению?

4. Перечень типовых (примерных) вопросов и тем для проведения промежуточной аттестации обучающихся

Перечень контрольных вопросов для сдачи дифференцированного зачета:

1. Записать общую формулу байесовского классификатора (надо помнить формулу).
2. Какие вы знаете три подхода к восстановлению плотности распределения по выборке?
3. Что такое наивный байесовский классификатор?
4. Что такое оценка плотности Парзена-Розенблатта (надо помнить формулу). Выписать формулу алгоритма классификации в методе парзеновского окна.

5. На что влияет ширина окна, а на что вид ядра в методе парзеновского окна?
6. Многомерное нормальное распределение (надо помнить формулу). Вывести формулу квадратичного дискриминанта. При каком условии он становится линейным?
7. На каких предположениях основан линейный дискриминант Фишера?
8. Что такое «проблема мультиколлинеарности», в каких задачах и при использовании каких алгоритмов она возникает? Какие есть подходы к её решению?
9. Что такое «смесь распределений» (надо помнить формулу)?
10. Что такое ЕМ-алгоритм, какова его основная идея? Какая задача решается на Е-шаге, на М-шаге? Каков вероятностный смысл скрытых переменных?
11. Последовательное добавление компонент в ЕМ-алгоритме, основная идея алгоритма.
12. Что такое стохастический ЕМ-алгоритм, какова основная идея? В чём его преимущество (какой недостаток стандартного ЕМ-алгоритма он устраняет)?
13. Что такое сеть радиальных базисных функций?
14. Что такое «выбросы»? Как осуществляется фильтрация выбросов?
15. Что такое обобщённый алгоритм классификации (надо помнить формулу)? Какие вы знаете частные случаи?
16. Как определяется понятие отступа в метрических алгоритмах классификации?
17. Что такое окно переменной ширины, в каких случаях его стоит использовать?
18. Что такое метод потенциальных функций? Идея алгоритма настройки. Сравните с методом радиальных базисных функций.
19. Зачем нужен отбор опорных объектов в метрических алгоритмах классификации?
20. Основная идея алгоритма СТОЛП.
21. Что такое функция конкурентного сходства? Основная идея алгоритма FRiS-СТОЛП.
22. Приведите пример метрического алгоритма классификации, который одновременно является байесовским классификатором.
23. Приведите пример метрического алгоритма классификации, который одновременно является линейным классификатором.
24. Что такое модель МакКаллока-Питтса (надо помнить формулу)?
25. Метод стохастического градиента. Расписать градиентный шаг для квадратичной функции потерь и сигмоидной функции активации.
26. Недостатки метода SG и как с ними бороться?
27. Что такое линейный адаптивный элемент ADALINE?
28. Что такое правило Хэбба?
29. Что такое «сокращение весов»?
30. Обоснование логистической регрессии (основная теорема), основные посылки (3) и следствия (2). Как выражается апостериорная вероятность классов (надо помнить формулу).
31. Как выражается функция потерь в логистической регрессии (надо помнить формулу).
32. Две мотивации и постановка задачи метода опорных векторов. Уметь вывести постановку задачи SVM (рекомендуется помнить формулу постановки задачи).
33. Какая функция потерь используется в SVM? В логистической регрессии? Какие ещё функции потерь Вы знаете?
34. Что такое ядро в SVM? Зачем вводятся ядра? Любая ли функция может быть ядром?
35. Какое ядро порождает полимиальные разделяющие поверхности?
36. Что такое ROC-кривая, как она определяется? Как она эффективно вычисляется?
37. В каких алгоритмах классификации можно узнать не только классовую принадлежность классифицируемого объекта, но и вероятность того, что данный объект принадлежит каждому из классов?
38. Каков вероятностный смысл регуляризации? Какие типы регуляризаторов Вы знаете?
39. Что такое принцип максимума совместного правдоподобия данных и модели (надо помнить формулу)?
40. Что такое ядерное сглаживание?
41. Что есть общего между ядром в непараметрической регрессии и ядром SVM?
42. На что влияет ширина окна, а на что вид ядра в непараметрической регрессии?
43. Что такое окна переменной ширины, и зачем они нужны?
44. Что такое «выбросы»? Как осуществляется фильтрация выбросов в непараметрической регрессии?

45. Постановка задачи многомерной линейной регрессии. Матричная запись.
46. Что такое сингулярное разложение? Как оно используется для решения задачи наименьших квадратов?
47. Что такое «проблема мультиколлинеарности» в задачах многомерной линейной регрессии? Какие есть три подхода к её устранению?
48. Сравнить гребневую регрессию и лассо. В каких задачах предпочтительнее использовать лассо?
49. Какую проблему решает метод главных компонент в многомерной линейной регрессии? Записать матричную постановку задачи для метода главных компонент.
50. Как свести задачу многомерной нелинейной регрессии к последовательности линейных задач?

Примеры задач

1. Задана цена отказа от классификации. Выписать модифицированную формулу байесовского классификатора.
2. Вывести формулу линейного дискриминанта для случая независимых признаков.
3. Вывести формулу наивного байесовского классификатора для случая бинарных признаков (доказать, что он линеен).
4. Вывести формулу градиентного шага в методе логистической регрессии для задачи классификации с двумя классами. Сравнить с правилом Хэбба.
5. Вывести формулу непараметрической регрессии Надарая-Ватсона.
6. Вывести формулу регуляризованного решения задачи многомерной линейной регрессии через сингулярное разложение.
7. Вывести градиентный метод обучения в логистической регрессии.

Билет 1

1. Как приспособить ЕМ-алгоритм для решения задачи с частичным обучением?
2. Какие способы решения задачи с частичным обучением Вы знаете?

Билет 2

1. Почему задачи с частичным обучением выделены в отдельный класс? Приведите примеры, когда методы классификации и кластеризации дают неадекватное решение задачи с частичным обучением.
2. Как приспособить графовые алгоритмы кластеризации для решения задачи с частичным обучением?

Билет 3

1. Как устроена самоорганизующаяся карта Кохонена?
2. Как интерпретируются карты Кохонена?

Билет 4

1. Какой функционал качества оптимизируется сетью Кохонена? (помнить формулу)
2. В чем отличия правил мягкой и жесткой конкуренции? В чём преимущества мягкой конкуренции?

Критерии оценивания

Оценка отлично 10 баллов - выставляется студенту, показавшему всесторонние, систематизированные, глубокие знания учебной программы дисциплины, проявляющему интерес к данной предметной области, продемонстрировавшему умение уверенно и творчески применять их на практике при решении конкретных задач, свободное и правильное обоснование принятых решений.

Оценка отлично 9 баллов - выставляется студенту, показавшему всесторонние, систематизированные, глубокие знания учебной программы дисциплины и умение уверенно применять их на практике при решении конкретных задач, свободное и правильное обоснование принятых решений.

Оценка отлично 8 баллов - выставляется студенту, показавшему всесторонние, систематизированные, глубокие знания учебной программы дисциплины и умение уверенно применять их на практике при решении конкретных задач, правильное обоснование принятых решений, с некоторыми недочетами.

Оценка хорошо 7 баллов - выставляется студенту, если он твердо знает материал, грамотно и по существу излагает его, умеет применять полученные знания на практике, но недостаточно грамотно обосновывает полученные результаты.

Оценка хорошо 6 баллов - выставляется студенту, если он твердо знает материал, грамотно и по существу излагает его, умеет применять полученные знания на практике, но допускает в ответе или в решении задач некоторые неточности.

Оценка хорошо 5 баллов - выставляется студенту, если он в основном знает материал, грамотно и по существу излагает его, умеет применять полученные знания на практике, но допускает в ответе или в решении задач достаточно большое количество неточностей.

Оценка удовлетворительно 4 балла - выставляется студенту, показавшему фрагментарный, разрозненный характер знаний, недостаточно правильные формулировки базовых понятий, нарушения логической последовательности в изложении программного материала, но при этом он освоил основные разделы учебной программы, необходимые для дальнейшего обучения, и может применять полученные знания по образцу в стандартной ситуации.

Оценка удовлетворительно 3 балла - выставляется студенту, показавшему фрагментарный, разрозненный характер знаний, допускающему ошибки в формулировках базовых понятий, нарушения логической последовательности в изложении программного материала, слабо владеет основными разделами учебной программы, необходимыми для дальнейшего обучения и с трудом применяет полученные знания даже в стандартной ситуации.

Оценка неудовлетворительно 2 балла - выставляется студенту, который не знает большей части основного содержания учебной программы дисциплины, допускает грубые ошибки в формулировках основных принципов и не умеет использовать полученные знания при решении типовых задач.

Оценка неудовлетворительно 1 балл - выставляется студенту, который не знает основного содержания учебной программы дисциплины, допускает грубейшие ошибки в формулировках базовых понятий дисциплины и вообще не имеет навыков решения типовых практических задач.

Пример для экзаменационного билета из трех вопросов:

1. Решающие списки: принцип работы, схема алгоритма построения по обучающей выборке, стратегии выбора классов при построении. Примеры задач, не решаемых решающими списками.
2. Метод опорных векторов. Оптимизационная задача с ограничениями в виде неравенств и безусловная. Опорные векторы. Kerneltrick. Оптимизационная задача в S3VM и SVR.
3. Логистическая регрессия. Принцип максимума правдоподобия и логарифмическая функция потерь. Метод стохастического градиента в логистической регрессии.

За первое задание студент получает от 0 до 4 баллов, за второе и третье – от 0 до 3 баллов за каждое в зависимости от полноты представленного ответа (решения). Количество набранных баллов определяет оценку за экзамен:

Оценка	Набранные баллы
отлично (10)	более 9
отлично (9)	от 8 до 9 включительно
хорошо (8)	от 7 до 8 включительно
хорошо (7)	от 6 до 7 включительно
хорошо (6)	от 5 до 6 включительно
удовлетворительно (5)	от 4 до 5 включительно
удовлетворительно (4)	от 3 до 4 включительно
удовлетворительно (3)	от 2 до 3 включительно
неудовлетворительно (2)	от 1 до 2 включительно

5. Методические материалы, определяющие процедуры оценивания знаний, умений, навыков и (или) опыта деятельности

Во время проведения дифференцированного зачета обучающиеся могут пользоваться программой дисциплины, а также справочной литературой, вычислительной техникой, конспектами лекций. Дифференцированный зачет может проводиться по итогам текущей успеваемости и сдачи заданий или путем организации специального опроса, проводимого в устной форме.