МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

«РЯЗАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ РАДИОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ В.Ф. УТКИНА»

Кафедра «Вычислительная и прикладная математика»

ФОНД ОЦЕНОЧНЫХ СРЕДСТВ ПО ДИСЦИПЛИНЕ

«МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ»

Направление подготовки: 09.03.04 Программная инженерия

Профиль: «Программная инженерия»

Уровень подготовки: Бакалавриат

Рязань, 2025

Оценочные материалы – это совокупность учебно-методических материалов (контрольных заданий, описаний форм и процедур проверки), предназначенных для оценки качества освоения обучающимися данной дисциплины как части ОПОП.
Цель – оценить соответствие знаний, умений и владений, приобретенных обучающимся в процессе изучения дисциплины, целям и требованиям ОПОП в ходе проведения промежуточной аттестации.
Промежуточный контроль по дисциплине осуществляется путем проведения экзамена. Форма проведения экзамена – билеты с письменным ответом на два теоретических вопроса и одним практическим заданием. При необходимости проводится устная беседа с обучаемым для уточнения оценки. Выполнение заданий на лабораторных и практических занятиях в течение семестра является обязательным условием для допуска к экзамену.

1. ПАСПОРТ ОЦЕНОЧНЫХ МАТЕРИАЛОВ

Разделы дисциплины	**Компетенции**	**Оценочные средства**
Введение в оптимизацию. Одномерные методы.	УК-2.2, ОПК-1.1	Тесты, вопросы к зачету
Линейное программирование и симплекс-метод.	УК-2.2, ОПК-1.2	Контрольные задачи, зачет
Безусловная многомерная оптимизация.	ОПК-1.1, ОПК-1.2	Лабораторные работы, тесты
Стохастические методы обучения ИИ.	ПК-6.1	Тесты, практические кейсы
Выпуклое программирование и условия ККТ.	УК-2.2, ПК-6.1	Контрольные задачи, зачет
Эвристические и метаэвристические методы.	ПК-6.1	Лабораторные работы, зачет

2. ТЕСТОВЫЕ ВОПРОСЫ ЗАКРЫТОГО ТИПА (20 ВОПРОСОВ)

1. Какое условие является необходимым условием экстремума 1-го порядка для дифференцируемой функции?
а) равенство Гессиана нулю
б) равенство градиента нулю (верно)
в) положительная определенность Гессиана
г) отрицательная определенность градиента

2. Что гарантирует выпуклость целевой функции в задачах математического программирования?
а) любой локальный минимум является глобальным (верно)
б) функция не имеет экстремумов
в) градиент всегда равен константе
г) Гессиан равен нулю

3. Какая геометрическая фигура является областью допустимых решений в задачах линейного программирования?
а) эллипсоид
б) гиперболоид
в) выпуклый многогранник (верно)
г) открытая бесконечная плоскость

4. Какой метод используется для нахождения начального опорного плана в ЛП при наличии ограничений вида '>='?
а) метод золотого сечения
б) метод искусственного базиса (М-метод) (верно)
в) метод Ньютона
г) метод дихотомии

5. Если Гессиан функции в стационарной точке положительно определен, то эта точка является:
а) точкой локального максимума
б) точкой локального минимума (верно)
в) седловой точкой
г) точкой разрыва

6. В градиентном спуске направление движения на каждой итерации выбирается как:
а) направление градиента
б) направление антиградиента (верно)
в) случайный вектор
г) направление главной диагонали Гессиана

7. Какой из методов оптимизации относится к методам второго порядка?
а) метод сопряженных градиентов
б) метод Ньютона (верно)

в) метод золотого сечения
г) градиентный спуск с дроблением шага

8. Чем квазиньютоновские методы (например, BFGS) принципиально отличаются от классического метода Ньютона?
а) они не используют первые производные
б) они аппроксимируют обратный Гессиан без его явного вычисления на каждом шаге (верно)
в) они работают только для линейных функций
г) они являются стохастическими

9. Какая проблема больших данных решается переходом от классического градиентного спуска (GD) к стохастическому (SGD)?
а) высокая вычислительная сложность расчета градиента по всей выборке на каждом шаге (верно)
б) неустойчивость к шумам
в) отсутствие сходимости для выпуклых функций
г) необходимость вычисления матрицы Гессе

10. Какая модификация SGD добавляет 'инерцию' для ускорения прохождения оврагов и плато целевой функции?
а) RMSprop
б) Momentum (метод импульсов) (верно)
в) Adagrad
г) Метод штрафов

11. Оптимизатор Adam объединяет в себе идеи:
а) Ньютона и BFGS
б) метода импульсов (Momentum) и адаптивного шага (RMSprop) (верно)
в) штрафных функций и барьеров
г) золотого сечения и дихотомии

12. В каком случае для задачи оптимизации с ограничениями используются множители Лагранжа?
а) когда все ограничения имеют вид строгих неравенств
б) когда ограничения заданы в виде равенств (верно)
в) только в дискретных задачах
г) при отсутствии дифференцируемости целевой функции

13. Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ) расширяют метод Лагранжа на задачи:
а) с ограничениями в виде равенств и неравенств (верно)
б) только безусловной оптимизации
в) целочисленного программирования
г) многокритериального выбора

14. Метод штрафных функций применяется для:
а) ускорения вычисления Гессиана
б) сведения задачи условной оптимизации к последовательности задач безусловной оптимизации (верно)
в) подбора гиперпараметров Optuna
г) исключения случайных шумов в SGD

15. Какое эвристическое свойство характерно для метода Нелдера-Мида?
а) он использует случайный поиск
б) он не требует вычисления производных и основан на деформации симплекса (верно)
в) он строго гарантирует сходимость к глобальному минимуму
г) он применим только для квадратичных функций

16. Какое распределение лежит в основе байесовской оптимизации при подборе гиперпараметров моделей ИИ?
а) нормальное распределение
б) Гауссовский процесс (Gaussian Process) (верно)
в) распределение Пуассона
г) биномиальное распределение

17. Число обусловленности матрицы вторых производных (Гессиана) влияет на:
а) размер мини-батча в SGD
б) скорость сходимости градиентного спуска и форму оврагов целевой функции (верно)
в) количество ограничений в задаче ЛП
г) знак множителей Лагранжа

18. Какое ограничение накладывается на шаг (learning rate) в методе Adagrad?
а) он увеличивается для часто встречающихся признаков
б) он уменьшается обратно пропорционально корню из суммы квадратов прошлых градиентов (верно)
в) он остается неизменным
г) он удваивается на каждой итерации

19. Какая библиотека Python содержит встроенный модуль `scipy.optimize` для решения задач linprog и minimize?
а) PyTorch
б) SciPy (верно)
в) Pandas
г) Scikit-learn

20. В задачах условной оптимизации барьерные методы (методы внутренних точек) отличаются тем, что:
а) начальная и все последующие точки обязаны лежать строго внутри допустимой области (верно)

б) они нарушают ограничения на промежуточных шагах
в) они применимы только к недифференцируемым функциям
г) они работают без целевой функции

3. ТЕСТОВЫЕ ВОПРОСЫ ОТКРЫТОГО ТИПА (10 ВОПРОСОВ)

1. Как называется матрица вторых частных производных дважды дифференцируемой функции многих переменных? (Ответ: Гессиан / матрица Гессе)

2. Какое свойство целевой функции гарантирует, что локальный минимум совпадает с глобальным минимумом? (Ответ: Выпуклость)

3. Как называется вектор, элементами которого являются первые частные производные функции, указывающий направление наибыстрейшего роста? (Ответ: Градиент)

4. Какое математическое утверждение связывает значения целевых функций прямой и двойственной задач линейного программирования в точках оптимума? (Ответ: Теорема двойственности)

5. Как называется алгоритм направленного перебора вершин выпуклого многогранника решений в линейном программировании? (Ответ: Симплекс-метод)

6. Какой популярный фреймворк на Python используется для автоматизации байесовского подбора гиперпараметров моделей машинного обучения? (Ответ: Optuna)

7. Как называется размер подмножества данных, по которому вычисляется градиент на одной итерации в методе SGD? (Ответ: Мини-батч / batch size)

8. Как называется точка допустимого множества, в которой выполняются необходимые условия экстремума функции при наличии ограничений-неравенств? (Ответ: Точка Каруша-Куна-Таккера / ККТ-точка)

9. Метод Нелдера-Мида также известен под названием метод деформируемого... (Ответ: симплекса)

10. Как называется скалярный параметр в градиентных методах, определяющий величину шага в направлении антиградиента (в ML обозначается как learning rate)? (Ответ: Темп обучения / шаг обучения / длина шага)

4. ПЕРЕЧЕНЬ ВОПРОСОВ ДЛЯ ПОДГОТОВКИ К ЗАЧЕТУ (40 ВОПРОСОВ)

1. Предмет и задачи математической оптимизации. Примеры приложений в ИИ и машинном обучении.

2. Математическая постановка общей задачи оптимизации: целевая функция, ограничения, допустимая область.

3. Локальный и глобальный экстремумы: определения, геометрическая интерпретация.

4. Классификация задач оптимизации по гладкости, линейности и непрерывности параметров.

5. Градиент функции: определение, геометрический и физический смысл, свойства.

6. Матрица Якоби и матрица Гессе (Гессиан): определения, роль в анализе функций многих переменных.

7. Необходимые и достаточные условия экстремума первого и второго порядков для функций одной переменной.

8. Необходимые условия экстремума первого порядка для безусловной многомерной оптимизации.

9. Достаточные условия экстремума второго порядка (анализ знакоопределенности Гессиана).

10. Выпуклые множества: определение, примеры, свойства выпуклых комбинаций.

11. Выпуклые и вогнутые функции: критерии выпуклости через градиент и Гессиан.

12. Свойства экстремумов выпуклых функций на выпуклых множествах. Теорема о единственности минимума.

13. Постановка задачи линейного программирования (ЛП). Основные формы записи (стандартная, каноническая).

14. Геометрический метод решения задач линейного программирования на плоскости.

15. Понятие опорного плана, базисных и свободных переменных в симплекс-методе.

16. Алгоритм классического симплекс-метода: правила выбора ведущего столбца и ведущей строки.

17. Метод искусственного базиса (двухэтапный симплекс-метод и М-метод) для поиска начального плана.

18. Экономический смысл двойственности в линейном программировании. Основные теоремы двойственности.

19. Связь между оптимальными решениями прямой и двойственной задач ЛП. Условия дополняющей нежесткости.

20. Методы одномерной безусловной оптимизации: метод дихотомии и метод золотого сечения.

21. Классический градиентный спуск: расчетная схема, выбор направления движения.

22. Проблема выбора шага в градиентном спуске. Стратегия дробления шага (условие Армихо).

23. Явление 'овражности' целевой функции и его влияние на сходимость градиентных методов.

24. Число обусловленности матрицы Гессе и его связь со скоростью сходимости первого порядка.

25. Классический метод Ньютона для многомерной оптимизации: вывод формулы, квадратичная сходимость.

26. Недостатки метода Ньютона (чувствительность к начальной точке, вычислительная сложность обращения Гессиана).

27. Квазиньютоновские методы: общая идея аппроксимирующих матриц, сравнение с градиентным спуском.

28. Алгоритм BFGS: расчетная схема, свойства обновления матрицы вторых производных.

29. Переход от пакетного градиентного спуска (GD) к стохастическому (SGD) для больших выборок.

30. Стохастический градиентный спуск (SGD): алгоритм, математическое ожидание градиента, мини-батчи.

31. Использование импульса (Momentum GD) для борьбы с осцилляциями в оврагах целевой функции.

32. Модификация Нестерова (NAG): концепция 'заглядывания вперед' при расчете градиента.

33. Адаптивные методы оптимизации: идея алгоритма Adagrad и его ограничения на глубоких сетях.

34. Алгоритм RMSprop как решение проблемы затухания темпа обучения в Adagrad.

35. Оптимизатор Adam: расчетные формулы, смещенные и несмещенные оценки моментов градиента.

36. Задача оптимизации с ограничениями-равенствами. Метод классических множителей Лагранжа.

37. Функция Лагранжа и условия регулярности для задач с ограничениями-неравенствами.

38. Полная система условий Каруша-Куна-Таккера (ККТ) и ее применение для поиска экстремумов.

39. Метод штрафных функций (внешняя точка) и метод барьерных функций (внутренняя точка).

40. Безградиентная оптимизация: метод Нелдера-Мида (деформируемый симплекс) и концепция байесовской оптимизации (Optuna).

Оператор ЭДО ООО "Компания "Тензор"

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ

СОГЛАСОВАНО **ФГБОУ ВО "РГРТУ", РГРТУ,** Овечкин Геннадий Владимирович, Заведующий кафедрой ВПМ **05.11.26** 14:46 (MSK) Простая подпись