

Документ подписан простой электронной подписью

Информация о владельце:

ФИО: Порохня Андрей Александрович

Должность: И.о. директора института перспективной инженерии

Дата подписания: 17.06.2026 12:22:53

Уникальный программный ключ:

990bea3aeec48c23bd8699e48288f8d1960c600

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«СЕВЕРО-КАВКАЗСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

УТВЕРЖДАЮ

И.о. директора института
перспективной инженерии,
канд. техн. наук, доцент
А.А. Порохня

ФОНД ОЦЕНОЧНЫХ СРЕДСТВ ПО ДИСЦИПЛИНЕ
«Искусственный интеллект и машинное обучение»

Направление подготовки	09.03.01 Информатика и вычислительная техника
Направленность (профиль)	Программное обеспечение средств вычислительной техники и автоматизированных систем
Год начала обучения	2026 г.
Форма обучения	очная
Реализуется в семестре	4

Введение

1. Назначение

Фонд оценочных средств по дисциплине «Искусственный интеллект и машинное обучение» предназначен для объективной оценки уровня сформированности компетенций.

2. ФОС является приложением к программе дисциплины «Искусственный интеллект и машинное обучение».

3. Разработчик Р. А. Воронкин, доцент департамента цифровых, робототехнических систем и электроники института перспективной инженерии.

4. Проведена экспертиза ФОС.

Члены экспертной группы:

Председатель: Н.Ю. Братченко, председатель УМК института перспективной инженерии, доцент департамента цифровых, робототехнических систем и электроники института перспективной инженерии.

Члены комиссии:

В.П. Мочалов, профессор департамента цифровых, робототехнических систем и электроники института перспективной инженерии.

С.В. Мельников, старший научный сотрудник междисциплинарного учебно-исследовательского центра агротехнологий, доцент департамента цифровых, робототехнических систем и электроники института перспективной инженерии.

Представитель организации работодателя:

Миронов В.А., генеральный директор ООО «Оринтекс».

Экспертное заключение: ФОС по дисциплине позволяет оценить уровень сформированности компетенций. Приступить к апробации.

5.Срок действия ФОС определяется сроком реализации образовательной программы.

1. Описание критериев оценивания компетенции на различных этапах их формирования, описание шкал оценивания

Компетенция (ии), индикатор (ы)	Уровни сформированности компетенции(ий),			
	Минимальный уровень не достигнут (Неудовлетвори тельно) 2 балла	Минимальный уровень (удовлетворите льно) 3 балла	Средний уровень (хорошо) 4 балла	Высокий уровень (отлично) 5 баллов
ПК-1				
Результаты обучения по дисциплине (модулю): <i>Индикатор:</i> ИД-2 _{ПК-1} проводит анализ исполнения требований; вырабатывает варианты реализации требований; проводит оценку и обоснование рекомендуемых решений; выбирает средства реализации требований к программному обеспечению; использует существующие типовые решения и шаблоны проектирования программного обеспечения; разрабатывает технические спецификации на программные компоненты и их взаимодействие.	Не способен выполнить анализ или предложить реалистичное проектное решение. Отсутствует понимание архитектуры ПО.	Выполняет базовый анализ требований, использует готовые шаблоны, но с ошибками. Спецификации частично соответствуют требованиям.	Уверенно проводит анализ, использует подходящие шаблоны проектирования, грамотно формирует спецификации.	Полностью овладел методами анализа и проектирования, предлагает оптимальные архитектурные решения, разрабатывает полные и обоснованные спецификации.
ПК-2				
Результаты обучения по дисциплине (модулю): <i>Индикатор:</i> ИД-1 _{ПК-2} реализует методы планирования проектных работ; применяет методы классического системного анализа; использует теорию управления бизнес-	Не владеет методами системного анализа и оценки качества.	Знает методы, но применяет их формально, без учёта специфики задачи	Адекватно применяет методы анализа и оценки в типичных задачах.	Уверенно использует методы системного анализа, применяет их к сложным и реальным проектам.

процессами, методы концептуального проектирования, методы оценки качества программных систем; осуществляет решение задач оптимизации при разработке бизнес-требований к системе.				
Результаты обучения по дисциплине (модулю): <i>Индикатор:</i> ИД-2_{ПК-2} разрабатывает технико-экономическое обоснование; разрабатывает техническое задание на систему; разрабатывает требования к подсистемам системы и осуществляет контроль их качества; организывает оценку соответствия требованиям существующих систем и их аналогов; выполняет сопровождение приемочных испытаний и ввод в эксплуатацию системы; обрабатывает запросы на изменение требований к системе.	Не способен сформулировать требования или разработать ТЗ. Отсутствует понимание приёмки.	Может составить упрощённое ТЗ, выявляет основные требования, участвует в испытаниях с помощью преподавателя.	Разрабатывает полноценное ТЗ, контролирует соответствие требованиям, документирует процесс.	Разрабатывает полные требования, организует процесс тестирования и ввода в эксплуатацию с обоснованием решений.
Результаты обучения по дисциплине (модулю): <i>Индикатор:</i> ИД-3_{ПК-2} составляет графики контрольных мероприятий; разрабатывает бизнес-требования к системе; способен определять ключевые свойства и ограничения системы; выделяет подсистемы системы	Не может определить ключевые свойства системы или составить график.	Составляет неполные или формальные требования, ошибается в определении подсистем.	Адекватно формирует требования и подсистемы, демонстрирует понимание архитектурной структуры.	Чётко определяет свойства системы, грамотно проектирует и декомпозирует архитектуру, учитывает ограничения.

Результаты обучения по дисциплине (модулю): <i>Индикатор:</i> ИД-4 _{ПК-2} Осуществляет решение задач оптимизации при разработке бизнес-требований к системе	Не владеет методами оптимизации, не может применить их на практике.	Использует методы оптимизации шаблонно или с ошибками.	Применяет базовые методы оптимизации в типовых задачах.	Использует методы оптимизации при проектировании систем ИИ и МО, способен обосновать выбор.
Результаты обучения по дисциплине (модулю): <i>Индикатор:</i> ИД-12 _{ПК-2} Разрабатывает программный код на языках программирования высокого уровня	Не владеет синтаксисом языка, не может реализовать базовые функции.	Пишет работающий код с ошибками или с минимальной функциональностью.	Разрабатывает корректный код, использует стандартные конструкции и библиотеки.	Создаёт эффективный, модульный и читаемый код, реализует сложную логику с применением современных практик.
Результаты обучения по дисциплине (модулю): <i>Индикатор:</i> ИД-15 _{ПК-2} Осуществляет сбор, обработку и анализ результатов оценки готовых систем на соответствие требований	Не проводит анализ или делает его формально, без выводов.	Выполняет частичную обработку, делает примитивные выводы.	Уверенно собирает и анализирует данные, формирует обоснованные выводы.	Системно проводит оценку качества, предлагает рекомендации по улучшению, оформляет аналитический отчёт.

Оценивание уровня сформированности компетенции по дисциплине осуществляется на основе «Положения о проведении текущего контроля успеваемости и промежуточной аттестации обучающихся по образовательным программам высшего образования - программам бакалавриата, программам специалитета, программам магистратуры - в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Северо-Кавказский федеральный университет» в актуальной редакции.

ОЦЕНОЧНЫЕ СРЕДСТВА ДЛЯ ПРОВЕРКИ УРОВНЯ СФОРМИРОВАННОСТИ КОМПЕТЕНЦИЙ

Номер задания	Правильный ответ	Содержание вопроса	Компетенция
		Форма обучения очная, Семестр 4 (3)	
1	Искусственный интеллект — это область, изучающая методы создания интеллектуальных систем	Дайте определение понятию «искусственный интеллект»	ПК-1
2	Машинное обучение — это метод анализа данных, при котором модель обучается на основе примеров	Что такое машинное обучение?	ПК-1
3	Классификация	Какой из следующих типов задач относится к обучению с учителем? А) Кластеризация Б) Снижение размерности В) Классификация Г) Сжатие данных	ПК-1
4	С обучением, без обучения, с частичным обучением	Назовите основные подходы к обучению в машинном обучении	ПК-1
5	1. Сбор данных; 2. Предобработка; 3. Обучение; 4. Оценка; 5. Внедрение	Упорядочите этапы жизненного цикла проекта машинного обучения: предобработка данных, оценка модели, сбор данных, обучение модели, внедрение	ПК-2
6	Обучающая выборка — это набор данных, содержащий входные признаки и соответствующие целевые значения	Что такое обучающая выборка в задачах машинного обучения?	ПК-2
7	Г) Все перечисленное	Какие задачи можно решать с помощью ИИ? А) Диагностика заболеваний Б) Распознавание лиц В) Классификация текстов Г) Все перечисленное	ПК-1
8	Модель — это алгоритм, обученный на данных и способный делать предсказания	Что такое модель в машинном обучении?	ПК-2
9	В) Регрессия	Какая задача предполагает предсказание числового значения? А) Классификация Б) Кластеризация В) Регрессия Г) Ассоциации	ПК-1

1	Искусственный интеллект — это область, изучающая методы создания интеллектуальных систем	Дайте определение понятию «искусственный интеллект»	ПК-1
10	Признаки — это измеряемые характеристики объекта, подаваемые на вход модели	Что такое признаки в машинном обучении?	ПК-2
11	Для устранения выбросов, нормализации и повышения качества модели	Зачем проводится предобработка данных?	ПК-2
12	В) Обучение модели на размеченных данных	Что означает термин «обучение с учителем»? А) Обучение с участием преподавателя Б) Обучение модели на размеченных данных В) Обучение модели на размеченных данных Г) Сопровождение модели после внедрения	ПК-1
13	Обучение с учителем, обучение без учителя, обучение с подкреплением	Перечислите основные типы обучения в машинном обучении	ПК-2
14	В) Обучение без учителя	Какой тип обучения используется при кластеризации? А) Обучение с учителем Б) Обучение с подкреплением В) Обучение без учителя Г) Глубокое обучение	ПК-2
15	Классификация, регрессия, кластеризация, понижение размерности, ассоциации	Назовите не менее четырёх распространённых задач машинного обучения	ПК-2
16	В) Регрессия	Какая задача решается путём предсказания непрерывной величины? А) Классификация Б) Кластеризация В) Регрессия Г) Ассоциации	ПК-2
17	В) Обнаружение групп схожих объектов	Что делает алгоритм кластеризации? А) Прогнозирует число Б) Определяет класс В) Обнаруживает группы схожих объектов Г) Преобразует данные в текст	ПК-2
18	Обучение с учителем требует размеченных данных; без учителя — нет	В чём принципиальное отличие между обучением с учителем и без учителя?	ПК-2

19	D) Все перечисленные	Какие из следующих задач относятся к обучению с учителем? А) Классификация Б) Регрессия В) Предсказание цены Г) Все перечисленные	ПК-2
20	A) Алгоритм выбирает действия, получая награды	Что происходит в обучении с подкреплением? А) Алгоритм выбирает действия, получая награды Б) Модель обучается на размеченных данных В) Модель обучается без целевых значений Г) Используется только логика	ПК-2
21	Модель регрессии предсказывает вещественные значения, а классификации — категории	В чём разница между задачей регрессии и классификации?	ПК-2
22	Ассоциации — это задача поиска часто встречающихся шаблонов в данных	Объясните, что представляет собой задача ассоциации в машинном обучении	ПК-2
23	D) Все перечисленные	Что из перечисленного является задачами машинного обучения? А) Предсказание отказов оборудования Б) Анализ поведения клиентов В) Сегментация изображений Г) Все перечисленные	ПК-2
24	Обучение с учителем	Какой тип обучения используется в задачах предсказания категорий и чисел?	ПК-2
25	Пропущенные значения, выбросы, несоответствия типов, дубликаты	Назовите основные проблемы, встречающиеся в сырых (необработанных) данных	ПК-2
26	Стандартизация, нормализация, кодирование категориальных признаков	Перечислите распространённые методы предобработки данных	ПК-2
27	B) Заполнение средним значением	Какой из способов можно использовать для заполнения пропущенных значений в числовом признаке? А) Удаление всех строк Б) Заполнение случайными значениями В) Заполнение средним значением Г) Заполнение текстом «неизвестно»	ПК-2
28	Признак — это измеримая характеристика объекта, подаваемая на вход модели	Что такое признак в контексте машинного обучения?	ПК-1

29	Г) Категориальные и числовые	Какие типы признаков обычно выделяют в машинном обучении? А) Бинарные и текстовые Б) Числовые и вещественные В) Логические и символьные Г) Категориальные и числовые	ПК-2
30	Пропущенные значения могут снижать точность модели и нарушать обучающую выборку	Почему важно обрабатывать пропущенные значения в датасете?	ПК-2
31	One-hot encoding	Какой метод кодирования категориальных признаков используется для создания бинарных столбцов для каждого уникального значения?	ПК-2
32	Изменение формы и структуры признаков для повышения эффективности модели	Что означает термин «инженерия признаков»?	ПК-1
33	В) Отбор признаков, генерация новых признаков, преобразование существующих	Что входит в инженерный процесс обработки признаков? А) Удаление модели Б) Сохранение признаков в файл В) Отбор признаков, генерация новых признаков, преобразование существующих Г) Вставка случайных признаков	ПК-1
34	Г) Min-Max масштабирование	Какой метод нормализации преобразует значения в диапазон от 0 до 1? А) Z-преобразование Б) Двоичное кодирование В) Удаление выбросов Г) Min-Max масштабирование	ПК-2
35	Удаление дубликатов необходимо для предотвращения искажения распределения данных	Почему необходимо удалять дубликаты строк в датасете?	ПК-2
36	Целевой признак — это переменная, которую модель пытается предсказать	Что такое целевой признак в задаче обучения с учителем?	ПК-1
37	Зависимость между одной зависимой и одной или несколькими независимыми переменными	Что моделирует линейная регрессия?	ПК-2
38	$y = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n$	Укажите общее уравнение линейной регрессии	ПК-2

39	В) Непрерывная переменная	Какой тип переменной предсказывает модель линейной регрессии? А) Категориальная Б) Дискретная В) Непрерывная Г) Логическая	ПК-2
40	Оценка коэффициентов модели на основе обучающей выборки	Что означает процесс обучения модели линейной регрессии?	ПК-2
41	А) Метод наименьших квадратов	Какой метод чаще всего используется для оценки параметров линейной регрессии? А) Метод наименьших квадратов Б) Метод Монте-Карло В) Метод k-средних Г) Метод главных компонент	ПК-2
42	Среднеквадратичная ошибка	Назовите одну из метрик, используемых для оценки качества модели линейной регрессии	ПК-2
43	Г) Чем ближе к 1, тем лучше модель объясняет дисперсию целевой переменной	Как интерпретируется коэффициент детерминации R^2 ? А) Он показывает вероятность ошибки Б) Он всегда равен нулю В) Он зависит только от количества признаков Г) Чем ближе к 1, тем лучше модель объясняет дисперсию целевой переменной	ПК-2
44	Регуляризация снижает переобучение путём штрафов за большие коэффициенты	Какова роль регуляризации в линейной регрессии?	ПК-2
45	Да, при наличии мультиколлинеарности, выбросов или несоблюдении линейности	Возможны ли ограничения при применении линейной регрессии? Приведите примеры	ПК-2
46	Линейная регрессия предполагает линейную зависимость между признаками и целевой переменной	Какое основное допущение делает модель линейной регрессии?	ПК-2
47	А) Признаки должны быть масштабированы	Что необходимо сделать перед обучением линейной регрессии для повышения её корректности? А) Признаки должны быть масштабированы Б) Удалить все категориальные признаки В) Преобразовать целевую переменную в категориальную Г) Исключить пропущенные значения без проверки	ПК-2

48	Сравнение предсказанных значений с фактическими	Как осуществляется оценка результатов модели линейной регрессии?	ПК-2
49	Метод оптимизации, при котором обновление параметров модели происходит после каждой случайной выборки	Что такое стохастический градиентный спуск (SGD)?	ПК-2
50	С) Один случайный пример	Сколько объектов используется на одном шаге в стохастическом градиентном спуске? А) Вся обучающая выборка Б) Мини-батч В) Один случайный пример Г) Два примера с минимальной ошибкой	ПК-2
51	Для нахождения минимума функции потерь и обновления весов модели	Зачем используется градиентный спуск в машинном обучении?	ПК-2
52	Градиент указывает направление наибольшего увеличения функции, поэтому движение происходит в обратную сторону	Почему при обучении модели градиентный спуск движется в направлении, противоположном градиенту?	ПК-2
53	В) Скорость обучения	Как называется параметр, определяющий длину шага при обновлении весов? А) Регуляризация Б) Скорость обучения В) Глубина дерева Г) Размер признака	ПК-2
54	Слишком большая скорость обучения может привести к расходимости, слишком малая — к медленной сходимости	Как скорость обучения влияет на процесс оптимизации?	ПК-2
55	В SGD параметры обновляются чаще, что может ускорить обучение, но сделать его более шумным	Чем отличается стохастический градиентный спуск от обычного градиентного спуска?	ПК-2
56	Да, например: перемешивание данных, уменьшение скорости обучения, использование усреднения градиентов	Возможны ли меры по снижению нестабильности SGD? Приведите примеры	ПК-2
57	А) Функция, определяющая ошибку модели	Что такое функция потерь в контексте SGD? А) Функция, определяющая ошибку модели Б) Оценка	ПК-2

		точности В) Результат классификации Г) Число неправильных ответов	
58	Мини-батч градиентный спуск — это компромисс между SGD и полным градиентным спуском	Что такое mini-batch градиентный спуск и в чём его особенность?	ПК-2
59	С) Функция потерь, её градиент и скорость обучения	Что необходимо для одного шага стохастического градиентного спуска? А) Только скорость обучения Б) Только функция потерь В) Только градиент Г) Функция потерь, её градиент и скорость обучения	ПК-2
60	Сходимость означает, что значения параметров модели стабилизируются и ошибка достигает минимума	Что означает сходимость алгоритма градиентного спуска?	ПК-2
61	Переобучение — это ситуация, когда модель показывает отличные результаты на обучающей выборке, но плохо работает на новых данных	Что такое переобучение в машинном обучении?	ПК-2
62	Добавлением штрафа за сложность модели в функцию потерь	Как регуляризация помогает в борьбе с переобучением?	ПК-2
63	А) L1 и L2	Какие из следующих методов являются типами регуляризации? А) L1 и L2 Б) PCA и SVDB В) BatchNorm и Dropout Г) SGD и Adam	ПК-2
64	L1-регуляризация зануляет некоторые веса и способствует отбору признаков, L2 — распределяет штраф равномерно	В чём разница между L1- и L2-регуляризацией?	ПК-2
65	Регуляризация уменьшает абсолютные значения весов модели, тем самым снижая её сложность	Какое влияние регуляризация оказывает на параметры модели?	ПК-2
66	С) Метод оценки модели, при котором данные делятся на несколько подмножеств	Что такое кросс-валидация? А) Метод выбора модели Б) Алгоритм оптимизации В) Метод отбора признаков Г) Метод оценки модели, при котором данные делятся на несколько подмножеств	ПК-2

67	Устойчивость модели, независимая от конкретного разбиения выборки	Что оценивается при помощи кросс-валидации?	ПК-2
68	Повышает надёжность оценки модели и помогает выявить переобучение	Почему важно использовать кросс-валидацию при обучении модели?	ПК-2
69	D) Разделение данных на K частей и последовательное обучение на K–1 частях с тестированием на оставшейся	Как работает K-блочная (K-fold) кросс-валидация? А) Повторное обучение на одной и той же выборке Б) Использование внешних данных В) Подбор гиперпараметров Г) Разделение данных на K частей и последовательное обучение на K–1 частях с тестированием на оставшейся	ПК-2
70	C) Слишком сложная модель точно запоминает данные, а не обобщает закономерности	Почему сложные модели чаще переобучаются? А) Из-за нехватки данных Б) Из-за регуляризации В) Из-за масштабирования признаков Г) Слишком сложная модель точно запоминает данные, а не обобщает закономерности	ПК-2
71	Да, например, использование меньшего числа признаков, упрощение модели, регуляризация, кросс-валидация	Можно ли предотвратить переобучение? Назовите способы	ПК-2
72	B) На тестовой выборке	На каком наборе данных следует проверять модель на переобучение? А) На обучающей выборке Б) На тестовой выборке В) На всей выборке Г) На выборке без целевого признака	ПК-2
73	Модель для решения задач классификации, предсказывающая вероятность принадлежности к классу	Что такое логистическая регрессия?	ПК-2
74	A) Сигмоида	Какая функция используется в логистической регрессии для получения вероятности? А) Сигмоида Б) Гауссова В) Полиномиальная Г) Логарифмическая	ПК-2
75	Предсказания в логистической регрессии — это вероятности принадлежности объекта к положительному классу	Что является выходом логистической регрессии до порогового преобразования?	ПК-2

76	В) Классификация	Для какой задачи применяется логистическая регрессия? А) Регрессия Б) Классификация В) Кластеризация Г) Ранжирование	ПК-2
77	Г) Принимается решение о классе на основе порога (например, 0.5)	Как логистическая регрессия преобразует вероятность в предсказанный класс? А) По максимальному весу признака Б) По количеству признаков В) По дисперсии данных Г) Принимается решение о классе на основе порога (например, 0.5)	ПК-2
78	В) Предсказание категориального значения	Что является основной задачей логистической регрессии? А) Минимизация ошибок регрессии Б) Поиск выбросов В) Предсказание категориального значения Г) Поиск центров кластеров	ПК-2
79	Г) Кросс-энтропия	Какую функцию потерь использует логистическая регрессия? А) Среднеквадратичная ошибка Б) L1-регуляризация В) Сумма весов Г) Кросс-энтропия	ПК-2
80	Она сжимает линейную комбинацию признаков в диапазон от 0 до 1	Какова роль сигмоидной функции в логистической регрессии?	ПК-2
81	Да, например, L2-регуляризация помогает избежать переобучения	Применяется ли регуляризация в логистической регрессии? Приведите пример	ПК-2
82	Веса модели определяют вклад каждого признака в вероятность отнесения к классу	Как интерпретируются коэффициенты логистической регрессии?	ПК-2
83	В) Повышение интерпретируемости и устойчивости модели	Для чего может применяться регуляризация в логистической регрессии? А) Ускорения работы градиентного спуска Б) Повышения интерпретируемости и устойчивости модели В) Повышения точности на обучающей выборке Г) Повышения числа признаков	ПК-2
84	Логистическая регрессия хорошо работает при линейной разделимости классов	В каких случаях логистическая регрессия даёт хорошие результаты?	ПК-2

85	Accuracy	Какая метрика классификации отражает долю правильных ответов среди всех предсказаний?	ПК-2
86	Precision — точность; Recall — полнота	Что означают метрики precision и recall?	ПК-2
87	F1-мера — это гармоническое среднее между precision и recall	Как рассчитывается F1-мера?	ПК-2
88	D) 1.0	Какое значение имеет F1-мера при идеально точной и полной классификации? А) 0.0 Б) 0.5 В) 0.8 Г) 1.0	ПК-2
89	А) Матрица, в которой указано количество верных и ошибочных предсказаний по классам	Что такое confusion matrix? А) Матрица, в которой указано количество верных и ошибочных предсказаний по классам Б) Способ нормализации данных В) Метод выбора признаков Г) Результат логистической регрессии	ПК-2
90	True Positive, True Negative, False Positive, False Negative	Какие четыре значения используются в confusion matrix?	ПК-2
91	Полнота важна, когда критично не пропустить ни одного положительного случая	В каких задачах важнее полнота, чем точность?	ПК-2
92	Г) ROC-AUC	Какая метрика измеряет площадь под кривой ошибок классификатора при разных порогах? А) MAE Б) R ² В) Accuracy Г) ROC-AUC	ПК-2
93	ROC-кривая строится по значениям True Positive Rate и False Positive Rate	Как строится ROC-кривая?	ПК-2
94	В) Recall	Какую метрику можно увеличить за счёт снижения порога классификации? А) Accuracy Б) Recall В) Precision Г) R ²	ПК-2
95	Учитывает и ложные срабатывания, и пропущенные случаи	Почему F1-мера считается сбалансированной метрикой?	ПК-2
96	Г) Precision и Recall	Какие две метрики объединяет F1-score? А) Accuracy и R ² Б) AUC и ROC В) TP и FP Г) Precision и Recall	ПК-2
97	Метод классификации, при котором объект относится к классу большинства	В чём суть метода k ближайших соседей (k-NN)?	ПК-2

	среди k ближайших соседей		
98	А) Евклидово расстояние	Какая мера расстояния чаще всего используется в методе k-NN? А) Евклидово расстояние Б) Корреляция В) Произведение признаков Г) Косинус угла	ПК-2
99	Значение параметра k определяет количество ближайших объектов, участвующих в голосовании	Как влияет параметр k на работу алгоритма k-NN?	ПК-2
100	Классы определяются на основе положения объектов в пространстве признаков	Как осуществляется классификация в алгоритме k-NN?	ПК-2
101	Метод опорных векторов — это алгоритм, который ищет оптимальную границу между классами	Что такое метод опорных векторов (SVM)?	ПК-2
102	В) Гиперплоскость	Какой объект используется в SVM для разделения классов? А) Кривая вероятности Б) Гиперплоскость В) Центр кластера Г) Конвексная оболочка	ПК-2
103	Опорные векторы — это объекты, ближайшие к разделяющей гиперплоскости и определяющие её положение	Что такое опорные векторы в методе SVM?	ПК-2
104	Д) Линейное, полиномиальное, радиальное	Какие ядра могут использоваться в SVM? А) Только линейное Б) Только гауссово В) Только логарифмическое Г) Линейное, полиномиальное, радиальное	ПК-2
105	Параметр C управляет балансом между максимизацией зазора и минимизацией ошибки	Как влияет параметр регуляризации C в методе SVM?	ПК-2
106	Да, при малом k — модель может переобучаться, при большом — недообучаться	Может ли метод k-NN страдать от переобучения? Объясните.	ПК-2
107	Г) SVM устойчив к выбросам, но	Что из нижеперечисленного верно для метода SVM? А)	ПК-2

	чувствителен к масштабированию признаков	Не чувствителен к масштабам признаковБ) Чувствителен к выбору метрики расстоянияВ) Не требует регуляризацииГ) Устойчив к выбросам, но чувствителен к масштабированию признаков	
108	Предобработка включает нормализацию признаков, особенно важную для SVM и k-NN	Почему важно масштабировать признаки перед использованием SVM или k-NN?	ПК-2
109	Алгоритм, строящий структуру из последовательных условий, разделяющих данные по признакам	Что такое дерево решений в машинном обучении?	ПК-2
110	А) Корневой узел	С какого элемента начинается построение дерева решений?А) Корневой узелБ) ЛистВ) Случайный узелГ) Середина выборки	ПК-2
111	Деление на подмножества, чтобы повысить однородность целевой переменной	В чём заключается основной принцип построения дерева решений?	ПК-2
112	Индекс Джини, энтропия, дисперсия	Назовите критерии, используемые для оценки качества разбиения в деревьях решений	ПК-2
113	В) Узел, не содержащий потомков	Что такое лист в дереве решений?А) Первый узел дереваБ) Узел, содержащий много объектовВ) Узел, не содержащий потомковГ) Любой промежуточный узел	ПК-2
114	Глубина дерева, минимальное количество объектов в узле, максимальное число признаков	Какие параметры позволяют ограничить сложность дерева и предотвратить переобучение?	ПК-2
115	Д) Глубокое дерево может переобучаться	Что из перечисленного верно для деревьев решений?А) Требуют масштабированияБ) Не работают с категориальными признакамиВ) Не переобучаютсяГ) Глубокое дерево может переобучаться	ПК-2
116	Высокая интерпретируемость, визуализация, работа с разными типами	Назовите преимущества деревьев решений	ПК-2

	признаков		
117	В) Сравнение распределения ошибок и визуализация структуры дерева	Какие методы используются для анализа модели дерева решений? А) ROC-кривая Б) Матрица весов В) Сравнение распределения ошибок и визуализация структуры дерева Г) Градиентный спуск	ПК-2
118	Да, дерево можно отобразить в виде схемы с условиями и результатами	Можно ли визуализировать дерево решений?	ПК-2
119	А) При использовании сложных или переобученных деревьев	Когда дерево решений может давать плохие результаты на новых данных? А) При использовании сложных или переобученных деревьев Б) При отсутствии категориальных признаков В) При линейной зависимости Г) Только при использовании случайного леса	ПК-2
120	Дерево решений — это основа многих ансамблевых методов, таких как случайный лес и градиентный бустинг	Какую роль играют деревья решений в ансамблевых моделях?	ПК-2
121	Алгоритмы, объединяющие несколько моделей для повышения качества предсказания	Что такое ансамблевые методы в машинном обучении?	ПК-2
122	Случайный лес — это ансамбль деревьев решений, обученных на случайных подвыборках данных и признаков	Что представляет собой алгоритм случайного леса?	ПК-2
123	А) Усреднение (для регрессии) или голосование (для классификации)	Какой принцип используется для объединения предсказаний в случайном лесе? А) Усреднение или голосование Б) Выбор лучшего дерева В) Умножение выходов Г) Сортировка по весам	ПК-2
124	Повышение устойчивости модели, уменьшение переобучения, повышение точности	Какие преимущества даёт использование ансамблей по сравнению с одиночными моделями?	ПК-2
125	Градиентный бустинг строит деревья	В чём основная идея градиентного бустинга?	ПК-2

	последовательно, каждое новое дерево обучается на ошибках предыдущего		
126	В) Случайный лес и градиентный бустинг	Какие из нижеперечисленных моделей являются ансамблевыми? А) Логистическая регрессия и SVM Б) Случайный лес и градиентный бустинг В) Дерево решений и PCA Г) k-NN и DBSCAN	ПК-2
127	Случайный лес обучает деревья параллельно, градиентный бустинг — последовательно	Чем отличается случайный лес от градиентного бустинга по процессу обучения?	ПК-2
128	Переобучение может возникнуть при слишком большом числе деревьев, глубине и высокой скорости обучения	Может ли градиентный бустинг переобучаться? Укажите причины	ПК-2
129	Параметры: <code>n_estimators</code> , <code>learning_rate</code> , <code>max_depth</code> и др.	Назовите основные параметры, влияющие на качество модели градиентного бустинга	ПК-2
130	Д) Для оценки важности признаков	Для чего можно использовать <code>feature_importances_</code> в ансамблевых моделях? А) Для настройки регуляризации Б) Для масштабирования данных В) Для расчёта метрик Г) Для оценки важности признаков	ПК-2
131	Да, ансамбли могут значительно повысить качество моделей и устойчивость к шуму	Может ли ансамбль моделей превзойти по качеству отдельную модель? Объясните.	ПК-2
132	В) Усреднение предсказаний нескольких моделей	Что означает "bagging" в контексте ансамблей? А) Последовательное обучение моделей Б) Усреднение предсказаний нескольких моделей В) Использование только корневых узлов Г) Выбор признаков вручную	ПК-2
133	Кластеризация — это задача разделения объектов на группы по признаку схожести без использования меток классов	Что такое кластеризация в машинном обучении?	ПК-2
134	А) KMeans	Какой из алгоритмов наиболее часто используется для	ПК-2

		кластеризации?А) KMeansБ) Логистическая регрессияВ) Градиентный бустингГ) SVM	
135	Центры кластеров — это средние значения координат всех объектов в кластере	Что такое центры кластеров в методе KMeans?	ПК-2
136	Повторное перераспределение объектов по ближайшим центрам кластеров и обновление центров	Опишите процесс итеративной работы алгоритма KMeans	ПК-2
137	В) Количество кластеров	Какой параметр необходимо заранее задать в алгоритме KMeans?А) Максимальная глубинаБ) Количество кластеровВ) Скорость обученияГ) Число признаков	ПК-2
138	Да, например, агломеративная иерархическая кластеризация	Существуют ли методы кластеризации, не требующие указания числа кластеров? Приведите пример	ПК-2
139	Д) Дендрограмма	Как называется дерево, отображающее процесс объединения объектов при иерархической кластеризации?А) Конкордантная матрицаБ) ЭпюраВ) КартограммаГ) Дендрограмма	ПК-2
140	Да, масштаб признаков влияет на расстояния между точками, а значит и на результат кластеризации	Влияет ли масштабирование признаков на результат кластеризации? Объясните	ПК-2
141	Г) Схожесть объектов определяется расстоянием между ними	Как определяется схожесть объектов при кластеризации?А) По номеру кластераБ) По функции потерьВ) По плотности вероятностиГ) По расстоянию между ними	ПК-2
142	Визуализация помогает понять структуру кластеров и их раздельность	Зачем визуализировать результат кластеризации в 2D-пространстве?	ПК-2
143	Качество кластеризации можно оценить с помощью силуэта, внутрикластерных расстояний и других метрик	Как можно оценить качество кластеризации без наличия меток классов?	ПК-2
144	А) Наличие пересекающихся или	В каком случае алгоритм KMeans может работать	ПК-2

	вытянутых кластеров	неэффективно?А) Наличие пересекающихся или вытянутых кластеровБ) Вещественные признакиВ) Одинаковое число объектов в классахГ) Малое количество признаков	
145	Процесс преобразования данных в пространство меньшей размерности с сохранением информативности	Что такое уменьшение размерности?	ПК-2
146	А) Principal Component Analysis	Как расшифровывается аббревиатура PCA?А) Principal Component AnalysisБ) Partial Classification AlgorithmБ) Primary Clustering ApproachГ) Projection of Categorical Attributes	ПК-2
147	Преобразование исходных признаков в новые, ортогональные компоненты с максимальной дисперсией	Что делает метод PCA с признаками?	ПК-2
148	В) Сохранить как можно больше дисперсии данных	Какова основная цель метода PCA?А) Упростить модельБ) Сохранить как можно больше дисперсии данныхВ) Снизить точностьГ) Исключить категориальные признаки	ПК-2
149	Г) Число главных компонент	Что можно использовать в качестве параметра при уменьшении размерности с помощью PCA?А) Скорость обученияБ) Количество деревьевВ) Вид ядраГ) Число главных компонент	ПК-2
150	Да, например, t-SNE или UMAP — это нелинейные методы для визуализации высокоразмерных данных	Существуют ли нелинейные методы уменьшения размерности? Приведите пример	ПК-2
151	t-SNE хорошо сохраняет локальную структуру данных и визуализирует кластеры	В чём преимущество метода t-SNE для визуализации данных?	ПК-2
152	Для выявления структуры данных, кластеров, выбросов, оценки обученности моделей	Зачем использовать визуализацию данных после уменьшения размерности?	ПК-2

153	А) Высокая размерность может мешать обучению модели и визуальному анализу	Почему важно уменьшать размерность перед визуализацией? А) Высокая размерность может мешать обучению модели и визуальному анализу Б) Чтобы увеличить время обучения В) Чтобы повысить дисперсию Г) Для замены всех признаков на категориальные	ПК-2
154	График рассеяния (scatter plot), цветовая кодировка, подписи классов	Как можно визуализировать результат уменьшения размерности в 2D?	ПК-2
155	Да, уменьшение размерности может упростить интерпретацию данных и ускорить обучение	Может ли уменьшение размерности повысить эффективность модели? Объясните	ПК-2
156	А) Процент объяснённой дисперсии	Что используют для оценки информативности главных компонент в РСА? А) Процент объяснённой дисперсии Б) Коэффициент корреляции В) F1-мера Г) Среднеквадратичная ошибка	ПК-2
157	Гиперпараметры — это параметры, задаваемые до обучения модели и не изменяемые в процессе обучения	Что такое гиперпараметры в машинном обучении?	ПК-2
158	А) learning_rate, max_depth, n_estimators	Какие из следующих являются гиперпараметрами модели градиентного бустинга? А) learning_rate, max_depth, n_estimators Б) precision, recall, accuracy В) weight_1, weight_2 Г) fit, transform	ПК-2
159	Поиск такой комбинации параметров, при которой модель показывает наилучшие результаты на валидационных данных	В чём состоит цель подбора гиперпараметров?	ПК-2
160	С) GridSearchCV	Какой метод использует полный перебор всех возможных комбинаций гиперпараметров? А) TrainTestSplit Б) PCA В) RandomForest Г) GridSearchCV	ПК-2
161	GridSearchCV и RandomizedSearchCV	Назовите два метода автоматического подбора гиперпараметров, реализованных в scikit-learn	ПК-2

162	GridSearchCV перебирает все комбинации, а RandomizedSearchCV — случайные подмножества	В чём отличие между GridSearchCV и RandomizedSearchCV?	ПК-2
163	Кросс-валидация используется для оценки качества модели при разных значениях гиперпараметров	Как связаны подбор гиперпараметров и кросс-валидация?	ПК-2
164	Д) Качество модели на валидационных данных	На основе чего выбирается оптимальный набор гиперпараметров? А) Минимум признаков Б) Быстрота обучения В) Уровень переобучения Г) Качество модели на валидационных данных	ПК-2
165	Переобучение возможно, если параметры подбираются по тестовой выборке	Может ли подбор гиперпараметров привести к переобучению? Объясните	ПК-2
166	А) Подбираются до начала обучения модели	Когда осуществляется настройка гиперпараметров? А) До начала обучения модели Б) После обучения В) Во время прогнозирования Г) При нормализации данных	ПК-2
167	Подбор гиперпараметров помогает улучшить обобщающую способность модели	Как влияет правильная настройка гиперпараметров на качество модели?	ПК-2
168	Да, особенно при использовании ограниченных вычислительных ресурсов и больших пространств параметров	Есть ли смысл использовать RandomizedSearchCV вместо GridSearchCV? Обоснуйте	ПК-2

2. Описание шкалы оценивания

Успеваемость студентов по каждой дисциплине оценивается в ходе текущего контроля и промежуточной аттестации.

3. Критерии оценивания компетенций*

3.1. Оценка компетенции ПК-1

Компетенция **ПК-1** направлена на овладение базовыми понятиями, теоретическими подходами и задачами, связанными с искусственным интеллектом и машинным обучением. Её формирование начинается с первых занятий и подкрепляется выполнением тестов, устных опросов, мини-эссе и аналитических заданий.

Критерии достижения ПК-1 включают:

- знание ключевых понятий: модель, алгоритм, признак, предсказание;
- понимание структуры и этапов жизненного цикла проекта машинного обучения;
- умение классифицировать задачи по типу обучения;
- осознание различий между традиционным программированием и методами ИИ;
- знание истории развития и сфер применения искусственного интеллекта;
- способность анализировать концептуальные основы современных подходов в ИИ и МО;
- интерпретация роли ИИ в профессиональной и социальной среде.

Оценка осуществляется через теоретические вопросы, обсуждения, задания на анализ, задания на сопоставление понятий, защиту аналитических работ.

3.2. Оценка компетенции ПК-2

Компетенция **ПК-2** ориентирована на прикладные навыки применения методов машинного обучения, построения, настройки и анализа моделей. Формируется через выполнение практических заданий, лабораторных работ, работу с библиотеками Python и участие в мини-проектах.

Критерии достижения ПК-2 включают:

- умение выполнять предобработку данных, масштабирование, кодирование признаков;
- знание принципов построения моделей: линейная и логистическая регрессия, деревья решений, метод ближайших соседей, метод опорных векторов, ансамблевые модели;
- навык оценки качества моделей по метрикам: accuracy, precision, recall, F1, ROC-AUC и другим;
- применение методов борьбы с переобучением: регуляризация, кросс-валидация, отбор признаков;
- реализация методов уменьшения размерности (PCA, t-SNE) и визуализация данных;
- использование алгоритмов кластеризации (KMeans, иерархическая кластеризация);
- навык настройки гиперпараметров моделей с помощью GridSearchCV и RandomizedSearchCV;
- умение интерпретировать результаты обучения, настраивать и оптимизировать модели;
- знание основ стохастического градиентного спуска и его параметров;
- владение инструментами Jupyter Notebook, Google Colab, библиотеками pandas, numpy, matplotlib, scikit-learn.

Компетенция оценивается через выполнение типовых практических заданий, анализ ошибок, тестирование, мини-проекты и защита отчётов.

3.3. Оценка уровня сформированности

Уровень достижения компетенций оценивается по четырёхбалльной шкале:

- **2 (низкий)** — компетенция не сформирована, действия фрагментарны или некорректны;
- **3 (достаточный)** — компетенция сформирована на базовом уровне, имеются неточности;
- **4 (хороший)** — уверенное применение знаний и умений, допущены незначительные ошибки;
- **5 (высокий)** — компетенция сформирована в полном объёме, решения обоснованы, результаты устойчивы.

Компетенции ПК-1 и ПК-2 развиваются в тесной связке, обеспечивая подготовку обучающихся к решению реальных задач в области анализа данных и интеллектуальных технологий.