

Документ подписан простой электронной подписью

Информация о владельце:

ФИО: Волков В.В.

Должность: Ректор

Дата подписания: 10.01.2025 18:04:58

Уникальный программный ключ:

ed68fd4b85b778e0f0b1bfea5dbc56c74148f0225917e779870e51517f6d391

**Автономная некоммерческая образовательная организация высшего образования
«Европейский университет в Санкт-Петербурге»**

Международная школа искусств и культурного наследия

УТВЕРЖДАЮ:
Ректор  В.В. Волков
« 29 » мая 2024 г.
Протокол УС № 5 от 29 мая 2024 г.



Рабочая программа дисциплины
Инструменты обработки изображений

образовательная программа
направление подготовки
51.04.04 Музеология и охрана объектов культурного и природного наследия

направленность (профиль)
«Музейные исследования и кураторские стратегии»
программа подготовки – магистратура

язык обучения – русский
форма обучения – очная

квалификация выпускника
Магистр

Санкт-Петербург

Автор:

Лашманов О.Ю., к.т.н., научный руководитель лаборатории «Искусство и искусственный интеллект» Международной школы искусств и культурного наследия АНООВО «ЕУСПб»

Рецензент

Басс В. Г., кандидат искусствоведения, доцент Международной школы искусств и культурного наследия АНООВО «ЕУСПб»

Рабочая программа дисциплины **«Инструменты обработки изображений»**, входящей в состав основной профессиональной образовательной программы высшего образования — программы магистратуры «Музейные исследования и кураторские стратегии», утверждена на заседании Совета Международной школы искусств и культурного наследия.

Протокол заседания № 12 от 14 мая 2024 года.

АННОТАЦИЯ РАБОЧЕЙ ПРОГРАММЫ ДИСЦИПЛИНЫ «Инструменты обработки изображений»

Дисциплина **«Инструменты обработки изображений»** является дисциплиной по выбору части, формируемой участниками образовательных отношений, образовательной программы, Блока 1 «Дисциплины (модули)» образовательной программы «Музейные исследования и кураторские стратегии» по направлению подготовки 51.04.04 Музеология и охрана объектов культурного и природного наследия.

Дисциплина **«Инструменты обработки изображений»** знакомит слушателей с алгоритмами обработки изображений и видео, как классическими, так и опирающимися на современные архитектуры нейронных сетей глубокого обучения. В ходе обучения решаются следующие задачи обучения: иметь представление о базовых механизмах хранения и форматах изображений и видео; умение работать с изображениями и видео как с данными; статистическая обработка информации из медиа-контейнеров; использовать популярные библиотеки обработки изображений; решать задачи машинного обучения на массиве изображений: классификация, кластеризация, поиск дубликатов и т.д.

Программой дисциплины предусмотрены следующие виды контроля: текущий контроль успеваемости, промежуточный контроль в форме зачета с оценкой (в конце 2, 3 семестров).

Общая трудоемкость освоения дисциплины составляет 3 зачетных единиц, 108 часов.

Содержание

1. ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ ОСВОЕНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ	5
2. ПЛАНИРУЕМЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОСВОЕНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ	5
3. МЕСТО ДИСЦИПЛИНЫ В СТРУКТУРЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ПРОГРАММЫ	6
4. ОБЪЕМ ДИСЦИПЛИНЫ	7
5. СОДЕРЖАНИЕ И СТРУКТУРА ДИСЦИПЛИНЫ	7
5.1 Содержание дисциплины	7
5.2 Структура дисциплины	9
6. УЧЕБНО-МЕТОДИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ САМОСТОЯТЕЛЬНОЙ РАБОТЫ ОБУЧАЮЩИХСЯ ПО ДИСЦИПЛИНЕ	9
6.1 Общие положения	9
6.2 Рекомендации по распределению учебного времени по видам самостоятельной работы и разделам дисциплины	10
6.3 Перечень основных вопросов по изучаемым темам для самостоятельной работы обучающихся по дисциплине	10
6.4 Перечень литературы для самостоятельной работы	11
6.5 Перечень учебно-методического обеспечения для самостоятельной работы	11
7. ФОНД ОЦЕНОЧНЫХ СРЕДСТВ ДЛЯ ПРОВЕДЕНИЯ ТЕКУЩЕЙ И ПРОМЕЖУТОЧНОЙ АТТЕСТАЦИИ ОБУЧАЮЩИХСЯ ПО ДИСЦИПЛИНЕ	11
7.1 Показатели, критерии и оценивание компетенций и индикаторов их достижения в процессе текущей аттестации	11
7.2 Контрольные задания для текущей аттестации	12
7.3 Показатели, критерии и оценивание компетенций и индикаторов их достижения в процессе промежуточной аттестации	13
7.4 Типовые задания к промежуточной аттестации	15
7.5 Средства оценки индикаторов достижения компетенций	16
8. ОСНОВНАЯ И ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ЛИТЕРАТУРА	17
8.1 Основная литература	17
8.2 Дополнительная литература	17
9. ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ, ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ПРИ ОСУЩЕСТВЛЕНИИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО ПРОЦЕССА	17
9.1 Программное обеспечение	18
9.2 Перечень информационно-справочных систем и профессиональных баз данных информационно-телекоммуникационной сети «Интернет», необходимых для освоения дисциплины:	18
9.3 Лицензионные электронные ресурсы библиотеки Университета	19
9.4 Электронная информационно-образовательная среда Университета	19
10. МАТЕРИАЛЬНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ БАЗА, НЕОБХОДИМАЯ ДЛЯ ОСУЩЕСТВЛЕНИЯ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО ПРОЦЕССА	19
ПРИЛОЖЕНИЕ 1	20

1. ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ ОСВОЕНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ

Цель освоения дисциплины «Инструменты обработки изображений» — формирование у магистрантов теоретических знаний и практических навыков по основам анализа изображений и сегментации изображений.

Задачи:

1. получить представление об основных алгоритмах из области анализа изображений.
2. научиться проводить сегментацию и детектировать объекты на изображении, используя методы компьютерного зрения и машинного обучения.
3. Освоить основные библиотеки и инструменты обработки изображений.

2. ПЛАНИРУЕМЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОСВОЕНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ

В результате изучения учебной дисциплины обучающийся должен овладеть следующими компетенциями: универсальными (УК) и профессиональными (ПК). Планируемые результаты формирования компетенций и индикаторы их достижения в результате освоения дисциплины представлены в Таблице 1.

Таблица 1

Планируемые результаты освоения дисциплины, соотнесенные с индикаторами достижения компетенций обучающихся

Код и наименование компетенции	Индикаторы достижения компетенции	Результаты обучения (знать, уметь, владеть)
УК-1 Способен осуществлять критический анализ проблемных ситуаций на основе системного подхода, вырабатывать стратегию действий	ИД.УК-1.1. Знать методологию и методику системного и критического анализа проблемных ситуаций, стратегического управления	Знать: методы научного познания, в основе которых лежит рассмотрение объекта как системы: целостного комплекса взаимосвязанных элементов, методы и модели стратегического планирования З (УК-1) Уметь: с использованием методов системного подхода анализировать альтернативные варианты решения исследовательских задач, вырабатывать стратегию действий и оценивать эффективность реализации стратегических планов У (УК-1) Владеть: целостной системой навыков методологического использования системного подхода при решении проблем, возникающих при выполнении исследовательских работ, навыками отстаивания своей точки зрения при выработке стратегических планов выполнения исследовательских работ В (УК-1)
	ИД.УК-1.2. Уметь осуществлять системный и критический анализ проблемных ситуаций, вырабатывать стратегию действий	
	ИД.УК-1.3. Уметь обосновывать, формулировать и решать задачи, возникающие в процессе профессиональной деятельности	
	ИД.УК-1.4. Владеть методами системного и критического анализа, стратегического управления	
ПК-3 Способен использовать современные методы обработки и интерпретации информации в профессиональной сфере	ИД.ПК-3.1. Знать современные методы накопления, обработки, передачи, поиска и использования информации о культурном и природном наследии	Знать: принципы и методы ведения самостоятельных научных исследований в профессиональной области и смежных областях З (ПК-3) Уметь: выстраивать последовательную работу с информацией по актуальным проблемам сохранения культурного и природного наследия с
	ИД.ПК-3.2. Уметь вести результативный поиск информации с использованием современных информационно-коммуникационных технологий	
	ИД.ПК-3.4. Уметь обрабатывать, анализировать и использовать	

Код и наименование компетенции	Индикаторы достижения компетенции	Результаты обучения (знать, уметь, владеть)
	<p>информацию в соответствии с научными и познавательными задачами ИД.ПК-3.5. Владеть приемами использования научной информации в научно-исследовательской и профессиональной деятельности ИД.ПК-3.6. Владеть основными способами поиска и представления информации</p>	<p>использованием современных информационно-коммуникационных технологий У (ПК-3) Владеть: навыками самостоятельного проведения научных исследований в сфере профессиональных интересов В (ПК-3)</p>

В результате освоения дисциплины магистрант должен:

знать: современные научные представления о мире и науке, методологию научного исследования и экспертно-аналитической работы; методы сбора и обработки данных; особенности применения различных теоретико-методологических концепций с использованием технологий прикладного анализа данных; общие правила ведения научных дискуссий;

уметь: синтезировать новое профессиональное знание на базе применения знаний и аналитических навыков с использованием технологий прикладного анализа данных; использовать полученные знания и умения в профессиональной деятельности, деловой коммуникации и межличностном общении; использовать навыки научных исследований общественных процессов и отношений; разрабатывать программу научного исследования, правильно оформлять и представлять результаты исследований; анализировать и оценивать общественные процессы; выявлять необходимую информацию из текстов различной тематики и направленности, а также из иных источников; использовать имеющиеся знания для целей проведения научных дискуссий и участия в них;

владеть: передовыми приемами построения аналитического дискурса и аргументированного представления его результатов; навыками научных исследований общественных процессов и отношений, методами сбора и обработки данных, в том числе с использованием технологий прикладного анализа данных; углублёнными теоретическими знаниями и практическими навыками организации научных исследований; способностью к самостоятельному обучению новым методам исследования, к изменению научного и научно-производственного профиля своей профессиональной деятельности, к изменению социокультурных и социальных условий деятельности; навыками использования полученных знаний для формулировки собственной позиции по актуальным проблемам общественных наук; приемами и методами ведения дискуссии по проблемам современной науки.

3. МЕСТО ДИСЦИПЛИНЫ В СТРУКТУРЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ПРОГРАММЫ

Дисциплина «Инструменты обработки изображений» является дисциплиной по выбору части, формируемой участниками образовательных отношений, Блока 1 «Дисциплины (модули)» учебного плана основной профессиональной образовательной программы высшего образования — программы магистратуры «Музейные исследования и кураторские стратегии» по направлению подготовки 51.04.04 Музеология и охрана объектов культурного и природного наследия. Код дисциплины по учебному плану Б1.В.ДВ.01.01.02. Курс читается во втором и третьем семестрах, форма промежуточной аттестации — зачет с оценкой (в конце 2, 3 семестров).

Для успешного освоения материала данной дисциплины требуются знания, умения и навыки, полученные в ходе изучения бакалавриата/специалитета.

Знания, умения и навыки, полученные при освоении данной дисциплины, применяются магистрантами в процессе выполнения научно-исследовательской работы и подготовки к защите и защиты выпускной квалификационной работы.

4. ОБЪЕМ ДИСЦИПЛИНЫ

Общая трудоемкость освоения дисциплины составляет 3 зачетных единицы, 108 часов.

Таблица 2

Объем дисциплины

Типы учебных занятий и самостоятельная работа		Объем дисциплины				
		Всего	Семестр			
	1		2	3	4	
Контактная работа обучающихся с преподавателем в соответствии с УП:		78	-	50	28	-
Лекции (Л)		28	-	14	14	-
Семинарские занятия (СЗ)		50	-	36	14	-
Самостоятельная работа (СР)		30	-	22	8	-
Промежуточная аттестация	форма	Зачет с оценкой	-	Зачет с оценкой	Зачет с оценкой	-
	час.	-	-	-	-	-
Общая трудоемкость дисциплины (час./з.е.)		144/4	-	72/2	36/1	-

5. СОДЕРЖАНИЕ И СТРУКТУРА ДИСЦИПЛИНЫ

Содержание дисциплины соотносится с планируемыми результатами обучения по дисциплине: через задачи, формируемые компетенции и их компоненты (знания, умения, навыки – далее ЗУВ) посредством индикаторов достижения компетенций в соответствии с Таблицей 3.

5.1 Содержание дисциплины

Таблица 3

Содержание дисциплины

№ п/п	Наименование тем (разделов)	Содержание тем (разделов)	Коды компетенций	Индикаторы компетенций (в соотв. с Таблицей 1)	Коды ЗУВ (в соответствии с Таблицей 1)
Раздел 1 Обработка изображений					
1	Введение в машинное обучение	Постановка задач машинного обучения для решения проблем обработки изображений. Основные задачи обработки изображений.	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	3 (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) 3 (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)
2	Обработка изображений	Пространственная область. Частотная область, преобразование Фурье, спектральный анализ. Выделение компонент связности. Выделение краев. Математическая морфология	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	3 (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) 3 (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)
3	Глобальные и локальные	Свойства признаков изображений. Текстовые и визуальные признаки.	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3.	3 (УК-1) У (УК-1) В (УК-1)

№ п/п	Наименование тем (разделов)	Содержание тем (разделов)	Коды компетенции	Индикаторы компетенции (в соотв. с Таблицей 1)	Коды ЗУВ (в соответствии с Таблицей 1)
	признаки изображений	Пространства признаков. Ключевые точки. Детектор угловых точек. Детектор Моравица..		ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	3 (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)
Раздел 2 Объекты на изображении					
4	Параметрические модели	Выбор модели. Оценка параметров модели. Метод наименьших квадратов, М-оценки, RANSAC, преобразование Хафа.	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	3 (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) 3 (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)
5	Классификация объектов на изображении	Бинарная и многоклассовая классификация. Категории объектов. Извлечение фрагментов. Вычисление признаков фрагментов. Обучение словаря.	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	3 (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) 3 (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)
6	Поиск изображений по содержанию	Поиск по визуальному подобию. Поиск нечетких дубликатов. Поиск объектов на фотографии. Поиск сцен	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	3 (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) 3 (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)
7	Детектирование объектов	Метрика качества IoU. Задача многоклассовой детекции. Классификация окон. HUG	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	3 (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) 3 (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)
Раздел 3 Анализ изображений и отслеживание объектов					
8	Сегментация изображений	Сегментация объектов. Семантическая сегментация. Суперпикселизация	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4.	3 (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) 3 (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)

№ п/п	Наименование тем (разделов)	Содержание тем (разделов)	Коды компетенций	Индикаторы компетенций (в соотв. с Таблицей 1)	Коды ЗУВ (в соответствии с Таблицей 1)
				ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	
9	Генеративные сети	Реконструкция изображения. Реконструкция стилей. Матрица Грама. Реконструкция текстур. Генеративно-состязательные нейронные сети.	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	3 (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) 3 (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)
10	Трекинг объектов	Видеопоток и видеопоследовательность. Разметка объектов. Определение поз и жестов. Трекинг объектов	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	3 (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) 3 (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)

5.2 Структура дисциплины

Таблица 4

Структура дисциплины

№ п/п	Наименование тем (разделов)	Объем дисциплины, час.				Форма текущего контроля успеваемости*, промежуточной аттестации
		Всего	Контактная работа обучающихся с преподавателем по типам учебных занятий в соответствии с УП		СР	
			Л	СЗ		
Очная форма обучения						
Раздел 1	Обработка изображений	36	7	18	11	ДЗ
Раздел 2	Объекты на изображении	36	7	18	11	ДЗ
Промежуточная аттестация		-	-	-	-	Зачет с оценкой
Итого		72/2	14	36	22	-
Раздел 3	Анализ изображений и отслеживание объектов	36	14	14	8	ДЗ
Промежуточная аттестация		-	-	-	-	Зачет с оценкой
Итого		72/2	14	14	8	-
Всего		108/3	28	50	30	-

*Примечание: формы текущего контроля успеваемости: домашнее задание (ДЗ).

6. УЧЕБНО-МЕТОДИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ САМОСТОЯТЕЛЬНОЙ РАБОТЫ ОБУЧАЮЩИХСЯ ПО ДИСЦИПЛИНЕ

6.1 Общие положения

Знания и навыки, полученные в результате лекций и семинарских занятий, закрепляются и развиваются в результате повторения материала, усвоенного в аудитории, путем чтения текстов и исследовательской литературы (из списков основной и дополнительной литературы) и их анализа.

Самостоятельная работа является важнейшей частью процесса высшего образования. Ее следует осознанно организовать, выделив для этого необходимое время и соответствующим образом организовав рабочее пространство. Важнейшим элементом самостоятельной работы является проработка материалов прошедших занятий (анализ конспектов, чтение рекомендованной литературы) и подготовка к следующим лекциям/семинарам. Литературу, рекомендованную в программе курса, следует, по возможности, читать в течение всего семестра, концентрируясь на обусловленных программой курса темах.

Существенную часть самостоятельной работы магистранта представляет самостоятельное изучение учебно-методических изданий, лекционных конспектов, интернет-ресурсов и пр. Подготовка к семинарским занятиям, опросам также является важной формой работы магистранта. Самостоятельная работа может вестись как индивидуально, так и при содействии преподавателя.

6.2 Рекомендации по распределению учебного времени по видам самостоятельной работы и разделам дисциплины

Раздел 1. Обработка изображений:

1.1. Изучение вопросов, представленных в списке тем лекций. Повторение изученного на предыдущих лекциях материала при подготовке к последующим лекциям – 5 часов.

1.2. Подготовка к лабораторным занятиям по предложенным темам, самостоятельное изучение рекомендованной литературы, повторение материала лекций – 6 часов. Итого: 11 часов.

Раздел 2. Объекты на изображении:

2.1. Изучение вопросов, представленных в списке тем лекций. Повторение изученного на предыдущих лекциях материала при подготовке к последующим лекциям – 5 часов.

2.2. Подготовка к лабораторным занятиям по предложенным темам, самостоятельное изучение рекомендованной литературы, повторение материала лекций – 6 часов. Итого: 11 часов.

Раздел 3. Анализ изображений и отслеживание объектов:

3.1. Изучение вопросов, представленных в списке тем лекций. Повторение изученного на предыдущих лекциях материала при подготовке к последующим лекциям – 4 часа.

3.2. Подготовка к лабораторным занятиям по предложенным темам, самостоятельное изучение рекомендованной литературы, повторение материала лекций – 4 часа. Итого: 8 часов.

6.3 Перечень основных вопросов по изучаемым темам для самостоятельной работы обучающихся по дисциплине

Вопросы для самостоятельной подготовки по темам дисциплины:

1. Математическая морфология
2. Детектор Моравица.
3. Метод наименьших квадратов, М-оценки, RANSAC, преобразование Хафа.
4. Вычисление признаков фрагментов.
5. Поиск объектов на фотографии.
6. Классификация окон. HUG
7. Суперпикселизация
8. Реконструкция стилей.

9. Реконструкция текстур.
10. Генеративно-состязательные нейронные сети.
11. Определение поз и жестов.
12. Распознавание событий.

6.4 Перечень литературы для самостоятельной работы

1. Селянкин, В. В. Решение задач компьютерного зрения: Учебное пособие / Селянкин В.В. - Таганрог: Южный федеральный университет, 2016. - 92 с.: ISBN 978-5-9275-2090-9. - Текст : электронный. - URL: <https://znanium.com/catalog/product/991922> . – Режим доступа: по подписке
2. Болотова, Ю. А. Методы и алгоритмы интеллектуальной обработки цифровых изображений : учеб. пособие / Ю.А. Болотова, А.А. Друки, В.Г. Спицын ; Томский политехнический университет. - Томск : Изд-во Томского политехнического университета, 2016. - 208 с. - ISBN 978-5-4387-0710-3. - Текст : электронный. - URL: <https://znanium.com/catalog/product> . – Режим доступа: по подписке.
3. Программирование компьютерного зрения на языке Python: Практическое пособие / Я.Э.Солем-М.: ДМК Пресс, 2016. - 312 с. (О)
4. Цифровая обработка изображений. 3-е изд., испр. и дополн. / Гонсалес Р., Вудс Р., Москва: Техносфера, 2012. 2012 - 1104.
5. Богданов, Е. П. Интеллектуальный анализ данных : практикум для магистрантов направления 09.04.03 «Прикладная информатика» профиль подготовки «Информационные системы и технологии корпоративного управления» / Е. П. Богданов. - Волгоград : ФГБОУ ВО Волгоградский ГАУ, 2019. - 112 с. - Текст : электронный. - URL: <https://znanium.com/catalog/product/1087885> . – Режим доступа: по подписке.
6. Барский, А. Б. Планирование виртуальных вычислений : учеб. пособие / А.Б. Барский. — М. : ИД «ФОРУМ» : ИНФРА-М, 2018. — 200 с. — (Высшее образование). — www.dx.doi.org/10.12737/19901. - ISBN 978-5-8199-0655-2. - Текст : электронный. - URL: <https://znanium.com/catalog/product/966062> . – Режим доступа: по подписке

6.5 Перечень учебно-методического обеспечения для самостоятельной работы

Для обеспечения самостоятельной работы магистрантов по дисциплине «Инструменты обработки изображений» разработано учебно-методическое обеспечение в составе:

1. Контрольные задания для подготовки к процедурам текущего контроля (п. 7.2 Рабочей программы).
2. Типовые задания для подготовки к промежуточной аттестации (п. 7.4 Рабочей программы).
3. Рекомендуемые основная, дополнительная литература, Интернет-ресурсы и справочные системы (п. 8, 9 Рабочей программы).
4. Рабочая программа дисциплины размещена в электронной информационно-образовательной среде Университета на электронном учебно-методическом ресурсе АНООВО «ЕУСПб» — образовательном портале LMS Sakai — Sakai@EU.

7. ФОНД ОЦЕНОЧНЫХ СРЕДСТВ ДЛЯ ПРОВЕДЕНИЯ ТЕКУЩЕЙ И ПРОМЕЖУТОЧНОЙ АТТЕСТАЦИИ ОБУЧАЮЩИХСЯ ПО ДИСЦИПЛИНЕ

7.1 Показатели, критерии и оценивание компетенций и индикаторов их достижения в процессе текущей аттестации

Информация о содержании и процедуре текущего контроля успеваемости, методике оценивания знаний, умений и навыков обучающегося в ходе текущего контроля доводятся научно-педагогическими работниками Университета до сведения обучающегося на первом занятии по данной дисциплине.

Текущий контроль предусматривает подготовку магистрантов к каждому занятию, выполнение домашних заданий, активное слушание на лекциях. Магистрант должен присутствовать на семинарских занятиях, отвечать на поставленные вопросы, показывая, что прочитал разбираемую литературу, представлять содержательные реплики по обсуждаемым вопросам.

Текущий контроль проводится в форме оценивания выполненных домашних заданий, демонстрирующих степень знакомства с дополнительной литературой.

Таблица 5

Показатели, критерии и оценивание компетенций и индикаторов их достижения в процессе текущей аттестации

Наименование темы (раздела)	Код компетенции	Индикаторы компетенции	Коды ЗУВ (в соотв. с табл. 1)	Формы текущего контроля	Результаты текущего контроля
Раздел 1. Обработка изображений	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	З (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) З (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)	Домашнее задание 1	зачтено/ не зачтено
Раздел 2. Объекты на изображении	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	З (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) З (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)	Домашнее задание 2	зачтено/ не зачтено
Раздел 3. Анализ изображений и отслеживание объектов	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	З (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) З (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)	Домашнее задание 3	зачтено/ не зачтено

Таблица 6

Критерии оценивания

Формы текущего контроля успеваемости	Критерии оценивания
Домашнее задание	Реализованный алгоритм выполняет поставленную задачу с приемлемым уровнем точности - зачтено Реализованный алгоритм не выполняет поставленную задачу с приемлемым уровнем точности – не зачтено

7.2. Контрольные задания для текущей аттестации

Примерный материал домашних заданий:

Раздел 1. Обработка изображений

Домашнее задание 1. выдается студентам в одном варианте и состоит из 3 задач. Форма представления обучающимися домашнего задания - реализованный на любом, если не указано другого, языке программирования алгоритм.

1. Реализуйте фильтра Габора на языке Python.
2. Напишите программу, выполняющую преобразование Хафа входного изображения.
3. Реализуйте алгоритм разреженного кодирования.

Раздел 2. Объекты на изображении

Домашнее задание 2. выдается студентам в одном варианте и состоит из 2 задач. Форма представления обучающимися домашнего задания - реализованный на любом языке программирования алгоритм.

1. Найдите преобразование изображения с помощью матриц гомографии.
2. С помощью сверточной нейронной сети VGG классифицируйте изображения из набора данных CIFAR-10.

Раздел 3. Анализ изображений и отслеживание объектов

Домашнее задание 3. выдается студентам в одном варианте и состоит из 2 задач. Форма представления обучающимися домашнего задания - реализованный на любом языке программирования алгоритм.

1. Создайте генеративную нейронную сеть для решения задачи реконструкции стилей.
2. По видеоряду записи камеры с панели автомобиля осуществите трекинг пешеходов, попадающих в кадр.

7.3 Показатели, критерии и оценивание компетенций и индикаторов их достижения в процессе промежуточной аттестации

Форма промежуточной аттестации — зачет с оценкой в конце 2, 3 семестров, выставляемые на основе устного ответа на вопросы.

Перед зачетом с оценкой проводится консультация, на которой преподаватель отвечает на вопросы магистрантов.

В результате промежуточного контроля знаний студенты получают оценку по дисциплине.

Таблица 7

Показатели, критерии и оценивание компетенций и индикаторов их достижения в процессе промежуточной аттестации

Форма промежуточной аттестации/вид промежуточной аттестации	Коды компетенций	Индикаторы компетенций (в соотв. с Таблицей 1)	Коды ЗУВ (в соответствии с Таблицей 1)	Критерии оценивания	Оценка
Зачет с оценкой/ Устный ответ на вопросы	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	З (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) З (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)	Студент дает ответы на вопросы билета, для которых характерно: <ul style="list-style-type: none"> • глубокое усвоение программного материала, • изложение его исчерпывающе, последовательно, четко, • умение делать обоснованные выводы, • соблюдение норм устной и письменной литературной речи; 	Зачтено, отлично

Форма промежуточной аттестации/вид промежуточной аттестации	Коды компетенций	Индикаторы компетенций (в соотв. с Таблицей 1)	Коды ЗУВ (в соответствии с Таблицей 1)	Критерии оценивания	Оценка
				<p>Студент дает ответы на вопросы билета, для которых характерно:</p> <ul style="list-style-type: none"> • достаточный уровень усвоения программного материала, • изложение его грамотно, последовательно, четко, • умение делать обоснованные выводы, • соблюдение норм устной и письменной литературной речи, но с наличием некоторых неточностей в формулировках; 	Зачтено, хорошо
				<p>Студент дает ответы на вопросы билета, для которых характерно:</p> <ul style="list-style-type: none"> • усвоение программного материала на минимально достаточном уровне, • изложение его без нарушения общей логики, • умение делать выводы, • соблюдение норм устной и письменной литературной речи, но с возможными ошибками; 	Зачтено, удовлетворительно
				<p>Студент представляет ответ на вопрос билета, свидетельствующий о некомпетентности магистранта, при следующих параметрах ответа:</p> <ul style="list-style-type: none"> • незнание значительной части программного материала, • наличие существенных ошибок в определениях, формулировках, понимании теоретических положений; • бессистемность при ответе на поставленный вопрос, • отсутствие в ответе логически корректного анализа, аргументации, классификации, • наличие нарушений норм устной и письменной литературной речи. 	Не зачтено, неудовлетворительно

Результаты сдачи промежуточной аттестации по направлениям подготовки уровня магистратуры оцениваются по стобалльной системе оценки в соответствии с Положением о формах, периодичности и порядке организации и проведения текущего контроля успеваемости и промежуточной аттестации обучающихся в АНООВО «ЕУСПб» следующим образом согласно таблице 7а.

Таблица 7а

Система оценки знаний обучающихся

Пятибалльная (стандартная) система	Стобалльная система оценки	Бинарная система оценки
5 (отлично)	100-81	зачтено
4 (хорошо)	80-61	
3 (удовлетворительно)	60-41	
2 (неудовлетворительно)	40 и менее	не зачтено

Результаты промежуточного контроля по дисциплине, выраженные в оценках «зачтено, удовлетворительно», «зачтено, хорошо», «зачтено, отлично», показывают уровень сформированности у обучающегося компетенций по дисциплине в соответствии с картами компетенций основной профессиональной образовательной программы высшего образования — программы магистратуры «Музейные исследования и кураторские стратегии» по направлению подготовки 51.04.04 Музеология и охрана объектов культурного и природного наследия.

Результаты промежуточного контроля по дисциплине, выраженные в оценках «не зачтено, неудовлетворительно», показывают несформированность у обучающегося компетенций по дисциплине в соответствии с картами компетенций основной профессиональной образовательной программы высшего образования — программы магистратуры «Музейные исследования и кураторские стратегии» по направлению подготовки 51.04.04 Музеология и охрана объектов культурного и природного наследия.

7.4 Типовые задания к промежуточной аттестации

УК-1 Способен осуществлять критический анализ проблемных ситуаций на основе системного подхода, вырабатывать стратегию действий

В ходе ответа на вопросы магистранту необходимо показать наличие знаний и умения применять различные методологии и методики системного и критического анализа проблемных ситуаций, решение которых возможно посредством применения инструментов обработки изображений, для чего необходимо смоделировать ситуацию, возможную в профессиональной деятельности, сформулировать, обосновать и решить задачи, которые характерны для данной ситуации, посредством соответствующих инструментов обработки изображений.

Список вопросов для устного ответа:

1. Частотная область, преобразование Фурье, спектральный анализ.
2. Выделение компонент связности. Выделение краев.
3. Математическая морфология.
4. Ключевые точки. Детектор угловых точек. Детектор Моравица.
5. Метод наименьших квадратов, М-оценки, RANSAC, преобразование Хафа.
6. Извлечение фрагментов. Вычисление признаков фрагментов.
7. Многослойные нейронные сети. Стохастический градиентный спуск.

Функции активации.

8. Сверточные нейронные сети.
9. Поиск по визуальному подобию. Поиск нечетких дубликатов.
10. Поиск объектов на фотографии.
11. Поиск сцен.
12. Сегментация объектов.
13. Семантическая сегментация.

14. Реконструкция изображения. Реконструкция стилей. Матрица Грама.
15. Генеративно-состязательные нейронные сети.
16. Определение поз и жестов.
17. Опишите основные принципы постановки задач машинного обучения для решения проблем обработки изображений.
18. Основные задачи обработки изображений.
19. Основы пространственной и частотной обработки изображений.
20. Представление цифровых изображений (гесар).

ПК-3 Способен использовать современные методы обработки и интерпретации информации в профессиональной сфере

В ходе ответа на вопросы магистранту необходимо показать наличие знаний современных методов обработки изображений в области исследований культурного и природного наследия, последовательно описать процедуру применения различных методов и инструментов обработки изображений на примере конкретного научно-исследовательского проекта или возможной ситуации в работе музея по выбору магистранта.

Перечень вопросов для устного ответа:

1. Параметризация в моделировании: что это и преимущества для музейной работы.
2. Критерии выбора модели.
3. Оценка параметров модели.
4. Применение метода наименьших квадратов.
5. Применение метода М-оценки.
6. Применение RANSAC.
7. Преобразование Хафа.
8. Классификация объектов на изображении.
9. Классификация с обучением и без обучения.
10. Классификация на основе объекта и на основе пиксела.
11. Классификация и распознавание закономерностей.
12. Инструменты классификации.
13. Инструменты геообработки и функции растра.
14. Сегментация изображения. Данные обучающей выборки. Аналитическая информация. Атрибуты сегмента. Классификация. Оценка точности.
15. Способы категоризации объектов.
16. Обучение словаря.
17. Поиск изображений по содержанию: поиск по визуальному подобию.
18. Поиск изображений по содержанию: поиск нечетких дубликатов.
19. Поиск изображений по содержанию: поиск объектов на фотографии.
20. Поиск изображений по содержанию: поиск сцен.

7.5 Средства оценки индикаторов достижения компетенций

Таблица 8

Средства оценки индикаторов достижения компетенций

Коды компетенций	Индикаторы компетенций (в соотв. с Таблицей 1)	Средства оценки (в соотв. с Таблицами 5, 7)
УК-1	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4.	Домашнее задание, устный ответ на вопросы
ПК-3	ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3.	Домашнее задание, устный ответ на вопросы

Коды компетенций	Индикаторы компетенций (в соотв. с Таблицей 1)	Средства оценки (в соотв. с Таблицами 5, 7)
	ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	

Таблица 9

Описание средств оценки индикаторов достижения компетенций

Средства оценки (в соотв. с Таблицами 5, 7)	Рекомендованный план выполнения работы
Домашнее задание	Магистрант в ходе подготовки и выполнения домашних заданий показывает наличие практической базы знаний в рамках дисциплины, необходимой для выполнения следующих действий в области профессиональной деятельности: <ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> анализирует проблемную ситуацию, определяет пробелы в информации, оценивает надёжность источников информации, разрабатывает стратегию решения проблемной ситуации на основе системного и междисциплинарного подходов, строит сценарии реализации стратегии, определяя возможные риски и предлагая пути их устранения; <input type="checkbox"/> применяет современные методы, поиска, обработки, анализа и использования информации в рамках проведения научно-исследовательских и организационных работ в области музейных исследований и кураторских стратегий.
Устный ответ на вопросы	Магистрант в ходе подготовки и устного ответа на вопросы показывает наличие практической базы знаний в рамках дисциплины, необходимой для выполнения следующих действий в области профессиональной деятельности: <ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> анализирует проблемную ситуацию, определяет пробелы в информации, оценивает надёжность источников информации, разрабатывает стратегию решения проблемной ситуации на основе системного и междисциплинарного подходов, строит сценарии реализации стратегии, определяя возможные риски и предлагая пути их устранения; <input type="checkbox"/> применяет современные методы, поиска, обработки, анализа и использования информации в рамках проведения научно-исследовательских и организационных работ в области музейных исследований и кураторских стратегий.

8. ОСНОВНАЯ И ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ЛИТЕРАТУРА

8.1 Основная литература

1. Цифровая обработка изображений. 3-е изд., испр. и дополн. / Гонсалес Р., Вудс Р., Москва: Техносфера, 2012. 2012 - 1104.
2. Селянкин, В. В. Решение задач компьютерного зрения: Учебное пособие / Селянкин В.В. - Таганрог: Южный федеральный университет, 2016. - 92 с.: ISBN 978-5-9275-2090-9. - Текст : электронный. - URL: <https://znanium.com/catalog/product/991922> . – Режим доступа: по подписке
3. Болотова, Ю. А. Методы и алгоритмы интеллектуальной обработки цифровых изображений : учеб. пособие / Ю.А. Болотова, А.А. Друки, В.Г. Спицын ; Томский политехнический университет. - Томск : Изд-во Томского политехнического университета, 2016. - 208 с. - ISBN 978-5-4387-0710-3. - Текст : электронный. - URL: <https://znanium.com/catalog/product> . – Режим доступа: по подписке.

8.2 Дополнительная литература

- 1 Богданов, Е. П. Интеллектуальный анализ данных : практикум для магистрантов направления 09.04.03 «Прикладная информатика» профиль подготовки «Информационные системы и технологии корпоративного управления» / Е. П. Богданов. - Волгоград : ФГБОУ ВО Волгоградский ГАУ, 2019. - 112 с. - Текст : электронный. - URL: <https://znanium.com/catalog/product/1087885> . – Режим доступа: по подписке
- 2 Барский, А. Б. Планирование виртуальных вычислений : учеб. пособие / А.Б. Барский. — М. : ИД «ФОРУМ» : ИНФРА-М, 2018. — 200 с. — (Высшее образование). — www.dx.doi.org/10.12737/19901. - ISBN 978-5-8199-0655-2. - Текст : электронный. - URL: <https://znanium.com/catalog/product/966062> . – Режим доступа: по подписке

9. ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ, ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ПРИ ОСУЩЕСТВЛЕНИИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО ПРОЦЕССА

9.1 Программное обеспечение

При осуществлении образовательного процесса магистрантами и профессорско-преподавательским составом используется следующее лицензионное программное обеспечение:

1. OS Microsoft Windows (OVS OS Platform)
2. MS Office (OVS Office Platform)
3. Adobe Acrobat Professional 11.0 MLP AOO License RU
4. Adobe CS5.5 Design Standart Win IE EDU CLP
5. ABBYY FineReader 11 Corporate Edition
6. ABBYY Lingvo x5
7. Adobe Photoshop Extended CS6 13.0 MLP AOO License RU
8. Adobe Acrobat Reader DC /Pro – бесплатно
9. Google Chrome – бесплатно
10. Opera – бесплатно
11. Mozilla – бесплатно
12. VLC – бесплатно
13. Яндекс Браузер

9.2 Перечень информационно-справочных систем и профессиональных баз данных информационно-телекоммуникационной сети «Интернет», необходимых для освоения дисциплины:

Информационно-справочные системы

1. Гарант.Ру. Информационно-правовой портал: <http://www.garant.ru>
2. Информационная система «Единое окно доступа к образовательным ресурсам»: <http://window.edu.ru/>
3. Открытое образование. Ассоциация «Национальная платформа открытого образования»: <http://npoed.ru>
4. Официальная Россия. Сервер органов государственной власти Российской Федерации: <http://www.gov.ru>
5. Официальный интернет-портал правовой информации. Государственная система правовой информации: <http://pravo.gov.ru>
6. Правовой сайт КонсультантПлюс: <http://www.consultant.ru/sys>
7. Российское образование. Федеральный портал: <http://www.edu.ru>

Профессиональные базы данных информационно-телекоммуникационной сети «Интернет»:

1. Национальная электронная библиотека НЭБ: <http://www.rusneb.ru>
2. Неприкосновенный запас: <http://magazines.russ.ru/nz/>
3. Президентская библиотека: <http://www.prlib.ru>
4. Российская государственная библиотека: <http://www.rsl.ru/>
5. Российская национальная библиотека: <http://www.nlr.ru/poisk/>

9.3 Лицензионные электронные ресурсы библиотеки Университета

Профессиональные базы данных:

Полный перечень доступных обучающимся профессиональных баз данных представлен на официальном сайте Университета <https://eusp.org/library/electronic-resources>, включая следующие базы данных:

2. **East View** – 100 ведущих российских журналов по гуманитарным наукам

(архив и текущая подписка): <https://dlib.eastview.com/browse;>

3. **eLIBRARY.RU** — Российский информационно-аналитический портал в области науки, технологии, медицины и образования, содержащий рефераты и полные тексты научных статей и публикаций, наукометрическая база данных: <http://elibrary.ru>;

4. **Университетская информационная система РОССИЯ** — база электронных ресурсов для учебных программ и исследовательских проектов в области социально-гуманитарных наук: <http://www.uisrussia.msu.ru/>;

5. Электронные журналы по подписке (текущие номера научных зарубежных журналов).

Электронные библиотечные системы:

1. **Znanium.com** – Электронная библиотечная система (ЭБС) – <http://znanium.com/>;

2. Университетская библиотека онлайн – Электронная библиотечная система (ЭБС) – <http://biblioclub.ru/>

9.4 Электронная информационно-образовательная среда Университета

Образовательный процесс по дисциплине поддерживается средствами электронной информационно-образовательной среды Университета, которая включает в себя электронный учебно-методический ресурс АНООВО «ЕУСПб» — образовательный портал LMS Sakai — Sakai@EU, лицензионные электронные ресурсы библиотеки Университета, официальный сайт Университета (Европейский университет в Санкт-Петербурге [<https://eusp.org/>]), локальную сеть Университета и корпоративную электронную почту и обеспечивает:

доступ к учебным планам, рабочим программам дисциплин (модулей), практик и к изданиям электронных библиотечных систем и электронным образовательным ресурсам, указанным в рабочих программах;

фиксацию хода образовательного процесса, результатов промежуточной аттестации и результатов освоения основной образовательной программы;

формирование электронного портфолио обучающегося, в том числе сохранение работ обучающегося, рецензий и оценок за эти работы со стороны любых участников образовательного процесса;

взаимодействие между участниками образовательного процесса, в том числе синхронное и (или) асинхронное взаимодействие посредством сети «Интернет» (электронной почты и т.д.).

Каждый обучающийся в течение всего периода обучения обеспечен индивидуальным неограниченным доступом к электронным ресурсам библиотеки Университета, содержащей издания учебной, учебно-методической и иной литературы по изучаемой дисциплине.

10. МАТЕРИАЛЬНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ БАЗА, НЕОБХОДИМАЯ ДЛЯ ОСУЩЕСТВЛЕНИЯ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО ПРОЦЕССА

В ходе реализации образовательного процесса используются специализированные многофункциональные аудитории для проведения занятий лекционного типа, занятий семинарского типа, групповых и индивидуальных консультаций, текущего контроля и промежуточной аттестации, укомплектованные специализированной мебелью и техническими средствами обучения, служащими для представления учебной информации большой аудитории.

Проведение занятий лекционного типа обеспечивается демонстрационным оборудованием.

Помещения для самостоятельной работы оснащены компьютерной техникой с возможностью подключения к сети «Интернет» и обеспечением доступа в электронную информационно-образовательную среду организации.

Для лиц с ограниченными возможностями здоровья и инвалидов предоставляется возможность присутствия в аудитории вместе с ними ассистента (помощника). Для слабовидящих предоставляется возможность увеличения текста на экране (ПК). Для самостоятельной работы лиц с ограниченными возможностями здоровья в помещении для самостоятельной работы организовано одно место (ПК) с возможностями бесконтактного ввода информации и управления компьютером (специализированное лицензионное программное обеспечение – Camera Mouse, веб камера). Библиотека университета предоставляет удаленный доступ к ЭБ с возможностями для слабовидящих увеличения текста на экране ПК. Лица с ограниченными возможностями здоровья могут при необходимости воспользоваться имеющимся в университете креслом-коляской. В учебном корпусе имеется адаптированный лифт. На первом этаже оборудован специализированный туалет. У входа в здание университета для инвалидов оборудована специальная кнопка, входная среда обеспечена информационной доской о режиме работы университета, выполненной рельефно-точечным тактильным шрифтом (азбука Брайля).

ДИСЦИПЛИНА ПО ВЫБОРУ
ФОНД ОЦЕНОЧНЫХ СРЕДСТВ ПО ДИСЦИПЛИНЕ
«Инструменты обработки изображений»

ФОНД ОЦЕНОЧНЫХ СРЕДСТВ ДЛЯ ПРОВЕДЕНИЯ ТЕКУЩЕЙ И ПРОМЕЖУТОЧНОЙ АТТЕСТАЦИИ ОБУЧАЮЩИХСЯ ПО ДИСЦИПЛИНЕ

1 Показатели, критерии и оценивание компетенций и индикаторов их достижения в процессе текущей аттестации

Информация о содержании и процедуре текущего контроля успеваемости, методике оценивания знаний, умений и навыков обучающегося в ходе текущего контроля доводятся научно-педагогическими работниками Университета до сведения обучающегося на первом занятии по данной дисциплине.

Текущий контроль предусматривает подготовку магистрантов к каждому занятию, выполнение домашних заданий, активное слушание на лекциях. Магистрант должен присутствовать на семинарских занятиях, отвечать на поставленные вопросы, показывая, что прочитал разбираемую литературу, представлять содержательные реплики по обсуждаемым вопросам.

Текущий контроль проводится в форме оценивания выполненных домашних заданий, демонстрирующих степень знакомства с дополнительной литературой.

Таблица 1

Показатели, критерии и оценивание компетенций и индикаторов их достижения в процессе текущей аттестации

Наименование темы (раздела)	Код компетенции	Индикаторы компетенции	Коды ЗУВ (в соотв. с табл. 1)	Формы текущего контроля	Результаты текущего контроля
Раздел 1. Обработка изображений	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	З (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) З (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)	Домашнее задание 1	зачтено/ не зачтено
Раздел 2. Объекты на изображении	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	З (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) З (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)	Домашнее задание 2	зачтено/ не зачтено
Раздел 3. Анализ изображений и отслеживание объектов	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	З (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) З (ПК-3) У (ПК-3) В (ПК-3)	Домашнее задание 3	зачтено/ не зачтено

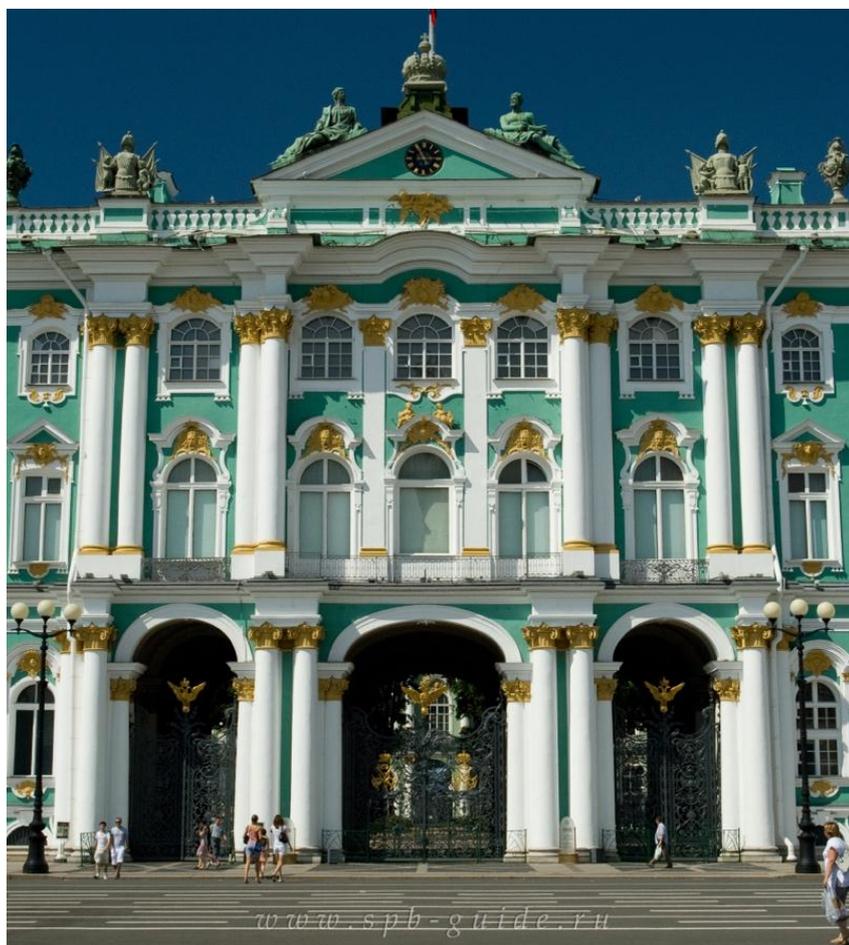
Критерии оценивания

Формы текущего контроля успеваемости	Критерии оценивания
Домашнее задание	Реализованный алгоритм выполняет поставленную задачу с приемлемым уровнем точности - зачтено Реализованный алгоритм не выполняет поставленную задачу с приемлемым уровнем точности – не зачтено

2. Контрольные задания для текущей аттестации**Материал домашних заданий:****Раздел 1. Обработка изображений**

Домашнее задание 1. выдается студентам в одном варианте и состоит из 3 задач. Форма представления обучающимися домашнего задания - реализованный на любом, если не указано другого, языке программирования алгоритм.

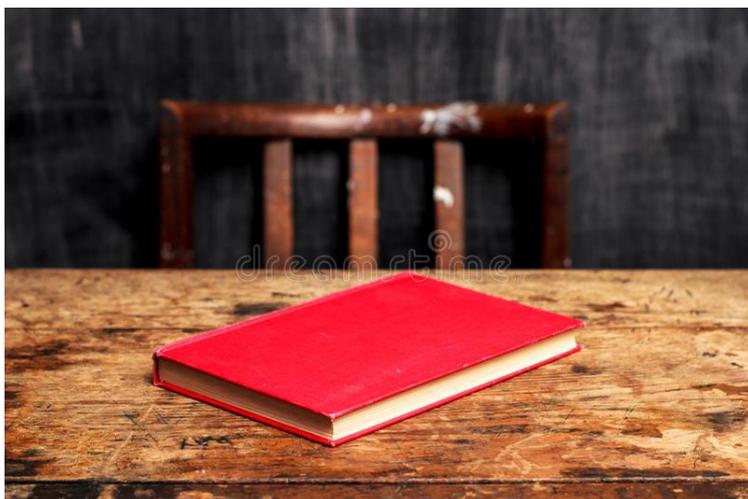
1. Реализуйте фильтра Габора на языке Python.
2. Используйте преобразование Хафа для обнаружения линий на изображении:



3. Реализуйте алгоритм разреженного кодирования.

Раздел 2. Объекты на изображении

Домашнее задание 2. выдается студентам в одном варианте и состоит из 2 задач. Форма представления обучающимися домашнего задания - реализованный на любом языке программирования алгоритм.



1. Преобразуйте исходное изображение в вид сверху с помощью матрицы гомографии.
2. С помощью сверточной нейронной сети VGG классифицируйте изображения из набора данных CIFAR-10.

Раздел 3. Анализ изображений и отслеживание объектов

Домашнее задание 3. выдается студентам в одном варианте и состоит из 2 задач. Форма представления обучающимися домашнего задания - реализованный на любом языке программирования алгоритм.

1. Создайте генеративную нейронную сеть для решения задачи реконструкции стилей.
2. По видеоряду записи камеры с панели автомобиля осуществите трекинг пешеходов, попадающих в кадр.

(Аналог задания 2 с конкретным видео: 2. По видеоряду записи камеры осуществите трекинг движения автомобилей. Видео для анализа: https://www.bogotobogo.com/python/OpenCV_Python/images/mean_shift_tracking/slow_traffic_small.mp4).

3 Показатели, критерии и оценивание компетенций и индикаторов их достижения в процессе промежуточной аттестации

Форма промежуточной аттестации — зачет с оценкой в конце 2, 3 семестров, выставляемые на основе устного ответа на вопросы.

Перед зачетом с оценкой проводится консультация, на которой преподаватель отвечает на вопросы магистрантов.

В результате промежуточного контроля знаний студенты получают оценку по дисциплине.

Таблица 3

Показатели, критерии и оценивание компетенций и индикаторов их достижения в процессе промежуточной аттестации

Форма промежуточной аттестации/вид промежуточной аттестации	Коды компетенций	Индикаторы компетенций (в соотв. с Таблицей 1)	Коды ЗУВ (в соответствии с Таблицей 1)	Критерии оценивания	Оценка
Зачет с оценкой/ Устный ответ на вопросы	УК-1 ПК-3	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4. ИД.ПК-3.1.	З (УК-1) У (УК-1) В (УК-1) З (ПК-3) У (ПК-3)	Студент дает ответы на вопросы билета, для которых характерно: • глубокое усвоение программного материала,	Зачтено, отлично

Форма промежуточной аттестации/вид промежуточной аттестации	Коды компетенций	Индикаторы компетенций (в соотв. с Таблицей 1)	Коды ЗУВ (в соответствии с Таблицей 1)	Критерии оценивания	Оценка
		ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	В (ПК-3)	<ul style="list-style-type: none"> ● изложение его исчерпывающе, последовательно, четко, ● умение делать обоснованные выводы, ● соблюдение норм устной и письменной литературной речи; 	
				<p>Студент дает ответы на вопросы билета, для которых характерно:</p> <ul style="list-style-type: none"> ● достаточный уровень усвоения программного материала, ● изложение его грамотно, последовательно, четко, ● умение делать обоснованные выводы, ● соблюдение норм устной и письменной литературной речи, но с наличием некоторых неточностей в формулировках; 	Зачтено, хорошо
				<p>Студент дает ответы на вопросы билета, для которых характерно:</p> <ul style="list-style-type: none"> ● усвоение программного материала на минимально достаточном уровне, ● изложение его без нарушения общей логики, ● умение делать выводы, ● соблюдение норм устной и письменной литературной речи, но с возможными ошибками; 	Зачтено, удовлетворительно
				<p>Студент представляет ответ на вопрос билета, свидетельствующий о некомпетентности магистранта, при следующих параметрах ответа:</p> <ul style="list-style-type: none"> ● незнание значительной части программного материала, ● наличие существенных ошибок в определениях, формулировках, понимании теоретических положений; ● бессистемность при ответе на поставленный вопрос, 	Не зачтено, неудовлетворительно

Форма промежуточной аттестации/вид промежуточной аттестации	Коды компетенций	Индикаторы компетенций (в соотв. с Таблицей 1)	Коды ЗУВ (в соответствии с Таблицей 1)	Критерии оценивания	Оценка
				<ul style="list-style-type: none"> отсутствие в ответе логически корректного анализа, аргументации, классификации, наличие нарушений норм устной и письменной литературной речи. 	

Результаты сдачи промежуточной аттестации по направлениям подготовки уровня магистратуры оцениваются по стобалльной системе оценки в соответствии с Положением о формах, периодичности и порядке организации и проведения текущего контроля успеваемости и промежуточной аттестации обучающихся в АНООВО «ЕУСПб» следующим образом согласно таблице 3а.

Таблица 3а

Система оценки знаний обучающихся

Пятибалльная (стандартная) система	Стобалльная система оценки	Бинарная система оценки
5 (отлично)	100-81	зачтено
4 (хорошо)	80-61	
3 (удовлетворительно)	60-41	
2 (неудовлетворительно)	40 и менее	не зачтено

Результаты промежуточного контроля по дисциплине, выраженные в оценках «зачтено, удовлетворительно», «зачтено, хорошо», «зачтено, отлично», показывают уровень сформированности у обучающегося компетенций по дисциплине в соответствии с картами компетенций основной профессиональной образовательной программы высшего образования — программы магистратуры «Музейные исследования и кураторские стратегии» по направлению подготовки 51.04.04 Музеология и охрана объектов культурного и природного наследия.

Результаты промежуточного контроля по дисциплине, выраженные в оценках «не зачтено, неудовлетворительно», показывают несформированность у обучающегося компетенций по дисциплине в соответствии с картами компетенций основной профессиональной образовательной программы высшего образования — программы магистратуры «Музейные исследования и кураторские стратегии» по направлению подготовки 51.04.04 Музеология и охрана объектов культурного и природного наследия.

4 Задания к промежуточной аттестации

УК-1 Способен осуществлять критический анализ проблемных ситуаций на основе системного подхода, вырабатывать стратегию действий

В ходе ответа на вопросы магистранту необходимо показать наличие знаний и умения применять различные методологии и методики системного и критического анализа проблемных ситуаций, решение которых возможно посредством применения инструментов обработки изображений, для чего необходимо смоделировать ситуацию, возможную в профессиональной деятельности, сформулировать, обосновать и решить задачи, которые характерны для данной ситуации, посредством соответствующих инструментов обработки изображений.

Список вопросов для устного ответа с эталонными ответами по дисциплине по выбору:

1. Частотная область, преобразование Фурье, спектральный анализ.

Эталонный ответ

Частотная область — это представление изображения в виде спектра частот, где каждая частота соответствует определённому цвету или яркости пикселя. Это позволяет анализировать изображение с точки зрения его частотных характеристик и выявлять различные особенности, такие как шум, детализация и контраст.

Преобразование Фурье — математический метод, который позволяет преобразовать сигнал из временной области в частотную область и наоборот. В контексте обработки изображений преобразование Фурье используется для анализа частотного содержания изображения и выявления его основных компонентов.

Для преобразования изображения из пространственной области в частотную используются следующие формулы:

$$F(u, v) = \int \int f(x, y) e^{-j2\pi(ux + vy)} dx dy,$$

где $f(x, y)$ — исходное изображение, $F(u, v)$ — результат преобразования, а (u, v) — пространственные частоты.

Обратное преобразование выглядит так:

$$f(x, y) = (1/2\pi) \int \int F(u, v) e^{j2\pi(ux + vy)} du dv.$$

Преобразование Фурье позволяет получить спектральное представление изображения, которое показывает распределение энергии сигнала по различным частотам. Это может быть полезно для различных задач обработки изображений, таких как сжатие, фильтрация и анализ текстур.

Спектральный анализ — это процесс изучения частотного состава сигнала, в данном случае изображения. Он позволяет выявить основные компоненты изображения, такие как низкочастотные детали, среднечастотные текстуры и высокочастотные шумы. Спектральный анализ также используется для фильтрации изображений, удаления шума и улучшения качества.

В обработке изображений спектральный анализ может применяться для следующих целей:

- * Сжатие изображений: удаление высокочастотных компонентов, которые не воспринимаются человеческим глазом, позволяет уменьшить размер файла без существенной потери качества.

- * Фильтрация изображений: использование фильтров, настроенных на определённые частоты, позволяет удалить шум, улучшить детализацию или изменить текстуру изображения.

- * Анализ текстур: изучение частотного распределения текстурных особенностей изображения может помочь в классификации и распознавании образов.

Таким образом, частотная область, преобразование Фурье и спектральный анализ являются важными инструментами в обработке изображений. Они позволяют анализировать и манипулировать изображениями на уровне их частотных составляющих,

что открывает широкие возможности для применения в различных областях, таких как медицина, наука, искусство и технологии.

2. Выделение компонент связности. Выделение краев.

Эталонный ответ

Выделение компонент связности — это метод обработки изображений, который используется для разделения изображения на отдельные области или компоненты связности. Эти области могут быть связаны между собой по определённым критериям, таким как цвет, яркость или текстура.

Компоненты связности представляют собой группы пикселей, которые имеют общие характеристики и связаны друг с другом. Они могут использоваться для анализа структуры изображения, выделения объектов и определения границ между ними.

Для выделения компонент связности используются различные методы, такие как:

* Пороговая обработка: изображение разбивается на две области — чёрную и белую — в зависимости от значения яркости пикселя. Затем эти области объединяются в компоненты связности на основе их близости.

* Сегментация: изображение разделяется на несколько областей на основе различных критериев, таких как цвет, текстура или форма. Затем эти области группируются в компоненты связности.

После выделения компонент связности можно выполнить анализ каждой из них, чтобы определить её характеристики, такие как площадь, периметр, центр тяжести и т. д. Это может быть полезно для классификации объектов на изображении или для определения их местоположения.

Выделение компонент связности является важным этапом в обработке изображений и широко используется в различных областях, таких как машинное зрение, медицинская диагностика и анализ данных.

Выделение краёв — это ещё один метод обработки изображений, используемый для обнаружения резких изменений в яркости или цвете на границах объектов. Края представляют собой линии, где происходит переход от одной области к другой, и они могут быть использованы для определения контуров объектов на изображении.

Существует несколько методов выделения краёв, таких как:

1. Дифференциальные операторы: используются производные первого и второго порядка для вычисления градиента яркости в каждой точке изображения. Градиент указывает направление наибольшего изменения яркости, а его величина определяет резкость перехода.

2. Оператор Собеля: использует два ядра для вычисления производных по горизонтали и вертикали. Затем результаты объединяются для получения вектора градиента.

3. Оператор Кэнни: является усовершенствованным методом выделения краёв, который включает в себя этапы сглаживания, обнаружения краёв и уточнения краёв. Он обеспечивает более чёткие и стабильные результаты.

4. Локальные бинарные шаблоны (LBP): используют гистограмму направлений градиентов для описания текстуры в окрестности каждого пикселя. Края определяются на основе резких изменений в этой гистограмме.

5. Детектор Харриса: основан на вычислении матрицы вторых моментов для каждой точки изображения. Края обнаруживаются в точках, где матрица имеет максимальное собственное значение.

Выделение краёв является важным инструментом для анализа изображений и может использоваться для задач, таких как распознавание образов, сегментация и обнаружение объектов. Оно также может применяться для улучшения качества изображений путём удаления шума и повышения контраста на границах.

3. Математическая морфология.

Эталонный ответ

Математическая морфология — это область обработки изображений, которая изучает геометрические структуры и их преобразования. Она основана на теории множеств и использует операции над бинарными изображениями для анализа и модификации форм объектов.

В математической морфологии используются два основных инструмента: структурирующий элемент и операция морфологического преобразования. Структурирующий элемент представляет собой небольшое бинарное изображение, которое используется для анализа или модификации другого изображения. Операция морфологического преобразования применяет структурирующий элемент к изображению для создания нового изображения с изменёнными характеристиками.

Основные операции математической морфологии включают в себя дилатацию (расширение), эрозию (сжатие) и открытие-закрытие. Дилатация увеличивает объекты на изображении, а эрозия уменьшает их. Открытие-закрытие представляет собой последовательность дилатации и эрозии и может использоваться для удаления шума или выделения границ объектов.

Математическая морфология широко применяется в различных областях обработки изображений, таких как сегментация, обнаружение объектов, анализ текстур и распознавание образов. Она позволяет эффективно анализировать и модифицировать формы объектов на изображениях, что делает её важным инструментом для многих задач компьютерного зрения и машинного обучения.

Преимущества математической морфологии:

- * Математическая морфология предоставляет мощный инструмент для анализа форм и структур на изображениях.

- * Она может быть использована для решения широкого спектра задач обработки изображений, включая сегментацию, обнаружение объектов и анализ текстур.

- * Операции математической морфологии легко реализуются и имеют низкую вычислительную сложность, что делает их подходящими для работы с большими объёмами данных.

Однако математическая морфология также имеет некоторые ограничения. Например, она может привести к потере деталей изображения при чрезмерном использовании операций расширения или сжатия. Кроме того, выбор подходящего структурирующего элемента может потребовать тщательного анализа задачи и характеристик изображения.

Несмотря на эти ограничения, математическая морфология остаётся важным инструментом в арсенале методов обработки изображений. Её гибкость и эффективность делают её подходящей для широкого круга задач, связанных с анализом и модификацией форм на изображениях.

4. Ключевые точки. Детектор угловых точек. Детектор Моравица.

Эталонный ответ

Ключевые точки — это особые точки на изображении, которые используются для описания его содержания и определения местоположения объектов. Ключевые точки могут быть использованы для задач компьютерного зрения, таких как распознавание образов, отслеживание объектов и т. д.

Детектор угловых точек — один из методов обнаружения ключевых точек на изображениях. Он основан на поиске локальных экстремумов в градиенте яркости изображения. Детектор угловых точек является одним из наиболее популярных методов обнаружения ключевых точек и широко используется в различных задачах компьютерного зрения.

Основные шаги алгоритма детектора угловых точек:

- * Вычисление градиента яркости изображения с помощью оператора Собеля или аналогичного.
- * Поиск локальных максимумов и минимумов градиента.
- * Отбор точек, удовлетворяющих определённому критерию (например, угол между градиентами должен быть больше определённого значения).

Детектор Моравица — ещё один метод обнаружения ключевых точек. Он также основан на поиске экстремумов, но использует более сложные критерии отбора точек.

Алгоритм детектора Моравица:

1. Вычисление градиентов изображения с использованием оператора Собеля.
2. Поиск точек с максимальным значением градиента по всем направлениям.
3. Отбор точек с учётом их окружения. Точки отбираются только в том случае, если они находятся в окружении, где градиент меняет знак. Это позволяет избежать ложных срабатываний на однородных областях изображения.
4. Применение дополнительных критериев отбора, таких как минимальный размер окрестности точки и максимальный угол между градиентом и направлением на точку.

Оба метода имеют свои преимущества и недостатки. Детектор угловых точек проще в реализации и работает быстрее, но может давать большее количество ложных срабатываний. Детектор Моравица более сложен в реализации, но обеспечивает более высокую точность обнаружения ключевых точек. Выбор метода зависит от конкретной задачи и требований к точности и скорости работы.

5. Метод наименьших квадратов, М-оценки, RANSAC, преобразование Хафа.

Эталонный ответ

Метод наименьших квадратов — это математический метод, который используется для нахождения наилучшей линейной аппроксимации набора данных. Он основан на

минимизации суммы квадратов отклонений между наблюдаемыми значениями и предсказанными значениями.

В контексте обработки изображений метод наименьших квадратов может использоваться для решения различных задач, таких как регрессионный анализ, фильтрация и восстановление изображений. Например, он может быть использован для определения параметров модели, которая описывает преобразование изображения, или для оценки параметров фильтра, который применяется к изображению.

M-оценки (от англ. M-estimator) — это обобщение метода наименьших квадратов, которое позволяет учитывать выбросы и аномальные значения в наборе данных. Они основаны на использовании функции потерь, которая учитывает не только квадраты отклонений, но и абсолютные значения отклонений. Это позволяет более устойчиво оценивать параметры модели и обрабатывать данные с выбросами.

M-оценки могут быть полезны при обработке изображений, где могут присутствовать выбросы, вызванные шумом, искажениями или другими факторами. Они могут использоваться для оценки параметров моделей, которые описывают изображение, или для фильтрации изображений.

RANSAC (англ. RANdom SAmple Consensus) — это метод, используемый для оценки параметров модели по данным, содержащим выбросы и шум. Он работает путём случайного выбора подмножества данных, которое считается «хорошим» (согласованным), и использования этого подмножества для оценки параметров. Затем оценивается, насколько хорошо модель, основанная на этих параметрах, соответствует остальным данным. Если модель согласуется с большинством данных, то она считается хорошей оценкой параметров.

RANSAC может быть полезен при обработке изображений, когда необходимо оценить параметры модели, такой как параметры преобразования, параметры фильтра или параметры сегментации. Он может помочь справиться с выбросами и шумом в данных и получить более точные оценки параметров.

Преобразование Хафа (Hough transform) — это метод обнаружения прямых линий, кривых и других геометрических форм на изображении. Оно основано на представлении каждой формы в виде параметрического уравнения и поиске точек на изображении, которые соответствуют этому уравнению. Преобразование Хафа позволяет эффективно обнаруживать формы, даже если они частично скрыты или искажены.

Преобразование Хафа широко используется в обработке изображений для задач, связанных с обнаружением линий, границ, углов и других форм. Оно может применяться в таких областях, как распознавание текста, анализ дорожных знаков, обнаружение объектов и т. д.

Эти методы являются важными инструментами для обработки изображений и могут быть использованы в различных задачах, таких как восстановление, классификация, сегментация и анализ изображений. Выбор конкретного метода зависит от конкретной задачи и требований к точности и устойчивости результатов.

6. Извлечение фрагментов. Вычисление признаков фрагментов.

Эталонный ответ

Извлечение фрагментов — это процесс выделения определённых областей или частей изображения для дальнейшего анализа и обработки. Фрагменты могут быть извлечены на основе различных критериев, таких как цвет, текстура, форма и т. д.

Вычисление признаков фрагментов — это определение характеристик или особенностей выделенных фрагментов, которые могут использоваться для их классификации, сравнения или идентификации. Признаки могут включать в себя такие параметры, как размер, положение, ориентация, яркость, контрастность, цветовые характеристики и другие.

Для извлечения фрагментов и вычисления их признаков используются различные методы и алгоритмы обработки изображений. Вот некоторые из них:

1. Пороговая обработка: изображение разбивается на чёрно-белые области на основе порогового значения яркости. Затем можно выделить интересующие фрагменты, например, только тёмные или только светлые области.

2. Сегментация: разделение изображения на однородные области на основе цвета, текстуры или других характеристик. После сегментации можно выбрать нужные фрагменты.

3. Детектирование объектов: использование алгоритмов обнаружения объектов, таких как обнаружение лиц, автомобилей, зданий и т. п., для выделения интересующих фрагментов.

4. Выделение контуров: определение границ между объектами на изображении с помощью методов обработки контуров. Это может помочь в выделении фрагментов, связанных с определёнными контурами.

5. Морфологическая обработка: применение морфологических операций, таких как эрозия, дилатация, открытие и закрытие, для изменения формы и размера фрагментов.

6. Методы машинного обучения: использование моделей машинного обучения, обученных на наборе данных, для автоматического выделения фрагментов на основе заданных критериев.

После извлечения фрагментов необходимо вычислить их признаки. Для этого можно использовать следующие методы:

* Геометрические признаки: включают в себя размеры, форму, ориентацию и положение фрагмента. Эти признаки могут быть вычислены с использованием геометрических измерений, таких как длина, ширина, площадь и т.п.

* Топологические признаки: описывают топологическую структуру фрагмента, включая количество отверстий, связность и т.д. Эти признаки вычисляются с использованием топологических методов, таких как анализ связности.

* Цветовые признаки: характеризуют цветовые свойства фрагмента, такие как среднее значение цвета, стандартное отклонение, доминирующий цвет и т.п. Эти признаки можно вычислить с использованием цветовых моделей, таких как RGB, HSV и др.

* Текстурные признаки: отражают текстурные особенности фрагмента, включая однородность, шероховатость и т.д. Текстурные признаки вычисляются с применением методов текстурного анализа, таких как фильтры Габора.

* Структурные признаки: описывают структурные свойства фрагмента, включая наличие определённых паттернов, линий и т.п. Структурные признаки вычисляются путём анализа структуры фрагмента с использованием методов компьютерного зрения.

Выбор конкретных методов и алгоритмов зависит от задачи и требований к обработке изображений. Извлечение фрагментов и вычисление их признаков являются важными этапами в обработке изображений и могут применяться в различных областях,

таких как распознавание образов, компьютерное зрение, медицинская диагностика и другие.

7. Многослойные нейронные сети. Стохастический градиентный спуск. Функции активации.

Эталонный ответ

Многослойные нейронные сети — это модели машинного обучения, состоящие из нескольких слоёв искусственных нейронов. Они используются для решения сложных задач, таких как распознавание образов, классификация и прогнозирование.

В многослойных нейронных сетях информация передаётся от входного слоя к выходному через один или несколько скрытых слоёв. Каждый слой состоит из нейронов, которые выполняют определённые функции. Входной слой принимает входные данные, а выходной слой выдаёт результат. Скрытые слои обрабатывают информацию и передают её дальше.

Стохастический градиентный спуск — это метод оптимизации, который используется для обучения многослойных нейронных сетей. Он основан на вычислении градиента функции потерь относительно весов и смещений сети. Градиент показывает направление наискорейшего подъёма функции, поэтому его можно использовать для минимизации функции потерь.

Стохастический градиентный спуск работает следующим образом:

1. Выбирается случайная выборка данных из обучающего набора.
2. Вычисляется градиент функции потерь для этой выборки.
3. Веса и смещения сети обновляются в направлении, противоположном градиенту.
4. Шаги 1–3 повторяются до тех пор, пока функция потерь не достигнет минимума.

Функция потерь — это мера того, насколько хорошо модель предсказывает целевые значения. Она может быть любой функцией, которая принимает на вход предсказанные значения и целевые значения и возвращает число. Наиболее распространёнными функциями потерь являются среднеквадратичная ошибка (MSE) и кросс-энтропия.

Функции активации — это функции, которые применяются к выходу каждого нейрона в сети. Они определяют, будет ли нейрон активирован или нет. Существует множество функций активации, но наиболее популярными являются сигмоида, гиперболический тангенс и ReLU.

Сигмоида — это функция, которая преобразует любое действительное число в значение между 0 и 1. Она часто используется в качестве функции активации в нейронных сетях, поскольку она является гладкой и дифференцируемой.

Гиперболический тангенс — это функция, которая похожа на сигмоиду, но имеет более крутой наклон в середине. Это делает её более чувствительной к изменениям входных данных.

ReLU — это функция активации, которая возвращает 0, если вход меньше 0, и вход, если вход больше или равен 0. Она проста в реализации и вычислительно эффективна. Однако она может привести к проблеме «смерти нейронов», когда нейроны перестают активироваться.

Выбор функции активации зависит от конкретной задачи и архитектуры сети. Например, сигмоида часто используется для задач классификации, а ReLU — для задач регрессии.

8. Сверточные нейронные сети.

Эталонный ответ

Сверточная нейронная сеть (CNN) — это тип искусственной нейронной сети, который используется для обработки изображений и других данных с пространственной структурой. CNN широко применяются в области компьютерного зрения, где они используются для задач классификации, обнаружения объектов и сегментации изображений.

Основные принципы работы сверточных нейронных сетей:

- * Слой свертки (convolution layer): Этот слой выполняет операцию свертки над входным изображением, используя набор фильтров или ядер. Свертка позволяет выделить определенные признаки из изображения, такие как края, углы и текстуры.

- * Пулинг или субдискретизация (pooling layer): После слоя свертки обычно следует слой пулинга, который уменьшает размерность карты признаков путем применения операций, таких как максимальное или среднее значение. Это помогает уменьшить количество параметров и вычислительную сложность сети.

- * Полносвязный слой (fully-connected layer): В конце CNN обычно добавляется один или несколько полносвязных слоев, которые преобразуют выходные данные предыдущих слоев в окончательный результат классификации или регрессии.

Сверточные нейронные сети имеют ряд преимуществ перед традиционными нейронными сетями:

- * Они способны эффективно обрабатывать большие объемы данных без потери информации о пространственных отношениях между пикселями.

- * CNN могут автоматически выделять важные признаки из изображений, что делает их менее зависимыми от ручного выбора признаков.

- * Благодаря своей структуре, CNN обладают хорошей способностью к обобщению и могут быть обучены на небольших наборах данных.

Однако сверточные нейронные сети также имеют некоторые ограничения:

- * Обучение CNN может быть сложным и требует больших объемов данных и вычислительных ресурсов.

- * Выбор архитектуры CNN и гиперпараметров может существенно повлиять на производительность модели.

В целом, сверточные нейронные сети являются мощным инструментом для анализа и обработки изображений, и они продолжают активно развиваться и улучшаться.

9. Поиск по визуальному подобию. Поиск нечетких дубликатов.

Эталонный ответ

Поиск по визуальному подобию — это метод поиска изображений, основанный на сравнении визуальных характеристик двух или более изображений. Этот метод может быть

полезен для поиска похожих изображений в больших коллекциях, например, для обнаружения дубликатов, поиска похожих товаров в интернет-магазинах и т. д.

Для поиска по визуальному подобию используются различные алгоритмы и методы, такие как:

- * Вычисление дескрипторов: извлечение набора числовых признаков из изображения, которые описывают его визуальные характеристики. Эти признаки могут включать в себя цвета, текстуры, формы и другие особенности изображения.

- * Сравнение дескрипторов: вычисление расстояния между дескрипторами двух изображений и определение их схожести. Если расстояние между дескрипторами невелико, то изображения считаются похожими.

- * Использование метрик: выбор подходящей метрики для сравнения дескрипторов, такой как евклидово расстояние, косинусное сходство и др.

- * Применение алгоритмов машинного обучения: использование методов машинного обучения для обучения модели, которая будет предсказывать, насколько похожи два изображения на основе их дескрипторов.

Поиск нечетких дубликатов — это частный случай поиска по визуальному подобию, когда необходимо найти изображения, похожие на заданное, но не идентичные ему. Это может быть полезно, например, при поиске похожих фотографий, сделанных с разных ракурсов или в разное время.

Поиск нечетких дубликатов может осуществляться с помощью следующих методов:

- * Изменение масштаба: масштабирование исходного изображения и сравнение его с другими изображениями в коллекции.

- * Поворот: поворот исходного изображения на небольшой угол и сравнение с другими изображениями.

- * Добавление шума: добавление случайного шума к исходному изображению и сравнение с другими изображениями.

- * Размытие: размытие исходного изображения и сравнение с другими изображениями.

Эти методы позволяют находить изображения, которые похожи на исходное, но имеют небольшие различия, что делает их нечеткими дубликатами.

В целом, поиск по визуальному подобию и поиск нечетких дубликатов являются важными инструментами для работы с изображениями и могут быть использованы в различных областях, таких как искусство, дизайн, маркетинг и др.

10. Поиск объектов на фотографии.

Эталонный ответ

Поиск объектов на фотографии — это процесс обнаружения и выделения определённых элементов или объектов на изображении. Это может быть полезно для различных задач, таких как распознавание лиц, определение местоположения объектов, анализ сцен и т. д.

Для поиска объектов на фотографиях используются различные методы и алгоритмы обработки изображений. Вот некоторые из них:

1. Детекторы границ: эти алгоритмы ищут резкие изменения яркости или цвета на изображении, которые могут указывать на границы объектов. Примеры детекторов границ включают оператор Кэнни (Canny) и оператор Собеля (Sobel).

2. Сегментация изображения: этот метод разделяет изображение на области, основываясь на сходстве пикселей. Сегментация может использоваться для выделения областей, соответствующих определённым объектам.

3. Распознавание образов: это метод, основанный на сравнении изображения с известными шаблонами или моделями. Распознавание образов может использоваться для поиска конкретных объектов или категорий объектов.

4. Методы машинного обучения: такие как свёрточные нейронные сети (CNN), могут быть обучены на большом наборе данных для обнаружения определённых объектов на изображениях.

5. Оптический поток: этот подход использует движение пикселей на последовательности кадров для определения движущихся объектов.

6. Дескрипторы признаков: такие как SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) и SURF (Speeded Up Robust Features), могут использоваться для описания уникальных характеристик объектов и их поиска на других изображениях.

7. Анализ гистограмм: использование гистограмм распределения цветов или текстур для выявления областей, представляющих интерес.

8. Морфологический анализ: применение морфологических операций для извлечения структур или форм, характерных для определённых объектов.

Выбор метода зависит от конкретной задачи и требований к точности и скорости работы алгоритма. Для сложных задач может потребоваться комбинация нескольких методов.

В целом, поиск объектов на фотографиях является важной задачей в области компьютерного зрения и обработки изображений, которая находит применение в различных областях, включая безопасность, автоматизацию производства, медицину и другие.

11. Поиск сцен.

Эталонный ответ

Поиск сцен — это задача компьютерного зрения, которая заключается в обнаружении и распознавании определённых сцен или объектов на изображении. Это может быть полезно для различных приложений, таких как автоматическое управление автомобилем, системы безопасности, анализ медицинских изображений и т. д.

Методы поиска сцен:

1. Детекторы ключевых точек. Они используются для обнаружения характерных особенностей изображения, которые могут помочь определить наличие определённой сцены. Например, это могут быть углы, края или точки интереса.

2. Сегментация изображения. Этот метод разделяет изображение на отдельные области или сегменты, каждый из которых может представлять определённую сцену. Сегментация может быть выполнена с использованием различных алгоритмов, таких как кластеризация, пороговая обработка или методы машинного обучения.

3. Распознавание образов. Для поиска сцен можно использовать методы распознавания образов, такие как машинное обучение с учителем или без учителя. В первом случае необходимо иметь набор данных с известными сценами, на основе которого модель будет обучаться. Во втором случае модель самостоятельно выделяет признаки, характерные для определённых сцен.

4. Анализ контекста. Методы анализа контекста учитывают не только визуальные характеристики изображения, но и его контекст, такой как расположение объектов, их размер и форма. Это позволяет более точно определить наличие определённых сцен.

5. Свёрточные нейронные сети (CNN). Современные методы поиска сцен часто используют свёрточные нейронные сети, которые позволяют автоматически выделять признаки и классифицировать изображения. CNN обучаются на больших наборах данных и могут достигать высокой точности при поиске сцен.

6. Методы глубокого обучения. Помимо CNN, существуют другие методы глубокого обучения, такие как рекуррентные нейронные сети и генеративно-состязательные сети, которые также могут быть использованы для поиска сцен.

7. Интеграция различных методов. Часто для повышения точности поиска сцен используется интеграция нескольких методов, например, детекторы ключевых точек и сегментация изображения.

8. Обучение с подкреплением. Методы обучения с подкреплением позволяют модели самостоятельно определять, какие признаки являются наиболее важными для поиска определённых сцен. Модель получает вознаграждение за правильные предсказания и наказание за ошибки.

9. Ансамблевые методы. Ансамблевые методы объединяют несколько моделей для получения более точных результатов. Это может включать в себя использование различных архитектур моделей, методов обучения или наборов данных.

Выбор метода зависит от конкретной задачи и доступных ресурсов. Важно учитывать сложность сцены, качество изображения и требования к скорости работы алгоритма.

12. Сегментация объектов.

Эталонный ответ

Сегментация объектов — это процесс разделения изображения на отдельные области или сегменты, которые соответствуют различным объектам или структурам на изображении. Сегментация является важным этапом в обработке изображений и может использоваться для различных задач, таких как распознавание образов, анализ сцен и т.д.

Существует несколько методов сегментации объектов:

* Пороговая сегментация: этот метод использует порог для разделения пикселей на два класса — объект и фон. Порог может быть установлен вручную или автоматически с использованием алгоритмов, таких как Otsu.

* Метод водораздела: этот метод основан на аналогии с топографией, где пиксели представляют собой высоты, а объекты — бассейны рек. Метод водораздела находит линии водоразделов между бассейнами, что позволяет разделить изображение на сегменты.

* Методы кластеризации: эти методы группируют пиксели на основе их сходства. Кластеризация может быть выполнена с использованием различных алгоритмов, таких как k-средних или иерархическая кластеризация.

* Морфологические операции: эти операции используют математические операции для изменения формы и структуры объектов на изображении. Морфологические операции могут быть использованы для выделения границ объектов или для удаления шума.

* Структурные методы: эти методы используют структурные свойства объектов, такие как форма, размер и расположение, для их идентификации и сегментации. Структурные методы могут быть основаны на графах, деревьях или других структурах данных.

Выбор метода сегментации зависит от типа изображения, целей обработки и доступных ресурсов. Например, пороговая сегментация может быть быстрой и простой, но она может не дать хороших результатов при наличии шума или неоднородности освещения. Методы кластеризации могут быть более точными, но они требуют больше вычислительных ресурсов и времени.

После сегментации полученные сегменты могут быть обработаны дальше для получения дополнительной информации об объектах, такой как их характеристики, положение и ориентация. Это может включать в себя вычисление статистических характеристик, таких как среднее значение и стандартное отклонение, или использование методов машинного обучения для классификации объектов.

В целом, сегментация объектов является важной частью обработки изображений и имеет множество применений в различных областях, таких как медицина, безопасность, робототехника и другие.

13. Семантическая сегментация.

Эталонный ответ

Семантическая сегментация — это метод обработки изображений, который позволяет классифицировать каждый пиксель изображения в соответствии с определённым классом объектов. В отличие от обычной сегментации, где пиксели группируются на основе их сходства по цвету, текстуре и другим визуальным признакам, семантическая сегментация учитывает более высокий уровень абстракции и присваивает каждому пикселю метку, соответствующую его семантической категории (например, «дерево», «здание», «автомобиль» и т. д.).

Семантическая сегментация находит широкое применение в различных областях, таких как беспилотные автомобили, медицинская диагностика, анализ спутниковых снимков и других. Она позволяет автоматизировать процессы распознавания и классификации объектов на изображениях, что делает её важным инструментом для многих современных технологий.

Основные этапы семантической сегментации:

1. Предварительная обработка: включает в себя улучшение качества изображения, удаление шумов и другие операции для подготовки к дальнейшей обработке.

2. Извлечение признаков: извлечение из изображения характеристик, которые будут использоваться для классификации пикселей. Это могут быть цвета, текстуры, формы и другие признаки.

3. Обучение модели: создание модели, которая будет использовать извлечённые признаки для предсказания семантических категорий для каждого пикселя. Модель обучается на наборе данных, содержащем размеченные изображения.

4. Тестирование модели: проверка точности модели на новых изображениях. Если модель показывает хорошую точность, она может быть использована для семантической сегментации новых изображений.

5. Интерпретация результатов: после завершения сегментации результаты могут быть визуализированы для анализа и интерпретации.

Для реализации семантической сегментации используются различные методы машинного обучения, такие как сверточные нейронные сети (CNN), которые показали высокую эффективность в этой области. Современные системы семантической сегментации также используют дополнительные методы, такие как генеративно-состязательные сети (GAN) и трансферное обучение, чтобы улучшить качество и скорость работы.

14. Реконструкция изображения. Реконструкция стилей. Матрица Грама.

Эталонный ответ

Реконструкция изображения — это процесс восстановления исходного изображения из его искажённой или неполной версии. Реконструкция может быть выполнена с использованием различных методов, таких как интерполяция, фильтрация и восстановление на основе моделей.

Реконструкция стилей — это метод, который позволяет восстановить стиль одного изображения на другом изображении. Это может быть полезно для создания художественных эффектов или изменения стиля изображения.

Для реконструкции стилей используется матрица Грама. Матрица Грама — это матрица, которая содержит скалярные произведения векторов признаков изображения. Векторы признаков могут представлять собой цвета пикселей, текстуры или другие характеристики изображения. Матрица Грама может быть использована для определения сходства между двумя изображениями.

Процесс реконструкции стилей включает в себя следующие шаги:

1. Извлечение векторов признаков из исходного изображения и целевого изображения.
2. Построение матрицы Грама для каждого изображения.
3. Определение весов для каждого вектора признаков в матрице Грама целевого изображения, которые соответствуют стилю исходного изображения.
4. Применение весов к векторам признаков целевого изображения для получения реконструированного изображения.
5. Визуализация реконструированного изображения.

Реконструкция стилей может быть полезна для различных задач обработки изображений, таких как создание художественных эффектов, изменение стиля фотографии или восстановление повреждённых изображений. Однако этот метод также имеет некоторые ограничения, такие как необходимость наличия исходного изображения с определённым стилем и возможность потери деталей изображения при реконструкции.

В целом, реконструкция стилей является мощным инструментом для обработки изображений и может быть применена в различных областях, таких как искусство, дизайн и реставрация.

Примечание: ответ носит теоретический характер и не претендует на полноту.

15. Генеративно-сопоставительные нейронные сети.

Эталонный ответ

Генеративно-сопоставительные нейронные сети (GAN) — это класс алгоритмов машинного обучения, основанный на состязании двух нейросетей: генератора и дискриминатора.

Генератор создаёт новые данные, которые похожи на реальные. Например, он может генерировать изображения, похожие на те, что есть в обучающей выборке. Генератор пытается обмануть дискриминатор, выдавая свои творения за настоящие.

Дискриминатор оценивает, насколько созданные генератором данные похожи на настоящие. Он пытается отличить поддельные данные от реальных. Дискриминатор сообщает генератору, какие изменения нужно внести, чтобы сгенерированные данные были более реалистичными.

Обе нейросети обучаются одновременно, пытаясь превзойти друг друга. В результате генератор учится создавать всё более и более реалистичные данные, а дискриминатор — лучше отличать поддельные данные от настоящих.

GAN широко используются для создания новых изображений, видео, аудио и других типов данных. Они могут быть полезны в различных областях, таких как искусство, дизайн, медицина и др.

Однако GAN также имеют некоторые ограничения. Например, они могут создавать нереалистичные или странные данные. Кроме того, GAN могут быть подвержены различным проблемам, таким как нестабильность обучения и предвзятость. Несмотря на эти проблемы, GAN остаются мощным инструментом для генерации данных и продолжают активно исследоваться и развиваться.

Вот основные шаги работы генеративно-сопоставительных сетей:

1. Подготовка данных. Для обучения GAN необходимо иметь набор данных, который будет использоваться для обучения генератора и дискриминатора. Этот набор данных должен содержать примеры реальных данных, которые будут использоваться для оценки качества сгенерированных данных.

2. Создание генератора. Генератор представляет собой нейронную сеть, которая принимает случайный шум в качестве входных данных и генерирует новые данные, похожие на реальные данные из обучающего набора.

3. Создание дискриминатора. Дискриминатор также представляет собой нейронную сеть, которая получает на вход данные и определяет, являются ли они реальными или сгенерированными.

4. Обучение генератора и дискриминатора. Обучение GAN происходит путём одновременного обучения генератора создавать более реалистичные данные и дискриминатора лучше различать реальные и сгенерированные данные.

5. Оценка качества. После обучения можно оценить качество сгенерированных данных, сравнивая их с реальными данными из обучающего набора. Если сгенерированные данные достаточно реалистичны, то GAN считается обученным.

6. Использование GAN. После успешного обучения GAN можно использовать для генерации новых данных, подавая на вход генератора случайный шум.

Этот процесс повторяется до тех пор, пока генератор не научится создавать достаточно реалистичные данные.

16. Определение поз и жестов.

Эталонный ответ

Определение поз и жестов — это задача, которая заключается в распознавании и анализе положений тела человека или его частей (поз) и движений (жестов). Это может быть полезно для различных областей, таких как безопасность, медицина, спорт и развлечения.

Поза — это статическое положение тела или его части, которое может быть описано с помощью координат суставов или точек на теле. Позы могут быть простыми, например, стояние или сидение, или более сложными, такими как позы в боевых искусствах или танцах.

Для определения поз используются различные методы:

* Анализ изображений: используются алгоритмы компьютерного зрения для обнаружения и отслеживания ключевых точек на изображении, которые соответствуют суставам или другим характерным точкам на теле человека. Затем эти точки используются для определения положения тела.

* Датчики движения: используются датчики, такие как акселерометры, гироскопы и магнитометры, для измерения движений тела и определения его положения. Эти данные затем обрабатываются с использованием алгоритмов машинного обучения.

Жесты — это динамические движения тела, которые могут передавать информацию или выражать эмоции. Жесты могут быть простыми, такими как кивок головой или махание рукой, или более сложными, например, жесты в языке жестов.

Для распознавания жестов используются следующие методы:

1. Видеоанализ: используется видеопоток для отслеживания движений рук, головы и других частей тела. Алгоритмы компьютерного зрения используются для обнаружения изменений в положении и ориентации объектов на видео.

2. Распознавание образов: применяются методы машинного обучения для классификации жестов на основе их формы, размера и других характеристик.

3. Сенсорные устройства: используются сенсорные перчатки, браслеты и другие устройства, которые отслеживают движения пальцев, кистей и рук. Данные с этих устройств затем анализируются для определения жестов.

4. Сети глубокого обучения: нейронные сети обучаются на больших наборах данных, содержащих изображения и видео с различными жестами. После обучения сеть может распознавать жесты на новых данных.

Определение поз и жестов является сложной задачей, требующей учёта множества факторов, таких как освещение, фон, одежда и поза человека. Однако с развитием технологий и методов машинного обучения эта задача становится всё более решаемой.

17. Опишите основные принципы постановки задач машинного обучения для решения проблем обработки изображений.

Эталонный ответ

Основные принципы постановки задач машинного обучения для решения проблем обработки изображений:

1. **Формулировка проблемы:** необходимо чётко определить, какую задачу обработки изображений нужно решить. Это может быть классификация изображений (например, определение, является ли изображение кошкой или собакой), обнаружение объектов (например, поиск лиц на изображении), сегментация (разделение изображения на отдельные области) и т. д.

2. **Сбор данных:** для обучения модели машинного обучения необходимо собрать большой набор данных, который будет использоваться для обучения. Данные должны быть разнообразными и репрезентативными, чтобы модель могла научиться правильно обрабатывать различные типы изображений.

3. **Выбор метрики качества:** необходимо выбрать метрику, которая будет использоваться для оценки качества работы модели. Например, для задачи классификации можно использовать точность, полноту и F-меру, а для обнаружения объектов — среднюю точность и площадь под кривой ошибок.

4. **Разделение данных на обучающую и тестовую выборки:** данные необходимо разделить на две части: обучающую выборку, которая используется для обучения модели, и тестовую выборку, которую модель не видела во время обучения и которая используется для проверки качества её работы.

5. **Предварительная обработка данных:** перед обучением модели необходимо выполнить предварительную обработку данных, чтобы они соответствовали требованиям модели. Это может включать в себя масштабирование, нормализацию, удаление шума и другие операции.

6. **Выбор архитектуры модели:** необходимо выбрать архитектуру модели, которая наилучшим образом подходит для решения поставленной задачи. Это может быть свёрточная нейронная сеть, рекуррентная нейронная сеть или другая архитектура.

7. **Обучение модели:** после выбора архитектуры и предварительной обработки данных необходимо обучить модель на обучающей выборке. Для этого используются алгоритмы машинного обучения, такие как градиентный спуск, стохастический градиентный спуск и другие.

8. **Оценка качества модели:** после обучения модели необходимо оценить её качество на тестовой выборке, используя выбранную ранее метрику качества. Если качество модели недостаточно высокое, необходимо вернуться к предыдущим шагам и внести изменения в модель или данные.

9. **Применение модели:** если качество модели удовлетворяет требованиям, её можно применять для обработки новых изображений. Модель может быть использована для

классификации, обнаружения объектов, сегментации и других задач обработки изображений.

Эти принципы являются общими для большинства задач машинного обучения в области обработки изображений и могут быть адаптированы под конкретные требования и условия задачи.

18. Основные задачи обработки изображений.

Эталонный ответ

Обработка изображений — это область, которая занимается преобразованием и анализом цифровых изображений. Она включает в себя множество задач, направленных на улучшение качества изображения, выделение интересующих объектов или характеристик, а также на выполнение различных операций над изображениями.

Основные задачи обработки изображений можно разделить на несколько категорий:

1. Улучшение качества изображения:
 - Повышение контраста и яркости для улучшения видимости деталей.
 - Устранение шумов и артефактов, вызванных несовершенством оборудования или условиями съёмки.
 - Коррекция цвета и баланса белого для более естественного восприятия.
2. Сегментация и выделение объектов:
 - Разделение изображения на сегменты или области, соответствующие определённым характеристикам (например, по цвету, текстуре или форме).
 - Выделение интересующих объектов, таких как лица, автомобили или здания.
3. Морфологический анализ:
 - Измерение геометрических характеристик объектов, таких как площадь, периметр, длина, ширина и т. д.
 - Анализ формы и структуры объектов для их классификации или идентификации.
4. Распознавание образов:
 - Идентификация объектов на изображении с использованием алгоритмов машинного обучения.
 - Распознавание лиц, номеров автомобилей, текста и других элементов.
5. Сжатие и кодирование:
 - Уменьшение размера файла изображения без существенной потери качества.
 - Использование алгоритмов сжатия, таких как JPEG, PNG, GIF и другие.
6. Анализ движения:
 - Определение перемещения объектов на последовательности изображений (видео).
 - Оценка скорости и направления движения.
7. Восстановление и реставрация:
 - Восстановление повреждённых или зашумлённых изображений с помощью методов реконструкции.
 - Реставрация старых фотографий с целью улучшения их качества и детализации.
8. Фильтрация и шумоподавление:
 - Удаление нежелательных шумов из изображений, таких как зернистость, помехи и т. п.
 - Применение фильтров для улучшения чёткости и резкости изображения.
9. Геометрические преобразования:
 - Поворот, масштабирование, обрезка и другие манипуляции с геометрией изображения.

- Создание панорамных изображений из нескольких кадров.
- 10. Цветокоррекция и цветовое пространство:
 - Изменение цветового тона, насыщенности и яркости изображения.
 - Работа с различными цветовыми пространствами, такими как RGB, HSV, CMYK

и др.

Это лишь некоторые из основных задач обработки изображений. В зависимости от конкретной области применения, могут быть добавлены дополнительные задачи, такие как медицинская визуализация, обработка спутниковых снимков, распознавание жестов и многие другие.

19. Основы пространственной и частотной обработки изображений.

Эталонный ответ

Обработка изображений — это процесс изменения цифрового изображения с целью улучшения его визуального качества или извлечения из него полезной информации. Обработка изображений может быть выполнена в пространственной области или в частотной области.

Пространственная обработка изображений — это метод обработки, который работает непосредственно с пикселями изображения. Пространственные методы включают в себя такие операции, как:

- * изменение яркости и контраста;
- * сглаживание и повышение резкости;
- * удаление шума;
- * цветокоррекция;
- * геометрические преобразования (поворот, масштабирование, обрезка).

Эти методы работают с изображением как с двумерным массивом пикселей и изменяют значения пикселей на основе определённых правил.

Пространственные методы обработки изображений обычно просты в реализации и хорошо подходят для задач, требующих сохранения деталей изображения, таких как улучшение качества фотографий или восстановление повреждённых изображений. Однако они могут привести к нежелательным эффектам, таким как размытие или потеря деталей при чрезмерном использовании.

Частотная обработка изображений, также известная как преобразование Фурье, представляет собой метод, основанный на разложении изображения на гармонические составляющие. Частотные методы включают в себя следующие операции:

- * фильтрация (удаление нежелательных частот);
- * усиление (увеличение амплитуды определённых частот);
- * сжатие (уменьшение количества данных без потери информации).

Преобразование Фурье преобразует изображение из пространственной области в частотную область, где каждая частота представлена в виде амплитуды и фазы. Это позволяет анализировать и изменять частотный состав изображения, что может быть полезно для таких задач, как шумоподавление, улучшение контраста и выделение контуров.

Частотные методы обработки изображений более сложны в реализации, но они позволяют более точно контролировать результаты и могут быть более эффективными для

определённых задач. Они также могут использоваться в сочетании с пространственными методами для достижения лучших результатов.

Выбор между пространственной и частотной обработкой изображений зависит от конкретной задачи и требований к результату. Для простых задач, таких как изменение яркости или контраста, пространственные методы могут быть достаточными. Для более сложных задач, таких как шумоподавление или улучшение качества видео, частотные методы могут обеспечить лучшие результаты.

20. Представление цифровых изображений (ресурсы).

Эталонный ответ

Цифровое изображение — это двумерная функция $f(x, y)$, где x и y — пространственные координаты, а значение функции f в любой точке с координатами (x, y) представляет собой уровень яркости изображения в этой точке.

Для цифрового представления изображений используются различные форматы, такие как растровые, векторные и фрактальные. В растровых форматах изображение представляется в виде матрицы пикселей, каждый из которых имеет свой цвет или яркость. Векторные форматы используют геометрические примитивы, такие как линии, кривые и фигуры, для описания изображения. Фрактальные форматы представляют изображение через математические формулы, которые могут быть использованы для воссоздания изображения с высокой степенью детализации.

В растровой графике изображение представлено в виде прямоугольной матрицы, состоящей из точек (пикселей). Каждый пиксель имеет свои координаты (X, Y) и значение цвета (обычно задаётся тремя числами: красный, зелёный и синий компоненты цвета).

Основными характеристиками растрового изображения являются:

- * разрешение (количество пикселей на дюйм);
- * глубина цвета (количество бит, используемых для хранения информации о цвете каждого пикселя);
- * размер файла (зависит от разрешения и глубины цвета).

Существует несколько форматов файлов для сохранения растровых изображений, таких как JPEG, PNG, GIF, TIFF и другие. Каждый формат имеет свои особенности и предназначен для определённых целей. Например, JPEG используется для сжатия изображений с потерями качества, что позволяет уменьшить размер файла, но при этом может привести к появлению артефактов. PNG используется для сохранения изображений без потерь качества и поддерживает альфа-канал для прозрачности.

Растровая графика широко используется в цифровой фотографии, полиграфии и веб-дизайне. Она позволяет точно передать детали изображения, но требует большого объёма памяти для хранения и может потерять качество при масштабировании.

Векторная графика основана на использовании математических формул для представления объектов изображения. Это позволяет легко масштабировать и трансформировать объекты без потери качества. Основными элементами векторной графики являются линии, фигуры и кривые. Они описываются математическими уравнениями, которые определяют их форму и положение на плоскости.

Фрактальная графика использует математические алгоритмы для создания сложных узоров и текстур. Фракталы — это самоподобные структуры, которые состоят из частей, похожих на целое. Фрактальная графика позволяет создавать реалистичные изображения природных объектов, таких как горы, облака и деревья.

Каждый из этих форматов имеет свои преимущества и недостатки. Выбор формата зависит от конкретных требований к изображению и его использованию. Растровые изображения подходят для фотографий и других изображений с большим количеством деталей, векторные — для логотипов, диаграмм и схем, фрактальные — для создания реалистичных природных сцен.

21. Пространственная область.

Эталонный ответ

Пространственная область — это представление изображения в виде двумерной функции, где интенсивность каждого пикселя определяется его координатами (x , y). В пространственной области изображение рассматривается как набор точек с определёнными значениями яркости или цвета.

В обработке изображений пространственная область является одним из основных подходов к анализу и модификации изображений. Она позволяет работать с изображением как с набором пикселей, что делает её удобной для многих задач, таких как:

- * улучшение качества изображения;
- * удаление шума;
- * изменение контраста и яркости;
- * сегментация изображения и т. д.

Однако у этого подхода есть и недостатки. Пространственная обработка может привести к появлению артефактов и искажению деталей изображения. Кроме того, она не всегда эффективна при работе с изображениями, содержащими сложные структуры и текстуры.

Для работы с пространственной областью используются различные методы обработки изображений, такие как:

1. Линейные методы:
 - * Сглаживание — уменьшение шума путём усреднения значений соседних пикселей.
 - * Усиление контраста — увеличение разницы между тёмными и светлыми областями изображения.
2. Нелинейные методы:
 - * Пороговая обработка — разделение изображения на чёрное и белое на основе порогового значения яркости.
3. Методы фильтрации:
 - * Гауссова фильтрация — сглаживание изображения с помощью гауссовой функции.
4. Морфологическая обработка:
 - * Эрозия — удаление мелких деталей изображения.
 - * Дилатация — добавление деталей к изображению.
5. Геометрические преобразования:
 - * Поворот — изменение ориентации изображения.
 - * Масштабирование — изменение размера изображения.

6. Другие методы:

* Выделение границ — обнаружение резких изменений яркости на изображении.

Выбор метода обработки зависит от конкретной задачи и требований к результату. Например, для улучшения качества изображения можно использовать линейные методы, а для выделения контуров — морфологическую обработку.

22. Одномерная картинка.

Эталонный ответ

Одномерная картинка — это изображение, которое представляет собой последовательность пикселей по одной из осей координат. В отличие от двумерных изображений, где пиксели располагаются в двухмерном пространстве (например, на плоскости), одномерные изображения имеют только одну ось координат и представляют собой линию или кривую.

Одномерные картинки могут использоваться для представления различных типов данных, таких как временные ряды, спектры и т. д. Они также могут быть использованы в обработке сигналов, анализе данных и других областях, где требуется представление информации в виде последовательности значений.

Для обработки одномерных картинок можно использовать различные методы, такие как фильтрация, сглаживание, дифференцирование и интегрирование. Эти методы позволяют улучшить качество изображения, удалить шум, выделить определённые особенности и выполнить другие операции.

Обработка одномерных картинок может быть полезна в различных областях, таких как медицина, инженерия, наука и техника. Например, в медицине одномерные картинки могут представлять результаты измерений физиологических параметров, таких как артериальное давление, частота сердечных сокращений и т. п. В инженерии одномерные картинки могут быть получены с датчиков, измеряющих различные параметры процесса, например, температуру, давление и т. д.

В целом, обработка одномерных картинок является важным инструментом для анализа и интерпретации данных. Она позволяет выделить основные закономерности и особенности, которые могут быть полезны для принятия решений и прогнозирования.

23. 1-D изображение.

Эталонный ответ

1-D изображение — это визуальное представление информации в виде последовательности значений интенсивности или амплитуды вдоль одной оси координат. В отличие от двумерных изображений, где данные представлены в двух измерениях (например, высота и ширина), 1-D изображения имеют только одно измерение.

1-D изображения могут быть использованы для представления различных типов данных, таких как аудиосигналы, временные ряды, спектральные данные и т. д. Они широко применяются в обработке сигналов, анализе временных рядов, распознавании речи и других областях.

В контексте обработки изображений 1-D представление может использоваться для анализа и обработки одномерных данных, например, для извлечения признаков из изображений с целью их классификации или распознавания.

Для создания 1-D изображений можно использовать различные методы, такие как дискретизация непрерывных сигналов или преобразование двумерных изображений в одномерные. Для этого применяются различные алгоритмы, включая Фурье-преобразование, вейвлет-анализ и другие.

Примеры использования 1-D представлений включают:

- * анализ аудиосигналов для определения высоты тона, громкости и тембра;
- * обработку временных рядов для прогнозирования будущих значений на основе исторических данных;
- * распознавание речи путём преобразования звуковых волн в последовательность амплитуд;
- * извлечение признаков из изображений для их последующей классификации.

Таким образом, 1-D изображения представляют собой важный инструмент для обработки и анализа данных в различных областях, позволяя упростить сложные структуры и выделить ключевые характеристики.

24. Частотное представление – основная идея.

Эталонный ответ

Частотное представление — это метод анализа и обработки сигналов, который основан на их представлении в виде суммы гармонических колебаний с различными частотами.

Основная идея частотного представления заключается в том, что любой сигнал можно разложить на составляющие его частоты. Это позволяет анализировать и обрабатывать сигналы более эффективно и точно.

Частотное представление широко используется в обработке изображений, где оно позволяет улучшить качество изображения, удалить шум, восстановить потерянные детали и т. д.

В обработке изображений частотное представление реализуется с помощью преобразования Фурье, которое преобразует изображение из пространственной области в частотную область. В частотной области изображение представлено в виде спектра, состоящего из различных частот.

Преобразование Фурье позволяет разделить изображение на низкочастотные и высокочастотные компоненты. Низкочастотные компоненты содержат информацию о форме и структуре изображения, а высокочастотные — о деталях и текстуре.

Разделение изображения на частотные составляющие позволяет применять различные методы обработки к каждой составляющей отдельно. Например, низкочастотные компоненты можно использовать для улучшения контраста и яркости изображения, а высокочастотные — для удаления шума и восстановления деталей.

Таким образом, частотное представление является мощным инструментом для анализа и обработки изображений. Оно позволяет более глубоко понимать структуру и свойства изображений, а также эффективно применять различные методы обработки для достижения желаемых результатов.

25. Преобразование Фурье для изображений – основная идея. Двумерный случай. Визуализация Фурье-спектра.

Эталонный ответ

Преобразование Фурье для изображений – основная идея. Двумерный случай

Преобразование Фурье — это метод, который позволяет преобразовать функцию (в данном случае изображение) из пространственной области в частотную область. В частотной области изображение представлено в виде спектра частот, где каждая частота соответствует определённому компоненту изображения.

Основная идея преобразования Фурье заключается в том, что любое изображение можно представить как сумму гармонических функций с различными частотами, амплитудами и фазами. Эти гармонические функции называются спектральными компонентами или просто спектром изображения.

Двумерное преобразование Фурье применяется к двумерным функциям, таким как изображения. Для этого используется формула:

$$F(u, v) = \int\limits_{-\infty}^{+\infty} \int\limits_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) e^{-2\pi i (ux + vy)} dx dy,$$

где $f(x,y)$ — функция изображения, u и v — частоты по осям X и Y соответственно, а $F(u,v)$ — спектр изображения.

Визуализация Фурье-спектра

Визуализация Фурье-спектра позволяет наглядно представить частотный состав изображения. Спектр изображения может быть представлен в виде графика, на котором по оси абсцисс отложены частоты, а по оси ординат — амплитуды соответствующих частот.

Для визуализации спектра изображения используются различные методы, такие как построение графиков, использование цветowych карт и т. д. Это позволяет увидеть, какие частоты преобладают в изображении, и оценить его частотный состав.

Например, если в изображении преобладают низкие частоты, то оно будет иметь плавные переходы между цветами и текстурами. Если же в изображении преобладают высокие частоты, то оно будет содержать детализированные элементы, такие как линии, контуры и текстуры.

Таким образом, визуализация Фурье-спектра является важным инструментом для анализа и обработки изображений. Она позволяет понять частотный состав изображений и использовать эту информацию для различных задач, таких как сжатие, фильтрация и восстановление изображений.

26. Обработка в пространственной и частотной области: гистограммы; гистограммы — коррекция; результат эквализации гистограммы.

Эталонный ответ

Обработка изображений — это область компьютерной графики, которая занимается изменением цифровых изображений. Обработка может быть выполнена в пространственной или частотной области.

Пространственная обработка работает с пикселями изображения напрямую, изменяя их значения и характеристики. Например, она может включать в себя изменение яркости, контраста, цвета и других параметров пикселей.

Частотная обработка, также известная как фильтрация, работает с частотным спектром изображения. Она изменяет амплитуду и фазу различных частот в изображении, что может привести к различным эффектам, таким как сглаживание, усиление границ, удаление шума и т. д.

Одним из инструментов анализа изображений является гистограмма. Гистограмма показывает распределение интенсивности пикселей в изображении. По горизонтальной оси гистограммы откладываются значения интенсивности, а по вертикальной — количество пикселей с этой интенсивностью. Гистограммы используются для анализа и понимания характеристик изображения, таких как яркость, контраст и распределение цветов.

Гистограмма может быть использована для коррекции изображения. Коррекция гистограммы позволяет изменить распределение интенсивностей в изображении, чтобы достичь желаемого эффекта. Это может быть полезно для улучшения контраста, яркости или цветопередачи изображения.

Существует несколько методов коррекции гистограммы:

- * Эквализация гистограммы: этот метод равномерно распределяет интенсивности в изображении, делая его более сбалансированным. Эквализация может улучшить контраст и детализацию изображения, но также может привести к переэкспонированию или недоэкспонированию некоторых областей.

- * Кусочно-линейная коррекция: этот метод разбивает гистограмму на несколько сегментов и применяет разные коэффициенты усиления к каждому сегменту. Это позволяет более точно контролировать коррекцию и избежать переэкспонирования.

- * Локальная коррекция: этот метод использует локальные гистограммы для каждой области изображения и корректирует интенсивность в зависимости от локальных условий. Это позволяет сохранить детали в областях с высокой интенсивностью и улучшить детали в областях с низкой интенсивностью.

Результат эквализации гистограммы зависит от исходного изображения и целей коррекции. В целом, эквализация может привести к более сбалансированному и детальному изображению, но также может вызвать нежелательные эффекты, такие как переэкспонирование или потеря деталей в определённых областях.

Важно отметить, что коррекция гистограммы не всегда является лучшим решением для всех изображений. В некоторых случаях, особенно при работе с фотографиями, лучше использовать более тонкие методы коррекции, такие как тоновая кривая или кривые RGB. Однако в целом, коррекция гистограммы является мощным инструментом для анализа и изменения распределения интенсивностей в изображениях.

27. Обработка в пространственной и частотной области: пороговая бинаризация; глобальная бинаризация; примеры бинаризации.

Эталонный ответ

Обработка изображений — это область компьютерного зрения, которая занимается преобразованием и анализом цифровых изображений. Обработка изображений включает в себя множество методов и алгоритмов, которые позволяют улучшить качество изображения, выделить интересующие объекты или признаки, а также выполнить различные преобразования для достижения определённых целей.

Пространственная и частотная области обработки изображений

В обработке изображений используются два основных подхода: обработка в пространственной и частотной области. Пространственная область связана с манипуляциями над пикселями изображения, такими как изменение яркости, контраста, цвета и т.д. Частотная область связана с преобразованием изображения в частотное представление, где каждый пиксель соответствует определённой частоте. Это позволяет выполнять более сложные и абстрактные операции над изображением.

Пороговая бинаризация

Пороговая бинаризация является одним из основных методов обработки изображений. Она заключается в разделении пикселей на два класса (чёрное и белое) на основе порогового значения. Если яркость пикселя превышает пороговое значение, он считается белым, иначе — чёрным. Пороговая бинаризация используется для выделения объектов на изображении, например, для обнаружения границ или контуров.

Существует несколько методов пороговой бинаризации, включая:

- * Глобальная бинаризация: использует одно пороговое значение для всего изображения. Это простой и быстрый метод, но он может быть не очень точным, особенно если изображение содержит различные уровни яркости.

- * Адаптивная бинаризация: использует разные пороговые значения для разных областей изображения. Этот метод более сложный, но он позволяет лучше учитывать локальные особенности изображения и получать более точные результаты.

Пример глобальной бинаризации:

Пусть у нас есть изображение с различными уровнями яркости. Мы хотим выделить контуры объектов на этом изображении. Для этого мы можем использовать глобальную бинаризацию с порогом, который разделяет пиксели на две категории: выше порога — белые, ниже порога — чёрные. В результате мы получим бинарное изображение, на котором контуры объектов будут выделены чёрными линиями.

Пример адаптивной бинаризации:

Представим, что у нас есть изображение, содержащее различные текстуры и детали. Мы хотим сохранить эти детали, но при этом выделить контуры объектов. Для этого можно использовать адаптивную бинаризацию, которая будет использовать разные пороги для разных частей изображения. Например, для текстурированных областей порог будет ниже,

чтобы сохранить детали, а для областей с однородным цветом порог будет выше, чтобы выделить контуры.

Выбор метода бинаризации зависит от конкретной задачи и требований к результату. Глобальная бинаризация может быть использована для простых задач, таких как выделение контуров, тогда как адаптивная бинаризация подходит для более сложных задач, требующих сохранения деталей изображения.

28. Обработка в пространственной и частотной области: выделение компонент связности; компоненты связности.

Эталонный ответ

Обработка изображений в пространственной и частотной области: выделение компонент связности; компоненты связности

Обработка изображений — это область, которая занимается анализом, преобразованием и улучшением цифровых изображений. Она включает в себя множество методов и алгоритмов, которые используются для решения различных задач, таких как улучшение качества изображения, обнаружение объектов, распознавание образов и т. д.

Выделение компонент связности — это один из методов обработки изображений, который используется для анализа структуры изображения и выделения его основных элементов. Компоненты связности представляют собой группы пикселей, которые связаны между собой по определённому критерию, например, по цвету, яркости или текстуре.

Существует несколько способов выделения компонент связности:

* Пороговая обработка: изображение разбивается на два класса — фон и объект. Затем с помощью пороговой функции определяется, к какому классу принадлежит каждый пиксель. После этого пиксели, принадлежащие одному классу, объединяются в одну компоненту связности.

* Сегментация: изображение разделяется на несколько сегментов, каждый из которых представляет собой отдельную компоненту связности. Сегментация может быть выполнена с использованием различных методов, таких как кластеризация, морфология и т. п.

* Связность: пиксели объединяются в компоненту связности, если они связаны друг с другом по определённому правилу, например, если расстояние между ними меньше заданного порога.

Компоненты связности могут быть использованы для различных целей, таких как:

* Обнаружение объектов: компоненты связности можно использовать для обнаружения объектов на изображении, таких как лица, автомобили и т.д.

* Распознавание образов: компоненты связности также могут использоваться для распознавания образов, таких как буквы, цифры и т.п.

* Анализ текстуры: компоненты связности позволяют анализировать текстуру изображения и выделять его основные элементы.

В целом, выделение компонент связности является важным методом обработки изображений, который позволяет анализировать структуру изображения и выделять его основные элементы. Это может быть полезно для многих задач обработки изображений, таких как обнаружение объектов, анализ текстуры и т. д.

29. Обработка в пространственной и частотной области: фильтрация (свёртка изображения с фильтром); теорема о свёртке.

Эталонный ответ

В обработке изображений используются два основных подхода: обработка в пространственной области и обработка в частотной области.

Обработка в пространственной области — это прямое манипулирование пикселями изображения. Она включает в себя такие операции, как изменение яркости, контраста, цвета и т. д. Одним из основных методов обработки в пространственной области является фильтрация.

Фильтрация — это процесс применения к изображению некоторого математического преобразования, которое изменяет значения пикселей в соответствии с определёнными правилами. Фильтры могут быть использованы для улучшения качества изображения, удаления шума, выделения границ и других целей.

Одним из наиболее распространённых методов фильтрации является свёртка. Свёртка — это операция, при которой изображение умножается на ядро (фильтр) и суммируется по всем пикселям. Ядро представляет собой матрицу коэффициентов, которые определяют, каким образом будет изменяться значение каждого пикселя.

Свёртка может быть выполнена как в пространственной, так и в частотной областях. В пространственной области свёртка выполняется непосредственно над изображением. В частотной области сначала производится преобразование Фурье изображения, затем свёртка осуществляется в частотном пространстве, после чего выполняется обратное преобразование Фурье.

Рассмотрим пример свёртки изображения с ядром Гаусса:

1. Пусть у нас есть изображение I размером $N \times N$ пикселей.

2. Определим ядро G размером $M \times M$ пикселей, где $M < N$.

3. Выполним свёртку изображения I с ядром G , используя формулу:

$$I_f(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} I(x-m, y-n) * G(m, n)$$

где I_f — результат свёртки, I — исходное изображение, G — ядро.

4. Получим новое изображение I_f , которое будет иметь размер $(N - M + 1) \times (N - M + 1)$.

Этот пример демонстрирует, как с помощью свёртки можно изменить свойства изображения, такие как яркость, контраст и резкость.

Теорема о свёртке

Теорема о свёртке гласит, что свёртка двух функций в пространственной или частотной области эквивалентна умножению их преобразований Фурье. Это позволяет упростить вычисления и ускорить обработку изображений.

Пусть у нас есть две функции $f(t)$ и $g(t)$, и их преобразования Фурье равны соответственно $F(w)$ и $G(w)$. Тогда теорема о свёртке утверждает, что:

$$f * g = F * G$$

где $*$ обозначает свёртку, а $*$ — умножение.

Эта теорема имеет важное практическое применение в обработке изображений. Например, она позволяет использовать быстрые алгоритмы для выполнения свёртки в частотной области, что значительно ускоряет обработку больших изображений.

30. Обработка в пространственной и частотной области: сглаживание; сглаживание фильтром Гаусса; пример.

Эталонный ответ

Обработка изображений — это область компьютерной графики, которая занимается преобразованием одного изображения в другое.

Сглаживание — один из методов обработки изображений, который используется для уменьшения уровня шума и улучшения качества картинки. Сглаживание работает путём усреднения значений пикселей в окрестности каждого пикселя, что приводит к уменьшению контраста и детализации изображения.

Существует два основных подхода к сглаживанию:

* Пространственная область: обработка происходит непосредственно на пикселях изображения. Этот метод прост в реализации, но может привести к размытию границ объектов.

* Частотная область: изображение преобразуется в частотную область с помощью преобразования Фурье или другого метода, а затем выполняется фильтрация высокочастотных компонентов, которые отвечают за шум. После фильтрации изображение возвращается в пространственную область. Этот подход позволяет более точно контролировать процесс сглаживания и сохранять детали изображения.

Один из популярных методов сглаживания в частотной области — сглаживание фильтром Гаусса. Фильтр Гаусса представляет собой ядро (матрицу), которое применяется к изображению для изменения его яркости и контрастности. Ядро фильтра содержит значения функции Гаусса, которая имеет колоколообразную форму и определяет степень сглаживания. Чем больше значение функции в определённой точке, тем сильнее будет сглаживание в этой области.

Пример использования фильтра Гаусса:

1. Выбор параметров: необходимо определить размер ядра фильтра и стандартное отклонение функции Гаусса. Размер ядра влияет на область применения фильтра, а стандартное отклонение — на степень сглаживания.

2. Применение фильтра: ядро фильтра накладывается на каждый пиксель изображения, и яркость пикселя изменяется в зависимости от значений ядра.

3. Результат: после применения фильтра изображение становится более гладким и менее детализированным. Однако фильтр Гаусса сохраняет основные контуры и формы объектов, что делает его полезным инструментом для предварительной обработки перед более сложными операциями.

Важно отметить, что выбор параметров фильтра зависит от конкретной задачи и желаемого результата. Слишком сильное сглаживание может привести к потере деталей и искажению изображения, а слишком слабое — не дать заметного эффекта.

31. Обработка в пространственной и частотной области: выделение деталей, обнаружение линий; выделение границ: примеры; обнаружение границ.

Эталонный ответ

Обработка изображений — это область компьютерного зрения, которая занимается преобразованием одного изображения в другое. Обработка изображений может быть выполнена как в пространственной, так и в частотной области.

Пространственная обработка работает с пикселями изображения напрямую, изменяя их значения или характеристики. Она включает в себя такие операции, как фильтрация, сглаживание, усиление контраста и т.д. Пространственная обработка эффективна для выделения деталей, таких как края и углы, но она может привести к потере информации о частоте.

Частотная обработка, также известная как преобразование Фурье, преобразует изображение из пространственной области в частотную область. В частотной области изображение представлено в виде спектра частот, где каждая частота соответствует определённому паттерну на изображении. Частотная обработка позволяет выделять определённые частоты, что полезно для обнаружения линий и границ.

Выделение деталей и обнаружение линий:

* Выделение деталей: это процесс выделения определённых характеристик изображения, таких как контуры, края или текстуры. Для этого используются различные методы фильтрации, такие как лапласиан Гаусса, оператор Собеля или оператор Канни. Эти методы работают путём применения фильтров к изображению, которые усиливают интересные детали и ослабляют остальные.

* Обнаружение линий: это задача определения наличия и направления прямых линий на изображении. Для этого можно использовать метод Хафа, который представляет линии в виде параметров в пространстве параметров. Затем эти параметры сопоставляются с данными изображения для определения наличия линий.

Выделение границ:

* Выделение границ — это процесс обнаружения резких изменений яркости или цвета на изображении, которые обычно соответствуют границам объектов. Для этого могут использоваться различные методы, такие как оператор Кэнни, который использует комбинацию градиентного вычисления, подавления немаксимумов и пороговой обработки.

Обнаружение границ:

* Обнаружение границ — это задача поиска точек на изображении, где происходит резкое изменение яркости или цвета. Это может быть полезно для сегментации изображения или выделения контуров объектов. Методы обнаружения границ включают в себя операторы Собеля, Робертса, Превитта и другие. Они вычисляют градиенты изображения и используют их для определения границ.

В целом, обработка изображений в пространственной и частотной областях предоставляет мощные инструменты для анализа и улучшения изображений. Выбор метода обработки зависит от конкретной задачи и требований к результату.

32. Обработка в пространственной и частотной области: градиент изображения; вычисление градиента изображения.

Эталонный ответ

Обработка в пространственной и частотной области: градиент изображения; вычисление градиента изображения.

Градиент изображения — это вектор, который показывает направление и величину изменения яркости изображения в каждой точке. Он используется для определения границ объектов на изображении и их ориентации. Градиент может быть вычислен как в пространственной, так и в частотной областях.

В пространственной области градиент вычисляется с помощью производных по осям X и Y . Для этого используются операторы Собеля, Робертса, Превитта и другие. Эти операторы представляют собой матрицы коэффициентов, которые применяются к каждому пикселю изображения. В результате получается векторное поле, где каждый вектор представляет градиент в соответствующей точке изображения.

Для вычисления градиента в частотной области используется преобразование Фурье. Преобразование Фурье преобразует изображение из пространственной области в частотную область, где каждая частота соответствует определённому направлению и величине изменения яркости. Затем вычисляются производные от преобразования Фурье, которые соответствуют градиенту в частотной области. После этого выполняется обратное преобразование Фурье для получения градиента в пространственной области.

Вычисление градиента имеет важное значение для многих задач обработки изображений, таких как сегментация, обнаружение границ, сжатие и т. д. Оно позволяет выделить важные детали изображения и использовать их для анализа и обработки.

Пример вычисления градиента с использованием оператора Собеля:

1. Изображение разбивается на небольшие блоки размером $N \times N$ пикселей.
2. К каждому блоку применяется оператор Собеля. Оператор Собеля состоит из двух матриц коэффициентов 3×3 , одна для вычисления производной по оси X , другая — по оси Y .
3. Результатом применения оператора является векторное поле градиентов для каждого блока. Векторы указывают направление и величину градиента.
4. Полученные векторы могут быть использованы для обнаружения границ объектов или для других целей обработки изображений.

Таким образом, обработка изображений в пространственной и частотной областях позволяет получить различные представления одного и того же изображения, что может быть полезно для различных задач обработки и анализа.

33. Обработка в пространственной и частотной области: обнаружение контуров: вычисление производных; повышение резкости.

Эталонный ответ

Обработка в пространственной и частотной области: обнаружение контуров, вычисление производных, повышение резкости

1. Обработка изображений в пространственной области — это методы обработки, которые работают непосредственно с пикселями изображения. Они включают в себя такие операции, как изменение яркости, контраста, цвета, а также различные виды фильтрации.

Методы обработки в пространственной области могут быть полезны для улучшения качества изображения, удаления шума, повышения контрастности и других задач. Однако они могут привести к нежелательным эффектам, таким как размытие или искажение деталей изображения.

Для обнаружения контуров на изображении используются методы выделения границ, основанные на анализе градиента яркости. Эти методы позволяют определить границы объектов на изображении и выделить их контуры.

Обнаружение контуров может быть выполнено с помощью различных методов, таких как:

- * Оператор Собеля: использует две матрицы коэффициентов для вычисления горизонтальных и вертикальных производных яркости изображения. Затем эти производные объединяются для получения вектора градиента, который указывает направление максимального изменения яркости.

- * Лапласиан гауссиана: представляет собой комбинацию лапласиана и гауссова фильтра. Лапласиан вычисляет вторую производную яркости, а гауссов фильтр сглаживает изображение. Это позволяет выделить контуры, сохраняя при этом детали изображения.

- * Кэнни: один из наиболее популярных методов обнаружения контуров. Он включает в себя несколько этапов, таких как сглаживание изображения, поиск градиентов, подавление не-максимумов и пороговая обработка. Кэнни обеспечивает хорошее обнаружение контуров и устойчивость к шуму.

2. Обработка в частотной области основана на преобразовании изображения в частотную область с использованием преобразования Фурье или других методов. В частотной области изображение представлено в виде спектра частот, где каждая частота соответствует определённому паттерну на исходном изображении.

Обработка в частотной области позволяет выполнять такие задачи, как удаление шума, улучшение контраста и повышение резкости. Она также может использоваться для сжатия изображений и анализа их структуры.

Повышение резкости изображения может быть достигнуто путём увеличения амплитуды высокочастотных компонентов спектра. Это приводит к более чётким контурам и деталям на изображении. Для этого можно использовать следующие методы:

- * Нелинейное усиление: усиливает только те частоты, которые соответствуют контурам и текстурам на изображении. Это помогает сохранить детали и избежать усиления шума.

- * Фильтрация верхних частот: удаляет низкочастотные компоненты, оставляя только высокочастотные. Это делает изображение более резким, но может привести к потере деталей.

- * Адаптивное усиление: автоматически определяет, какие частоты нужно усилить, основываясь на структуре изображения. Это обеспечивает более точное повышение резкости без потери деталей.

Выбор метода обработки зависит от конкретной задачи и требований к результату. Важно учитывать, что обработка в частотной области может привести к некоторым искажениям изображения, поэтому необходимо тщательно выбирать параметры обработки.

34. Обработка в пространственной и частотной области: фильтр Unsharp.

Эталонный ответ

Фильтр Unsharp (резкости) — это инструмент обработки изображений, который используется для улучшения контраста и резкости изображения. Он работает путём усиления различий между соседними пикселями, что делает изображение более чётким и детализированным.

Принцип работы фильтра Unsharp:

1. Сначала изображение размывается с помощью низкочастотного фильтра, такого как Gaussian Blur или Box Blur. Это удаляет мелкие детали и сглаживает изображение.
2. Затем изображение сравнивается с исходным, и различия между ними усиливаются. В результате детали становятся более заметными, а изображение выглядит более резким.
3. Наконец, полученное изображение объединяется с исходным для получения окончательного результата.

Применение фильтра Unsharp:

- * Улучшение качества фотографий, особенно при съёмке в условиях низкой освещённости.
- * Редактирование изображений для создания эффекта резкости.
- * Восстановление деталей на старых или повреждённых фотографиях.

Однако стоит отметить, что чрезмерное использование фильтра Unsharp может привести к появлению артефактов и искажению изображения. Поэтому важно использовать его с осторожностью и контролировать степень усиления резкости.

В зависимости от программного обеспечения, используемого для обработки изображений, фильтр Unsharp может иметь различные параметры настройки, такие как степень размытия, усиление резкости и порог. Эти параметры позволяют точно настроить эффект фильтра и получить желаемый результат.

Также стоит учесть, что фильтр Unsharp не является универсальным решением для всех типов изображений. Его эффективность зависит от исходного качества изображения и целей обработки. Для некоторых изображений он может быть полезен, тогда как для других может привести к нежелательным результатам.

35. Обработка изображений в пространственной и частотной области: Mexican hat

Эталонный ответ

Обработка изображений — это процесс изменения цифрового изображения с целью улучшения его визуального качества или извлечения полезной информации. Обработка изображений может быть выполнена в пространственной или частотной области.

Пространственная область — это область, где изображение представлено в виде двумерной функции интенсивности (яркости) пикселей. В этой области обработка изображений включает в себя такие операции, как фильтрация, улучшение контраста, изменение яркости и т. д. Эти операции выполняются непосредственно над пикселями изображения.

Частотная область — это область представления изображения в виде спектра частот. В этой области изображение представляется в виде суммы гармонических функций с

различными частотами и амплитудами. Частотная область позволяет выполнять более сложные и мощные операции обработки изображений, такие как шумоподавление, сжатие, восстановление и т. п.

Mexican hat — это один из фильтров, который используется для обработки изображений. Он представляет собой комбинацию двух фильтров: гауссова фильтра и лапласиана гауссиана. Гауссов фильтр сглаживает изображение, уменьшая шум и детали. Лапласиан гауссиана подчёркивает края и контуры изображения. Mexican hat объединяет эти два эффекта, создавая фильтр, который одновременно сглаживает и подчёркивает детали изображения. Это делает его полезным для таких задач, как удаление шума, сохранение контуров и улучшение восприятия глубины.

Применение фильтра Mexican hat к изображению может привести к следующим эффектам:

- * Сглаживание шума и мелких деталей.
- * Подчёркивание контуров и границ объектов.
- * Сохранение структуры изображения.
- * Улучшение восприятия глубины и объёма.

Фильтр Mexican hat является примером того, как можно использовать обработку изображений в частотной области для достижения определённых целей. Он широко применяется в различных областях, таких как обработка медицинских изображений, компьютерное зрение и обработка видео.

Для применения фильтра Mexican hat необходимо выполнить следующие шаги:

1. Преобразовать исходное изображение в частотную область с помощью преобразования Фурье или другого метода.
2. Применить фильтр Mexican hat к частотному спектру изображения, умножив его на функцию Mexican hat.
3. Выполнить обратное преобразование Фурье для получения обработанного изображения в пространственной области.
4. Оценить результаты обработки и при необходимости скорректировать параметры фильтра.

В целом, обработка изображений в частотной и пространственной областях предоставляет различные инструменты для анализа и модификации изображений. Выбор между этими двумя подходами зависит от конкретной задачи и требований к результату обработки.

36. Основные операции математической морфологии: dilation, dilation: примеры.

Эталонный ответ

Математическая морфология — это область обработки изображений, которая изучает геометрические структуры и их преобразования. Она основана на теории множеств и использует операции над бинарными изображениями для анализа и обработки данных.

Dilation (расширение) — одна из основных операций математической морфологии, которая используется для увеличения объектов на изображении. Операция dilation выполняется путём применения структурирующего элемента к каждому пикселю

изображения. Структурирующий элемент представляет собой небольшое окно с определённым шаблоном.

Операция dilation может быть выполнена как с использованием логических операций, так и с помощью алгебраических методов. В результате операции dilation объекты на изображении становятся больше или соединяются друг с другом.

Примеры использования операции dilation:

1. Удаление шума на изображении: операция dilation позволяет объединить близко расположенные пиксели, что может помочь в удалении мелких деталей, которые могут быть восприняты как шум.

2. Увеличение контраста между объектами: операция dilation может увеличить контраст между объектами на изображении, делая их более заметными.

3. Соединение разорванных линий: если на изображении есть разорванные линии или контуры, операция dilation может соединить их, сделав изображение более цельным.

4. Выделение границ объектов: операция dilation может использоваться для выделения границ объектов на изображении, что полезно при анализе формы и размера объектов.

5. Устранение небольших отверстий и разрывов: операция dilation может заполнить небольшие отверстия и разрывы на изображении, улучшая его целостность.

Важно отметить, что результаты операции dilation зависят от выбранного структурирующего элемента и его размера. Правильный выбор структурирующего элемента может существенно повлиять на результат обработки изображения.

37. Основные операции математической морфологии: примерные расширения.

Эталонный ответ

Математическая морфология — это область обработки изображений, которая изучает геометрические структуры и их преобразования. Она основана на теории множеств и позволяет выполнять операции над бинарными изображениями, представляющими собой набор пикселей с двумя значениями: 0 (фон) и 1 (объект).

Основные операции математической морфологии:

* Эрозия — операция, при которой каждый пиксель изображения становится меньше или равен значению пикселя в маске. Маска представляет собой небольшое окно, которое перемещается по изображению. Эрозия используется для удаления мелких деталей и сглаживания контуров.

* Дилатация — операция, противоположная эрозии. Каждый пиксель изображения увеличивается или становится равным значению пикселя в маске. Дилатация используется для увеличения объектов и заполнения небольших промежутков между ними.

* Примерные расширения — операции, которые объединяют эрозию и дилатацию. Они позволяют изменять размер и форму объектов, а также удалять или добавлять детали в зависимости от параметров маски. Примерные расширения включают в себя следующие операции:

* Открытая операция — сначала выполняется эрозия, затем дилатация. Открытая операция удаляет мелкие детали и расширяет объекты.

* Закрытая операция — сначала выполняется дилатация, затем эрозия. Закрытая операция заполняет небольшие промежутки и уменьшает объекты.

Примерные расширения широко используются в обработке изображений для улучшения качества, выделения контуров и обнаружения объектов. Они могут быть полезны в различных областях, таких как медицина, робототехника, астрономия и другие.

Рассмотрим пример использования примерных расширений для обработки изображения. Пусть у нас есть изображение, содержащее несколько объектов разной формы и размера. Мы хотим выделить контуры этих объектов и удалить мелкие детали. Для этого мы можем использовать открытую операцию с маской в форме диска. Сначала мы выполним эрозию, чтобы удалить мелкие детали, а затем дилатацию, чтобы выделить контуры. В результате мы получим изображение с четко выделенными контурами объектов без мелких деталей.

Таким образом, примерные расширения являются мощным инструментом для обработки изображений. Они позволяют выполнять сложные преобразования, такие как изменение размера, формы и положения объектов, удаление или добавление деталей, выделение контуров и т. д. Это делает их полезными для широкого круга задач, связанных с обработкой изображений.

38. Основные операции математической морфологии: эрозия, примеры.

Эталонный ответ

Математическая морфология — это раздел математики, который изучает формы и структуры с помощью операций над бинарными изображениями.

Эрозия — одна из основных операций математической морфологии. Она позволяет уменьшить размер объектов на изображении или удалить мелкие детали. Эрозия применяется к бинарному изображению, где каждый пиксель имеет значение 0 (фон) или 1 (объект).

Операция эрозии выполняется с использованием структурирующего элемента (ядра), который представляет собой небольшое бинарное изображение. Структурирующий элемент перемещается по изображению, и для каждой позиции вычисляется пересечение между ядром и изображением в этой точке. Результат операции эрозии — новое изображение, в котором значения пикселей определяются на основе пересечения со структурирующим элементом.

Эрозия может быть полезна в различных задачах обработки изображений, таких как удаление шума, выделение контуров и упрощение сложных форм. Например, эрозия может использоваться для удаления мелких деталей на изображении лица, чтобы выделить основные черты и упростить распознавание.

Для выполнения эрозии можно использовать различные структурирующие элементы, такие как прямоугольники, круги или другие геометрические фигуры. Выбор структурирующего элемента зависит от конкретной задачи и желаемого результата.

Вот пример использования эрозии для выделения контуров на изображении:

1. Преобразование изображения в бинарную форму. Это означает, что все пиксели, соответствующие объекту, будут иметь значение 1, а все остальные пиксели — значение 0.

2. Выбор структурирующего элемента. В данном случае можно выбрать структурирующий элемент в виде прямоугольника или круга небольшого размера.

3. Применение операции эрозии. Структурирующий элемент будет перемещаться по изображению и выполнять пересечение с каждым пикселем. Пиксели, которые не пересекаются со структурирующим элементом, будут обнулены. В результате контуры объекта станут более чёткими и выделенными.

4. Анализ полученного изображения. На полученном изображении будут чётко видны контуры объекта, что может быть полезно для дальнейшей обработки или анализа.

Это лишь один из примеров использования эрозии в обработке изображений. Операция эрозии может применяться в сочетании с другими операциями математической морфологии для достижения различных результатов.

39. Основные операции математической морфологии: применение расширения и эрозии, пример.

Эталонный ответ

Математическая морфология — это область обработки изображений, которая изучает формы и структуры объектов на изображениях. Она использует операции расширения и эрозии для анализа и преобразования изображений.

Расширение (dilation) — это операция, при которой каждый пиксель изображения заменяется максимальным значением пикселя в его окрестности. Окрестность определяется структурой элемента структурирующего элемента (структурирующий элемент — это небольшое изображение, которое используется для выполнения операций математической морфологии).

Операция расширения может использоваться для увеличения размера объектов или для заполнения небольших отверстий в объектах.

Пример:

Предположим, у нас есть изображение с двумя объектами: кругом и квадратом. Структурирующий элемент представляет собой крест.

```
| | |
| :-- | :-- |
| * | * |
| * | * |
```

Если мы применим операцию расширения к этому изображению, то круг и квадрат увеличатся в размере. Круг станет более круглым, а квадрат — более квадратным.

Эрозия (erosion) — это обратная операция расширению, при которой каждый пиксель заменяется минимальным значением пикселя в его окрестности.

Эрозия может быть использована для уменьшения размера объектов, удаления мелких деталей или выделения контуров объектов.

Пример:

Представим, что у нас есть то же изображение с кругом и квадратом, и мы применяем к нему операцию эрозии. В этом случае круг и квадрат уменьшатся в размере, а их контуры станут более чёткими.

Эти две операции являются основными в математической морфологии и могут использоваться вместе для достижения различных целей обработки изображений. Они позволяют выполнять такие задачи, как удаление шума, выделение контуров, заполнение отверстий и т. д.

Важно отметить, что результаты операций расширения и эрозии зависят от выбора структурирующего элемента. Выбор подходящего структурирующего элемента может существенно повлиять на результат обработки изображения.

40. Производные морфологические операции: opening, closing, свойства, Hit-or-Miss Transform.

Производные морфологические операции — это операции, которые используются для обработки изображений с целью выделения определённых структур или объектов. К ним относятся:

* Opening (открытие) — операция, которая состоит из двух этапов: расширения и эрозии. Она применяется для удаления мелких деталей изображения и сглаживания контуров.

* Closing (закрытие) — операция, обратная открытию. Она состоит из эрозии и расширения и используется для заполнения небольших отверстий и устранения разрывов в контурах.

Обе эти операции могут быть полезны при обработке изображений для улучшения их качества, удаления шума и выделения контуров объектов. Они также могут использоваться для предварительной обработки перед применением других методов анализа изображений.

Свойства производных морфологических операций:

1. Инвариантность к сдвигу: результат операции не зависит от положения объекта на изображении. Это означает, что если объект перемещается по изображению, то результат операции останется неизменным.

2. Коммутативность: порядок выполнения операций не влияет на результат. То есть, если сначала выполнить операцию открытия, а затем закрытия, или наоборот, результат будет одинаковым.

3. Ассоциативность: последовательное выполнение нескольких операций эквивалентно выполнению одной операции с результатом предыдущей. Например, если выполнить сначала открытие, а потом закрытие, то можно получить тот же результат, как если бы сразу выполнить закрытие после расширения.

4. Идемпотентность: повторное применение операции не изменяет результат. Если выполнить операцию несколько раз подряд, то изображение останется таким же, каким оно было после первого применения операции.

5. Морфологический градиент: разность между результатом операции открытия и исходного изображения. Он показывает, насколько сильно изменилось изображение после применения операции.

6. Дилатация: расширение изображения с помощью структурирующего элемента. Эта операция может быть полезна для увеличения размеров объектов или заполнения пробелов.

7. Эрозия: уменьшение размеров объектов на изображении с помощью структурирующего элемента. Эрозия может использоваться для удаления мелких объектов или сглаживания контуров.

8. Структурирующий элемент: шаблон, который используется для выполнения морфологических операций. Структурирующие элементы могут иметь различные формы и размеры, в зависимости от задачи.

Ещё одна производная морфологическая операция — Hit-or-Miss Transform (НІТМ). Она используется для обнаружения определённых форм или структур на изображении. НІТМ работает путём сопоставления структурирующего элемента с каждой точкой изображения. Если структурирующий элемент совпадает с частью изображения, то точка считается «попавшей» (hit), иначе она считается «промахнувшейся» (miss). Операция НІТМ может быть использована для поиска определённых шаблонов или для выделения объектов определённой формы.

Производные морфологические операции являются мощным инструментом для обработки и анализа изображений. Они позволяют улучшить качество изображений, удалить шум и выделить контуры объектов. Эти операции широко применяются в различных областях, таких как обработка медицинских изображений, анализ данных дистанционного зондирования и компьютерное зрение.

41. Производные морфологические операции: выделение границ, заполнение областей, выделение связных компонент, построение выпуклой оболочки.

Эталонный ответ

Производные морфологические операции — это методы обработки изображений, которые используются для извлечения информации о форме и структуре объектов на изображении. К ним относятся:

- * выделение границ;
- * заполнение областей;
- * выделение связных компонент;
- * построение выпуклой оболочки.

1. Выделение границ — операция, которая позволяет выделить контуры объектов на изображении, используя различные методы обнаружения перепадов яркости. Это может быть полезно для задач сегментации, распознавания образов и анализа формы объектов.

2. Заполнение областей — операция, при которой происходит объединение пикселей в группы на основе их близости по определённому критерию (например, по цвету или интенсивности). Заполнение областей используется для создания масок, выделения однородных областей и других задач обработки изображений.

3. Выделение связных компонент — метод, который разделяет изображение на отдельные области, связанные между собой. Связность определяется на основе соседства пикселей с одинаковыми характеристиками (например, цветом или яркостью). Выделение связных компонент используется для сегментации изображений и анализа структуры объектов.

4. Построение выпуклой оболочки — операция, в результате которой строится выпуклая оболочка вокруг набора точек на плоскости. Выпуклая оболочка представляет собой наименьший выпуклый многоугольник, содержащий все точки. Построение выпуклой оболочки используется для анализа формы объектов и определения их основных характеристик.

Эти операции широко применяются в различных областях обработки изображений, таких как компьютерное зрение, машинное обучение и анализ данных. Они позволяют извлекать полезную информацию о структуре и форме объектов на изображениях, что важно для многих практических задач.

Важно отметить, что выбор конкретной операции зависит от задачи и требований к результату обработки изображения. Для достижения наилучших результатов необходимо учитывать особенности каждого метода и его ограничения.

42. Производные морфологические операции: утончение, утолщение, построение остова, усечение.

Эталонный ответ

Производные морфологические операции — это методы обработки изображений, которые основаны на использовании двух основных операций: эрозии и дилатации. Они позволяют изменять форму и структуру объектов на изображении.

Утончение — операция, которая удаляет пиксели с краёв объектов, делая их тоньше. Это может быть полезно для выделения тонких линий или контуров на изображении. Утончение выполняется путём последовательного применения эрозии к изображению.

Утолщение — операция, обратная утончению. Она добавляет пиксели к краям объектов, делая их толще. Утолщение выполняется путём последовательного применения дилатации к изображению. Эта операция может использоваться для восстановления повреждённых или размытых границ объектов.

Построение остова (скелетонизация) — операция, при которой изображение преобразуется в тонкий линейный каркас, сохраняя при этом основные контуры объектов. Построение остова выполняется путём многократного применения утончения и утолщения к изображению до тех пор, пока не будет получен желаемый результат.

Усечение — операция, которая уменьшает размер объектов на изображении, удаляя пиксели из их внутренних областей. Усечение выполняется путём применения эрозии к объекту. Эта операция полезна для удаления мелких деталей или шума из изображения.

Эти операции широко используются в обработке изображений для анализа и модификации форм объектов, а также для решения различных задач, таких как распознавание образов, сегментация изображений и т. д. Выбор конкретной операции зависит от цели обработки и характеристик исходного изображения.

43. Опишите свойства признаков изображений.

Эталонный ответ

Свойства признаков изображений

Признаки изображения — это характеристики, которые позволяют описать и идентифицировать изображение. Они могут быть использованы для задач классификации, обнаружения объектов и других задач обработки изображений.

Свойства признаков изображения включают:

1. Инвариантность: способность признака оставаться неизменным при определённых преобразованиях изображения, таких как поворот, масштабирование или изменение яркости. Это важно для обеспечения устойчивости к изменениям в условиях съёмки и для обобщения признаков на разных изображениях.

2. Селективность: свойство признака выделять определённые особенности изображения, такие как края, углы или текстуры. Селективные признаки могут использоваться для обнаружения конкретных объектов или структур на изображении.

3. Эффективность: признак должен быть вычислительно эффективным, чтобы обеспечить быстрое и эффективное обнаружение и классификацию изображений. Эффективность может включать в себя использование алгоритмов с низкой вычислительной сложностью или оптимизацию параметров для ускорения процесса обработки.

4. Уникальность: каждый признак должен обеспечивать уникальную информацию о изображении, чтобы избежать избыточности и повысить точность распознавания. Уникальные признаки помогают различать похожие объекты или сцены.

5. Отделимость: возможность разделения различных классов изображений на основе значений признаков. Отделимые признаки позволяют эффективно классифицировать изображения и обнаруживать объекты.

6. Стабильность: устойчивость признаков к шуму и искажениям, что важно для реальных условий съёмки. Стабильные признаки обеспечивают надёжное распознавание даже при наличии помех.

7. Масштабируемость: возможность применения признаков к изображениям разного размера и разрешения. Масштабируемые признаки облегчают обработку изображений разных форматов.

8. Интерпретируемость: понятность и интерпретируемость признаков для человека, что полезно для анализа результатов и понимания процессов обработки. Интерпретируемые признаки упрощают понимание и объяснение решений, принятых системой обработки изображений.

9. Вычислительная сложность: время и ресурсы, необходимые для вычисления признаков. Эффективные алгоритмы должны иметь низкую вычислительную сложность, чтобы обработка изображений была быстрой и эффективной.

Эти свойства делают признаки изображений полезными для различных задач обработки, таких как классификация, обнаружение объектов, сегментация и другие. Выбор подходящих признаков зависит от конкретной задачи и требований к точности и скорости обработки.

44. Текстовые и визуальные признаки.

Эталонный ответ

Текстовые и визуальные признаки — это характеристики, которые используются для описания и анализа изображений. Они могут быть использованы в различных задачах обработки изображений, таких как распознавание объектов, классификация изображений и т. д.

Текстовые признаки основаны на анализе текста, который может быть извлечён из изображения. Это может быть текст, написанный на изображении, или текст, связанный с изображением (например, название или описание). Текстовые признаки могут использоваться для классификации изображений по их содержанию, а также для поиска изображений по ключевым словам.

Для извлечения текстовых признаков из изображений используются различные методы, такие как оптическое распознавание символов (OCR), извлечение ключевых слов и т. п. OCR позволяет преобразовать текст, написанный на изображении, в цифровой формат, что делает его доступным для дальнейшего анализа. Извлечение ключевых слов

позволяет определить основные темы, связанные с изображением, на основе анализа его содержания.

Визуальные признаки, в свою очередь, основаны на характеристиках самого изображения, таких как цвет, форма, текстура и т.д. Визуальные признаки позволяют описать изображение без использования текстовой информации.

Визуальные признаки можно разделить на несколько категорий:

* Геометрические признаки: описывают форму и расположение объектов на изображении. К ним относятся размер, ориентация, контур и т.п.

* Топологические признаки: описывают отношения между объектами на изображении. Например, наличие отверстий, пересечений и т.п.

* Цветовые признаки: описывают цвет объектов на изображении. Включают в себя оттенок, насыщенность, яркость и т.п.

* Текстурные признаки: описывают текстуру поверхности объектов на изображении. Могут включать в себя гладкость, шероховатость, зернистость и т.п.

Выбор конкретных признаков зависит от задачи обработки изображений. Например, для распознавания лиц могут использоваться геометрические признаки, такие как расстояние между глазами, ширина носа и т.п., а для классификации изображений по стилю могут использоваться цветовые и текстурные признаки.

В целом, текстовые и визуальные признаки дополняют друг друга и могут использоваться совместно для более точного и полного описания изображений.

45. Пространства признаков.

Эталонный ответ

Пространства признаков — это абстрактные пространства, в которых каждый объект или изображение представляется как точка или вектор. В этих пространствах можно проводить различные операции над изображениями, такие как сравнение, классификация и распознавание.

В обработке изображений используются различные пространства признаков, которые могут быть основаны на различных характеристиках изображений, таких как яркость, цветность, текстура, форма и т. д. Пространства признаков позволяют упростить задачу обработки изображений и сделать её более эффективной.

Основные типы пространств признаков:

1. Пространство яркости (Luminance) — это одномерное пространство, где каждое изображение представлено одним числом, которое соответствует средней яркости изображения. Это самое простое и наименее информативное пространство признаков.

2. Цветовое пространство (Color) — это трёхмерное пространство, в котором каждое изображение представлено тремя числами, которые соответствуют интенсивности красного, зелёного и синего цветов. Существуют различные цветовые пространства, такие как RGB, HSV, YUV и др., которые отличаются способом представления цвета.

3. Текстурное пространство (Texture) — это многомерное пространство, в котором каждый пиксель изображения представлен вектором, который содержит информацию о текстуре этого пикселя. Текстура может быть представлена различными способами, такими как статистические характеристики, фильтры Габора и др.

4. Формальное пространство (Shape) — это пространство, в котором изображения представлены в виде контуров или границ. Форма может быть описана различными параметрами, такими как площадь, периметр, моменты инерции и др.

5. Семантическое пространство (Semantic) — это пространство, в котором изображения классифицируются по их семантическому содержанию, то есть по тому, что они изображают. Семантическая информация может быть получена из текстовых описаний, тегов, категорий и других источников.

Выбор пространства признаков зависит от конкретной задачи обработки изображений. Например, для задач классификации изображений часто используются цветовые и текстурные пространства, а для задач распознавания лиц — формальные и семантические пространства.

Для преобразования изображений из одного пространства признаков в другое используются различные методы, такие как преобразование Фурье, вейвлет-преобразование, свёртка и др. Эти методы позволяют выделить определённые характеристики изображений и представить их в удобном для обработки виде.

46. Глобальные и локальные признаки изображений: ключевые точки.

Эталонный ответ

Глобальные и локальные признаки изображений: ключевые точки

В обработке изображений существует два основных подхода к анализу и описанию изображений: глобальный и локальный.

Глобальный подход рассматривает изображение как единое целое и использует методы, которые анализируют все изображение сразу. Это может быть полезно для задач, где необходимо учитывать общую структуру изображения, например, для распознавания лиц или объектов.

Локальный подход, напротив, разбивает изображение на небольшие области (или патчи) и анализирует каждую область отдельно. Это позволяет более точно описать детали изображения и выявить его особенности.

Ключевые точки — это особые точки на изображении, которые обладают следующими свойствами:

- * Инвариантность к масштабу: ключевые точки должны оставаться стабильными при изменении масштаба изображения.

- * Инвариантность к повороту: ключевые точки не должны зависеть от ориентации объекта на изображении.

- * Повторяемость: ключевые точки должны быть уникальными для каждого объекта или сцены.

Существует несколько методов обнаружения ключевых точек:

1. Детектор Харриса: этот метод основан на анализе матрицы Гессе, которая описывает изменение яркости в окрестности каждой точки изображения. Ключевые точки определяются как точки с максимальным значением определителя матрицы Гессе.

2. SURF (Speeded Up Robust Features): этот метод использует комбинацию детектора Харриса и дескрипторов, основанных на интегральных изображениях. SURF обеспечивает высокую скорость работы и устойчивость к шуму.

3. SIFT (Scale Invariant Feature Transform): SIFT является одним из наиболее популярных методов обнаружения ключевых точек. Он также использует детектор Харриса для поиска потенциальных ключевых точек, а затем применяет масштабно-инвариантное преобразование для получения инвариантных дескрипторов.

4. ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF): ORB представляет собой упрощенную версию SIFT, которая обеспечивает более быструю работу за счет использования более простых алгоритмов.

5. FAST (Features from Accelerated Segment Test): FAST является быстрым методом обнаружения углов на изображении. Он работает путем сравнения значений пикселей в восьми соседних точках вокруг каждой точки изображения. Если разница между значениями превышает определенный порог, то точка считается углом.

После обнаружения ключевых точек можно использовать их для сопоставления изображений, создания панорамных снимков, отслеживания объектов и других задач обработки изображений.

47. Детектор угловых точек. Детектор Моравица.

Эталонный ответ

Детектор угловых точек — это алгоритм, который используется для обнаружения углов на изображении. Угловые точки представляют собой точки изображения, в которых происходит резкое изменение градиента яркости. Они являются важными элементами изображения и могут использоваться для определения структуры сцены или для отслеживания движения объектов.

Существует несколько алгоритмов для обнаружения угловых точек, одним из которых является детектор Моравица. Он основан на вычислении матрицы Гессе (матрицы вторых частных производных функции) в каждой точке изображения. Если определитель матрицы Гессе больше определённого порога, то точка считается угловой. Также проверяется, что собственные значения матрицы Гессе также превышают определённые пороги. Это позволяет избежать ложных срабатываний на участках с плавным изменением яркости.

Алгоритм детектора Моравица включает следующие шаги:

1. Вычисление матрицы Гессе для каждого пикселя изображения.
2. Проверка, превышает ли определитель матрицы определённый порог.
3. Если да, то проверка, превышают ли собственные значения матрицы определённые пороги.
4. Если оба условия выполнены, то пиксель считается угловой точкой.

Детектор Моравица является одним из наиболее популярных детекторов угловых точек. Он обладает высокой точностью и надёжностью, но может быть медленным для больших изображений. Кроме того, он чувствителен к шуму и может давать ложные срабатывания на текстурированных областях. Однако эти недостатки можно компенсировать путём использования дополнительных методов обработки изображений, таких как шумоподавление или фильтрация.

В целом, детектор Моравица представляет собой эффективный инструмент для обнаружения угловых точек на изображениях. Он широко используется в различных задачах компьютерного зрения, таких как сопоставление изображений, отслеживание объектов и распознавание сцен.

ПК-3 Способен использовать современные методы обработки и интерпретации информации в профессиональной сфере

В ходе ответа на вопросы магистранту необходимо показать наличие знаний современных методов обработки изображений в области исследований культурного и природного наследия, последовательно описать процедуру применения различных методов и инструментов обработки изображений на примере конкретного научно-исследовательского проекта или возможной ситуации в работе музея по выбору магистранта.

Перечень вопросов для устного ответа с эталонными ответами:

1. Параметризация в моделировании: что это и преимущества для музейной работы.

Эталонный ответ

Параметризация — это метод моделирования, при котором форма объекта определяется набором параметров. Эти параметры могут быть числовыми значениями, которые определяют положение, размер, форму и другие характеристики объекта.

В музейной работе параметризация может быть полезна для создания точных копий экспонатов, реставрации, реконструкции и других задач. Вот некоторые преимущества параметризации для музейной работы:

1. Точность и детализация. Параметрическое моделирование позволяет создавать точные копии объектов с учётом всех деталей и особенностей. Это особенно важно для сохранения исторического наследия и культурных ценностей.

2. Скорость и эффективность. Параметрическая модель может быть легко изменена и адаптирована под новые требования или условия. Это позволяет быстро вносить изменения в проект и экономить время на разработку.

3. Повторное использование. Параметрические модели можно использовать повторно для создания новых проектов или модификаций существующих. Это упрощает процесс проектирования и сокращает затраты на разработку новых моделей.

4. Обучение и передача знаний. Параметрическую модель можно легко передать другим специалистам для дальнейшего использования или обучения. Это способствует обмену опытом и знаниями между сотрудниками музея.

5. Сохранение информации. Параметрическая модель содержит информацию о форме, размере, материалах и других характеристиках объекта. Эта информация может быть использована для анализа, сравнения и изучения объекта.

6. Автоматизация процессов. Параметрическое моделирование может быть автоматизировано с помощью программного обеспечения. Это позволяет ускорить процесс разработки и снизить вероятность ошибок.

7. Гибкость и адаптация. Параметрический подход позволяет легко адаптировать модель под изменяющиеся условия или требования. Это делает его более гибким и универсальным инструментом для музейной работы.

8. Визуализация и демонстрация. Параметрические модели могут быть визуализированы с высокой точностью, что позволяет наглядно демонстрировать результаты работы и проводить презентации.

9. Интеграция с другими системами. Параметрические модели могут быть интегрированы с другими информационными системами музея, такими как каталоги, базы

данных и системы управления коллекциями. Это обеспечивает более эффективное управление информацией и ресурсами.

Таким образом, параметрическое моделирование предоставляет ряд преимуществ для музейной работы, делая её более точной, эффективной и гибкой. Однако стоит отметить, что внедрение параметрического подхода требует определённых навыков и ресурсов, а также может потребовать времени для освоения и адаптации.

2. Критерии выбора модели.

Эталонный ответ

Выбор модели для обработки изображений зависит от конкретной задачи, которую необходимо решить. В зависимости от цели и требований к результату могут применяться различные методы и алгоритмы обработки.

Вот некоторые критерии, которые следует учитывать при выборе модели:

1. Цель обработки. Необходимо определить, что именно требуется получить в результате обработки изображения. Это может быть улучшение качества, удаление шума, повышение контраста, выделение контуров или распознавание объектов.

2. Тип изображения. Различные типы изображений (например, фотографии, медицинские снимки, спутниковые данные) требуют разных подходов к обработке.

3. Сложность модели. Чем сложнее модель, тем больше ресурсов потребуются для её обучения и работы. Необходимо найти баланс между сложностью модели и её эффективностью.

4. Обучаемость. Некоторые модели требуют большого количества данных для обучения, в то время как другие могут обучаться на меньшем количестве примеров.

5. Скорость работы. Для некоторых задач обработки изображений важна скорость работы модели. Например, если требуется обрабатывать видеопоток в реальном времени, необходимо выбрать модель с высокой производительностью.

6. Точность результатов. В зависимости от задачи может потребоваться высокая точность результатов обработки или же более грубое приближение.

7. Интерпретируемость модели. Если необходимо понимать, как модель принимает решения, следует выбирать модели с интерпретируемыми результатами.

8. Масштабируемость. Модель должна быть способна обрабатывать изображения разного размера и разрешения.

9. Аппаратные требования. Некоторые модели могут требовать специализированного оборудования для работы, что может ограничить их применение.

10. Стоимость. Стоимость обучения модели, её работы и необходимого оборудования также является важным фактором при выборе.

В целом, выбор модели зависит от конкретных требований и условий задачи. Важно провести анализ всех доступных моделей и выбрать ту, которая наилучшим образом соответствует поставленной цели.

3. Оценка параметров модели.

Эталонный ответ

Оценка параметров модели — это процесс определения значений параметров в математической модели на основе данных наблюдений или экспериментов.

В контексте обработки изображений оценка параметров может быть связана с различными задачами, такими как определение параметров камеры (фокусное расстояние, положение и ориентация), восстановление структуры сцены по изображениям, оценка движения объектов и т. д.

Для оценки параметров используются различные методы, включая:

* Метод максимального правдоподобия — метод, основанный на максимизации вероятности получения наблюдаемых данных при заданных параметрах модели.

* Байесовский подход — метод, использующий теорему Байеса для обновления априорных вероятностей параметров на основе новых данных.

* Оптимизация методом наименьших квадратов — метод минимизации суммы квадратов ошибок между наблюдаемыми данными и предсказанными значениями модели.

* Генетические алгоритмы — методы оптимизации, основанные на принципах естественного отбора и генетики.

Выбор метода оценки зависит от конкретной задачи и доступных данных. Важно учитывать точность, устойчивость и вычислительную сложность каждого метода.

Оценка параметров модели является важным этапом в обработке изображений, так как она позволяет получить более точные и информативные результаты анализа изображений.

4. Применение метода наименьших квадратов.

Эталонный ответ

Метод наименьших квадратов — это математический метод, который используется для нахождения наилучшей аппроксимации (приближения) данных с помощью линейной функции. Он широко применяется в различных областях, включая обработку изображений.

В контексте обработки изображений метод наименьших квадратов может использоваться для решения следующих задач:

1. Регрессионный анализ: Метод наименьших квадратов позволяет найти линию регрессии, которая наилучшим образом описывает зависимость между двумя переменными. Это может быть полезно при анализе изображений, где необходимо определить взаимосвязь между яркостью пикселей и их координатами.

2. Фильтрация: Метод наименьших квадратов можно использовать для разработки фильтров, которые удаляют шум из изображений. В этом случае данные представляют собой значения пикселей изображения, а функция, которую мы хотим аппроксимировать, — это «чистое» изображение без шума.

3. Интерполяция: Метод наименьших квадратов также может применяться для интерполяции значений пикселей в изображениях. Например, если у нас есть несколько точек данных, представляющих яркость пикселей, мы можем использовать метод наименьших квадратов для определения значений яркости в других точках изображения.

4. Сглаживание: Метод наименьших квадратов помогает сгладить резкие изменения яркости на изображении. Это достигается путём подбора функции, которая минимизирует сумму квадратов отклонений от исходных данных.

5. Восстановление изображений: В некоторых случаях изображения могут быть искажены или повреждены. Метод наименьших квадратов может помочь восстановить исходное изображение, используя информацию о его структуре и характеристиках.

Применение метода наименьших квадратов требует тщательного анализа данных и выбора подходящей модели. Важно учитывать ограничения и допущения метода, чтобы получить точные и надёжные результаты.

5. Применение метода М-оценки.

Эталонный ответ

М-оценка — это метод оценки параметров распределения, который основан на минимизации суммы функций влияния, где функция влияния зависит от расстояния между каждым наблюдением и оценкой параметра.

М-оценки используются в различных областях, включая обработку изображений, для решения задач, требующих устойчивости к выбросам и шумам. Они могут быть полезны при обработке зашумленных или искаженных данных, когда обычные методы, такие как метод наименьших квадратов, могут давать нестабильные результаты.

Применение метода М-оценки в обработке изображений может включать:

- * Удаление шумов: М-оценка может использоваться для удаления шумов из изображений, что особенно полезно при работе с зашумленными данными.

- * Коррекция искажений: Метод М-оценки может помочь в коррекции геометрических искажений, таких как дисторсия или сдвиг, которые могут возникнуть при съемке или передаче изображений.

- * Сглаживание: М-оценку можно использовать для сглаживания изображений, удаляя мелкие детали и делая изображение более гладким. Это может быть полезно при предварительной обработке перед дальнейшим анализом.

- * Восстановление изображений: В некоторых случаях М-оценка может помочь восстановить поврежденные или размытые изображения, улучшая их качество.

Для применения метода М-оценки необходимо выбрать функцию влияния и определить параметры, которые будут оцениваться. Затем можно использовать различные алгоритмы оптимизации для нахождения оптимальных значений параметров.

В целом, метод М-оценки является мощным инструментом для обработки изображений, который может обеспечить устойчивость к шумам и искажениям, а также улучшить качество и точность результатов. Однако выбор функции влияния и настройка параметров требуют тщательного анализа и экспериментов для достижения наилучших результатов в конкретных задачах обработки изображений.

6. Применение RANSAC.

Эталонный ответ

RANSAC (англ. RANdom SAmple Consensus) — это итеративный метод оценки параметров математической модели, основанный на случайных выборках. Он используется для определения параметров модели, которые наилучшим образом соответствуют данным, содержащим выбросы или шум.

Применение RANSAC:

1. Обнаружение и сопоставление точек. RANSAC может использоваться для обнаружения и сопоставления характерных точек на изображениях. Это полезно при

создании панорамных снимков, где необходимо сопоставить точки на разных изображениях, чтобы создать единое изображение.

2. Реконструкция 3D-моделей по фотографиям. RANSAC можно использовать для реконструкции 3D-модели объекта по нескольким фотографиям. Метод позволяет определить параметры камеры и положение точек в пространстве, что позволяет создать 3D-модель объекта.

3. Удаление выбросов. RANSAC также может быть использован для удаления выбросов из данных. Если данные содержат выбросы, они могут исказить результаты анализа. Используя RANSAC, можно определить параметры модели, которая лучше всего соответствует данным без выбросов.

4. Распознавание объектов. RANSAC применяется для распознавания объектов на изображении. Например, он может использоваться для поиска линий, углов или других характерных особенностей на изображении, которые могут помочь в распознавании объектов.

5. Стереосопоставление. В области компьютерного зрения RANSAC используется для стереосопоставления, то есть для сопоставления точек на двух изображениях стереопары. Этот метод позволяет получить информацию о глубине сцены и построить её трёхмерную модель.

6. Оценка параметров модели. RANSAC широко используется для оценки параметров моделей, таких как положение камеры, ориентация и масштаб изображения. Это важно для задач компьютерного зрения, связанных с анализом изображений и видео.

7. Восстановление изображений. RANSAC помогает восстанавливать изображения, искажённые шумом или другими помехами. Метод находит наиболее вероятные параметры модели, которые соответствуют исходному изображению.

8. Сегментация изображений. RANSAC может применяться для сегментации изображений, особенно когда требуется выделить объекты на фоне с помощью геометрических моделей.

9. Отслеживание объектов. Метод RANSAC полезен для отслеживания объектов в видеопотоке. Он позволяет оценить параметры движения объектов и их положение на каждом кадре.

10. Другие задачи компьютерного зрения. RANSAC является универсальным методом, который может быть адаптирован под различные задачи компьютерного зрения.

В целом, RANSAC — это мощный инструмент для обработки изображений и компьютерного зрения, который позволяет решать разнообразные задачи, связанные с оценкой параметров моделей и обработкой данных, содержащих шум или выбросы.

7. Преобразование Хафа.

Эталонный ответ

Преобразование Хафа — это метод, который используется для обнаружения прямых линий, окружностей и других геометрических фигур на изображениях. Он основан на представлении точек на изображении в виде параметров соответствующей фигуры.

Основная идея преобразования Хафа:

- * Изображение рассматривается как набор точек (пикселей).
- * Каждая точка может принадлежать некоторой линии или окружности.
- * Параметры линии или окружности (например, угол наклона и расстояние от начала координат) определяют, какие точки принадлежат этой линии или окружности.

Преобразование Хафа позволяет найти параметры линий или окружностей, которые наилучшим образом соответствуют точкам на изображении. Это делается путём перебора всех возможных значений параметров и вычисления количества точек, которые им соответствуют. Если количество точек достаточно велико, то считается, что найдена линия или окружность.

Для реализации преобразования Хафа используются специальные структуры данных, такие как гистограмма или накопительная таблица. Эти структуры позволяют быстро вычислять количество точек, соответствующих определённым параметрам.

Применение преобразования Хафа:

1. Обнаружение прямых линий. Преобразование Хафа используется для обнаружения прямых линий на изображениях, таких как границы объектов или контуры.

2. Обнаружение окружностей. Преобразование Хафа также может использоваться для обнаружения окружностей на изображениях, например, при распознавании символов или анализе форм.

3. Другие геометрические фигуры. Преобразование Хафа может быть адаптировано для обнаружения других геометрических фигур, таких как эллипсы или полигоны.

4. Обработка изображений. Преобразование Хафа широко применяется в области обработки изображений для решения задач, связанных с анализом формы и структуры объектов на изображениях.

5. Распознавание образов. Преобразование Хафа является одним из основных методов, используемых в распознавании образов для выделения контуров и границ объектов.

6. Анализ данных. Преобразование Хафа находит применение в анализе данных для выявления закономерностей и тенденций в больших объёмах информации.

7. Компьютерное зрение. В компьютерном зрении преобразование Хафа часто используется для определения ориентации и положения объектов в пространстве.

8. Автоматическое управление. В системах автоматического управления преобразование Хафа применяется для анализа и интерпретации данных с датчиков, таких как камеры или лидары.

Таким образом, преобразование Хафа представляет собой мощный инструмент для анализа изображений и обнаружения геометрических фигур. Оно широко используется в различных областях, включая обработку изображений, распознавание образов, анализ данных и автоматическое управление.

8. Классификация объектов на изображении.

Эталонный ответ

Классификация объектов на изображении — это процесс разделения всех объектов, присутствующих на изображении, на различные категории или классы. Это важный этап в обработке изображений и компьютерном зрении, который позволяет автоматически анализировать и понимать содержание изображения.

Классификация объектов может быть выполнена с использованием различных методов и алгоритмов, таких как:

* Методы на основе признаков. Эти методы используют различные признаки объектов, такие как форма, цвет, текстура и т.д., для их классификации. Например, можно использовать методы машинного обучения, такие как нейронные сети или деревья решений, чтобы обучить модель классифицировать объекты на основе их признаков.

* Сегментация. Сегментация — это процесс разбиения изображения на отдельные области или сегменты, каждый из которых представляет отдельный объект. После сегментации можно применить методы классификации к каждому сегменту, чтобы определить его класс.

* Детектирование объектов. Детектирование объектов — это задача обнаружения конкретных объектов на изображении. После детектирования можно классифицировать обнаруженные объекты.

* Структурные методы. Структурные методы учитывают не только признаки отдельных объектов, но и их взаимное расположение и связи между ними. Это позволяет более точно классифицировать сложные сцены, где объекты могут перекрываться или взаимодействовать друг с другом.

Выбор метода классификации зависит от конкретной задачи и требований к точности и скорости работы. Для некоторых задач может потребоваться использование нескольких методов или их комбинации.

Вот несколько примеров классификации объектов на изображениях:

1. Распознавание лиц. Алгоритмы распознавания лиц могут классифицировать лица людей на изображениях, используя такие признаки, как форма лица, расположение глаз, носа и рта.

2. Классификация транспортных средств. Можно использовать методы на основе признаков, чтобы классифицировать транспортные средства на изображениях по их форме, размеру и другим характеристикам.

3. Определение типов зданий. Алгоритмы компьютерного зрения могут классифицировать здания на изображениях на основе их формы, размера и других архитектурных особенностей.

4. Анализ медицинских изображений. В медицинской диагностике алгоритмы могут использоваться для классификации различных типов тканей или органов на медицинских изображениях.

5. Обнаружение дефектов. На производстве алгоритмы компьютерного зрения могут использоваться для обнаружения дефектов на изделиях, таких как трещины, царапины или другие повреждения.

6. Мониторинг окружающей среды. Алгоритмы могут применяться для классификации объектов в окружающей среде, таких как автомобили, пешеходы, дорожные знаки и т. д., что может быть полезно для систем безопасности и управления дорожным движением.

7. Сельское хозяйство. Алгоритмы классификации могут помочь в анализе сельскохозяйственных культур, определении их состояния и выявлении заболеваний.

8. Охрана природы. Системы компьютерного зрения используются для мониторинга дикой природы, определения видов животных и анализа их поведения.

9. Археология. Алгоритмы помогают в изучении исторических памятников, позволяя классифицировать и анализировать археологические находки.

10. Астрономия. Компьютерное зрение применяется для обработки астрономических данных, классификации космических объектов и изучения их характеристик.

Это лишь некоторые примеры того, как классификация объектов на изображениях может быть использована в различных областях.

9. Классификация с обучением и без обучения.

Эталонный ответ

Классификация изображений — это процесс отнесения изображения к определённому классу или категории на основе его визуальных характеристик. Классификация может быть выполнена с обучением или без обучения.

Классификация без обучения (кластеризация) — это метод, при котором система самостоятельно группирует данные без предварительного знания о том, какие классы существуют. В этом случае алгоритм кластеризации пытается найти естественные группы в данных на основе сходства между изображениями. Этот подход полезен, когда нет заранее известных категорий или классов, и необходимо выявить скрытые структуры в наборе данных.

Основные методы классификации без обучения:

К-средних (K-means) — алгоритм, который делит набор данных на K кластеров, минимизируя суммарное квадратичное отклонение точек кластеров от центров этих кластеров.

Иерархическая кластеризация — объединяет объекты в иерархическую древовидную структуру.

DBSCAN — алгоритм для выявления кластеров произвольной формы.

Классификация с обучением — метод, в котором система обучается на наборе данных, содержащем изображения с известными категориями. Алгоритм изучает характеристики каждого класса и затем использует эти знания для классификации новых изображений. Это более точный и контролируемый подход, но он требует наличия размеченных данных для обучения модели.

Методы классификации с обучением:

Метод опорных векторов (SVM) — линейный классификатор, который находит гиперплоскость, максимально разделяющую два класса.

Деревья решений — структура данных, представляющая собой дерево, в листьях которого записаны значения целевой функции, а в остальных узлах — условия перехода (предикаты).

Искусственные нейронные сети (ANN) — математические модели, работающие по принципу биологических нейронных сетей.

Глубокое обучение (Deep Learning) — подмножество машинного обучения, использующее глубокие нейронные сети.

Выбор метода классификации зависит от конкретной задачи, доступных данных и требуемой точности. Классификация без обучения подходит для задач, где нет заранее определённых категорий, а классификация с обучением предпочтительна, если есть размеченные данные для обучения модели.

10. Классификация на основе объекта и на основе пиксела.

Эталонный ответ

Классификация изображений — это процесс отнесения изображения к определённому классу или категории на основе его содержания. Классификация может быть выполнена на основе различных признаков и характеристик изображения, таких как форма, цвет, текстура, яркость и т. д.

Классификация на основе объекта предполагает, что изображение содержит один или несколько объектов, которые могут быть идентифицированы и классифицированы.

Например, изображение может содержать людей, животных, автомобили, здания и т. п. В этом случае задача классификации заключается в том, чтобы определить, какие объекты присутствуют на изображении и к каким категориям они относятся. Для этого используются различные методы компьютерного зрения, такие как обнаружение объектов, распознавание лиц, определение положения и ориентации объектов и т.д.

Для классификации на основе объекта используются следующие подходы:

* **Обучение с учителем:** для каждого класса объектов создаётся модель, которая представляет собой набор признаков, характерных для этого класса. Затем модель обучается на наборе данных, содержащих изображения с известными классами объектов. После обучения модель может быть использована для классификации новых изображений.

* **Обнаружение объектов:** этот подход основан на использовании алгоритмов обнаружения объектов, таких как детекторы границ, детекторы углов и детекторы ключевых точек. Эти алгоритмы позволяют выделить на изображении области, соответствующие объектам определённого класса.

Классификация на основе пикселя предполагает, что изображение рассматривается как матрица пикселей, каждый из которых имеет свои характеристики, такие как цвет, яркость, контраст и т. д. Задача классификации заключается в том, чтобы отнести каждый пиксель к одному из классов на основе этих характеристик.

Методы классификации на основе пикселя включают:

* **Кластеризация:** изображение разбивается на кластеры пикселей, имеющих схожие характеристики. Затем каждый кластер относится к определённому классу.

* **Сегментация:** изображение разделяется на сегменты, представляющие собой однородные области пикселей. Затем каждый сегмент относится к определённому классу.

Выбор метода классификации зависит от конкретной задачи и требований к точности и скорости работы алгоритма.

В целом, классификация на основе объекта является более сложной задачей, но она позволяет получить более точные результаты. Классификация на основе пикселя является более простой задачей, но она может привести к менее точным результатам.

Также существуют гибридные методы классификации, которые сочетают в себе преимущества обоих подходов. Такие методы могут обеспечить более высокую точность классификации при сохранении приемлемой скорости работы.

11. Классификация и распознавание закономерностей.

Эталонный ответ

Классификация и распознавание закономерностей — это важные задачи в области обработки изображений. Они используются для анализа и интерпретации визуальной информации, а также для автоматизации процессов принятия решений.

Классификация — это процесс отнесения изображения к определённой категории или классу на основе его характеристик. Например, изображение может быть классифицировано как «здание», «автомобиль» или «человек». Для этого используются различные методы машинного обучения, такие как нейронные сети, деревья решений и другие.

Существует несколько подходов к классификации изображений:

* Обучение с учителем: для каждого класса изображений предоставляется набор обучающих данных, на которых модель учится предсказывать класс новых изображений. Этот подход требует большого количества данных для обучения и может привести к переобучению модели.

* Обучение без учителя: модель самостоятельно находит закономерности в данных и группирует изображения в кластеры. Этот подход может быть менее точным, но он не требует предварительного знания о классах изображений.

Для классификации изображений используются следующие методы:

1. Признаки Хаара: это простые признаки, которые представляют собой разность сумм яркостей пикселей в двух прямоугольных областях изображения. Эти признаки используются для обнаружения лиц и других объектов.

2. Свёрточные нейронные сети (CNN): это глубокие нейронные сети, которые используют свёрточные слои для извлечения признаков из изображений. CNN являются наиболее популярными методами классификации изображений.

3. Другие методы: существуют и другие методы классификации изображений, такие как метод опорных векторов (SVM), деревья решений, случайные леса и другие.

После того как изображение было классифицировано, можно перейти к распознаванию закономерностей. Это задача поиска определённых паттернов или структур на изображении. Например, можно искать линии, углы, круги и другие геометрические фигуры. Распознавание закономерностей используется для анализа изображений, таких как медицинские снимки, спутниковые фотографии и другие.

Распознавание закономерностей включает в себя следующие шаги:

1. Выделение признаков: извлечение признаков из изображения, которые будут использоваться для распознавания закономерностей.

2. Выбор модели: выбор модели, которая будет использоваться для поиска закономерностей на основе выделенных признаков.

3. Обучение модели: обучение модели на наборе данных, содержащем изображения с известными закономерностями.

4. Тестирование модели: проверка работы модели на новом наборе данных.

Методы распознавания закономерностей включают в себя:

* Обнаружение границ: поиск резких изменений яркости на изображении, которые могут указывать на границы объектов.

* Детекторы углов: поиск точек на изображении, где происходит резкое изменение направления градиента.

* Поиск геометрических фигур: использование методов компьютерного зрения для поиска кругов, квадратов и других геометрических фигур на изображении.

В целом, классификация и распознавание закономерностей являются важными задачами в обработке изображений. Они позволяют автоматизировать процессы анализа и интерпретации изображений, что может привести к повышению эффективности и точности различных приложений.

12. Инструменты классификации.

Эталонный ответ

Инструменты классификации — это методы и алгоритмы, которые используются для разделения изображений на различные категории или классы. Классификация изображений является важным этапом в обработке изображений и широко применяется в таких областях, как машинное обучение, компьютерное зрение и распознавание образов.

Существует несколько основных инструментов классификации изображений:

1. Методы на основе признаков. Эти методы используют различные признаки изображения, такие как цвет, текстура, форма и т. д., для классификации. Например, можно использовать цветовые гистограммы для определения класса изображения.

2. Нейронные сети. Современные методы классификации часто основаны на нейронных сетях, таких как сверточные нейронные сети (CNN), которые могут автоматически извлекать признаки из изображений. CNN широко используются в задачах классификации изображений благодаря своей способности эффективно обрабатывать большие объёмы данных.

3. Деревья решений. Деревья решений представляют собой структуру, которая позволяет классифицировать данные на основе серии вопросов о значениях атрибутов. Они могут быть использованы для классификации изображений путём создания дерева решений, которое учитывает различные характеристики изображений, такие как яркость, контраст и т. п.

4. Метод опорных векторов (SVM). SVM — это метод машинного обучения, который может быть использован для классификации изображений. Он работает путём построения гиперплоскости, которая разделяет два класса изображений.

5. К-ближайших соседей (KNN). KNN — это ещё один метод машинного обучения, который можно использовать для классификации изображений. В этом методе каждое изображение сравнивается с K ближайшими соседями, и класс определяется на основе большинства голосов этих соседей.

6. Байесовская классификация. Байесовский классификатор использует вероятностные модели для классификации изображений на основе их характеристик. Этот метод основан на теореме Байеса, которая связывает вероятность события с его причинами.

7. Кластеризация. Кластеризация — это процесс группировки изображений в кластеры на основе сходства их характеристик. После того как кластеры сформированы, каждый кластер может рассматриваться как отдельный класс.

8. Ансамблевые методы. Ансамблевые методы объединяют результаты нескольких моделей классификации для повышения точности и надёжности классификации. Это может включать в себя использование нескольких алгоритмов классификации или объединение результатов нескольких моделей одного и того же алгоритма.

Выбор инструмента классификации зависит от конкретной задачи и доступных данных. Каждый инструмент имеет свои преимущества и недостатки, поэтому важно провести исследование и выбрать наиболее подходящий метод для достижения наилучших результатов.

13. Инструменты геообработки и функции растра.

Эталонный ответ

Геообработка — это набор инструментов, которые используются для анализа и обработки пространственных данных. Эти инструменты позволяют выполнять различные операции с данными, такие как:

- * анализ пространственных отношений;
- * моделирование поверхностей;
- * создание новых наборов данных;
- * управление данными.

Растр — это двумерная сетка ячеек, которая используется для представления пространственной информации. Растровые данные могут быть получены из различных источников, таких как аэрофотоснимки, спутниковые снимки и цифровые модели рельефа.

Инструменты геообработки можно разделить на несколько категорий в зависимости от их назначения:

1. Извлечение и преобразование данных: эти инструменты используются для извлечения данных из одного набора данных и преобразования их в другой формат. Например, инструмент «Извлечь по маске» позволяет извлечь данные из растра, используя маску другого растра. Инструмент «Растеризация» преобразует векторные данные в растровые.

2. Анализ пространственных отношений: эти инструменты используются для анализа пространственных отношений между объектами. Например, инструмент «Буфер» создаёт буферную зону вокруг объектов, а инструмент «Пересечение» находит общие области между двумя или более наборами данных.

3. Моделирование поверхностей: эти инструменты используются для создания поверхностей, представляющих рельеф местности или другие физические характеристики. Например, инструмент «Интерполяция» создаёт поверхность, интерполируя значения из точек данных, а инструмент «Тренд» анализирует тренд данных и создаёт поверхность, отражающую этот тренд.

4. Создание новых наборов данных: эти инструменты используются для объединения или разделения существующих наборов данных. Например, инструмент «Слияние» объединяет два или более наборов данных в один, а инструмент «Разделение» разделяет набор данных на два или более.

5. Управление данными: эти инструменты используются для управления пространственными данными, такими как их хранение, доступ и обновление. Например, инструмент «Архивация» сохраняет данные в архивном формате, а инструмент «Редактирование атрибутов» изменяет атрибуты объектов в наборе данных.

Функции растра — это операции, которые выполняются над растровыми данными. Они включают в себя следующие основные функции:

* Пространственное разрешение: это размер ячейки растра. Чем меньше размер ячейки, тем выше пространственное разрешение и тем больше деталей может быть представлено в растре.

* Спектральное разрешение: это количество каналов в растре. Каждый канал представляет собой отдельный спектр электромагнитного излучения, такой как видимый свет, инфракрасный свет или ультрафиолетовый свет.

* Радиометрическое разрешение: это число бит, используемых для хранения значения каждой ячейки растра. Чем больше бит используется, тем больше градаций серого или цвета может быть представлено.

* Географическая привязка: это соответствие между координатами ячеек растра и реальными географическими координатами. Это позволяет использовать растр для картографических целей.

В целом, инструменты геообработки и функции растра являются важными инструментами для работы с пространственными данными. Они позволяют выполнять широкий спектр операций, таких как анализ, моделирование, создание и управление данными.

14. Сегментация изображения. Данные обучающей выборки. Аналитическая информация. Атрибуты сегмента. Классификация. Оценка точности.

Эталонный ответ

Сегментация изображения — это процесс разделения цифрового изображения на несколько сегментов (областей). Сегментация позволяет упростить и структурировать данные для дальнейшей обработки.

Данные обучающей выборки — набор данных, который используется для обучения алгоритмов сегментации. Обучающая выборка содержит примеры изображений с уже известными результатами сегментации, которые используются для настройки параметров алгоритма.

Для сегментации изображений используются различные методы, такие как:

- * пороговая обработка;
- * метод выращивания областей;
- * методы кластеризации;
- * нейронные сети.

Каждый из этих методов имеет свои особенности и может быть более или менее подходящим для конкретных задач.

В процессе сегментации изображения необходимо учитывать следующие аспекты:

1. Аналитическая информация:

* Атрибуты сегмента: характеристики, которые определяют каждый сегмент, например, цвет, форма, текстура и т. д. Эти атрибуты могут использоваться для классификации сегментов.

* Классификация: процесс определения принадлежности каждого сегмента к определённому классу. Классификация может быть выполнена на основе атрибутов сегмента или других критериев.

2. Оценка точности: после выполнения сегментации необходимо оценить её точность. Для этого можно использовать различные метрики, такие как точность, полнота и F-мера.

Точность сегментации зависит от качества обучающей выборки, выбора метода сегментации и параметров алгоритма. Оценка точности позволяет определить, насколько хорошо алгоритм справляется с задачей сегментации.

Оценка точности сегментации включает в себя следующие шаги:

- 1) Выбор метрики оценки.
- 2) Сбор данных для оценки.
- 3) Вычисление метрики на основе полученных данных.
- 4) Интерпретация результатов.

Существует множество метрик оценки точности сегментации. Наиболее распространёнными являются:

* Точность (precision) — доля правильно классифицированных объектов среди всех объектов, отнесённых алгоритмом к данному классу.

* Полнота (recall) — доля объектов данного класса, которые были правильно классифицированы алгоритмом.

* F-мера (F-measure) — гармоническое среднее между точностью и полнотой.

Выбор метрики зависит от конкретной задачи и требований к результатам сегментации. Например, если важно минимизировать количество ложных срабатываний, то

следует использовать точность. Если же важнее не пропустить ни одного объекта, то лучше использовать полноту.

После вычисления метрики результаты интерпретируются. Если точность и полнота высокие, то алгоритм работает хорошо. Если один из показателей низкий, то необходимо проанализировать причины и внести изменения в алгоритм или обучающую выборку.

15. Способы категоризации объектов.

Эталонный ответ

Категоризация объектов на изображении — это процесс отнесения объекта к определённой категории или классу. Это важный этап в обработке изображений, который позволяет анализировать и понимать содержание изображения.

Существует несколько способов категоризации объектов:

1. По форме: объекты можно классифицировать по их форме. Например, круг, квадрат, треугольник и т. д. Этот способ может быть полезен для распознавания геометрических фигур.

2. По цвету: объекты могут быть классифицированы по их цвету. Например, красный, синий, зелёный и т. п. Этот метод может использоваться для определения цвета объектов на изображении.

3. По текстуре: объекты также можно разделить по текстуре. Например, гладкая, шероховатая, зернистая и т. д. Эта классификация может помочь в распознавании материалов и поверхностей.

4. По размеру: объекты различаются по размеру. Можно выделить большие, средние и маленькие объекты. Этот подход может применяться для анализа размеров объектов на изображении.

5. По местоположению: объекты располагаются в разных местах на изображении. Они могут находиться в центре, слева, справа и т. п. Это помогает определить расположение объектов.

6. По ориентации: объекты имеют разную ориентацию. Они могут быть вертикальными, горизонтальными, наклонными и т. д. Это полезно для понимания направления объектов.

7. По структуре: объекты отличаются своей структурой. Они могут иметь простую или сложную структуру. Этот аспект важен для анализа сложности объектов.

8. По контексту: объекты находятся в определённом контексте. Они могут быть связаны с другими объектами или окружением. Это позволяет понять отношения между объектами.

9. По семантике: объекты обладают определённым значением или смыслом. Они могут обозначать предметы, животных, людей и т. п. Семантическая категоризация важна для понимания содержания изображения.

10. Комбинированный подход: часто используется сочетание нескольких методов для более точной и эффективной категоризации.

Выбор способа категоризации зависит от конкретной задачи и требований к результатам. Для достижения наилучших результатов необходимо учитывать особенности изображения и цели анализа.

16. Обучение словаря.

Эталонный ответ

Обучение словаря — это один из методов обработки изображений, который используется для сжатия и восстановления данных.

Суть метода заключается в том, что изображение представляется в виде набора коэффициентов, которые соответствуют определённым элементам словаря. Эти элементы могут быть различными: от простых паттернов до более сложных структур. Словарь формируется на основе обучающих данных, которые представляют собой набор изображений или их фрагментов.

Процесс обучения состоит из двух этапов:

1. Построение словаря. На этом этапе происходит выбор элементов словаря и определение их параметров. Это может быть сделано с помощью различных алгоритмов, таких как кластеризация, случайный поиск или оптимизация.

2. Кодирование изображения. После того как словарь построен, можно приступить к кодированию изображения. Для этого необходимо разложить изображение на коэффициенты, соответствующие элементам словаря. Коэффициенты могут быть получены с помощью различных методов, таких как преобразование Фурье, вейвлет-преобразование или другие методы разложения.

После того как изображение представлено в виде коэффициентов, оно может быть сжато путём удаления или уменьшения точности некоторых коэффициентов. Затем восстановленное изображение получается путём обратного преобразования коэффициентов в исходное пространство.

Обучение словаря позволяет достичь высокой степени сжатия данных при сохранении качества изображения. Однако этот метод требует больших вычислительных ресурсов и времени на обучение словаря. Кроме того, результаты могут зависеть от выбора элементов словаря и параметров кодирования. Поэтому важно провести тщательный анализ и выбрать оптимальные параметры для каждого конкретного случая.

Преимущества обучения словаря:

- * Высокая степень сжатия данных.
- * Сохранение качества изображения.
- * Возможность адаптации к различным типам изображений.

Недостатки обучения словаря:

- * Большие вычислительные ресурсы и время на обучение.
- * Зависимость результатов от выбора параметров.

В целом, обучение словаря является мощным инструментом для обработки изображений и может быть использовано в различных областях, таких как сжатие данных, восстановление изображений и анализ изображений.

17. Поиск изображений по содержанию: поиск по визуальному подобию.

Эталонный ответ

Поиск изображений по визуальному сходству — это метод поиска, основанный на сравнении визуальных характеристик изображений. Он позволяет находить изображения, которые похожи на заданное изображение по цвету, текстуре, форме и другим визуальным признакам.

Для реализации такого поиска используются различные алгоритмы и методы обработки изображений, такие как:

- * Вычисление признаков изображения. На этом этапе из изображения извлекаются признаки, которые описывают его визуальные характеристики. Это могут быть цвета, текстуры, формы и другие признаки.

- * Сравнение признаков. Полученные признаки сравниваются с признаками других изображений из базы данных. Для сравнения используются различные метрики, такие как евклидово расстояние, косинусное сходство и другие.

- * Ранжирование результатов. Результаты сравнения ранжируются в порядке убывания сходства с заданным изображением.

Существует несколько подходов к поиску изображений по визуальному сходству:

1. На основе ключевых точек. В этом подходе используются ключевые точки, которые представляют собой характерные точки изображения. Ключевые точки вычисляются с помощью алгоритмов обнаружения ключевых точек, таких как SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) или SURF (Speeded Up Robust Features). Затем ключевые точки сопоставляются с ключевыми точками других изображений для определения визуального сходства.

2. На основе гистограмм. В этом подходе используется гистограмма цветов или текстур изображения. Гистограмма представляет собой распределение частот цветов или текстур в изображении. Затем гистограммы сравниваются между собой для определения визуального сходства.

3. На основе глубоких нейронных сетей. В последние годы для поиска изображений по визуальному сходству стали использоваться глубокие нейронные сети, такие как сверточные нейронные сети (CNN). Они позволяют автоматически извлекать признаки из изображений и сравнивать их между собой.

Преимущества поиска изображений по визуальному сходству включают:

- * Возможность поиска похожих изображений без необходимости точного соответствия запросу.

- * Гибкость в выборе критериев поиска. Можно искать изображения по цвету, текстуре, форме и т. д.

- * Простота использования. Пользователь может просто загрузить изображение и получить результаты поиска.

Недостатки поиска изображений по визуальному сходству включают:

- * Сложность алгоритмов. Алгоритмы поиска по визуальному сходству могут быть сложными и требовать больших вычислительных ресурсов.

- * Ограниченность результатов. Результаты поиска могут быть ограничены базой данных, в которой производится поиск.

В целом, поиск изображений по визуальному сходству является мощным инструментом для поиска похожих изображений. Он широко используется в различных приложениях, таких как поиск изображений в интернете, распознавание лиц и объектов, создание коллажей и т.д.

18. Поиск изображений по содержанию: поиск нечетких дубликатов.

Эталонный ответ

Поиск изображений по содержанию — это задача поиска похожих или идентичных изображений в больших коллекциях. Для этого используются различные методы и алгоритмы, которые позволяют сравнивать изображения на основе их содержания, а не только на основе метаданных (таких как название, дата создания и т. д.).

Одним из подходов к поиску изображений по содержанию является использование методов компьютерного зрения и обработки изображений. Эти методы позволяют извлекать признаки из изображений, такие как цвета, текстуры, формы и т. п., и использовать их для сравнения изображений между собой.

Однако при поиске изображений по содержанию возникают некоторые проблемы, связанные с тем, что изображения могут быть похожи друг на друга, но не идентичны. Это может быть связано с различными факторами, такими как изменение освещения, угла съёмки, масштаба, поворота и т. д. В результате возникает задача поиска «нечётких дубликатов» — изображений, которые похожи на исходное изображение, но имеют некоторые отличия.

Для поиска нечётких дубликатов можно использовать следующие подходы:

- * Методы сопоставления признаков. Эти методы основаны на сравнении признаков, извлечённых из изображений. Они могут включать в себя использование различных алгоритмов машинного обучения, таких как SVM (метод опорных векторов), KNN (k ближайших соседей) и др.

- * Метрики сходства. Для оценки сходства между изображениями можно использовать различные метрики, такие как евклидово расстояние, косинусное сходство и др. Метрики могут учитывать различные аспекты изображений, такие как цвет, текстура, форма и т. п.

- * Векторные представления изображений. Изображения можно представить в виде векторов в многомерном пространстве, где каждый элемент вектора соответствует определённому признаку изображения. Затем можно использовать методы машинного обучения для классификации изображений на основе этих векторных представлений.

- * Нейронные сети. Современные нейронные сети, такие как свёрточные нейронные сети (CNN), могут эффективно обрабатывать изображения и извлекать из них признаки, которые можно использовать для поиска нечётких дубликатов.

В целом, поиск нечётких дубликатов является сложной задачей, которая требует использования различных методов и алгоритмов. Однако она имеет важное практическое значение, поскольку позволяет находить похожие изображения в больших коллекциях и решать задачи, такие как поиск изображений по запросу, обнаружение плагиата и т. п.

19. Поиск изображений по содержанию: поиск объектов на фотографии.

Эталонный ответ

Поиск изображений по содержанию — это процесс идентификации и извлечения определённых объектов или сцен из коллекции изображений. Этот метод может быть использован для различных целей, таких как поиск похожих изображений, обнаружение определённых объектов на фотографиях, классификация изображений и т. д.

Поиск объектов на фотографии является одним из аспектов поиска изображений по содержанию. Для этого используются различные методы компьютерного зрения и обработки изображений:

- * Обнаружение объектов: алгоритмы обнаружения объектов, такие как YOLO (You Only Look Once), Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Networks) и SSD (Single

Shot Detector), могут использоваться для идентификации объектов на изображении. Эти алгоритмы обучаются на больших наборах данных и способны обнаруживать различные типы объектов с высокой точностью.

* Сегментация изображения: методы сегментации, такие как U-Net и Mask R-CNN, позволяют не только обнаружить объект на изображении, но и выделить его границы или даже выполнить более детальную сегментацию, например, выделить отдельные части объекта.

* Распознавание образов: после обнаружения объекта можно использовать методы распознавания образов, чтобы определить, что это за объект. Например, можно использовать классификаторы, обученные на большом наборе данных изображений, для определения типа объекта (например, «собака», «дерево» и т.д.).

* Анализ сцены: в некоторых случаях необходимо не просто найти объект на фотографии, но также понять контекст, в котором он находится. Это может включать анализ сцены, определение отношений между объектами и т. п.

Для реализации этих методов используются различные инструменты и библиотеки, такие как OpenCV, TensorFlow, PyTorch и другие. Они предоставляют готовые решения для обработки изображений и компьютерного зрения, позволяя разработчикам быстро создавать и тестировать свои приложения.

В целом, поиск изображений по содержанию является сложной задачей, требующей глубокого понимания алгоритмов компьютерного зрения и методов обработки изображений. Однако современные технологии и инструменты делают этот процесс более доступным и эффективным.

20. Поиск изображений по содержанию: поиск сцен.

Эталонный ответ

Поиск изображений по содержанию — это задача поиска изображений, похожих на заданное изображение по определённым критериям. Поиск может осуществляться по ключевым словам, объектам или сценам.

Сцены — это определённые визуальные контексты, которые могут быть распознаны на изображениях. Например, сцены могут включать в себя природные пейзажи, городские виды, интерьеры и т. д.

Для поиска сцен используются различные методы обработки изображений и машинного обучения. Вот некоторые из них:

1. Извлечение признаков. Из изображений извлекаются признаки, такие как цвета, текстуры, формы и т. п. Эти признаки используются для описания изображений и их сравнения.

2. Классификация. Изображения классифицируются по категориям сцен, таким как «природный пейзаж», «городской вид» и т. д., с помощью методов машинного обучения, таких как нейронные сети.

3. Сегментация. Изображения разбиваются на сегменты, соответствующие различным сценам, с помощью алгоритмов сегментации, таких как метод Оцу или метод k-средних.

4. Анализ контекста. Анализируются контекстные данные, связанные с изображениями, такие как местоположение, время съёмки и т. п., чтобы определить, какие сцены наиболее вероятны.

5. Использование метаданных. Используются метаданные, такие как теги, ключевые слова и описания, чтобы улучшить точность поиска.

6. Обучение на больших наборах данных. Обучаются модели машинного обучения на больших наборах данных, содержащих изображения различных сцен.

7. Применение методов глубокого обучения. Используются глубокие нейронные сети для извлечения более сложных и абстрактных признаков из изображений.

8. Интеграция с другими методами поиска. Методы поиска сцен интегрируются с другими методами, такими как поиск по ключевым словам или объектам, для повышения точности и полноты результатов.

В целом, поиск изображений по содержанию является сложной задачей, требующей использования различных методов и подходов. Однако он имеет большое практическое значение, поскольку позволяет пользователям быстро находить нужные изображения среди огромного количества доступных в интернете.

21. Детектирование объектов. Извлечение контурных признаков.

Эталонный ответ

Детектирование объектов — это процесс обнаружения и выделения объектов на изображении. Это одна из основных задач обработки изображений, которая находит применение в различных областях, таких как компьютерное зрение, робототехника, автоматизация производства и т. д.

Для детектирования объектов используются различные методы и алгоритмы, которые могут быть основаны на разных принципах:

* Методы на основе признаков: эти методы используют признаки, такие как цвет, текстура, форма и т. п., для описания объектов. Затем эти признаки сравниваются с признаками, полученными из изображения, чтобы определить наличие или отсутствие объекта.

* Методы машинного обучения: эти методы обучают модель на наборе данных, содержащем изображения с объектами и без них. Модель затем может использоваться для предсказания наличия или отсутствия объекта на новом изображении.

* Сегментация изображения: этот метод разделяет изображение на области, соответствующие объектам. Затем можно использовать различные критерии для определения, какие области соответствуют интересующим объектам.

Извлечение контурных признаков — это один из методов детектирования объектов, который использует контуры для представления формы объектов. Контур — это линия, которая очерчивает границу объекта. Он может быть представлен в виде набора точек или линий.

Контурные признаки могут включать в себя следующие характеристики:

1. Длина контура: это длина контура в пикселях. Она может служить мерой размера объекта.

2. Кривизна контура: это мера того, насколько сильно изогнута линия контура. Кривизна может указывать на форму объекта.

3. Направление контура: это направление, в котором идёт контур. Направление может указывать на ориентацию объекта.

4. Точки перегиба: это точки на контуре, где кривизна меняет знак. Точки перегиба могут указывать на особенности формы объекта.

5. Площадь под контуром: это площадь, ограниченная контуром. Площадь может служить мерой объёма объекта.
6. Отношение сторон: это отношение длины к ширине контура. Отношение сторон может указывать на пропорции объекта.
7. Симметрия: это степень симметрии контура. Симметрия может указывать на симметричность объекта.
8. Связность: это количество связанных компонентов в контуре. Связность может указывать на сложность формы объекта.

Эти и другие контурные признаки можно использовать для сравнения контуров объектов на разных изображениях. Если контуры похожи по своим признакам, то можно предположить, что объекты также похожи.

Извлечение контурных признаков — это эффективный способ детектирования объектов, особенно когда объекты имеют чёткие границы. Однако этот метод может быть чувствителен к шуму и помехам на изображении, поэтому необходимо применять методы предварительной обработки, такие как фильтрация и шумоподавление.

22. Метрика качества IoU.

Эталонный ответ

Intersection over Union (IoU) — это метрика качества, которая используется для оценки алгоритмов сегментации изображений. Она измеряет степень совпадения между предсказанной и истинной сегментацией изображения.

Формула расчёта IoU:

$$\text{IoU} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN}}$$
, где:

- * TP (True Positive) — количество пикселей, которые были правильно классифицированы как принадлежащие объекту;
- * FP (False Positive) — количество ошибочно классифицированных пикселей как принадлежащих объекту;
- * FN (False Negative) — количество пикселей объекта, которые не были классифицированы.

Значение IoU находится в диапазоне от 0 до 1, где 1 означает идеальное совпадение между предсказанным и истинным результатом, а 0 — полное несовпадение. Чем выше значение IoU, тем лучше качество сегментации.

Метрика IoU широко используется в задачах компьютерного зрения, таких как обнаружение объектов, семантическая сегментация и другие. Она позволяет оценить точность и полноту алгоритма сегментации и может быть использована для сравнения различных методов и моделей.

23. Задача многоклассовой детекции.

Эталонный ответ

Задача многоклассовой детекции — это задача компьютерного зрения, которая заключается в том, чтобы определить наличие и расположение объектов разных классов на изображении.

В этой задаче необходимо не только обнаружить объект, но и классифицировать его, то есть отнести к определённому классу или категории. Это может быть полезно для различных приложений, таких как распознавание лиц, обнаружение дорожных знаков, определение типов автомобилей и т. д.

Для решения задачи многоклассовой детекции используются различные методы и подходы:

- * Методы глубокого обучения, такие как свёрточные нейронные сети (CNN), которые позволяют автоматически извлекать признаки из изображений и классифицировать объекты.

- * Ансамблевые методы, которые объединяют результаты нескольких моделей для повышения точности и надёжности.

- * Детекторы объектов, такие как R-CNN, Faster R-CNN и YOLO, которые используют различные стратегии для обнаружения и классификации объектов.

Процесс многоклассовой детекции включает следующие этапы:

1. Предварительная обработка: изображение преобразуется в формат, который может быть обработан алгоритмами машинного обучения.

2. Извлечение признаков: из изображения извлекаются признаки, которые могут помочь в обнаружении и классификации объектов.

3. Обнаружение объектов: на основе извлечённых признаков определяются области, где могут находиться объекты.

4. Классификация объектов: каждый обнаруженный объект классифицируется в соответствии с определённым классом или категорией.

5. Оценка результатов: оценивается точность и полнота обнаружения и классификации объектов.

6. Оптимизация модели: если результаты неудовлетворительны, модель может быть оптимизирована путём изменения параметров или добавления новых данных.

Многоклассовая детекция является сложной задачей, требующей тщательного подхода к выбору методов и алгоритмов. Однако она имеет широкий спектр применения и может значительно улучшить работу систем компьютерного зрения.

24. Классификация окон.

Эталонный ответ

В обработке изображений окно представляет собой прямоугольную область, которая используется для анализа или обработки изображения. Окна могут быть классифицированы по различным параметрам:

1. По размеру:

Маленькие окна — используются для детального анализа изображения в небольшой области.

Большие окна — охватывают большую часть изображения и позволяют анализировать его глобальные характеристики.

2. По форме:

Прямоугольные окна — наиболее распространённый тип окон, который прост в реализации и использовании.

Непрямоугольные (несимметричные) окна — могут иметь более сложную форму, например, треугольную, трапециевидную или круглую. Это позволяет адаптировать окно к специфическим задачам обработки изображений.

3. По симметрии:

Симметричные окна — имеют одинаковую форму слева и справа от центра. Примеры: прямоугольное, треугольное, гауссово окно.

Асимметричные окна — форма может различаться слева и справа. Пример: окно Хэмминга.

4. По функции окна:

Окна с постоянной амплитудой — амплитуда сигнала внутри окна остаётся постоянной. Пример: прямоугольное окно.

Окна с линейной фазой — фаза сигнала внутри окна изменяется линейно. Пример: окно Ханна.

Окна с плоской вершиной — амплитудно-частотная характеристика окна имеет плоскую вершину. Пример: окно Кайзера.

5. По наличию боковых лепестков:

Сглаживающие окна — боковые лепестки стремятся к нулю, что уменьшает влияние соседних пикселей на результат обработки. Пример: окно Гаусса.

Окно с сохранением деталей — боковые лепестки не равны нулю, что позволяет сохранить детали изображения при обработке. Пример: окно Ланцоша.

Выбор типа окна зависит от конкретной задачи обработки изображений и требований к результату. Например, для сглаживания изображения может использоваться окно Гаусса, а для сохранения деталей — окно Ланцоша или окно Хэмминга.

25. Поиск объекта на изображении при помощи перцептивного хэша.

Эталонный ответ

Поиск объекта на изображении при помощи перцептивного хэша — это метод, который используется для поиска похожих изображений в больших базах данных. Он основан на использовании перцептивных хэш-функций, которые преобразуют изображение в числовой вектор, представляющий его основные визуальные характеристики.

Перцептивный хэш — это функция, которая создаёт уникальный идентификатор для изображения, основанный на его визуальных характеристиках. Этот идентификатор можно использовать для сравнения двух изображений и определения их схожести. Перцептивные хэш-функции обычно используют следующие методы:

* Извлечение признаков: из изображения извлекаются ключевые признаки, такие как цвета, текстуры, формы и т. д. Эти признаки затем используются для создания уникального идентификатора.

* Хеширование: полученный набор признаков хешируется с использованием криптографических алгоритмов, таких как MD5 или SHA-1, чтобы создать уникальный идентификатор фиксированной длины.

Процесс поиска объекта на изображении с помощью перцептивного хэша включает следующие шаги:

1. Обучение: на основе набора обучающих изображений создаётся перцептивная хэш-функция. Это делается путём извлечения признаков из каждого изображения и

хеширования этих признаков. В результате получается набор уникальных идентификаторов для каждого изображения.

2. Создание базы данных: изображения, для которых необходимо выполнить поиск, добавляются в базу данных вместе со своими уникальными идентификаторами.

3. Запрос: пользователь вводит изображение, которое он хочет найти. Из этого изображения также извлекается уникальный идентификатор с помощью той же перцептивной хэш-функции.

4. Сравнение: уникальный идентификатор запроса сравнивается с уникальными идентификаторами в базе данных. Если есть совпадение, то считается, что изображение найдено.

5. Оценка сходства: если найдено несколько совпадений, можно оценить сходство между запросом и каждым изображением в базе данных, используя дополнительные метрики сходства, такие как евклидово расстояние или косинусное сходство.

Этот метод может быть полезен для различных задач, таких как поиск похожих изображений, обнаружение дубликатов, распознавание объектов и т.д. Однако он имеет некоторые ограничения, такие как чувствительность к изменениям освещения, масштаба и ориентации. Кроме того, он может не всегда точно определить похожие изображения, особенно если они имеют значительные различия в деталях.

26. Нахождение объектов без учителя.

Эталонный ответ

Нахождение объектов без учителя — это метод обработки изображений, который используется для обнаружения и классификации объектов на изображении без предварительного обучения модели. Этот метод основан на использовании алгоритмов кластеризации, которые позволяют автоматически группировать пиксели изображения в различные кластеры (группы) на основе их сходства.

Основные шаги процесса нахождения объектов без учителя:

1. Предварительная обработка изображения: изображение преобразуется в формат, подходящий для анализа. Это может включать в себя такие операции, как фильтрация, выравнивание гистограммы и другие методы улучшения качества изображения.

2. Выделение признаков: из изображения извлекаются признаки, которые будут использоваться для кластеризации. Это могут быть цветовые характеристики, текстурные особенности или другие параметры, которые отражают свойства объектов на изображении.

3. Кластеризация: с помощью алгоритма кластеризации (например, K-средних) пиксели изображения группируются в кластеры на основе сходства их признаков. В результате получается несколько групп пикселей, каждая из которых представляет отдельный объект на изображении.

4. Интерпретация результатов: полученные кластеры интерпретируются как объекты на изображении. Для этого можно использовать визуальное представление кластеров или анализ их характеристик.

5. Оценка результатов: результаты кластеризации оцениваются с точки зрения точности и полноты обнаружения объектов. Если результаты неудовлетворительны, можно попробовать изменить параметры алгоритма или применить другой алгоритм кластеризации.

Этот метод может быть полезен в случаях, когда нет заранее известных данных о том, какие объекты должны быть обнаружены на изображении, или когда необходимо автоматизировать процесс обнаружения объектов в больших объёмах данных. Однако он

может потребовать настройки параметров и выбора подходящего алгоритма кластеризации для достижения наилучших результатов.

27. Сегментация изображений

Эталонный ответ

Сегментация изображений — это процесс разделения цифрового изображения на несколько сегментов (областей или регионов), каждый из которых представляет собой группу пикселей, объединённых по определённому признаку.

Сегментацию можно рассматривать как начальный этап анализа изображений, который позволяет упростить и структурировать данные для дальнейшей обработки и интерпретации. Сегментация используется в различных областях, таких как медицина, робототехника, автомобильная промышленность и других, где необходимо анализировать и обрабатывать визуальную информацию.

Существует множество методов сегментации изображений, которые можно разделить на две основные категории:

- * Методы на основе пороговой обработки: эти методы используют порог для разделения изображения на два класса — фон и объект. Порог может быть фиксированным или адаптивным, что позволяет учитывать локальные особенности изображения. Примеры методов: бинаризация Оцу, метод Отсу, метод Кэнни.

- * Методы кластеризации: эти методы группируют пиксели изображения в кластеры на основе их сходства. Кластеры могут представлять различные объекты или области на изображении. Примеры методов: K-средних, EM-алгоритм, DBSCAN.

Выбор метода сегментации зависит от конкретной задачи и характеристик изображения. Некоторые методы лучше подходят для определённых типов изображений или условий освещения. Также важно учитывать точность и скорость работы алгоритма, так как сегментация является ресурсоёмкой задачей.

Для оценки качества сегментации используются различные метрики, такие как точность, полнота и F-мера. Точность показывает, насколько правильно алгоритм распознал объекты, а полнота — насколько полно он их выделил. F-мера объединяет эти два показателя в один коэффициент, который учитывает как точность, так и полноту.

В целом, сегментация изображений является важным инструментом для анализа и обработки визуальной информации. Она позволяет выделить интересующие объекты и области на изображении, что упрощает дальнейшую обработку и интерпретацию данных.

28. Сегментация объектов.

Эталонный ответ

Сегментация объектов — это процесс разделения изображения на отдельные области или сегменты, которые соответствуют различным объектам или структурам на изображении. Сегментация является важным этапом в обработке изображений и используется для различных задач, таких как распознавание образов, анализ сцен и т. д.

Существует несколько методов сегментации, которые можно разделить на две основные категории:

* Методы, основанные на пороговой обработке. Эти методы используют пороговое значение для разделения пикселей изображения на два класса: объекты и фон. Порог может быть установлен вручную или автоматически с использованием различных алгоритмов.

* Методы, основанные на кластеризации. Эти методы группируют пиксели изображения в кластеры на основе их сходства. Кластеры могут представлять различные объекты или структуры на изображении.

Некоторые из наиболее распространённых методов сегментации:

1. Пороговая обработка. Это самый простой метод сегментации. Он использует пороговое значение, чтобы разделить изображение на чёрное и белое. Пороговое значение может быть установлено вручную или автоматически.

2. Метод Отцу. Этот метод основан на минимизации внутриклассовой дисперсии и максимизации межклассовой дисперсии. Он хорошо работает для изображений с однородными объектами.

3. К-средних. Это итеративный метод кластеризации, который группирует пиксели в К кластеров. Количество кластеров (К) должно быть задано заранее.

4. Водоразделы. Этот метод представляет изображение как поверхность, где пиксели являются вершинами, а рёбра представляют сходство между пикселями. Затем на этой поверхности находятся «водоразделы», которые разделяют изображение на сегменты.

5. Нейронные сети. Нейронные сети могут быть обучены для выполнения сегментации изображений. Они могут быть очень точными, но требуют большого количества данных для обучения.

Выбор метода сегментации зависит от типа изображения, целей сегментации и доступных ресурсов. Например, для простых изображений с небольшим количеством объектов может подойти пороговая обработка. Для более сложных изображений с неоднородными объектами может потребоваться более сложный метод, такой как метод Отцу или нейронные сети.

29. Семантическая сегментация.

Эталонный ответ

Семантическая сегментация — это метод обработки изображений, который позволяет разделить изображение на области в соответствии с их семантическими характеристиками. Это означает, что каждая область изображения будет соответствовать определённому объекту или классу объектов.

Семантическая сегментация является более сложной задачей, чем обычная сегментация, которая просто разделяет изображение на однородные области по цвету, текстуре или другим визуальным признакам. Семантическая сегментация требует понимания содержания изображения и способности идентифицировать объекты и их отношения друг к другу.

Для выполнения семантической сегментации используются различные методы машинного обучения и глубокого обучения. Они включают в себя:

* Классификацию пикселей: каждый пиксель изображения классифицируется как принадлежащий к определённому классу объектов (например, «здание», «автомобиль», «дерево» и т. д.).

* Разделение изображения на суперпиксели: изображение разделяется на небольшие области, называемые суперпикселями, которые затем классифицируются как соответствующие определённым объектам.

* Использование предварительно обученных моделей: модели глубокого обучения, такие как свёрточные нейронные сети (CNN), могут быть предварительно обучены на больших наборах данных для выполнения семантической сегментации.

Применение семантической сегментации включает в себя следующие задачи:

1. Распознавание объектов: определение местоположения и границ объектов на изображении.
2. Анализ сцены: понимание структуры и отношений между объектами на изображении.
3. Автоматическое аннотирование: добавление метаданных к изображению, таких как названия объектов и их характеристики.
4. Создание 3D-моделей: использование семантической информации для создания 3D-представлений сцен.
5. Автономное вождение: обнаружение препятствий и других объектов для обеспечения безопасности движения.
6. Медицинская диагностика: анализ медицинских изображений для обнаружения аномалий и патологий.
7. Мониторинг окружающей среды: отслеживание изменений в окружающей среде, таких как появление новых зданий или исчезновение растительности.
8. Географическая информация: создание карт и планов местности с учётом семантических характеристик объектов.
9. Археология и искусствоведение: анализ исторических изображений и произведений искусства для изучения их содержания и контекста.

В целом, семантическая сегментация представляет собой мощный инструмент для анализа и интерпретации изображений, позволяющий извлекать полезную информацию о содержании и структуре сцен.

30. Суперпикселизация.

Эталонный ответ

Суперпикселизация — это метод сегментации изображений, при котором изображение разбивается на области, называемые суперпикселями. Суперпиксели представляют собой группы пикселей, которые имеют общие характеристики, такие как цвет, яркость или текстура.

Основная цель суперпикселизации — упростить обработку изображений и сделать её более эффективной. Разбиение изображения на суперпиксели позволяет уменьшить количество обрабатываемых данных и выделить важные особенности изображения. Это может быть полезно для задач, таких как обнаружение объектов, классификация изображений и анализ сцен.

Существует несколько алгоритмов суперпикселизации, но все они основаны на следующих принципах:

- * Соседство: пиксели, расположенные близко друг к другу, должны принадлежать одному суперпикселю.
- * Сходство: пиксели в одном суперпикселе должны иметь общие характеристики.
- * Однородность: суперпиксель должен быть однородным по своим характеристикам.

Алгоритм суперпикселизации обычно включает следующие шаги:

1. Выбор начальных точек: на изображении выбираются начальные точки, которые будут центрами суперпикселей. Эти точки могут быть выбраны случайным образом или на основе некоторых критериев, таких как яркость, цвет или текстура.

2. Разделение изображения: каждый пиксель изображения относится к ближайшему центру суперпикселя. Пиксели, принадлежащие одному центру, образуют суперпиксель.

3. Объединение суперпикселей: если два соседних суперпикселя имеют схожие характеристики, они объединяются в один суперпиксель. Этот процесс повторяется до тех пор, пока не будет достигнуто желаемое количество суперпикселей или пока не будут выполнены некоторые другие критерии.

4. Оптимизация границ: границы между суперпикселями могут быть оптимизированы для улучшения качества сегментации.

5. Вычисление характеристик: для каждого суперпикселя вычисляются его характеристики, такие как центр, размер, форма, цвет и текстура. Эти характеристики используются для дальнейшей обработки изображения.

Суперпикселизация широко используется в различных областях компьютерного зрения и обработки изображений, таких как:

* Обнаружение объектов: суперпиксели могут использоваться для выделения областей, содержащих объекты интереса.

* Классификация изображений: суперпиксели можно использовать для создания признаков, которые используются для классификации изображений.

* Анализ сцен: суперпиксели позволяют выделить различные области сцены, такие как небо, земля, здания и т. д.

В целом, суперпикселизация является мощным инструментом для упрощения и ускорения обработки изображений. Она позволяет выделить важные особенности изображений и упростить их дальнейшую обработку.

31. Генеративные сети.

Эталонный ответ

Генеративные состязательные сети (GAN) — это класс моделей машинного обучения, которые состоят из двух нейронных сетей: генератора и дискриминатора.

Генератор создаёт новые изображения, которые выглядят как настоящие. Он принимает на вход случайный шум и преобразует его в изображение. Генератор пытается обмануть дискриминатор, выдавая свои изображения за реальные.

Дискриминатор оценивает, насколько правдоподобно выглядят сгенерированные изображения. Дискриминатор пытается отличить настоящие изображения от сгенерированных. В процессе обучения генератор становится всё лучше в создании изображений, а дискриминатор — в их различении.

GAN широко используются для создания новых изображений, таких как фотореалистичные портреты людей, пейзажи, архитектура и т. д. Они также применяются в других областях, где требуется генерация данных, например, в синтезе речи, генерации текста и т. п.

Для обучения GAN необходимо решить несколько проблем:

* Проблема стабильности: GAN могут быть нестабильными в обучении, что приводит к тому, что генератор начинает генерировать некачественные изображения или дискриминатор перестаёт различать настоящие и сгенерированные данные.

* Проблема равновесия: Необходимо найти баланс между способностью генератора создавать реалистичные изображения и способностью дискриминатора их различать. Если генератор слишком хорош, дискриминатор не сможет его отличить от настоящих данных, и обучение остановится. Если дискриминатор слишком хорош, генератор не сможет создать реалистичные изображения, и обучение также остановится.

* Выбор функции потерь: Функция потерь должна быть выбрана таким образом, чтобы она способствовала обучению как генератора, так и дискриминатора. Обычно используется комбинация функций потерь для генератора и дискриминатора, которая называется функцией потерь GAN.

В целом, GAN представляют собой мощный инструмент для генерации данных и имеют широкий спектр применения. Однако они требуют тщательного подхода к обучению и выбору параметров, чтобы достичь хороших результатов.

Вот некоторые примеры генеративных состязательных сетей:

1. DCGAN (Deep Convolutional GAN): Это одна из первых архитектур GAN, которая использует глубокие свёрточные нейронные сети для генератора и дискриминатора. DCGAN показала хорошие результаты в генерации изображений.

2. WGAN (Wasserstein GAN): WGAN использует другой подход к функции потерь, который позволяет избежать проблемы нестабильности GAN и получить более качественные изображения.

3. StyleGAN: StyleGAN — это продвинутая архитектура GAN, разработанная компанией Nvidia, которая позволяет создавать очень реалистичные и детализированные изображения людей. StyleGAN имеет несколько версий, включая StyleGAN 1, StyleGAN 2 и StyleGAN 3, каждая из которых представляет собой улучшение предыдущей версии.

4. BigGAN: BigGAN — это ещё одна продвинутая архитектура GAN, которая может генерировать изображения высокого разрешения. BigGAN была разработана компанией Google.

5. ProGAN: ProGAN — это архитектура GAN, которая сочетает в себе преимущества DCGAN и WGAN. ProGAN может создавать высококачественные изображения с различными стилями.

32. Реконструкция изображения.

Эталонный ответ

Реконструкция изображения — это процесс восстановления исходного изображения из его искажённой или неполной версии. Реконструкция может быть необходима в различных областях, таких как медицина, криминалистика, астрономия и другие.

Существует несколько методов реконструкции изображений:

1. Интерполяция. Это метод, который используется для восстановления недостающих пикселей в изображении на основе соседних пикселей. Интерполяция может быть линейной, кубической или более сложной.

2. Фильтрация. Этот метод использует различные фильтры для улучшения качества изображения, например, для удаления шума или повышения контраста.

3. Сшивание. Метод используется для объединения нескольких изображений в одно целое. Сшивание может быть необходимо при создании панорамных снимков или при обработке данных с дронов.

4. Восстановление с использованием моделей. В этом методе используются математические модели для описания процесса искажения изображения и его

последующего восстановления. Модели могут быть основаны на физических законах, таких как закон сохранения энергии или на статистических свойствах изображений.

5. Нейросети. Современные методы реконструкции изображений также включают использование нейросетей, которые обучаются на больших наборах данных и способны восстанавливать изображения с высокой точностью.

Выбор метода реконструкции зависит от типа искажения, которое было применено к изображению, а также от требований к качеству восстановленного изображения.

Основные этапы реконструкции изображения:

1. Анализ исходного изображения и определение типа искажения.
2. Выбор подходящего метода реконструкции.
3. Применение выбранного метода к искажённому изображению.
4. Оценка качества восстановленного изображения.

Реконструкция изображений является важной областью исследований в области обработки изображений и имеет множество практических применений.

33. Реконструкция стилей.

Эталонный ответ

Реконструкция стилей — это метод обработки изображений, который позволяет преобразовать изображение в стиле другого изображения. Этот метод основан на использовании глубоких нейронных сетей и алгоритмов машинного обучения.

Основная идея реконструкции стилей заключается в том, чтобы выделить стилистические особенности одного изображения и перенести их на другое изображение. Для этого используются две модели: модель содержимого и модель стиля. Модель содержимого отвечает за сохранение основных деталей изображения, таких как форма, цвет и текстура. Модель стиля отвечает за передачу стилистических особенностей, таких как яркость, контрастность, насыщенность и т. д.

Процесс реконструкции стилей состоит из нескольких этапов:

1. Подготовка данных. Необходимо выбрать два изображения: исходное изображение и изображение-прототип. Исходное изображение — это изображение, которое будет преобразовано в стиле изображения-прототипа. Изображение-прототип — это изображение с ярко выраженными стилистическими особенностями.

2. Обучение моделей. Необходимо обучить две модели: модель содержимого и модель стиля. Для этого необходимо использовать большое количество пар изображений. Каждая пара состоит из исходного изображения и изображения-прототипа.

3. Преобразование изображения. Необходимо взять исходное изображение и передать его через модель содержимого. Это позволит сохранить основные детали изображения. Затем необходимо передать исходное изображение через модель стиля. Это позволит передать стилистические особенности изображения-прототипа. В результате получится новое изображение, которое будет иметь стиль изображения-прототипа и содержание исходного изображения.

Реконструкция стилей может быть использована для различных целей, таких как создание художественных произведений, ретушь фотографий, изменение стиля видео и т. д. Этот метод является мощным инструментом для работы с изображениями и может быть использован для создания уникальных и интересных эффектов.

Преимущества реконструкции стилей:

- * Возможность создания новых и оригинальных изображений.
- * Простота использования.
- * Высокая степень автоматизации.

Недостатки реконструкции стилей:

- * Необходимость большого количества данных для обучения моделей.
- * Не всегда удаётся сохранить все детали исходного изображения.
- * Возможно появление артефактов при преобразовании изображения.

В целом, реконструкция стилей является перспективным направлением в области обработки изображений. Этот метод позволяет создавать уникальные и интересные эффекты, которые могут быть использованы в различных областях, таких как искусство, дизайн, реклама и т. п.

34. Матрица Грама.

Эталонный ответ

Матрица Грама — это матрица, которая используется для вычисления скалярного произведения векторов. Она представляет собой квадратную матрицу, в которой на пересечении i -ой строки и j -ого столбца находится скалярное произведение i -го и j -го векторов из заданного множества.

Пусть дано множество векторов $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ размерности n . Тогда матрица Грама для этого множества будет иметь вид:

$$G = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} & \dots & g_{1n} \\ g_{21} & g_{22} & \dots & g_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{n1} & g_{n2} & \dots & g_{nn} \end{bmatrix},$$

где $g_{ij} = (v_i, v_j)$ — скалярное произведение векторов v_i и v_j .

Матрица Грама обладает следующими свойствами:

Матрица Грама симметрична, то есть $G_{ij} = G_{ji}$.

Все собственные значения матрицы Грама неотрицательны.

Если векторы из множества линейно независимы, то матрица Грама является положительно определённой.

В обработке изображений матрица Грама может использоваться для различных целей, например, для определения расстояния между двумя изображениями или для решения задач классификации изображений.

Также матрица Грама применяется при решении задач оптимизации, связанных с обработкой изображений, таких как восстановление изображений или сжатие данных. В этих задачах матрица Грама используется для построения целевой функции, которую необходимо минимизировать или максимизировать.

35. Реконструкция текстур.

Эталонный ответ

Реконструкция текстур — это процесс восстановления текстуры изображения, который может быть полезен в различных областях, таких как реставрация фотографий, улучшение качества изображений и создание спецэффектов.

Методы реконструкции текстур:

1. Интерполяция. Этот метод использует информацию о соседних пикселях для заполнения пропущенных или повреждённых данных. Он может быть эффективным для небольших повреждений, но может привести к появлению артефактов при более серьёзных повреждениях.

2. Сшивание. Метод объединяет фрагменты текстуры из разных частей изображения для создания цельной текстуры. Это может быть полезно для восстановления больших областей с повреждёнными данными.

3. Генерация. В этом методе используются алгоритмы машинного обучения для генерации новых данных на основе существующих. Этот подход может быть очень мощным, но требует большого количества обучающих данных и может не всегда давать реалистичные результаты.

4. Восстановление на основе модели. Здесь используется модель, которая описывает структуру и характеристики текстуры, чтобы восстановить повреждённые данные. Этот метод может быть более точным, чем интерполяция, но также требует больше времени и ресурсов.

5. Комбинированный подход. Часто для достижения наилучших результатов используется комбинация нескольких методов. Например, можно использовать интерполяцию для восстановления мелких деталей, а затем применить генерацию или восстановление на основе модели для более крупных областей.

Выбор метода зависит от типа повреждения, размера области повреждения и требований к качеству результата. Для каждого метода существуют свои преимущества и недостатки, поэтому важно выбрать тот, который наилучшим образом соответствует конкретной задаче.

В целом, реконструкция текстур является сложной задачей, требующей глубоких знаний в области обработки изображений. Однако, благодаря развитию технологий и алгоритмов, становится возможным всё более точно восстанавливать повреждённые текстуры и улучшать качество изображений.

36. Генеративно-сопоставительные нейронные сети.

Эталонный ответ

Генеративно-сопоставительные нейронные сети (GAN) — это тип нейронных сетей, которые используются для генерации новых данных, похожих на реальные. Они состоят из двух подсетей: генератора и дискриминатора.

Генератор — это сеть, которая генерирует новые данные, похожие на данные из обучающей выборки. Она принимает случайный шум в качестве входных данных и преобразует его в изображение или другой вид данных. Генератор пытается обмануть дискриминатор, чтобы он принял сгенерированные данные за реальные.

Дискриминатор — это другая сеть, которая оценивает, являются ли данные реальными или сгенерированными. Дискриминатор принимает входные данные и пытается определить, были ли они взяты из обучающей выборки или созданы генератором. Если дискриминатор считает, что данные реальны, то генератор получает штраф. В противном случае дискриминатор штрафует.

GAN обучаются путём состязания между генератором и дискриминатором. Генератор старается создать данные, которые будут выглядеть как реальные, а дискриминатор старается отличить реальные данные от сгенерированных. Этот процесс продолжается до тех пор, пока генератор не сможет создавать данные, неотличимые от реальных.

Применение GAN включает в себя:

- * Улучшение качества изображений. GAN могут использоваться для улучшения качества изображений, таких как удаление шума, повышение резкости и цветокоррекция.

- * Создание новых изображений. GAN можно использовать для создания новых изображений на основе существующих. Например, можно создать новое изображение, которое выглядит как портрет человека, но имеет другую личность.

- * Синтез данных. GAN также могут быть использованы для синтеза данных, которые не существуют в реальности. Это может быть полезно для обучения моделей машинного обучения на данных, которых нет в наличии.

В целом, GAN представляют собой мощный инструмент для обработки изображений и других типов данных. Они позволяют создавать новые данные, улучшать качество существующих данных и синтезировать данные, которых нет в реальности. Однако GAN требуют тщательной настройки и обучения, чтобы достичь хороших результатов.

37. Трекинг объектов.

Эталонный ответ

Трекинг объектов — это процесс отслеживания перемещения объекта или группы объектов на последовательности кадров видеопотока.

Трекинг используется в различных областях, таких как:

- * Системы безопасности: для обнаружения и отслеживания людей или транспортных средств.

- * Медицинская диагностика: для анализа движения органов во время операции или диагностики заболеваний.

- * Анализ спортивных событий: для оценки действий игроков и статистики матчей.

- * Автоматическое управление: для определения положения и ориентации роботов или автономных транспортных средств.

Для трекинга объектов используются различные методы и алгоритмы, такие как:

1. Детектирование признаков: выделение уникальных характеристик объекта, таких как цвет, форма или текстура, и их отслеживание на последующих кадрах.

2. Оптический поток: анализ изменения яркости пикселей между кадрами для определения движения объектов.

3. Методы сопоставления шаблонов: сравнение текущего кадра с шаблоном объекта для его обнаружения и отслеживания.

4. Глубокое обучение: использование нейронных сетей для автоматического обучения и распознавания объектов.

5. Комбинация методов: объединение нескольких подходов для повышения точности и надёжности трекинга.

Выбор метода зависит от конкретных требований к задаче, таких как скорость обработки, точность отслеживания и устойчивость к изменениям освещения и условий съёмки.

Этапы трекинга:

1. Загрузка видеофайла или получение потока данных с камеры.
2. Предварительная обработка изображения для улучшения качества и выделения ключевых признаков.
3. Детектирование объектов интереса с помощью алгоритмов компьютерного зрения.
4. Сопоставление обнаруженных объектов с предыдущими кадрами для отслеживания их перемещения.
5. Визуализация результатов трекинга в виде наложенных контуров или точек на видеопоток.
6. Оценка качества трекинга и корректировка параметров алгоритма при необходимости.
7. Вывод результатов в виде последовательности координат или траекторий движения объектов.

В процессе трекинга могут возникать ошибки и проблемы, связанные с изменением освещения, появлением новых объектов или потерей старых, а также с движением фона и другими факторами. Для минимизации ошибок используются методы фильтрации и коррекции траектории, а также адаптивные алгоритмы, которые подстраиваются под изменяющиеся условия съёмки.

38. Видеопоток и видеопоследовательность.

Эталонный ответ

Видеопоток — это последовательность кадров, которые передаются или записываются в реальном времени. Видеопоток используется для передачи видео по сети или записи видео на носитель информации.

Видеопоследовательность — это набор кадров, записанных в определённом порядке. Она может быть создана как из видеопотока, так и из отдельных кадров. Видеопоследовательности используются для анализа, обработки и воспроизведения видео.

Видеопоток и видеопоследовательность являются важными понятиями в обработке изображений и видео. Они позволяют передавать, записывать, обрабатывать и воспроизводить видеоданные.

Основные различия между видеопотоком и видеопоследовательностью:

* **Формат данных:** видеопоток обычно передаётся в формате, который поддерживает передачу данных в реальном времени (например, MPEG-4, H.264), а видеопоследовательность может быть сохранена в любом формате (например, AVI, MP4).

* **Скорость передачи:** видеопоток имеет постоянную скорость передачи данных, которая зависит от пропускной способности канала связи, а видеопоследовательность не имеет ограничений по скорости передачи.

* Изменение данных: в видеопотоке данные могут изменяться в процессе передачи (например, при сжатии), а в видеопоследовательности данные остаются неизменными после записи.

В обработке изображений видеопоток и видеопоследовательность используются для различных целей. Например, видеопоток может использоваться для трансляции видео в прямом эфире, а видеопоследовательность — для создания видеоэффектов или анализа движения объектов.

Для обработки видеопотока и видеопоследовательностей используются различные алгоритмы и методы. Например, для сжатия видеопотока используются алгоритмы кодирования, такие как MPEG-4 или H.264, а для обработки видеопоследовательности — алгоритмы анализа и синтеза изображений, такие как фильтрация, улучшение качества, распознавание объектов и т. д.

Таким образом, видеопоток и видеопоследовательность представляют собой два важных понятия в области обработки изображений и видео, которые имеют свои особенности и применяются для разных целей.

39. Разметка объектов.

Эталонный ответ

Разметка объектов — это процесс идентификации и выделения определённых областей или объектов на изображении. Это важный этап в обработке изображений, который позволяет компьютерам и алгоритмам понимать и анализировать содержание изображения.

Методы разметки объектов:

1. Ручная разметка. Это наиболее точный метод, но он требует много времени и усилий. Он используется для создания обучающих данных для алгоритмов машинного обучения.

2. Автоматическая разметка. Алгоритмы компьютерного зрения используются для автоматической идентификации объектов на изображениях. Эти алгоритмы могут быть основаны на различных методах, таких как обнаружение границ, сегментация по цвету или текстуре, а также использование глубоких нейронных сетей.

3. Полуавтоматическая разметка. Этот метод сочетает ручную и автоматическую разметку. Пользователь может вручную выбрать несколько точек на изображении, после чего алгоритм автоматически размечает остальные точки, основываясь на их близости к выбранным точкам.

4. Обучение с подкреплением. В этом методе агент (алгоритм) учится выполнять задачу разметки, взаимодействуя с окружающей средой (изображением) и получая обратную связь в виде вознаграждения или наказания.

5. Генеративно-сопоставительные сети (GAN). GAN состоят из двух моделей: генератора и дискриминатора. Генератор создаёт новые данные, похожие на реальные, а дискриминатор пытается отличить эти данные от реальных. В контексте разметки объектов генератор может создавать новые изображения с размеченными объектами, а дискриминатор может оценивать качество этой разметки.

6. Глубокое обучение. Глубокие нейронные сети могут использоваться для автоматического распознавания и классификации объектов на изображениях. Они обучаются на больших наборах данных, содержащих изображения с уже размеченными объектами.

7. Свёрточные нейронные сети (CNN). CNN являются разновидностью глубоких нейронных сетей, которые особенно хорошо подходят для обработки изображений. Они используют свёрточные слои для извлечения признаков из изображений и полносвязные слои для классификации этих признаков.

8. Рекуррентные нейронные сети (RNN). RNN могут использоваться для анализа последовательности пикселей на изображении и определения границ объектов.

9. Сегментация изображений. Сегментация — это разделение изображения на отдельные области или сегменты. Она может быть выполнена с использованием различных методов, таких как кластеризация, пороговое значение или методы глубокого обучения. После сегментации каждый сегмент может быть классифицирован как объект определённого типа.

Выбор метода разметки зависит от конкретной задачи и доступных ресурсов. Ручная разметка обеспечивает наибольшую точность, но она требует много времени. Автоматическая разметка может быть более быстрой, но она может привести к ошибкам. Полуавтоматическая разметка является компромиссом между точностью и скоростью.

40. Определение поз и жестов.

Эталонный ответ

Определение поз и жестов — это задача, которая заключается в распознавании и анализе положений тела и движений человека на основе анализа изображений или видео. Это важная область исследований в области компьютерного зрения и машинного обучения, которая находит применение в различных областях, таких как безопасность, медицина, спорт и развлечения.

Для определения поз и жестов используются различные методы и подходы:

* Распознавание ключевых точек (keypoints): это метод, который заключается в обнаружении и описании ключевых точек на изображении или видео, которые представляют собой характерные особенности позы или жеста. Эти ключевые точки могут быть использованы для описания позы или жеста с помощью геометрических отношений между ними.

* Анализ скелета (skeleton): это подход, который заключается в построении скелета тела человека на основе обнаружения ключевых точек и их связей. Скелет может быть представлен в виде графа или дерева, где узлы соответствуют ключевым точкам, а рёбра — связям между ними. Анализ скелета позволяет более точно и детально описать позу и жест.

* Моделирование движения (motion modeling): это метод, который использует математические модели для описания и прогнозирования движения тела человека. Модели движения могут быть основаны на физике, биомеханике или машинном обучении. Они позволяют предсказывать будущие положения тела на основе предыдущих и анализировать динамику движения.

* Обучение с подкреплением (reinforcement learning): это метод машинного обучения, который позволяет агентам учиться на своих ошибках и улучшать свои действия. В контексте определения поз и жестов агенты могут обучаться распознавать и классифицировать позы и жесты на основе вознаграждений за правильные действия.

Определение поз и жестов является сложной задачей, которая требует учёта множества факторов, таких как освещение, фон, одежда, ракурс и т. д. Однако современные методы компьютерного зрения и машинного обучения позволяют достичь достаточно высокой точности и надёжности в этой области.

Применение определения поз и жестов:

* **Безопасность:** определение поз и жестов может использоваться для выявления подозрительного поведения, такого как кража, драка или бегство.

* **Медицина:** определение поз и жестов может помочь в диагностике и лечении двигательных нарушений, таких как паралич или болезнь Паркинсона.

* **Спорт:** определение поз и жестов может улучшить анализ спортивных выступлений, таких как прыжки, удары и броски.

* **Развлечения:** определение поз и жестов может сделать игры и виртуальную реальность более реалистичными и интерактивными.

В целом, определение поз и жестов — это перспективная область исследований, которая имеет большой потенциал для развития и применения в различных сферах жизни.

41. Самообучающийся трекер объектов: как отслеживать цель в изменчивых условиях сцены.

Эталонный ответ

Самообучающийся трекер объектов — это система, которая автоматически отслеживает движение объекта на видео или в потоке изображений. Трекер использует различные методы и алгоритмы для определения местоположения объекта и его перемещения в кадре.

Отслеживание цели в изменчивых условиях сцены является сложной задачей, так как объект может менять свою форму, размер, цвет и местоположение. Кроме того, сцена может быть зашумлена, иметь сложные текстуры и тени, а также содержать другие объекты, которые могут отвлекать внимание трекера.

Для отслеживания цели в таких условиях используются следующие подходы:

1. **Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning).** Это метод машинного обучения, который позволяет системе самостоятельно находить оптимальные решения для достижения поставленной цели. В случае трекера объектов, целью является отслеживание объекта в кадре. Система получает вознаграждение за успешное отслеживание и наказание за ошибки. Со временем система учится лучше отслеживать объект в различных условиях.

2. **Глубокое обучение (Deep Learning).** Этот подход использует нейронные сети для анализа изображений и выделения признаков, которые позволяют определить местоположение объекта. Нейронная сеть обучается на большом количестве данных, содержащих изображения с объектами. После обучения сеть может автоматически выделять признаки объекта из новых изображений и определять его местоположение.

3. **Адаптивные методы.** Эти методы позволяют трекеру адаптироваться к изменениям в сцене, таким как изменение освещения, появление новых объектов и т. д. Адаптивные методы используют различные параметры, такие как скорость движения объекта, его размер и форма, для корректировки работы трекера.

4. **Использование дополнительных датчиков.** В некоторых случаях можно использовать дополнительные датчики, такие как акселерометры или гироскопы, чтобы получить дополнительную информацию о движении объекта. Эта информация может помочь трекеру более точно отслеживать объект.

5. **Комбинирование методов.** Для повышения точности отслеживания можно комбинировать несколько методов, таких как обучение с подкреплением и глубокое обучение. Комбинирование методов позволяет использовать преимущества каждого из них и создать более надежную систему отслеживания.

6. Фильтрация и шумоподавление. Чтобы уменьшить влияние шума и помех на работу трекера, можно использовать методы фильтрации и шумоподавления. Эти методы удаляют нежелательные элементы из изображения, оставляя только полезную информацию об объекте.

7. Анализ контекста. Анализ контекста позволяет трекеру учитывать окружающую обстановку при отслеживании объекта. Например, если объект находится рядом с другими объектами, то трекер может использовать эту информацию для более точного определения его местоположения.

8. Оптимизация параметров. Параметры трекера, такие как порог обнаружения, скорость обновления и т.д., могут быть оптимизированы для конкретных условий сцены. Оптимизация параметров позволяет трекеру лучше адаптироваться к изменчивым условиям и повысить точность отслеживания.

9. Интеграция с другими системами. Трекер может интегрироваться с другими системами, такими как системы распознавания лиц или системы навигации, чтобы получать дополнительную информацию об объекте и улучшать качество отслеживания.

Выбор конкретного подхода зависит от требований к системе отслеживания и условий сцены. Однако, комбинирование нескольких методов и адаптация к изменяющимся условиям являются ключевыми факторами для успешного отслеживания цели в сложных сценах.

5 Средства оценки индикаторов достижения компетенций

Таблица 4

Средства оценки индикаторов достижения компетенций		
Коды компетенций	Индикаторы компетенций (в соотв. с Таблицей 1)	Средства оценки (в соотв. с Таблицами 5, 7)
УК-1	ИД.УК-1.1. ИД.УК-1.2. ИД.УК-1.3. ИД.УК-1.4.	Домашнее задание, устный ответ на вопросы
ПК-3	ИД.ПК-3.1. ИД.ПК-3.2. ИД.ПК-3.3. ИД.ПК-3.4. ИД.ПК-3.5. ИД.ПК-3.6.	Домашнее задание, устный ответ на вопросы

Таблица 5

Описание средств оценки индикаторов достижения компетенций	
Средства оценки (в соотв. с Таблицами 5, 7)	Рекомендованный план выполнения работы
Домашнее задание	Магистрант в ходе подготовки и выполнения домашних заданий показывает наличие практической базы знаний в рамках дисциплины, необходимой для выполнения следующих действий в области профессиональной деятельности: <ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> анализирует проблемную ситуацию, определяет пробелы в информации, оценивает надёжность источников информации, разрабатывает стратегию решения проблемной ситуации на основе системного и междисциплинарного подходов, строит сценарии реализации стратегии, определяя возможные риски и предлагая пути их устранения; <input type="checkbox"/> применяет современные методы, поиска, обработки, анализа и использования информации в рамках проведения научно-исследовательских и организационных работ в области музейных исследований и кураторских стратегий.

Средства оценки (в соотв. с Таблицами 5, 7)	Рекомендованный план выполнения работы
Устный ответ на вопросы	<p>Магистрант в ходе подготовки и устного ответа на вопросы показывает наличие практической базы знаний в рамках дисциплины, необходимой для выполнения следующих действий в области профессиональной деятельности:</p> <ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> анализирует проблемную ситуацию, определяет пробелы в информации, оценивает надёжность источников информации, разрабатывает стратегию решения проблемной ситуации на основе системного и междисциплинарного подходов, строит сценарии реализации стратегии, определяя возможные риски и предлагая пути их устранения; <input type="checkbox"/> применяет современные методы, поиска, обработки, анализа и использования информации в рамках проведения научно-исследовательских и организационных работ в области музейных исследований и кураторских стратегий.