



**БУДАПЕШТСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
ТЕХНИКИ И ЭКОНОМИКИ**

Машиностроительный факультет

Кафедра технологии машиностроения

**РАСПОЗНАВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Дипломник:
Евлоев Олег

Руководитель:
Dr. Tamás Péter

Консультант:
Сакара Дмитрий

**БУДАПЕШТ
2000**

Содержание

Содержание	4
1. Системы распознавания образов в ИИ	6
1.1. Введение	7
1.2. Роботы и ИИ	8
1.2.1. Робототехнические системы	8
1.2.2. Интеллектуальные робототехнические системы	9
1.2.2.1. Адаптивные роботы в сети	9
1.2.2.2. Программирование адаптивных роботов	9
1.2.3. Дальнейшее развитие с робототехнических систем	10
1.3. Системы технического зрения	12
1.3.1. Особенности проектирования СТЗ	12
1.3.2. Организация совместной работы робота и СТЗ	15
1.3.2.1. Калибровка робота с использованием ЯВУ	15
1.3.2.2. Калибровка робота без использования ЯВУ	17
1.4. Распознавание образов в ИИ	20
1.4.1. Классификация на основе значений признаков	20
1.4.2. Распознавание на основе соответствий	23
1.5. Заключение	27
2. Теория НС	28
2.1. Введение	29
2.1.1. Исторический обзор	30
2.1.2. Биологические основы построения НС	31
2.1.3. Основные парадигмы структурного построения мозга	33
2.2. Базовые понятия теории НС	36
2.2.1. Предпосылки использования НС	36
2.2.2. Создание ИНС на основе реальных НС	37
2.2.3. Основные понятия	39
2.3. Основные парадигмы НС	42
2.3.1. Категоризация парадигм	42
2.3.2. Однослойный перцептрон	43
2.3.3. Многослойные нейронные сети. Алгоритм обратного распространения ошибки	45
2.3.4. Входная звезда	49
2.3.5. Выходная звезда	50
2.3.6. Сеть Хопфилда	51
2.3.7. Сеть Хемминга	53
2.3.8. Сеть MAXNET	55
2.3.9. ART-1 сети	57
2.3.10. Самоорганизующиеся карты Кохонена	60
2.3.11. Генетические алгоритмы обучения НС	63
2.4. Заключение	67
3. Применение НС для распознавания изображений	68
3.1. Введение	69
3.2. Сеть динамических связей	70
3.2.1. Принцип трансформации по нелинейным связям	71
3.2.2. Основные математические принципы построения СДС	74
3.2.3. Контролируемое обучение СДС	76

3.2.4. Комбинированное обучение СДС	81
3.2.5. Хранение ассоциативной информации	82
3.3. Проблема адаптации распознавания объектов	86
3.3.1. Распознавание структуры внутри изображения	86
3.3.1.1. Инвариантность к смещению	87
3.3.1.2. Граничные условия	91
3.3.2. Распознавание букв в изображении	92
3.3.3. Адаптация с различными степенями доверия	95
3.3.4. Временная корреляция между входами и выходами сети	96
3.4. Заключение	97
4. Реализация конкретного примера распознавания изображений	98
4.1. Введение	99
4.2. Типы входных изображений	100
4.2.1. Получение и предварительная обработка изображений	100
4.2.2. Принцип получения сумм. Избавление от единичных помех ...	101
4.2.3. Выделение объекта из изображения	103
4.3. Создание объектной модели нейронной сети	104
4.3.1. Выбор архитектуры сети	104
4.3.2. Создание модели нейрона	105
4.3.3. Построение модели нейронной сети	106
4.4. Применение Баз Данных в распознавании изображений	108
4.4.1. Выбор типа Базы Данных	108
4.4.2. Хранение характеристик НС	109
4.4.3. Хранение характеристик эталонных изображений	111
4.5. Анализ результатов распознавания	112
4.5.1. Получение результатов распознавания	112
4.5.2. Анализ полученных результатов	114
4.6. Заключение	115
Список использованной литературы	116
Приложение А. Описание работы программы	118
А.1. Основные положения	119
А.2. Рабочие области программы	120
А.2.1. Страница подготовки входных изображений	120
А.2.2. Страница активизации алгоритмов работы НС	122
А.2.3. Страницы подготовки изображений высшего порядка сложности	123
А.3. Дальнейшие разработки	126

1. Системы распознавания образов в Искусственном Интеллекте

2.1. Введение

2.2. Роботы и ИИ

2.3. Системы технического зрения

2.4. Распознавание образов в ИИ

2.5. Заключение

1.1. Введение

Завод уже недалекого будущего представляется сегодня в виде сочетания процессов, управляемых ЭВМ, станков с программным управлением, подвижных и неподвижных промышленных роботов, оснащенных системами осязания. Такой завод будет обслуживать небольшая бригада опытных техников под руководством еще меньшей группы квалифицированных инженеров, специалистов по информатике и бизнесменов. Планирование, проектирование, производство, распределение и маркетинг товаров будут осуществляться с помощью ЭВМ, используемых в качестве инструмента обработки информации и накопления знаний. Такие же ЭВМ будут управлять всеми производственными процессами. Подобный завод представляет собой сложнейшую систему, которая может возникнуть только в результате эволюционного развития, так как имеющиеся в нашем распоряжении подсистемы пока не решают поставленных перед ними задач. Даже когда появятся более совершенные и высокопроизводительные подсистемы, останутся нерешенными сложные и трудоемкие задачи стандартизации, организации интерфейсов и интеграции этих подсистем в единое целое – надежную производственную систему.

За сравнительно короткий период (около 40 лет) успехи информатики и вычислительной техники предоставили в наше распоряжение средства усиления интеллектуальных возможностей человека, по своей мощности далеко превосходящие сегодняшние потребности. До появления счетных устройств выполнение арифметических действий над числами считалось прерогативой человека. Но возможности ЭВМ по переработке символьной информации были освоены настолько быстро, что это позволило подняться на новый уровень абстракции в обработке данных, и положило начало революционному рывку в развитии информатики. Сегодня ЭВМ способны выполнять аналитические выкладки, оперировать законами физики, научными теориями и гипотезами, причинами и следствиями, и их «интеллектуальные способности» постоянно возрастают.

В настоящее время считается, что хранение и обработка информации в банках данных, моделирование, обработка текстов, машинная графика, управление процессами, компьютерные игры и многие другие области применения ЭВМ непосредственно относятся к сфере интеллектуальной деятельности. Использующие более высокий уровень абстракции системы распознавания образов, первоначально созданные для обработки, привели к бурному развитию методов фильтрации и выделения полезной информации из любых сложных сигналов. О большинстве из перечисленных систем не принято говорить «интеллектуальные». Сегодня к сфере ИИ, относят, как правило, программы, предназначенные для моделирования и изучения процессов восприятия и интерпретации информации, распознавания естественных языков, выполнения аналитических выкладок и решения задач, самообучения, представления и использования знаний (экспертные системы). По истечении 20 лет эмпирического развития (включавшего в себя построение концепций, отладку и анализ программ) оказалось, что очень мало разработанных методов получили применение в промышленных системах. В настоящей главе рассматриваются методы искусственного интеллекта, используемые в робототехнике.

1.2. Роботы и ИИ

1.2.1. Робототехнические системы

Подавляющее большинство находящихся сегодня в промышленной эксплуатации роботов принадлежит к первому поколению. Вычислительная мощность такого рода роботов мала. Единственная «интеллектуальная» функция такого робота – запоминание последовательности действий, задаваемой оператором с обучающего пульта. Технологическая обстановка, в которой они работают, должна быть полностью детерминированной. Это включает в себя требования точного позиционирования деталей, точного определения пространственных связей с другим оборудованием и обеспечения безопасности людей, находящихся вблизи устройств. Во многих случаях дополнительные затраты на создание полностью детерминированной технологической обстановки оправдываются за счет повышения производительности, качества продукции и увеличения срока службы оборудования. Однако для большинства операций, включающих в себя работу с материалами, технический контроль, сборку, требуется более «осмысленное» поведение робототехнической системы, в противном случае ее производительность и себестоимость будут неприемлемыми.

Первые роботы второго поколения появились, когда в систему управления был встроены недорогой микропроцессор. Стало возможным рассчитывать элементы движения звеньев манипулятора в реальном масштабе времени по всем степеням подвижности. Это позволило реализовать плавные перемещения рабочего органа по заданным траекториям. Роботы второго поколения могут выполнять операции с деталями, лежащими на движущемся транспортёре. В систему иногда встраиваются силомоментные и дальномерные датчики, обеспечивающие некоторую адаптивность к изменениям. Основные области применения роботов второго поколения связаны с процессами автоматического производства: точечной сваркой, окраской распылением, дуговой сваркой, сборкой. При работе над роботами второго поколения стало ясно, что перспектива их развития связана с ростом адаптивности на базе использования более совершенных датчиков и увеличения вычислительной мощности системы управления.

Робототехнические системы третьего поколения появились уже несколько лет назад, но сейчас есть основания считать, что их потенциальные возможности еще далеко не раскрыты. Отличительная черта этих систем состоит в использовании нескольких работающих асинхронно микроЭВМ, каждая из которых реализует автономные функции. Типичный робот третьего поколения располагает специальным управляющим процессором для каждой из степеней подвижности, и центральным управляющим процессором, координирующим их работу. Центральный процессор выполняет и другие функции управления высшего уровня. Каждый из процессоров нижнего уровня обрабатывает сигналы внутренних датчиков положения и скорости движения соответствующего звена манипулятора, и, таким образом, является частью системы сервоуправления этим звеном. Центральный процессор координирует перемещения по отдельным степеням подвижности, выполняет преобразования координат при работе в различных координатных системах, взаимодействует с внешними датчиками, другими роботами и станками, хранит в своей памяти программы, через сеть обменивается информацией с другими ЭВМ. Хотя все перечисленные функции могли бы выполняться одной ЭВМ, современные системы чаще используют иерархическую структуру системы распределенной обработки данных. Это объясняется тем, что некоторые дополнительные затраты на процессоры нижнего уровня вполне оправдываются гибкостью системы и упрощением ее изменения.

1.2.2. Интеллектуальные робототехнические системы

1.2.2.1. Адаптивные роботы, подключенные к сети

Роботы третьего поколения, оснащенные совершенными внешними датчиками, обменивающиеся информацией со станками и взаимодействующие через локальную сеть с другими ЭВМ, проявляют существенные признаки «интеллектуального» поведения. Робот, связанный с системой технического зрения (СТЗ), дальномером и другими системами осязания (тактильной, силомоментной), может работать с находящейся в произвольном положении деталью, проводить ее технический контроль, переносить ее в положение, заданное относительно положения другой детали, выполнять сборочные операции, например вставку детали в паз или отверстие, корректировать выполнение сборочной операции по сигналам, получаемым с силомоментных и локационных датчиков, закреплять установленную деталь и проверять собранный сборочный узел. Центральный процессор такого робота может накапливать статистическую информацию о выполненной работе, случившихся сбоях (производя классификацию по причинам), осуществлять связь по сети с ЭВМ других подсистем и с главной ЭВМ АСУ предприятия. В список основных функциональных элементов интеллектуальной робототехнической системы можно включить следующее:

- способность робототехнической системы адаптироваться к текущей технологической обстановке, сравнивая данные, полученные от подсистем осязания, с некоторой эталонной ситуацией и рассчитывать в реальном масштабе времени необходимые поправки траекторий движения или выполняемых действий;
- возможность связи и взаимодействия с периферийными устройствами (например, питателями, вспомогательными роботами) и другими ЭВМ. Эта возможность позволяет создавать интегрированные производственные системы, предусматривающие защиту от сбоев и коррекцию производственного процесса для достижения наивысшей отдачи оборудования.

Степень интеллектуальности подобных систем во многом определяется сложностью последовательности выполняемых ими действий и надежностью функционирования оборудования. Сегодняшний уровень развития техники осязания заставляет существенно ограничивать возможности робототехнической системы автоматизацией простых процессов. Степень интеллектуальности робота и в дальнейшем будет зависеть от архитектуры системы и качества программного обеспечения, управляющего действиями отдельных подсистем и координирующего их.

1.2.2.2. Программирование адаптивного робота

Процесс программирования адаптивного робота в первом приближении можно разделить на два этапа.

На первом составляются программы, управляющие последовательностями действий, описываются перемещения, детали, скорости, операции с инструментами и т.д. Некоторые последовательности могут быть введены в систему управления в процессе обучения, формирующие соответствующие управляющие подпрограммы, выполняемые по прерываниям от внешних датчиков или при сочетании некоторых условий. Как правило, у роботов первого и второго поколений ввод таких последовательностей выполняется при помощи отдельного пульта или клавиатуры системы управления. Этот метод программирования робота, находящегося в активном состоянии, привлекателен

тем, что он хорошо освоен заводским персоналом, имеющим недостаточную квалификацию в области программного обеспечения.

На втором этапе составляется та часть программ, которая управляет функциями адаптации: сбором информации от датчиков, преобразованием координат, проверкой условий, взаимодействием с другими устройствами и вычислительными машинами. Это программирование выполняется в автономном режиме устройства управления квалифицированным программистом.

Скорее всего, программирование при помощи управляющего пульта сохранится даже для роботов третьего поколения, поскольку альтернативой программированию в автономном режиме может быть только создание сложной модели робота и его технологического окружения, учитывающей как динамические, так и статические характеристики. Основная программа, организующая адаптивность поведения и осуществляющая связь с другими системами, будет вызывать запомненные в режиме обучения операционные последовательности как подпрограммы. Разработка языков высокого уровня, предназначенных для описания роботизированных сборочных процессов, уже несколько лет относится специалистами к области искусственного интеллекта. Создание такого языка позволит осуществить программирование сложных сборочных операций в автономном режиме (возможно с вызовом подпрограмм, введенных в режиме обучения). Степень интеллектуальности робота можно безгранично повышать, заносая в память ЭВМ больше знаний об окружающем мире. Для того чтобы эти знания можно было использовать на практике, должны запоминаться соответствующие последовательности действий робота.

В настоящее время уровень интеллектуальных систем не очень высок, но, учитывая большое количество современных разработок в данной области, а также высокую заинтересованность специалистов в этом вопросе, в ближайшее время можно ожидать появление первых интеллектуальных систем в исследовательских лабораториях уже в ближайшее время.

1.2.3. Дальнейшее развитие интеллектуальных робототехнических систем

В настоящее время интеллектуальные робототехнические системы делают свои первые шаги. Связанные с ними исследования стимулируются снижением стоимости вычислительной техники и совершенствованием программной техники. Широкое распространение адаптивных роботов третьего поколения, вероятно повлечет за собой понимание того, что интеллектуальность технических устройств не только возможна, но и весьма желательна. Также вероятно, что возлагаемые на интеллектуальные системы надежды окажутся нереальными, превышающими их возможности. Рассмотрим некоторые области исследования искусственного интеллекта, перспективные с точки зрения робототехнических систем.

Системы осязания. Выделение полезной информации из сигналов датчиков и ее обработка будут выполняться недорогими высокопроизводительными процессорами. Можно предположить, что со временем применение совершенных подсистем осязания даст роботам возможность собирать, оценивать и анализировать информацию об окружающей среде, недоступную для человеческого восприятия. При этом будут использоваться как пассивные, так и активные способы взаимодействия с окружающей средой. Получаемая от подсистем информация будет включать в себя параметры электромагнитных излучений по всему спектру (от постоянных магнитных полей до рентгеновского излучения); параметры акустических колебаний (от инфра- до ультразвуковых); температуру, давление, влажность; данные о физической и химической

структуре материалов, полученные методом спектроскопии, а также о присутствии в окружающей среде загрязняющих примесей; электрические сигналы от измерительных приборов (возможно, даже медицинских) и многое другое.

Экспертные системы (системы баз знаний). В настоящее время развитие экспертных систем почти достигло того уровня, когда стало возможным их промышленное применение. Такие системы хранят в закодированном виде тщательно отобранные факты и связи, относящиеся к некоторой четко определенной области знаний. Информация вводится в них высококвалифицированными специалистами в этой области. Пользователь системы (не обязательно специалист в указанной области) получает доступ к базе знаний с помощью диалоговой программы. Экспертная система может оперировать эмпирическими правилами, законами физики, моделями процессов, таблицами, базами данных различных типов.

На этапе автоматизированного проектирования конструктор сможет воспользоваться экспертной системой для выбора материалов, подбора покупных изделий, выбора механических узлов, построения картины распределения механических напряжений, теплового анализа, поиска способов сборки и уточнения деталей многих других технологических процессов. В частности, экспертная система может быть ориентирована на помощь конструктору и технологу в создании деталей и узлов, предназначенных для изготовления на роботизированных системах, а не вручную. Проектирование деталей, которые просто распознавать, проверять, захватывать, соединять с другими деталями, закреплять, требует специальных знаний, которые можно формализовать и преобразовать в соответствующую экспертную систему.

Распознавание и понимание речи. Уже сегодня на рынке вычислительной техники имеются системы речевого ввода с ограниченным словарем. Некоторые из них даже могут работать с целыми предложениями. В большинстве систем требуется дополнительная настройка на голос пользователя. Уже около 20 лет ведутся работы по созданию системы, распознающей непрерывную речь в реальном масштабе времени с расширенным словарем и, по возможности, не требующей предварительной настройки на голос пользователя.

Наиболее перспективным направлением в данной области может стать применение системы распознавания речи для ускорения программирования роботов путем «наговаривания» программистом части информации, касающейся прерываний, использования систем очувствления, проверок, ветвлений процесса, точного позиционирования, связи с другими устройствами и т.п. В результате можно получить оптимизирующую программу, которую можно будет модифицировать в рабочем режиме. Описанная система могла бы стать полезным инструментом для решения многих важных задач. Любая более или менее совершенная роботизированная система должна иметь возможность переключения на режим телеуправления, в котором она все время работает по командам оператора, и полуавтоматический режим, при котором оператор командами задает повторяющуюся последовательность действий, а ее управление происходит под действием подпрограммы. В последнем случае оператор может одновременно управлять несколькими системами, берущими на себя монотонную или опасную для человека часть работы.

Исследования, связанные с решением задач, планированием, автоматическим программированием и верификацией программ, обучением, логическим выводом, находятся на начальных этапах. Но в ближайшее время, эти исследования вряд ли дадут ощутимый результат, вследствие все еще высокой стоимости технического и программного обеспечения для решения данной задачи. Существенного повышения степени интеллектуальности робототехнических систем следует ждать лишь тогда, когда широкое распространение получат роботы третьего поколения.

1.3. Системы технического зрения

1.3.1. Особенности проектирования СТЗ

Как автономный модуль СТЗ можно представить в виде совокупности подсистем ввода и формирования изображений, обработки изображения и управления (см. рис. 1.1). Подсистема ввода и формирования изображений содержит оптическую систему, видеодатчик и цифровой формирователь изображений. Она обеспечивает преобразование информации, идущей от рабочего поля робота – поля зрения D – в электрические сигналы, поступающие в блок обработки.

В современных СТЗ применяются в основном преобразователи (датчики) изображения объектов в электрический сигнал (видеосигнал) четырех типов: с оптико-механической разверткой, по системе с «бегущим лучом», вакуумные передающие трубки и твердотельные датчики видеосигнала. Перечисленные преобразователи позволяют реализовать два метода формирования изображений: теневой и отраженный. По теневому методу объект помещается между источником света и видеодатчиком, при использовании отраженного метода видеодатчик воспринимает поток излучения, отраженный от объекта.

Иногда первичное изображение заменяется записанным фотоизображением поля манипулирования, что целесообразно в универсальных системах отладки алгоритмов СТЗ. Ввод в ЭВМ фотопленок может производиться с помощью световой развертки по системе «бегущий луч» (аналог теневого метода) или с помощью отраженного метода. Для теневого метода характерны, как правило, большая контрастность объекта с фоном и меньшая зависимость от освещенности объекта. Для отраженного метода отрицательное влияние оказывает появление бликов на поверхности объектов, усложняющие помеховую обстановку. Если для решения поставленных перед СТЗ задач достаточно бинарных изображений, то применение теневого метода всегда целесообразно (при этом важно, чтобы конкретные технологические условия позволили его осуществить).

Удобным средством формирования изображений является применение полупроводниковых фотоприемников в виде фотодиодных матриц и линеек. Созданы фотоприемные матрицы размером от 16×16 до 800×800 элементов, а линейки – от 128 до 2000 элементов. Фотоприемные линейки используются в режиме сканирования.

Наиболее перспективными фотоприемниками для построения промышленных СТЗ являются приборы с зарядовой связью (ПЗС). По сравнению с фотодиодными приемниками они имеют низкую потребляемую мощность и более высокое пространственное разрешение. Например, в настоящее время в России промышленностью выпускаются линейки на базе ПЗС размером 512, 1024 и 2048 элементов, матричные ПЗС с числом элементов разложения 228×232 и 580×360 .

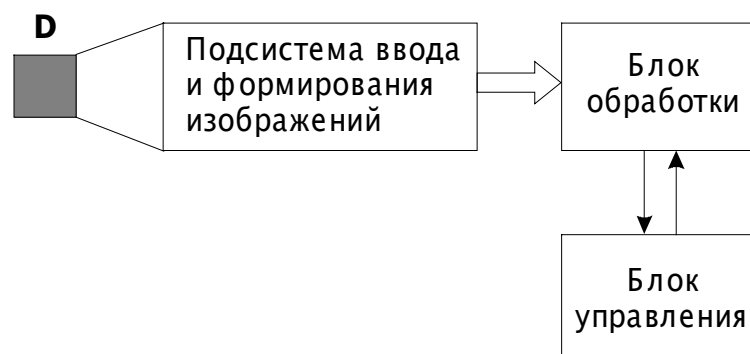


Рис. 1.1

Достоинством фотоприемных матриц по сравнению с видеодатчиками на базе ЭЛТ являются прецизионная геометрия расположения элементов, отсутствие инерционности, малые размеры и масса, высокая устойчивость к механическим воздействиям, а также высокая надежность. Однако метрологические характеристики фотоматриц и фотолинеек не обладают стабильностью по ряду важных параметров (темновому току, чувствительности отдельных элементов, реакции на изменение освещенности).

Широкое распространение получили СТЗ на базе телевизионных камер с вакуумными ЭЛТ, что обусловлено высоким уровнем их стандартизации, отработанной технологией изготовления, сравнительно высокой надежностью эксплуатации и низкой стоимостью. Главное их достоинство по сравнению с фотоматрицами – это широкий диапазон преобразования свет-сигнал, что позволяет получать высококачественные полутоновые изображения. Особенно распространены телекамеры на базе видикона. Получают распространение высокочувствительные телекамеры на базе супервидикона. Кроме видиконов в СТЗ применяют плюмбиконы, обладающие высокой линейностью выходного сигнала, однако, уступающие первым по разрешению. Иногда используют диссекторы для сопровождения подвижных объектов, так как в них изображение не «смазывается». Тем не менее, относительно большие габаритные размеры, высокое напряжение питания, сравнительно низкое пространственное разрешение не способствуют широкому распространению диссекторов в СТЗ промышленных роботов.

К основным характеристикам системы формирования изображений относятся:

- число элементов растра, определяющих количество возможных отсчетов сигнала (пространственное разрешение);
- точность растра, т.е. постоянство шага дискретизации;
- стабильность растра (его постоянство во времени);
- форма и размеры считывающей апертуры, характеризующей процесс отсчетов;
- стабильность апертуры по растру (постоянство ее формы или эффективных размеров);
- чувствительность видеодатчика в смысле минимально различимых яркостей (характеризует наименьший возможный шаг квантования);
- инерционность, определяющая допустимые динамические параметры входного изображения.

После дискретизации и квантования цифровые отсчеты яркости изображения поступают в блок обработки изображения через буферное ЗУ – память видеоизображений, откуда они могут быть считаны в ЭВМ или подвергнуты предварительной обработке в видеопроцессоре. Наличие видеопроцессора определяется высокими требованиями к быстродействию системы обработки изображений, особенно на таких операциях, как сегментация, фильтрация, нормализация и распознавание образов. Серийные ЭВМ еще не могут обеспечить обработку полутоновых изображений, например, по стандартному телевизионному растру, в реальном масштабе времени. Вместе со специализированным видеопроцессором такая обработка становится возможной.

Связь ЭВМ с видеопроцессором может быть организована с использованием различных способов доступа к памяти видеопроцессора и ЭВМ. На практике распространены программно управляемый и прямой доступ к памяти. В зависимости от сочетания способов доступа можно получить различное по эффективности и сложности сопряжение. Программно управляемый обмен более прост в аппаратной реализации, так как управление обменом обеспечивается логическими функциями программы, но в значительной мере уступает структурам с прямым доступом по эффективности (скорости) обмена. Определяющими характеристиками блока обработки изображений в

целом являются быстродействие видеопроцессора и ЭВМ, емкость оперативной памяти и пропускная способность каналов передачи изображений.

Если в системе отсутствует видеопроцессор, например, в том случае, когда обработка изображений не ведется в реальном масштабе времени (скажем, на этапе отладки алгоритмов), отсчеты изображений передаются в ЭВМ, в памяти которой формируется многомерный массив чисел. В случае безадресного ввода массив – двумерный, а его элементами являются яркости изображения. В случае адресного или полумасштабного ввода совместно с яркостями изображений вводятся соответственно обе или одна координата, а массив становится четырех- или трехмерным.

Блок управления синхронизирует операции ввода сигналов в блок обработки, выделяя моменты начала разверток, обмена данными, преобразования и окончания процессов. Он обеспечивает также связь СТЗ с другими системами робота.

Разработка систем технического зрения промышленных роботов проходит ряд этапов: анализ требований, эскизное проектирование, создание необходимых технических и программных средств, их тестирование, отладку и внедрение. Трудности, возникающие на пути решения данных задач, во многом определяются сложностью обработки визуальной информации на фоне большого разнообразия изображений. Поэтому процесс разработки СТЗ имеет ряд особенностей, связанных со спецификой задач обработки изображений.

Прежде всего, это отсутствие общепринятой специализированной техники для обработки СТЗ изображений. Опыт разработки систем обработки изображений показывает, что практически все виды вычислительной техники находят здесь применение. Большие универсальные ЭВМ обладают мощным системным и прикладным программным обеспечением: операционной системой, трансляторами, пакетами прикладных программ и т. д. Достаточная длина машинного слова (64 разряда), большая емкость оперативной памяти и развитая периферия позволяют строить сложные системы обработки изображений, требующие больших и сложных вычислений. Системы малых ЭВМ, имеющие обычно 32- и 16-разрядное машинное слово и более низкую емкость оперативной памяти, хотя и не обладают столькими возможностями, тем не менее, гораздо эффективнее и экономичнее в тех приложениях обработки изображений, где требуются сложные функции управления. Широкое применение в робототехнике находят также микропроцессоры – от контроллеров специализированных вычислителей, до узлов предварительной локальной обработки изображений. Надежность и дешевизна микропроцессорных средств позволяют постепенно переложить ряд функций программного обеспечения на аппаратуру, в том числе и некоторые задачи СТЗ.

Особое внимание уделяется параллельным вычислительным системам (ПВС). Развитие средств обработки изображений в СТЗ проходит путь от универсальных ЭВМ к специализированным устройствам, построенным на идеологии параллельной обработки информации. Исследование и разработка параллельных алгоритмов обработки изображений для ПВС различных классов в настоящее время являются одной из наиболее актуальных проблем. Широкая номенклатура вычислительных средств ставит задачу их оценки, выбора по критериям, определяемым конкретными особенностями разрабатываемой СТЗ. Эту задачу желательно решить на ранних этапах проектирования, поскольку она влияет на всю последующую разработку технических и программных средств.

Вторая особенность связана с тем, что большой объем информации, содержащейся в изображениях, не позволяет искусственно моделировать визуальные данные, подлежащие обработке в проектируемой СТЗ. Использование нестандартных средств ввода-вывода телеизображений связано с разработкой соответствующих системных программ (драйверов) для конкретных ЭВМ, согласованием интерфейсов и т.д. Эти

работы необходимо провести на ранних этапах проектирования и завершить их к моменту начала тестирования и отладки СТЗ.

При большом разнообразии методов и алгоритмов обработки изображений один и тот же алгоритм может быть эффективен для одного класса изображений и не удовлетворять заданным критериям для другого. Можно построить более универсальный алгоритм (обычно за счет потери эффективности) или для каждого класса изображений разработать специальные алгоритмы. Все это требует проведения работ по экспериментальной оценке алгоритмов на реальных и отладочных изображениях, получению статистических данных, определению критериев эффективности и т.п. Поэтому не только разработка новых алгоритмов обработки изображений, но и предварительное определение критериев качества их работы и экспериментальные оценки являются обязательной составной частью процесса разработки СТЗ.

Многие задачи обработки данных, решаемые в СТЗ, связаны с преобразованиями исходного изображения и получением новых изображений. При этом самым надежным критерием правильности отлаживаемого алгоритма или устройства, как правило, остается визуальный контроль получаемых результатов. В процессе отладки могут потребоваться оперативное вмешательство в работу алгоритмов, принятие решений, настройка параметров, изменения в данных и т.п. Поэтому оперативное управление процессом обработки изображений и визуальный контроль результатов являются основной методологией этапа тестирования и отладки.

1.3.2. Организация совместной работы роботов и СТЗ

СТЗ роботов могут использоваться при выполнении производственных операций по обработке деталей и сборке узлов. Для этого зрительная система должна найти деталь, идентифицировать ее, направить захват робота в требуемое место в нужном положении, обеспечить взятие детали и ее доставку в рабочую зону. Часто бывает, что эти операции необходимо выполнять на движущемся конвейере. Телевизионная камера СТЗ и робот имеют различные системы координат. Местоположение объекта определяется в системе координат телевизионной камеры. В то же время для захвата детали роботу необходима информация о ее местоположении относительно его собственной системы координат. Поэтому совместная работа роботов и СТЗ требует перевода полученной об объекте информации из одной системы координат в другую. Такое преобразование может осуществляться двумя способами:

- с использованием языка программирования высокого уровня (ЯВУ) для задания программы робота и (или) СТЗ;
- без применения ЯВУ.

1.3.2.1. Калибровка робота с использованием ЯВУ

Большинство СТЗ обладают тремя свойствами, обеспечивающими совместимость с программным обеспечением робота:

- распознаваемые детали описываются заданными пользователем символическими именами, представленными в виде символьной строки;
- положение и ориентация изделий определяются в прямоугольной системе координат;
- обучение распознаванию осуществляется методом показа, одновременно каждой детали присваивается символическое имя.

Идентификация деталей производится по вектору признаков, в число которых входят площадь, число отверстий, минимальный и максимальный диаметры, периметр и другие

параметры. Обычно пользователю сами эти параметры не нужны. Система автоматически формирует вектор признаков для конкретной детали в процессе обучения. При выполнении программы система осуществляет сравнение заложенного в память вектора признаков с вектором, сформированным по результатам анализа образа.

Расширенная система языка VAL (язык программирования для роботов фирмы «Юнимейшин») – VAL – IV содержит несколько команд для сервисных программ, с помощью которых производят калибровку телевизионной камеры, идентифицируют детали и запоминают вектор признаков, связанный с символическим именем объекта. Программа пользователя обращается к СТЗ с помощью двух дополнительных операторов языка VAL: VPICTURE и VLOCATE. В результате выполнения оператора VPICTURE изображение со сцены считывается и поэлементно записывается в буферную память. Первым действием оператора VLOCATE является поиск заданного объекта в буфере образов. Если объект не найден, программа переходит на заданную метку или приостанавливается и выдает сообщение об ошибке. В случае успешного поиска СТЗ запоминает положение и ориентацию объекта под идентификатором системы отсчета, которой присвоено имя объекта. Значения координат объектной системы отсчета отражаются в прямоугольную систему координат камеры и в базовую систему координат робота. На рис.1.2 изображена схема взаимодействия СТЗ и программы робота, написанной на языке VAL – IV. С помощью относительных систем отсчета пользователь может легко определить местоположение начала системы координат СТЗ относительно начала системы координат робота.

Относительная система отсчета описывает положение и ориентацию захвата или инструмента робота при помощи вектора смещения и матрицы вращения. Параметры положения определяются суммированием вектора смещения в относительной системе с вектором смещения самой относительной системы в базовой системе. Вычисление относительной ориентации производится аналогично путем перемножения матриц.

В ходе калибровки робот захватывает небольшой диск или кольцо и помещает его в поле зрения камеры. Затем в режиме обучения захват робота перемещают к центру диска и определяют его положение и ориентацию, данные о которых фиксируются и запоминаются в системе отсчета под именем *calib-robot*. После этого робот удаляется из поля зрения камеры. Приведенная ниже упрощенный алгоритм показывает способ вычисления расположения начала координат и ориентации координатной системы

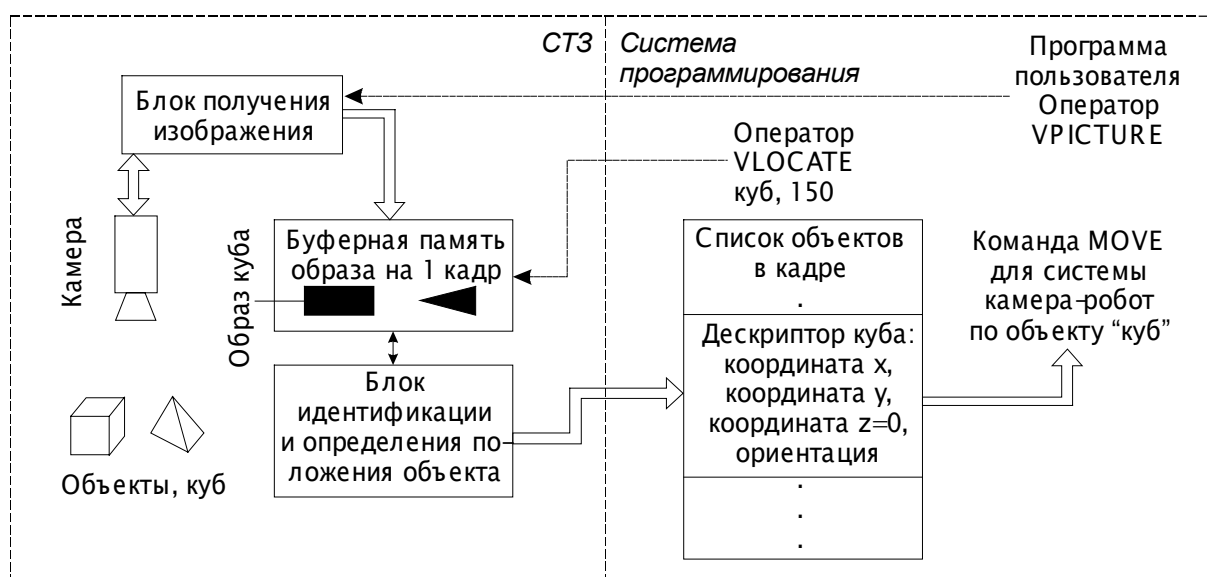


Рис. 1.2

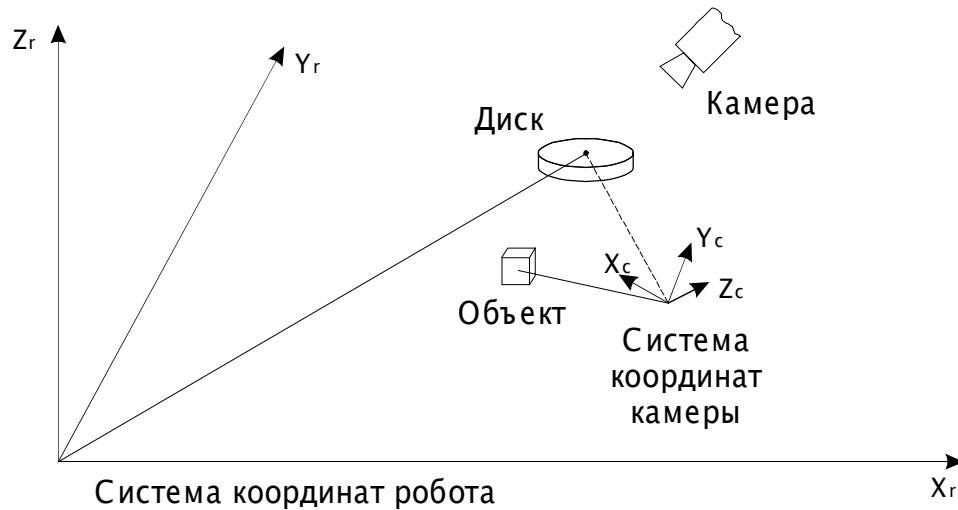


Рис. 1.3

камеры относительно координатной системы робота.

Геометрическая интерпретация пересчета относительных координат приведена на рис. 1.3. Для упрощения показаны только векторы смещений. Аналогичные вычисления производятся и при определении ориентации системы отсчета. Оператор HERE определяет координаты центра диска (координаты конца вектора *calib-robot*) относительно системы координат робота. Оператор VLOCATE определяет центр диска (координаты конца вектора *calib-camera*) относительно системы координат камеры, т.е. оба вектора указывают на одну и ту же точку в пространстве. После этого вектор *calib-camera* инвертируют. В результате вектор положения, обозначенный как *inv-calib-camera*, указывает из центра диска в начало координат системы камеры. Тогда относительная система отсчета, состоящая из векторов *calib-robot* и *inv-calib-camera*, определяет положение и ориентацию координатной системы камеры относительно координатной системы робота. Суммарный вектор из начала координатной системы робота указывает на начало координат системы камеры. Для упрощения обозначений результат запоминается в системе отсчета камеры. После того как указанные вычисления завершены, все операции на объектными векторами, полученными оператором VLOCATE, совершаются с помощью оператора MOVE, устанавливающего захват по относительным координатам в системе отсчета камеры. Приведенный пример подчеркивает необходимость введения понятия относительной системы отсчета и соответствующих геометрических преобразований при использовании СТЗ.

1.3.2.2. Организация взаимодействия СТЗ и робота без использования ЯВУ

Процесс преобразования параметров положения объекта из координатной системы камеры в координатную систему робота представлен на рис. 1.4 и 1.5.

На рис. 1.4 изображена прямоугольная система координат, связанная с СТЗ. Для упрощения предположим, что используется матрица фотодиодов, содержащая 64×64 элемента. Длину одного элемента обозначим единицей *PIX*. Современные телевизионные камеры обладают разрешающей способностью 256×256 элементов и более. Как правило, СТЗ имеет собственный видеопроцессор, который по двумерному образу идентифицирует объект, определяет его положение и ориентацию. Два последних параметра необходимо передать в устройство управления роботом. В свою очередь, оно приводит в действие исполнительные механизмы, которые обеспечивают захват объекта и его перемещение в заданное место.

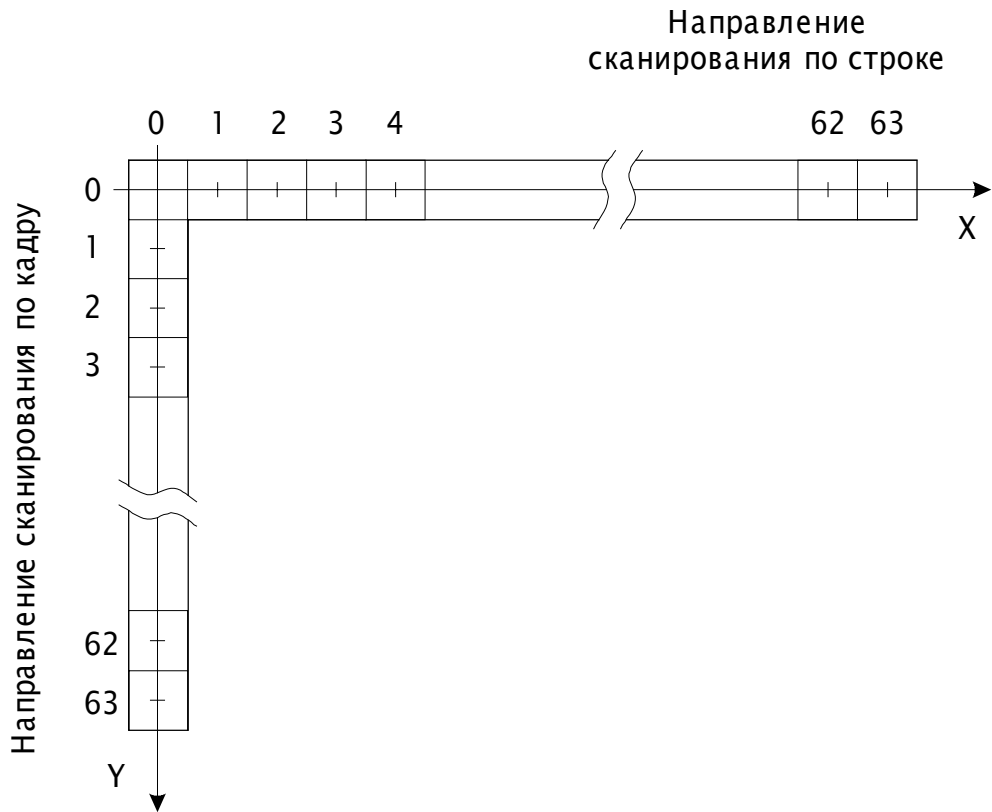


Рис. 1.4

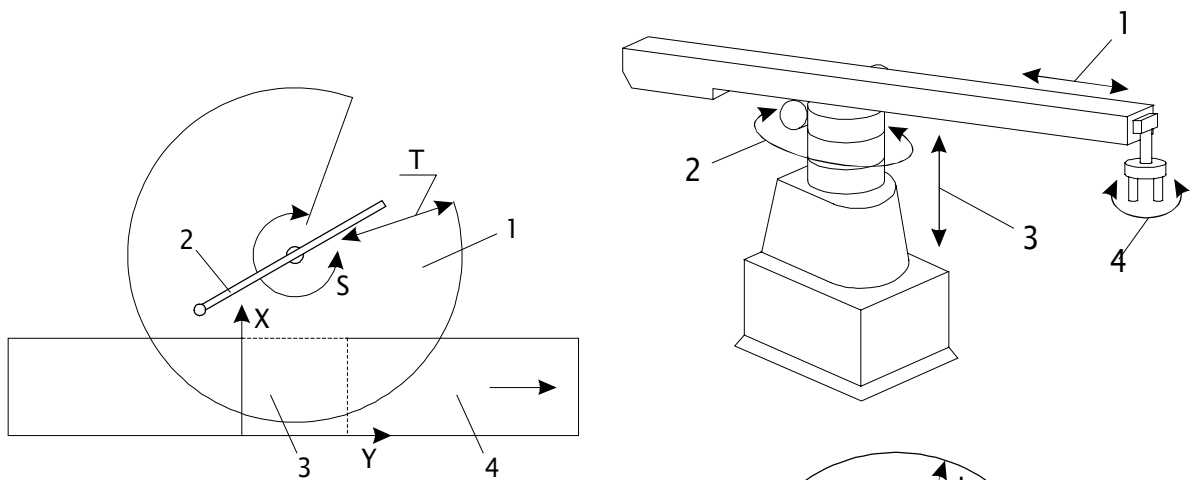


Рис. 1.6 :

X,Y – координатная система датчика; T,S – координатная система робота; 1 – рабочая зона робота; 2 – захват; 3 – поле обзора зрительной системы; 4 – транспортер (конвейер)

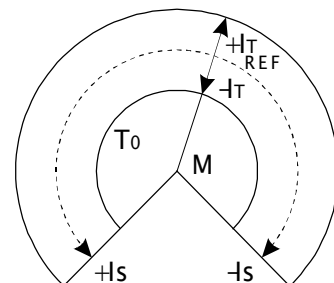


Рис.1.5 :

I_T - число элементарных шагов по оси перемещения; I_s - число элементарных шагов по оси поворота; REF – исходное положение; 1- ось линейного перемещения; 2 – ось поворота; 3 – ось подъема; 4 – ось вращения

Для примера рассмотрим простейший робот с двумя степенями подвижности поступательного движения и двумя осями вращения (см. рис. 1.5), определяющими рабочее пространство. Перемещение по осям подъема и смещения может быть представлено в виде числа элементарных перемещений (шагов) по этим осям. Перемещения относительно осей поворота манипулятора и вращения захвата можно выразить в единицах угловых перемещений, измеряемых соответствующими датчиками.

Преобразование координат изделия, полученных относительно системы координат камеры, в координаты относительно системы координат робота требует соответствующих геометрических вычислений. Для роботов, обладающих несколькими степенями подвижности, эти вычисления могут оказаться весьма сложными. В рассматриваемом примере эти преобразования тривиальны.

При организации взаимодействия промышленного робота и СТЗ следует иметь в виду три его стороны:

- взаимодействие на физическом уровне;
- организацию протокола передачи данных;
- преобразования координат.

В настоящее время еще не существует стандартных способов решения этой задачи, поэтому разработчики роботизированных систем полагаются прежде всего на собственную интуицию. При этом приходится учитывать ограниченные возможности датчиков и параметры системы управления манипулятора. В качестве типового интерфейса на физическом уровне обычно использовался интерфейс RS232.

Для преобразования координат объекта в системе координат робота можно воспользоваться следующей методикой. На этапе обучения каждому объекту, распознаваемому СТЗ, ставится в соответствие программа обработки, выбираемая по номеру. Определяется положение манипулятора, необходимое для захвата объекта (как правило, оно не совпадает с центроидом его образа). Это осуществляется в ручную путем перемещения захвата в требуемое положение и передачи координат этого положения в процессор СТЗ. Там полученные координаты пересчитываются относительно систем координат датчика. На основе этой информации определяются значения координат, необходимые для определения положения захвата в рабочем режиме.

В рабочем режиме устройство управления робота ожидает получения координат для захвата. После того, как изделие идентифицировано зрительной системой, вычисляется положение захвата относительно системы координат СТЗ, после чего это положение пересчитывается в систему координат робота. Данные о положении осей координат, полученные путем пересчета, передаются в блок управления роботом вместе с номером изделия, присвоенным ему рабочей программой на стадии обучения. В устройство управления роботом загружается рабочая программа, скорректированная вновь полученными данными о координатных осях. На рис. 1.6 приведена схема взаимодействия робота и СТЗ.

1.4. Распознавание образов в системах ИИ

Вследствие несовершенности современных методов распознавания изображений в настоящее время применяются в основном способы извлечения из образов простейшей информации. Для ограниченного класса областей применения обработки изображений этой информации может быть достаточно. Примерами могут служить контроль наличия или отсутствия объекта, измерение площади, определение параметров положения объекта. Во всех этих случаях точно известно, что именно присутствует в наблюдаемой сцене.

СТЗ способны функционировать и в среде с меньшими ограничениями, если выработана определенная стратегия интерпретации того, что видит система. К задачам, требующим такого режима, относятся обнаружение объектов в произвольном положении и ориентации, разделение множественных объектов (в том числе перекрывающихся).

Для распознавания конкретного заданного объекта можно придумать много специфических способов. Но целесообразнее пользоваться универсальными методами, применимыми к широкому классу объектов. Одним из таких методов является обучение показом, при котором распознающая система получает знания об объектах по их реальным образцам. Такие методы предполагают соответствующую структуру данных, в которой предусмотрены представления эталонов (или прототипов) и процедура согласования, с помощью которой осуществляется сравнение хранящегося в памяти эталона и анализируемого объекта.

1.4.1. Классификация на основе значений признаков

Наиболее простые методы распознавания основаны на использовании численных значений признаков (например, таких, как площадь и периметр пятна), инвариантных относительно параметров положения объекта. Площадь и периметр неизвестного объекта сравниваются с соответствующими параметрами нескольких эталонов, и выбирается тот эталон, отклонение от которого оказалось наименьшим. Понятие наименьшего отклонения можно проиллюстрировать условным размещением распознаваемого объекта и всех эталонов в виде точек в некотором пространстве, координатами в котором являются периметр и площадь. Используя так называемое правило ближайшего соседа, выбирают в этом пространстве эталон, который ближе других находится к объекту. Размерность пространства равна числу рассматриваемых признаков. Пусть имеется m эталонов и для каждого из них измерено n признаков f_{ij} ; $i=1, \dots, m$; $j=1, \dots, n$. Предположим также, что распознаваемый объект имеет признаки f_j ; $j=1, \dots, n$. Тогда ненормированное расстояние в пространстве признаков от объекта до эталона i будет определяться следующей формулой:

$$D_i = \sum_{j=1}^n (f_j - f_{ij})^2. \quad (1.1)$$

При этом ближайшим соседом будет эталон i , для которого D_i минимально.

Приведенная формула применима в том случае, когда все измеряемые признаки имеют сравнимые диапазоны значений. Если же признаки существенно различны, как, например, число отверстий и их площадь, выраженная числом элементов образа, тогда разница в больших параметрах признаков поглотит разницу в малых параметрах. Во избежание этого вводят нормирующие множители. Тогда в приведенном примере необходимо n нормирующих множителей N_j ; $j=1, \dots, n$, т.е. по одному на каждый признак. В этом случае нормированное расстояние в пространстве признаков определится как

$$D_i = \sum_{j=1}^n \left(\frac{f_j - f_{ij}}{N_j} \right)^2. \quad (1.2)$$

Коэффициенты N_j определяются исходя из ожидаемого диапазона изменений значений признаков у каждого эталона, т. е. учитывают возможные значения признаков, которые могут появиться при большом количестве измерений. Если отсутствуют какие-либо иные данные, то в качестве нормирующего коэффициента можно взять «типичное» значение параметра признака.

Диапазон изменений значений признаков может быть определен в процессе обучения. Предположим, имеется p_i экземпляров эталона i , на которых осуществлялось обучение. В результате измерений получен ряд данных о параметрах признаков f_{ijk} ; $j=1, \dots, n$; $k=1, \dots, p_i$. Тогда среднее значение признаков f_{ij} может быть вычислено по формуле:

$$f_{ij} = \frac{1}{p_i} \sum_{k=1}^{p_i} f_{ijk}. \quad (1.4)$$

Традиционно оценка дисперсии выражается следующей формулой:

$$v_{ij} = \frac{1}{p_i - 1} \sum_{k=1}^{p_i} (f_{ijk} - f_{ij})^2 = \frac{1}{p_i - 1} \left(\sum_{k=1}^{p_i} f_{ijk}^2 - p_i f_{ij}^2 \right). \quad (1.5)$$

Однако в рассматриваемом случае предпочтительное выражение:

$$v_{ij} = \frac{1}{p_i} \left[v_{0ij} + \sum_{k=1}^{p_i} (f_{ijk} - f_{ij})^2 \right] = \frac{1}{p_i} \left(v_{0ij} + \sum_{k=1}^{p_i} f_{ijk}^2 - p_i f_{ij}^2 \right), \quad (1.6)$$

в котором используется априорная оценка дисперсии v_{0ij} . Форма записи (1.6) позволяет избежать деления на 0, если число используемых эталонов равно 1. Кроме того она облегчает задачу, когда число экземпляров мало, а значительная недооценка дисперсии, даваемая формулой (1.5) и приводящая к занижению значений соответствующих признаков, может вызвать назначение неоправданно завышенной нижней границы диапазона допустимых значений признака. В отсутствие более точных данных приемлемым значением априорной оценки может служить квадрат одного процента от «типического» значения признака.

Нормирующие коэффициенты N_j , используемые в уравнении (1.2), определяются как взвешенные средние дисперсий измерений:

$$N_j = \sum_{i=1}^m p_i v_{ij} / \sum_{i=1}^m p_i. \quad (1.7)$$

Если можно предположить, что разные эталоны дадут разные значения дисперсий, тогда можно пойти на шаг дальше и использовать эти частные значения дисперсий в качестве индивидуальных нормирующих коэффициентов для каждого эталона и каждого признака.

Если распознающей СТЗ будет предъявлен объект, не имеющий прототипа в заданном наборе эталонов, следует ожидать, что в пространстве признаков нормированные расстояния от него до всех имеющихся эталонов будут достаточно большими. В этом случае система должна идентифицировать его как не принадлежащий заданному набору. Таким образом, найдем приемлемое значение порога D_i , которое следует выбрать в качестве критерия для обоснованного отклонения гипотезы о наличии объекта.

В любой системе, использующей пороговые решения, могут возникать два типа ошибок: ошибка пропуска объекта, которая возникает, если ошибочно отклонить гипотезу о наличии объекта, который на самом деле принадлежит заданному набору, и ошибка ложной тревоги, возникающая, если ошибочно отождествить с заданным

посторонний объект. Если завязать пороговое значение расстояния D_i , то вероятность пропусков уменьшится, но возрастет вероятность ложной тревоги, и, наоборот, если усилить критерий для лучшего устранения посторонних объектов, число пропусков может оказаться значительным.

В статистической теории решений утверждается, что при идеальных условиях плотность распределения значений D_i , полученная расчетами по нескольким экземплярам одного и того же эталона, подчиняется закону хи-квадрат (χ^2) [24]. Эта математическая функция зависит от числа признаков, использовавшихся для определения расстояний.

В табл. 1.1 приведены наиболее употребительные значения величин χ^2/n . Таблица дает возможность определить те значения порогов, при которых значения отношения D_i/n находятся ниже соответствующего уровня в 95% или 99% случаев. Например, если при распознавании эталона с номером i используются 4 признака, то в 95% случаев величина $D_i/4$ будет находиться ниже значения 2,37 (т. е. D_i будет меньше или равно 9,48), а в 99% случаев она будет находить ниже значения 3,32 (т. е. D_i будет меньше или равно 13,28).

Табл. 1.1

n	Значения параметра χ^2/n	
	при доверительной вероятности 95%	при доверительной вероятности 99%
1	3,84	6,64
2	3,00	4,61
3	2,61	3,87
4	2,37	3,32
5	2,21	3,02
10	1,83	2,32
15	1,67	2,04
20	1,57	1,88
30	1,46	1,70

По табл. 1.1 можно определить те значения порога, которые приблизительно обеспечивают заданные вероятности пропусков (эти вероятности могут быть определены только приблизительно, поскольку многие из идеальных условий, требующихся для точного вычисления значений χ^2 , на практике не соблюдаются). Вероятность ложной тревоги определить сложнее: она зависит от степени сходства посторонних объектов с объектами из набора эталонов, а также от частоты появления этих объектов. Наилучшей с практической точки зрения стратегией является выбор соответствующего величине D_i/n значения порога с последующей проверкой его адекватности. Возникающие в процессе работы ошибки могут быть использованы для более точной установки порога.

Составление конкретного перечня признаков для распознавания представляет собой сложную задачу. Существуют сотни потенциально полезных характеристик пятна или всего образа. В качестве примера полезно рассмотреть один из конкретных наборов таких характеристик. Разработанная в 1974 г. версия зрительного модуля СТЗ Стэнфордского исследовательского института использовала 7 следующих признаков:

- периметр;
- площадь;
- общая площадь всех отверстий;

- длина минимального радиус-вектора;
- длина максимального радиус-вектора;
- среднее квадратическое значение длины среднего радиус-вектора;
- компактность (отношение периметра к площади).

Использование этих признаков показало их высокую эффективность на множестве объектов различной формы, однако оптимальность их состава при этом не определялась.

Для того, чтобы оценить адекватность заданного набора признаков, можно рассмотреть по очереди каждый эталон как неизвестный объект и попытаться сопоставить его с остальными $(n-1)$ эталонами. Минимальное значение D_i/n должно быть значительно выше порога отклонения гипотезы. Если это не так, то вероятность того, что неизвестный объект может быть идентифицирован с двумя различными эталонами, окажется довольно высокой. Для предотвращения такой ситуации в общий набор следует добавить дополнительные признаки.

1.4.2. Распознавание на основе соответствий

При реализации алгоритма ближайшего соседа и аналогичных методов сравнения предполагается, что значения глобальных признаков характеризуют весь объект в целом. Однако на практике не всегда объект находится полностью в поле зрения СТЗ или же он может перекрываться другими объектами. Поэтому нельзя гарантировать, что применяемые алгоритмы обработки зрительной информации всегда будут давать законченные и правильные результаты. В данном подразделе рассматриваются методы обработки, способные функционировать в условиях неточной или неполной информации. Теоретически они не так детально разработаны и не столь тщательно испытаны на практике. Представляется, что вполне удовлетворительные результаты они могут дать только в ограниченном классе задач, но создание универсальных СТЗ, использующих эти методы – дело будущего.

Методы, использующие соответствия, основаны на так называемых локальных признаках, т. е. на таких небольших частях сцены, которые чем-либо характерны. Для нахождения локальных признаков имеется большое разнообразие способов. Эталонная модель представляет собой список определений локальных признаков и их пространственных соотношений, которые предстоит обнаружить в процессе анализа исследуемого объекта. Распознавание и последующая оценка местоположения (т. е. определение расположения и ориентации объекта) предполагают поиск некоторого набора или группы локальных признаков, которые соответствуют набору определений эталона. Процедура нахождения соответствий учитывает только те части образа, которые действительно соответствуют определениям эталонной модели, так что отсутствие каких-либо данных или наличие мешающей информации может быть легко учтено (конечно, при условии, что имеется достаточное количество достоверной информации). После того, как произведена пробная идентификация с целью повышения достоверности, можно провести проверку оставшейся информации, не участвовавшей в анализе.

Ниже приведен примерный список особенностей объектов, которые могут использоваться в качестве локальных признаков.

Небольшие пятна в двоичных образах. Они особенно полезны, когда СТЗ имеет дело с деталями, в которых просверлено или проштамповано множество отверстий.

Периметр пятна, который после аппроксимации линейными отрезками может быть использован для сопоставления как самих отрезков, так и углов.

Границы в полутоновых образах.

Конфигурации, выделяемые корреляционно-поисковыми методами.

Некоторые особые параметры, рассмотренные в специальной литературе, такие, например, как оператор важности или гистограмма направлений градиента при ограничениях на размеры пятна.

Локальные признаки всегда могут быть охарактеризованы их положением, например, в виде координат по осям x и y . Кроме того, их могут характеризовать и некоторые другие параметры (такие, как размеры и ориентация).

Для решения частных задач используется множество специальных методов. Например, можно обнаружить один или несколько ключевых признаков, являющихся уникальными для этого образа, а следовательно, отличительными. После этого следует провести поиск других локальных признаков, которые находятся в ожидаемом соотношении с ключевым признаком. В этом смысле полезным параметром является расстояние между двумя признаками. Однако распространение этих методов ограничивает необходимость составления специальных программ. Приходится индивидуально разрабатывать программы для каждой новой детали. При этом сложность программ многократно увеличивается, как только в рассмотрение вводится несколько локальных признаков. Рассматриваемый ниже метод является достаточно общим. В нем эталонные модели формируются в процессе обучения показом.

Методы распознавания, основанные на определении соответствий, предполагают, что описания эталонов для каждой обрабатываемой детали включают не только сами локальные признаки (отыскиваемые в анализируемом образе детали), но и пространственные соотношения между этими признаками. Для примера рассмотрим прямоугольный треугольник (см. рис. 1.7). Предположим, что в качестве локальных признаков СТЗ использует отрезки прямых границ и углы. Следовательно, эталонная модель треугольника состоит из трех ребер 2, 4 и 6, для которых определены длина и ориентация, и трех углов 1, 3 и 5, заданных их значениями. Кроме того, имеется дополнительная информация о соотношениях, например, о прилегании сторон к углам: к углу 1 прилегают стороны 2 и 6, сторона 6 прилегает к углам 1 и 5 и т. п.

Предположим теперь, что в поле зрения камеры попало изображение, из которого были выделены локальные признаки (см. рис. 1.8). Это тот же прямоугольный треугольник, но повернутый так, что его гипотенуза расположена горизонтально. Из-за плохих условий освещения один угол и часть сторон не были воспроизведены. Процедура анализа соответствий будет составлять отдельные части исследуемого объекта с соответствующими описаниями эталона.

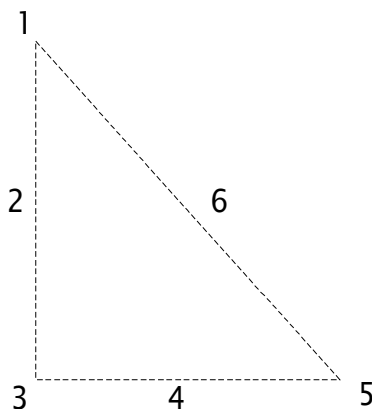


Рис. 1.7

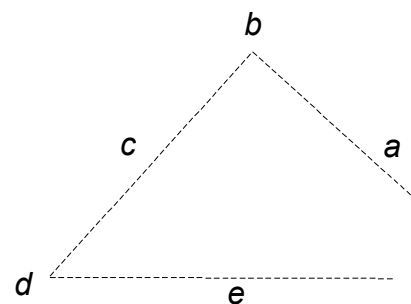


Рис. 1.8

Введем понятие соответствия для обозначения сопоставления признака объекта с признаком эталона. В данном примере можно выявить соответствие $c - 4$, поскольку сторона c на образе объекта и сторона 4 эталона имеют одинаковую длину. Можно также

$b-1$ $c-2$ $d-5$
 $b-3$ $c-4$ $e-6$
 $b-5$ $d-1$

Рис. 1.9

Начальные соответствия признаков анализируемого образа и эталона

$\{b-1, c-2\}$
 $\{b-5, c-4\}$
 $\{b-3, c-2, d-1, e-6\}$
 $\{b-3, c-4, d-5, e-6\}$

Рис. 1.10

Максимальные клики непротиворечивых соответствий. Две большие клики соответствуют объекту и его зеркальному отображению

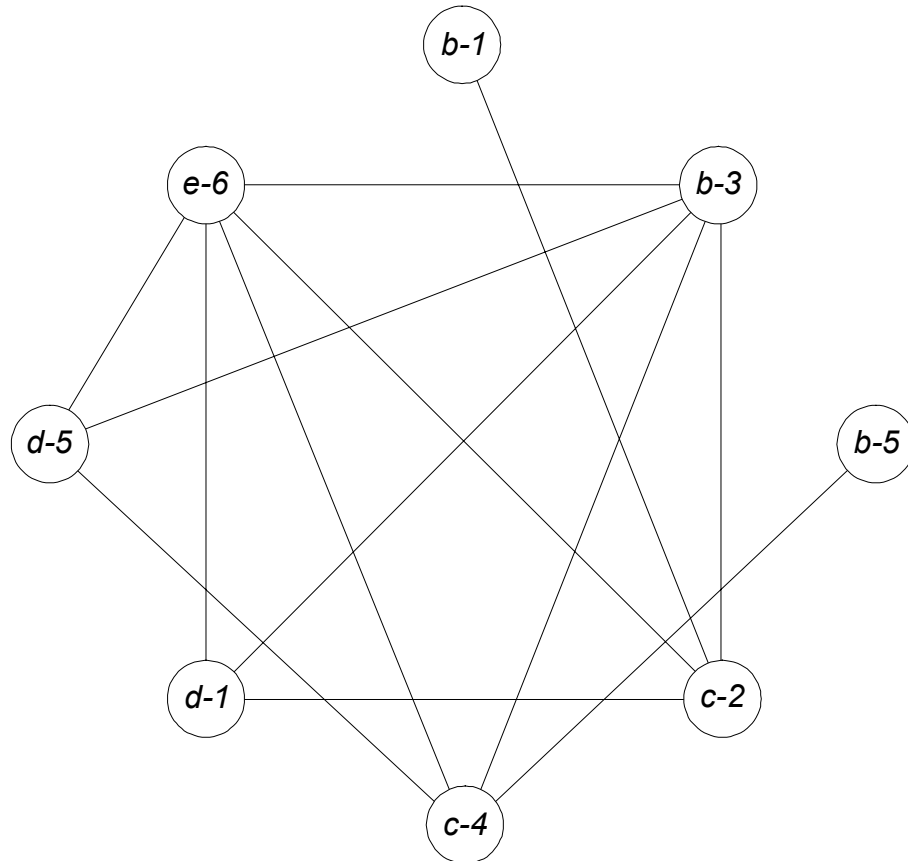


Рис. 1.11

выделить соответствие $c-2$, но не $b-c$, поскольку сторона c образа объекта и сторона b эталона имеют разную длину. На рис. 1.9 приведен граф всех возможных соответствий сторон и углов образа объекта (см. рис. 1.8) и их аналогов для эталона (см. рис. 1.9). Некоторые дополнительные соответствия (такие, как $b-1$ и $b-5$) стали возможны вследствие нежестких допусков на погрешности измерений и влияния шумов.

Далее следует установить совместимость выявленных соответствий. Два соответствия несовместимы, если выполняется одно из следующих утверждений:

- имеется противоречие. Соответствия $b-1$ и $b-3$ несовместимы, поскольку одному углу на объекте поставлены в соответствие два угла эталона;
- не выполняются условия прилегания. Угол 5 и сторона 2 не являются прилегающими в эталоне, в то же время угол b и сторона c на объекте прилегают друг к другу. Следовательно, соответствия $b-5$ и $c-2$ несовместимы;

- не совпадают расстояния между признаками. Расстояние между углами 1 и 5 на эталоне гораздо больше расстояния между углами b и d объекта, поэтому соответствия $b - 5$ и $d - 1$ несовместимы.

На рис. 1.11 приведен полный граф совместимостей соответствий. Каждый узел графа (кружок) выражает соответствие. Между двумя узлами проводится дуга (линия), если они совместимы. Отсутствие дуги между двумя узлами означает, что данные соответствия несовместимы. Клика представляет собой набор взаимно совместимых соответствий. Например набор соответствий $\{c-2, d-1, e-6\}$ составляет клику, а набор $\{c-2, b-1, e-6\}$ не является кликой, поскольку соответствия $b-1$ и $e-6$ несовместимы. Максимальная клика представляет собой клику, не являющуюся подмножеством другой, большей клики. Клика $\{c-2, d-1, e-6\}$ не является максимальной, поскольку она входит в большую клику $\{b-3, c-2, d-1, e-6\}$. В любом графе совместимости наибольшая максимальная клика представляет наиболее вероятное соответствие между объектом и эталоном.

Существует множество алгоритмов поиска максимальной клики графа. Приведенный ниже алгоритм, позаимствованный из работы [25], не является самым эффективным, но он достаточно прост и эффективен. Алгоритм представлен в виде следующей рекурсивной процедуры:

```

Max Cs(C, P, S) =
BEGIN
  Settlement Y; // локальная переменная
  If P = Empty Set THEN
    List C as a Maximal Clique
  ELSE RETURN; // тупиковая ветвь
  Y Choose (P);
  Max Cs (CU{Y}, P ∩ Neighbors(Y);
  S ∩ Neighbors(Y));
  Max Cs(C, P - {Y}, SU{Y});
END;
```

C , P и S – множества узлов графа. Знаки \cup и \cap обозначают операции над множествами, соответственно объединение и пересечение множеств. «Choose» – функция, которая случайным образом выбирает один элемент множества. «Neighbors» – функция, которая отыскивает множество всех узлов, совместимых с узлом, заданным аргументом. Для нахождения всех максимальных клик графа вызывают процедуру Max Cs ($\{\}$, $<$ множество всех узлов $>$, $\{\}$).

В машинном языке множество удобнее всего представить в виде двоичной последовательности. Каждому узлу графа соответствует некоторая позиция в последовательности. Единицы в этой последовательности означают, что данный узел включен во множество. Тогда операции объединения и пересечения множеств выполняются весьма просто – с помощью логических операций ИЛИ и И. На графе, изображенном на рис. 1.10, имеется 4 максимальных клики. Существуют 2 максимальные клики из 4 элементов – одна соответствует объекту, другая – его зеркальному отображению. Если рассматриваемые объекты или эталоны обладают свойством симметрии, осуществляется проверка, в каком порядке расположены локальные признаки – прямом или обратном. Иногда в правила построения соответствий или проверки совместимости вводят дополнительный признак, разрушающий симметрию, например относительную ориентацию сторон. Так, разница в угловом положении сторон b и 2 эталона составляет $+135^0$ (или -45^0), а разница в угловом положении сторон e и c объекта составляет $+45^0$ (или -135^0). Таким образом, при учете взаимного положения сторон соответствия $e - b$ и $c - 2$ становятся несовместимыми.

1.5 Заключение

Рассмотренные методы распознавания изображений иллюстрируют главное свойство данных методов, основанных на составлении соответствий: чем более жесткие ограничения накладываются на анализируемые признаки, тем легче осуществить распознавание и более надежен его результат. При увеличении числа углов и дуг в полученном графе резко возрастает время, требующееся для всех максимальных клик. Типы ограничений, которые могут быть наложены на отдельные локальные признаки, в значительной мере зависят от природы самих признаков. Для того, чтобы достигнуть наивысшей эффективности, проектировщик распознающей системы должен использовать все особенности локальных признаков для формирования дополнительных ограничений.

Таким образом, основным недостатком современных систем распознавания объектов, очевидно, становится их *ограниченность*. То есть чем больше система ограничена, тем более эффективно она работает. Для решения в вопросе автоматизации промышленности узких задач, этот недостаток может не иметь актуальности. Но само понятие автоматизации производства предполагает вытеснение человека из этой области машинами, которые должны обладать «интеллектуальностью». И, чем выше интеллектуальность машины, тем в более широкой категории вопросов и задач производства она сможет заменить человека. Однако при настройке современных систем производства основную часть работы по проектированию и реализации производственных процессов, а также настройке и обучению, как общецеховой системы управления, так и системы управления элементарной ячейкой занимаются высококвалифицированные специалисты. Когда происходит переналадка системы на выпуск новой продукции, человек снова должен принять участие в перенастройке программ управления. Таким образом, в современном производстве отсутствует также одно из основных понятий ИИ – *самообучаемость*, которое подразумевает под собой автоматическую переналадку производственной системы.

Базируемые на современных программных алгоритмах системы ИИ являются несовершенными даже более, чем это представляют пользователям разработчики данных алгоритмов. Ограниченность СТЗ в вопросе распознавания объектов порождает собой ограниченность системы ИИ в целом, вследствие малого количества получаемой информации. То есть повышение эффективности распознавания систем технического зрения за счет введения жестких порогов, понижает эффективность (либо интеллектуальность) системы управления. Отсутствие возможности системы самообучаться также отбирает у нее большую долю информации, которую она могла бы получить сама, без участия человека.

В данной главе были рассмотрены базовые понятия теории ИИ и современные методы распознавания изображений. Основной целью главы при этом стало не описание современных достижений в данной области, подобного рода информацию можно получить из специальной литературы, а доказательство тупиковой ситуации среди разработок в этом направлении. Тупиковость научных разработок в течение последних 50 лет объясняется изначально неправильным подходом к самой проблеме. Так как моделирование процессов, происходящих в мозгу человека не возможно осуществить, опираясь только на голую математику.

В течение последних 40 лет ведутся параллельные описанному выше подходу разработки, основанные на альтернативном подходе к проблемам ИИ, основанном на построении математических алгоритмов на базе биологических процессов, происходящих в мозгу человека, который, как известно, и является эталоном для ИИ. Основным моментам данной теории посвящена следующая глава.