

Контрольная работа

Современные микропроцессорные технологии управления и обработки информации

Теоретическая часть:

1. Системы технического зрения

Системами технического зрения (СТЗ) называют сенсорные устройства, обеспечивающие получение изображений рабочих сцен и объектов, их преобразование, обработку и интерпретацию с помощью ЭВМ, а также передачу результатов управляющему устройству робота.

Весь цикл обработки информации в системах технического зрения СТЗ можно рассматривать как такой что проходит два основных этапа.

Первый этап (этап первичной обработки) предназначен для обработки видеоданных при помощи специальных алгоритмов с целью получения полезной нам информации (измерительной информации).

Второй этап (этап вторичной обработки) на данном этапе измерительная информация подвергается специальным преобразованиям высшего уровня с целью решения конкретных задач на что ориентирована система технического зрения, короче говоря, происходит алгоритмическое и техническое использование полученной на первом этапе информации с целью решения конкретных задач автоматизации технологических процессов, формировании исполнительных команд.

2. Выделение признаков объектов на основе контуров

Площадь объекта вычисляется по бинарному изображению путем подсчета количества точек определяется площадь объекта.

Периметр объекта вычисляется путем подсчета числа элементов контура, определяется общее количество точек, образующих контур.

Число связанных точек вычисляется по контуру объекта путем обхода контура маской 3x3, в центре которой всегда находится текущая точка контура, количество точек контура, расположенных на каждом из 8 направлений (рис.5):

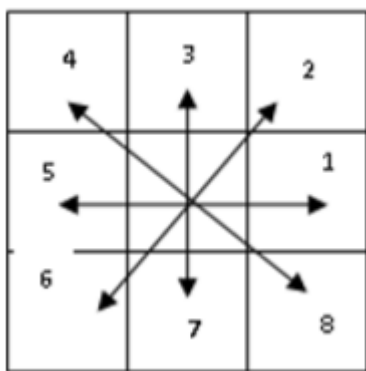


Рисунок 5 - Схемы окрестности 3x3 текущей точки при обходе контура.

Метрическая длина контура определяется по полученному контуру общая длина контура с учетом характеристики прямоугольной сетки дискретизации используя полученные ранее значения числа связанных точек.

Вычисление кривизны точек контура определяются по контуру изображения значения кривизны в точках дискретного контура с помощью нижеследующих масок (рис.6,7,8):

0	1	0
0	1	0
0	1	0

g_1

0	0	0
1	1	1
0	0	0

g_2

0	0	1
0	1	0
1	0	0

g_3

1	0	0
0	1	0
0	0	1

g_4

Рисунок 6 – Маски для определения кривизны в 0°

1	0	1
0	1	0
0	0	0

g^5

0	0	1
0	1	0
0	0	1

g^6

0	0	0
0	1	0
1	0	1

g^7

1	0	0
0	1	0
1	0	0

g^8

Рисунок 7 – Маски для определения кривизны в 90°

0	1	0
0	1	0
0	0	1

g^9

0	0	1
0	1	0
0	1	0

g^{10}

0	0	0
0	1	1
1	0	0

g^{11}

0	0	0
1	1	0
0	0	1

g^{12}

1	0	0
0	1	0
0	1	0

g^{13}

0	1	0
0	1	0
1	0	0

g^{14}

0	0	1
1	1	0
0	0	0

g^{15}

1	0	0
0	1	1
	0	0

g^{16}

Рисунок 8 – Маски для определения кривизны в 135°

3. Распознавание объектов на изображениях

Задача распознавания изображения по образцу является частью (подзадачей) более общей задачи распознавания образов. Классификация — один из разделов машинного обучения, посвященный решению следующей задачи. Имеется множество объектов (ситуаций), разделённых, некоторым образом, на классы. Задано конечное множество объектов, для которых известно, к каким классам они относятся. Это множество называется обучающей выборкой.

Репрезентативная выборка

Для обобщения результатов исследования необходимо использовать репрезентативную выборку, в которой все основные признаки генеральной совокупности, из которой извлечена данная выборка, представлены приблизительно в той же пропорции или с той же частотой, с которой данный признак выступает в этой генеральной совокупности. Для расчета выборки воспользуемся формулой:

$$S = \frac{Z^2 p(1-p)}{c^2},$$

где Z – Z -фактор доверительного интервала; p – процентное значение (0.5); c – доверительный интервал.

Для доверительного интервала, равного 99% и доверительного интервала $\pm 3\%$ требуемый размер выборки должен быть не менее 1849. Для удобства дальнейших вычислений примем размер выборки равным 2000 изображений тестовых объектов для каждого из десяти классов.

4. Обучение системы распознавания

Исходными данными для этапа обучения системы распознавания является множество векторов, вычисленных на обучающей выборке изображений.

Целью этапа обучения является отбор множества векторов признаков, являющегося подмножеством исходного множества сформированных векторов. Отобранное подмножество будет являться эталонным и должно обеспечивать полное распознавание используемой обучающей выборки.

5. Моделирование работы системы распознавания отдельных объектов

Задача распознавания заключается в сопоставлении изображения объекта, полученного с камеры системы технического зрения с одним из известных типов. Для решения данной задачи в алгоритмах распознавания производится формирование набора признаков и сопоставлении его с эталонными признаками, отобранными на этапе обучения системы.

На данном этапе исходными данными являются:

1. Набор эталонных векторов-признаков, отобранных на этапе обучения
2. Сгенерированный набор изображений.

Распознавание объекта на изображении состоит в сопоставлении его с одним из известных классов.

Само распознавание осуществляется не на основе сравнения изображений, а с использованием набора числовых значений – признаков. Такой набор значений называется признаковое описание объекта. В вычислительных алгоритмах он представляет собой вектор.

Для принятия решения о принадлежности вектора признаков, описывающего объект, могут использоваться дискриминантный или регрессионный анализ, вероятностные методы ЕМ и Байесовый. Одним из простых, и в то же время эффективных является метод kNN, также называемый метод ближайшего соседа. Его суть заключается в вычислении расстояния в n-мерном пространстве между вектором неизвестного объекта и всеми эталонными векторами. Класс вектора, до которого расстояния получилось минимальным принимается в качестве класса неизвестного объекта.

Целью этапа распознавания является тестирование системы на сгенерированном наборе исходных изображений на основе отобранных признаков контуров.

Порядок выполнения контрольной работы:

1. Используя сгенерированное множество изображений построить контуры всех 20000 изображений. Полученные контуры хранить в виде списка точек в порядке обхода.

2. Вычислить первичные признаки всех контуров объектов: S0, P0, N1, N2, N3, N4, N5, N6, N7, N8, Lкон.

3. Произвести маркировку кривизны точек и вычислить первичные параметры N90, N135, N0.

4. Сформировать для каждого объекта в обучающей выборке вектор признаков $V = \{S0, P0, N1, N2, N3, N4, N5, N6, N7, N8, L_{кон.}, N90, N135, N0\}$

5. Сформировать наборы эталонов для каждого класса входных объектов. Привести информацию о числе эталонов в виде таблицы и гистограммы.

6. Используя базу эталонных векторов-признаков, полученных на этапе обучения, провести экзамен системы распознавания.

7. Полученные данные представить в табличной и графической форме

Практическая часть:

Ниже приведены изображения исходных объектов.

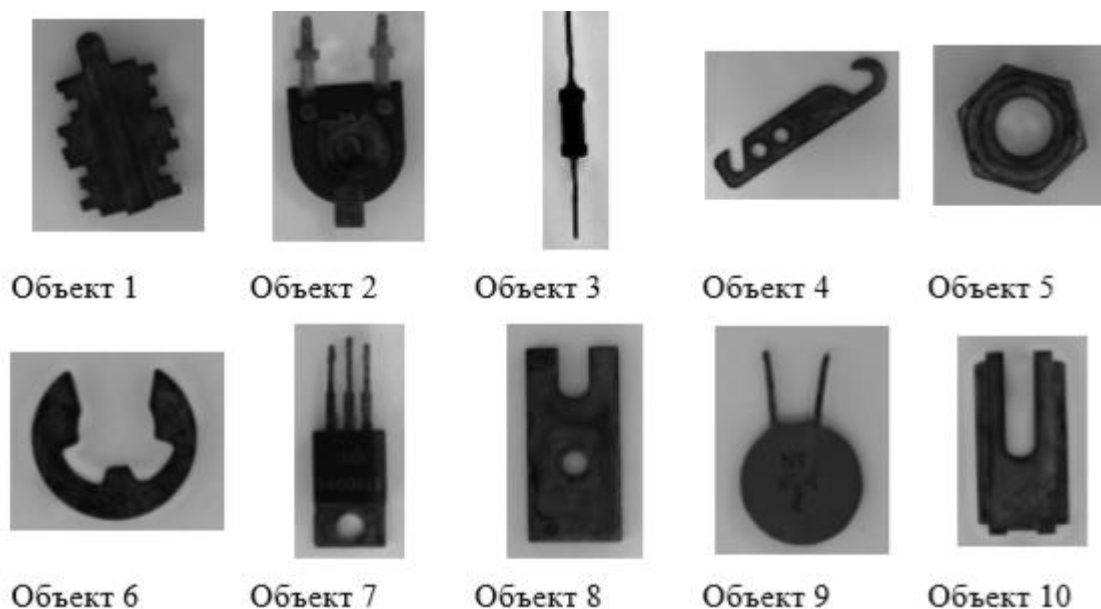


Рисунок 2 - Изображения исходных объектов

Каждый объект имеет по 2000 реализаций, соответственно имеем 20000 сгенерированных изображений.

Сначала сформируем признаки для каждого объекта в обучающей выборке - найдем площадь, периметр, направления, длину, кривизну.

Далее сформируем эталоны для каждого из классов. Ниже представлена информация о найденных эталонах (табл.1, рис. 3):

Таблица 1 – Количество эталонных вектора признаков для каждого класса объекта

Класс объекта	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Число эталонов	5	9	17	11	12	8	11	22	17	5



Рисунок 3 – Гистограмма количества эталонных вектора признаков для каждого объекта

После нахождения эталонов, проводим экзамен системы распознавания (табл.2, рис. 4):

Таблица 2 – Количество ошибок на этапе первого экзамена

Класс объекта	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Число ошибок	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0
Вероятность распознавания	1	1	1	1	1	1	1	0,99	1	1

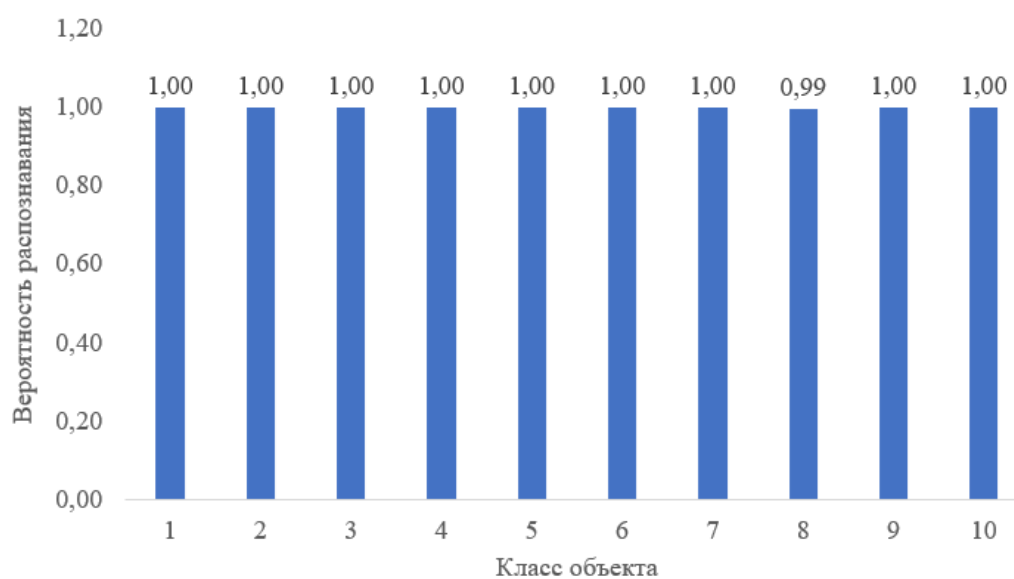


Рисунок 3 – Гистограмма вероятностей распознавания объектов при экзамене

На основе выполненной работы можно сделать выводы:

Используя 2000 вариаций исходных изображений, можно обучить систему с минимальной ошибкой вероятности распознавания. Таким образом, в текущей системе почти все классы объекта показали 100% распознавание, кроме объекта 8, число ошибок составило 10 изображений из исходных 2000.

В таблице (табл.3) приведено количество изображений и количество задействованных эталонных вектора. Из 117 эталонов вектора, система использовала только 18. На рисунках ниже (рис. 4, 5, 6, 7) можно посмотреть отчет работы программы.

Таблица 3 – Количество использованных эталонных вектора

Класс	Использовано эталона векторов	Распознано изображений
1	1	2000
2	3	619+623+758
3	1	2000
4	1	2000
5	1	2000
6	1	2000
7	1	2000
8	6	306+381+496+595+91+131
9	1	2000
10	2	378+1622

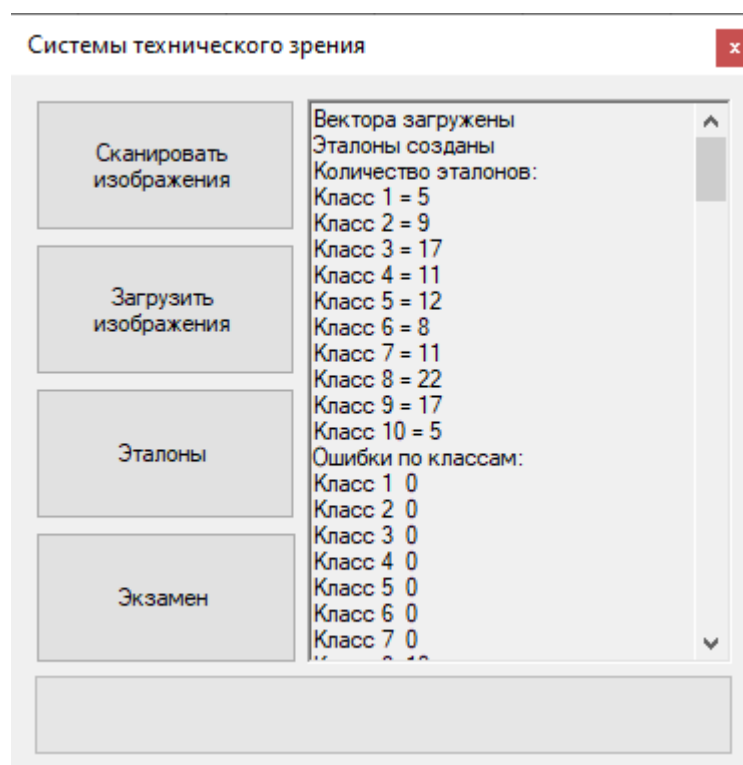


Рисунок 4 – Отчет программы после экзамена 1

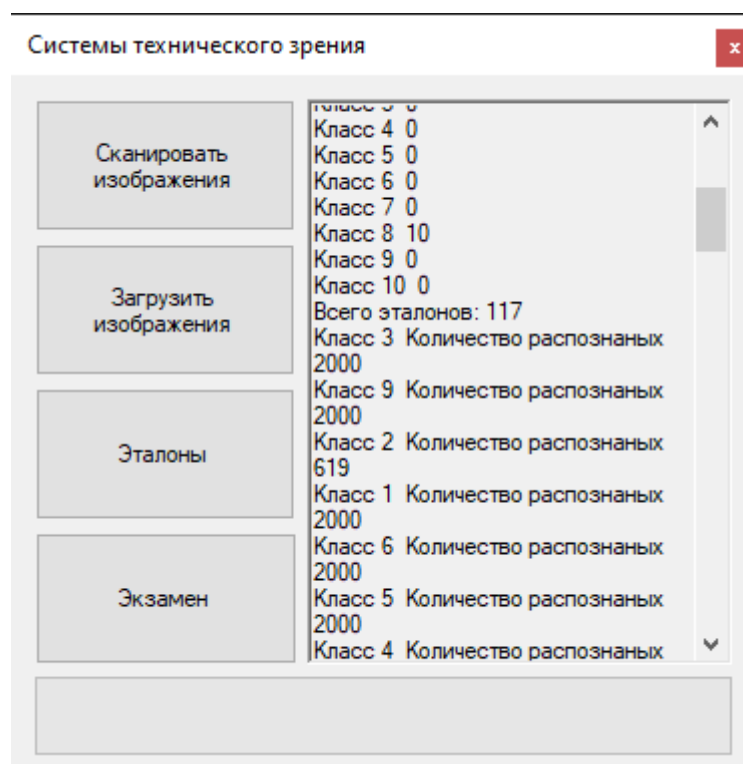


Рисунок 5 – Отчет программы после экзамена 2

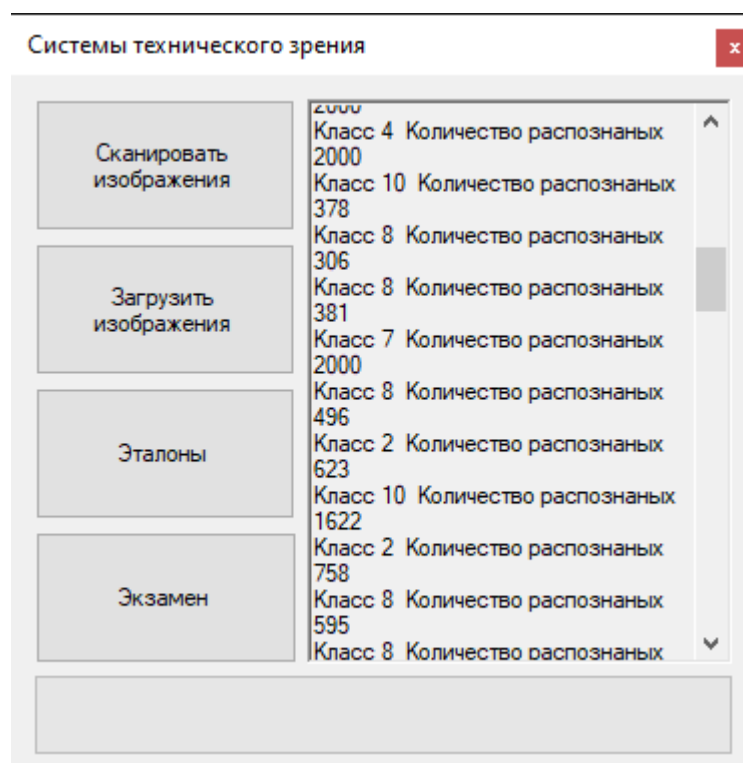


Рисунок 6 – Отчет программы после экзамена 3

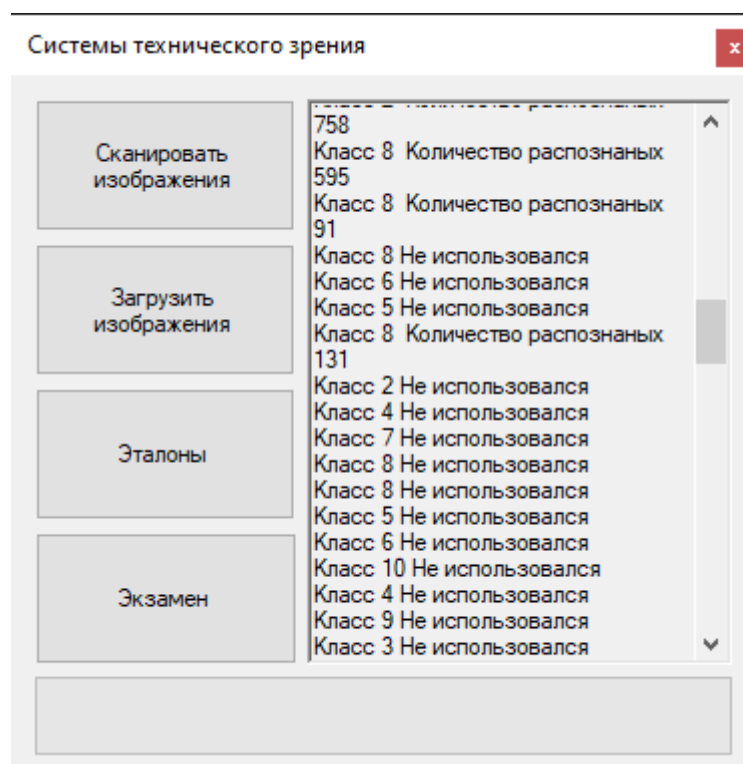


Рисунок 7 – Отчет программы после экзамена 4

Приложение А. Руководство программиста

Программа содержит 3 класса: Main.cs, AttributeSearch.cs, Vectors.cs

В главном классе (Main.cs) происходит передача действий пользователя, выполняются задачи согласно кнопкам на форме:

Сканировать – сначала открывается диалоговое окно с запросом папки, в которой содержатся изображения, затем программа будет выполнять сканирование изображений и находить признаки согласно заданию. (Выбрать нужно верхнюю папку, содержащую подпапки с названиями классов – 1,2,3...)

Важно! Процесс сканирования признаков очень длительный.

После сканирования результаты сохраняются в текстовом виде; разделённые символом « ; »;

Загрузить – нужно выбрать текстовый файл сканирования, который понадобится для следующих операций;

Эталон – производится поиск эталонов по загруженным данным, отчет будет выведен в лог на форме.

Экзамен – происходит процесс сравнения эталонов с изображениями, отчет будет выведен в лог на форме и может быть сохранен пользователем.

В классе AttributeSearch.cs, находятся функции для поиска критериев на изображении.

Класс Vectors.cs используется изображениями для хранения информации о своих признаках.

В коде присутствуют комментарии (//...) и описания ///summary). По ним можно ориентироваться что делает функция или ниже идущий код.