

Федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение  
высшего образования  
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт цветных металлов и материаловедения  
 Кафедра фундаментального естественнонаучного образования

УТВЕРЖДАЮ  
Заведующий кафедрой  
\_\_\_\_\_ Н.И. Косарев  
подпись  
«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20 \_\_\_\_ г.

## МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Информационно-советующая система распознавания образа  
металлоконструкции для функционального использования

09.04.03 Прикладная информатика  
09.04.03.04 «Прикладная информатика в металлургии»

Научный руководитель \_\_\_\_\_ доцент, канд. физ-мат. наук В.В. Осипов  
подпись, дата

Выпускник \_\_\_\_\_ А.Г. Михалев  
подпись, дата

руководитель проекта  
Рецензент \_\_\_\_\_ ООО «ИТЦ РУСАЛ» Р.Х. Мухаметчин  
подпись, дата

Красноярск 2020

## **РЕФЕРАТ**

Проблема распознавания образов, относящаяся к одному из направлений искусственного интеллекта, является важнейшим разделом информатики, связанным с решением широкого круга задач на основе общей концепции. Усложнение техники и технологии, связанной с необходимостью переработки больших объёмов информации, определяет актуальность проблемы распознавания образов, в том числе и при принятии решений в плохо формализуемых задачах.

Целью магистерской диссертации является проектирование информационно-советующей системы, решающей задачу распознавания образов металлоконструкции с помощью оптимального программного продукта и подтверждения её результативности в частной задаче классификации металлоконструкции.

Результатом проекта явились обоснование выбора решающего правила и соответствующего программного продукта, удовлетворяющего требованиям выбранного критерия оптимальности для реализации его в информационно-советующей системе при решении задачи распознавания образов металлоконструкций в плохо формализуемых задачах.

По теме магистерской диссертации опубликованы:

1) Михалёв А.Г. Метод распознавания образов в решении задачи сортировки металлоконструкций\ ВОПРОСЫ РАЗВИТИЯ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ, МАШИН И МЕХАНИЗМОВ: сборник статей по итогам Международной научно-практической конференции (Оренбург, 08 июля 2019 г.). - Стерлитамак: АМИ, 2019. С 27-29;

2) Михалёв А.Г. Геометрический подход в задачах распознавания образов\ СОВРЕМЕННАЯ НАУКА И МОЛОДЫЕ УЧЁНЫЕ: сборник статей Международной научно-практической конференции. – Пенза: МЦНС «Наука и Просвещение». – 2020. С77-80.

**РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ, ИНФОРМАЦИОННО-СОВЕТУЮЩАЯ СИСТЕМА, ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ, ОБРАЗ МЕТАЛЛОКОНСТРУКЦИИ**

## СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	4
1 Теоретические основания проектирования информационно-советующей системы распознавания образа металлоконструкции для функционального использования.....	7
1.1 Математическая постановка задачи исследования .....	7
1.2 Методы распознавания образов в решении поставленной задачи .....	9
1.3 Понятие об информационно-советующих системах.....	15
2 Проектирование информационно-советующей системы распознавания образа металлоконструкции .....	22
2.1 Метод дискриминантного анализа в распознавании образов.....	22
2.2 Распознавание образа металлоконструкции в условиях информационно-советующей системы .....	27
Заключение .....	47
Список использованных источников .....	48
Приложение А Экспертная оценка.....	50

## **ВВЕДЕНИЕ**

Актуальность диссертационного проекта.

Уровень экономического и военного могущества любого государства на современном уровне развития цивилизации в большей степени зависит от уровня развития металлургических предприятий. Металлургический комплекс является базовым системообразующим для отраслей российской экономики и представляет собой совокупность отраслей, относящихся ко всему циклу металлургического производства от добычи и обогащения металлических руд, выплавки металлов и производства проката.

Продукция металлургических предприятий является главным конструкционным материалом для машиностроительного сектора экономики (производство оборудования различного назначения, автомобилей, самолётов, кораблей), в строительном секторе экономики металл используется при строительстве жилых домов и производственных зданий, в газовой и нефтяной отрасли продукция металлургического производства используется для обустройства газовых и нефтяных месторождений.

Специфика металлургического комплекса определяется масштабностью производства (3 тысячи предприятий, на которых осуществляют свою профессиональную деятельность 1,3 млн человек; доля металлургии в общем объёме промышленной продукции составляет свыше 17%, деятельность которых осуществляет около 20% валютной выручки страны).

Для современного постиндустриального общества главным ресурсом являются информационные технологии (ИТ).

Информационные технологии в металлургии используются для решения разных задач:

- для хранения, обработки, систематизации данных, характеризующих металлургическое производство на всех его стадиях;
- подготовка принятия решения по управлению технологическим процессом на основе обработки информации о технологическом объекте;
- использование информационных систем для лица, принимающего решение (ЛПР), на основе сбора, первичной обработки и оценки достоверности информации, преобразовании информации, передача её в пункт хранения, выдача информации ЛПР в удобной для восприятия форме, компьютерная поддержка решения.

Одной из актуальных задач в рамках принятия решения в условиях переработки больших объёмов информации, в том числе и связанных с необходимостью принятия решений в слабо формализуемых задачах, является задача распознавания образов. Проблема распознавания образов относится к одному из направлений искусственного интеллекта, в рамках решения которой с помощью некоторого решающего правила осуществляется принятие решения об отнесении объекта, заданного матрицей признаков, к одному из классов [28,29].

Принятие решений в рамках проблем повышения качества металлургического производства имеет ряд особенностей:

— требуется переработка больших объёмов статистической информации для выявления закономерностей технологического процесса;

— решаемые задачи относятся к слабоформулируемым, для которых классический математический аппарат не применим.

В таких условиях используется для принятия решения методы распознавания образов, в рамках использования которых с помощью определённых решающих правил осуществляется принятие решения о классификации объектов, отнесение отдельного объекта к одному из имеющихся классов.

Анализ научной литературы показал, что метод распознавания образов является методом, расширяющим возможности статистических методов. Области его применения достаточно широки: обработка сигналов в технических системах с выделением их структур, диагностика медицинских проблем, проблемы и задачи, возникающие в банковском деле, социологии и др [1,28].

Необходимо подчеркнуть, что, несмотря на широкое использование во всех сферах жизнедеятельности современных информационных технологий, достаточного количества программных продуктов для решения задачи распознавания в общем виде не разработано. Программные продукты разработаны для частных и специфических задач и поэтому не могут быть использованы в общих случаях [28].

Отсутствие специализированных алгоритмов и программных средств для решения задачи сортировки металлоконструкций и востребованность её практического использования особенно в задаче «разбор завалов», актуализировало проблему разработки информационно-советующей системы, ассоциированной с системой распознавания образов, вырабатывающей альтернативные решения для выбора их профессионалом-экспертом [2,28].

Целью магистерской диссертации является проектирование информационно-советующей системы, решающей задачу распознавания образов металлоконструкции с помощью оптимального программного продукта и подтверждения её результативности в частной задаче классификации металлоконструкции.

Для достижения цели необходимо решить следующие исследовательские задачи:

1. Конкретизировать понятийно-категориальный аппарат теории распознавания образов для решения поставленной задачи;

2. Описать математическую постановку задачи распознавания образов металлоконструкций;

3. Провести анализ методов распознавания образов, оценить их преимущества и недостатки с целью выбора метода для разработки программных средств для распознавания металлоконструкций;

4. Рассмотреть классификацию информационных систем, определить структуру информационно-советующей системы, сопряженную с проблемой распознавания образов;

5. Осуществить выбор и обоснования программного обеспечения для распознавания образа металлоконструкции для функционального использования для информационно-советующей системы;

6. Провести экспертную оценку проекта информационно-советующей системы распознавания образа металлоконструкции.

Предполагаемый результат проекта состоит в обосновании выбора решающего правила в рамках соответствующего метода распознавания образов и соответствующего программного продукта, удовлетворяющего требованиям выбранного критерия оптимальности для реализации его в информационно-советующей системе для решения задачи распознавания образа металлоконструкций в плохо формализуемых задачах.

Работа имеет следующую структуру.

В первой главе рассмотрены теоретические основания проектирования информационно-советующей системы распознавания образа металлоконструкций для функционального использования, включая математическую постановку задачи исследования, анализ методов распознавания образов в контексте решения поставленной задачи, рассмотрение классов информационных систем и определение требований к проектированию информационно-советующей системы.

Вторая глава диссертации посвящена непосредственному проектированию информационно-советующей системы, выбору и обоснованию целесообразного (оптимального) программного обеспечения для распознавания образа металлоконструкции для функционального использования и экспертной оценке проекта информационно-советующей системы.

# **1 Теоретические основания проектирования информационно-советующей системы распознавания образа металлоконструкции для функционального использования**

## **1.1 Математическая постановка задачи исследования**

Прежде чем приступить непосредственно к математической постановке задач исследования конкретизируем понятийно-категориальный аппарат, относящийся к исследуемой проблеме.

Анализ степени разработанности проблемы позволяет отметить, что распознавание образов как научная расширяет возможности исследования статистических связей, дополняя методов корреляционного и регрессионного анализа [9]. В качестве достоинств методов распознавания образов отмечается их универсальность по отношению к исследуемому объекту при выполнении требований к его представлению (описанию). Это свойство универсальности методов распознавания образов по отношению к объекту позволяет решать исследовательские задачи в разных отраслях, в том числе задачи классификации данных в области медицины, социологии, банковском деле, технических системах и др. [28].

Уровень распознавания образов как области научного знания определяется как методологический, позволяющий принимать решения по информации, характеризующей объекты реального мира, наблюдения за которыми представляются многомерными количественными данными [11].

В ходе работы с литературой по теме исследования уточнены базовые понятия.

Содержание понятия «распознавания образов» (РО) трактуется так:

- РО отвечает на вопрос: «Что это?» (Morse);
- отнесение физического объекта или события к одной из предопределённых категорий (DudaandHart);
- задача оценивания функций плотности распределения в многомерном пространстве и разбиение пространства категорий и классов (Fukunaga);
- автоматическое принятие решений для потока будущих образцов по некоторым примерам сложных сигналов и правильных решений для них (Ripley);
- наука, изучающая описание или классификацию (распознавание) измерений (Shabroff);
- процесс присвоения имён и наблюдениям x (Shurmann).

Дадим определения другим базовым понятиям.

Образ – это структурированное описание изучаемого объекта или явления в форме вектора признаков, каждый элемент которого представляет числовое значение одного из признаков, характеризующих соответствующий объект.

Распознавание осуществляется на основе схожести однотипных объектов по тому или иному признаку или группе признаков.

Распознавание опирается на теорию компактности: если система признаков и мера сходства объектов введена удачно, то схожие объекты лежат в одном классе.

В этом случае граница между классами имеет достаточно простую форму, а классы образуют компактно локализованные области в пространстве признаков [29].

Классификация – разбиение всего множества объектов на непересекающиеся подмножества – классы, элементы которых имеют некоторые свойства, отличающие их от элементов других классов [28].

Задача распознавания состоит в отнесении рассматриваемых объектов или явлений по их описанию к конкретным классам.

Кластером называют группу образов  $\{x_i\}$ , удовлетворяющих условию:

$$\|x_i - x_k\| < d,$$

где  $\|\cdot\|$  – мера сходства между образами,

$d$  – пороговое ограничение по этой мере.

Наиболее распространённой мерой сходства является расстояние между точками – образами в пространстве признаков  $X$ . В большинстве случаев используется евклидова метрика:

$$\|\bar{a} - \bar{b}\| = \sqrt{\sum (a_i - b_j)^2}. \quad (1)$$

Определившись со смыслом базовых понятий по проблеме исследования, перейдём к математической постановке задачи.

Пусть задано множество  $M$  распознаваемых объектов  $\omega$ . Каждый объект  $\omega$  представлен как вектор  $\omega\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ . На основании этих признаков составляется описание объекта  $J(\omega) = (x_1(\omega), x_2(\omega), \dots, x_n(\omega))$ .

Для рассматриваемого объекта  $\omega$  вычисляется его информационный вектор  $a(\omega) = (a_1(\omega), \dots, a_m(\omega))$ .

Процедура, строящая информационный вектор  $a(\omega)$ , выражает алгоритм принятия решения об отнесении объекта  $\omega$  к тому или иному классу и называется «решающей функцией».

Обучающая выборка [28] в задаче распознавания является априорной информацией о множестве распознаваемых объектов и представляет описание всех классов  $\Omega_i$  объектов:

$$T = J_0(\Omega_1, \dots, \Omega_m).$$

Обучающая выборка может быть представлена таблицей, строки которой представляют имена объектов  $\omega_i$ ,  $i=1, \dots, r_m$ , а столбцы – признаки  $x_j$ ,  $j=1, \dots, n$ . Элементами таблицы являются значения признаков объектов  $x_j(\omega_i)$ . Строки таблицы 1 сгруппированы по классам  $\Omega_j$ ,  $j=1, \dots, m$  [28].

Таблица 1 – Обучающая выборка

	Признаки объектов				Классы $\Omega_1$
	$x_1$	$x_2$	...	$x_n$	
$\Omega_1$	$x_1(\omega_1)$	$x_2(\omega_1)$	...	$x_n(\omega_1)$	
$\Omega_2$	$x_1(\omega_2)$	$x_2(\omega_2)$	...	$x_n(\omega_2)$	
...	...	...	...	...	
$\Omega_{r_{m-1}+1}$	$x_1(\omega_{r_{m-1}+1})$	$x_2(\omega_{r_{m-1}+1})$	...	$x_n(\omega_{r_{m-1}+1})$	$\Omega_m$
...	...	...	...	...	
$\Omega_{r_m}$	$x_1(\omega_{r_m})$	$x_2(\omega_{r_m})$	...	$x_n(\omega_{r_m})$	

Приведённая выше математическая постановка задачи распознавания образов предполагает векторное представление распознаваемого объекта через определённый набор информативных признаков, наличие обучающей выборки и решающего правила, позволяющего на основе априорной информации, заложенной в обучающей выборке, относить распознаваемый объект к тому или иному классу.

## 1.2 Методы распознавания образов в решении поставленной задачи

Анализ научной и учебно-методической литературы позволил выделить методы распознавания образов:

- метод перебора;
- метод функций близости (например, евклидовой нормы);
- сравнение с прототипом;
- сравнение с k-ближайшими соседями;
- методы дискриминантных функций (делящих всё пространство на области, соответствующие классам образов) [28];
- статистические методы распознавания основываются на минимизации вероятности ошибки при классификации;
- лингвистические методы основываются на анализе описания изображения, представленного цепочкой символов, являющейся фразой некоторого языка;
- эвристические методы.

Группа методов 2–4 базируются на анализе признаков, выраженных числами, либо векторами с числовыми компонентами.

Лингвистические методы используют анализ структуры в распознавании образов, описываемой соответствующими структурными признаками и отношениями между ними.

Группа эвристических методов характеризуется использованием приёмов и логических процедур, которые использует человек при распознавании образов.

Особый интерес для нашей работы представляет метод построения дискриминантной функции по заданной обучающей выборке применительно к задаче о разделении образов на два класса [28].

Ниже, в таблице 2, представлена обобщённая система классификации методов распознавания.

Таблица 2 – Классификация методов распознавания

Классы методов и их характеристика	Классы решаемых задач	Ограничения
Интенсивные - основанные на операциях с признаками	Основаны на оценках плотностей распределения значений принципов	Нормальное распределение большой статистики Необходимость перебора всей обучающей выборки при распознавании
	Основаны на предложениях о классах решающих функций	Классы хорошо разделяемы, система признаков ортонормированна Должен быть заранее известен вид решающей функции. Невозможность учета корреляции между признаками
	Логические методы	Допускаются для задач небольшой размерности признаков Необходим полный перебор для построения решающего правила. Высокая трудоёмкость
	Лингвистические методы	Небольшая размерность признаков Трудно формализуемы и слабо теоретически обоснованы
Экстенсивные – основанные на операциях с объектами	Сравнение с прототипом (метод эталонов)	Небольшая размерность признаков Зависимость результата классификации от выбранной метрики. Неизвестность оптимальной метрики
	Метод k ближайших соседей	Небольшая размерность признаков Зависимость результата классификации от метрики, полный перебор обучающей выборки. Вычислительная трудоёмкость
	Алгоритмы вычисления оценок (ABO)	Небольшая размерность признаков и количества классов Зависимость результата классификации от метрики, полный перебор обучающей выборки. Вычислительная трудоёмкость
	Коллективы решающих правил	Небольшая размерность признаков и количества классов Высокая техническая сложность и теоретическая процедура не разработанности
	Метод потенциальных функций	Хранение лишь части выборки, нелинейная разбивка множеств объектов Зависимость результата обучения от порядка предъявления объектов. Трудности выбора потенциальной функции

При решении задач распознавания образов выделяют типы задач:

— классификация (обучение без учителя) предполагает разбиение множества объектов на непересекающиеся классы по каким-либо способам по определённым признакам;

— распознавание по обучающей выборке состоит в отнесении предъявляемых объектов к определенным классам с помощью решающего правила классификации [2]. В этих условиях предполагаемые обучение системы на множестве примеров – обучающей выборке.

Модуль распознавания по образцу представлен на рисунке 1.

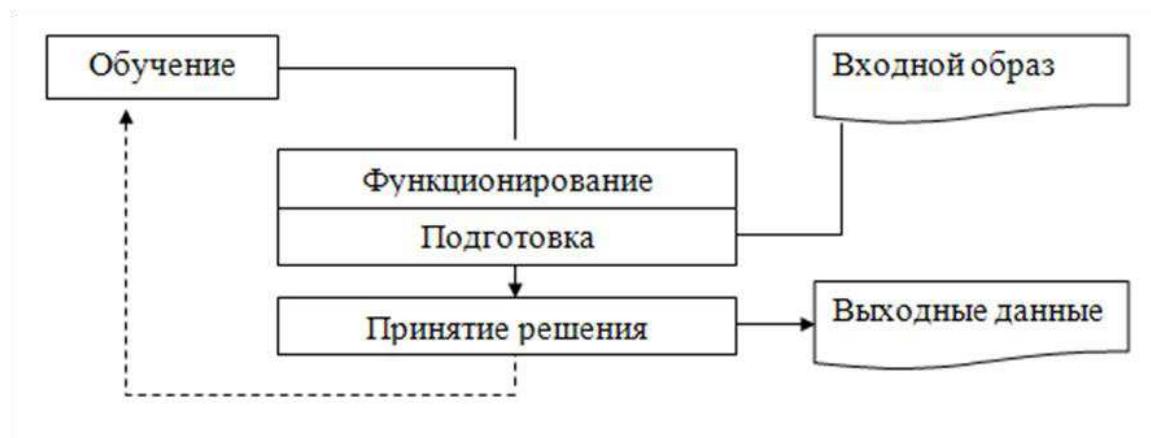


Рисунок 1 – Модуль распознавания по образцу

Алгоритм распознавания представляет собой абстрактную систему  $R$ , состоящую из трёх множеств:  $R = (A, S, P)$ , где  $A$  – перечень выделяемых классов;  $S$  – набор признаков, позволяющих относить образы к тому или иному классу из множества  $A$ ;  $P$  – правила принятия решения при отнесении образа к классу.

Множества  $A$  и  $S$  составляют информационную компоненту системы распознавания и тесно взаимосвязаны. В зависимости от того, как описаны признаки классов, могут применяться разные подходы к организации процесса распознавания.

При классификации объектов для разбиения всего пространства признаков на классы обычно используются решающие функции (дискриминанты), удовлетворяющий условию:  $I_k(x) = \max_i I_i(x) \Rightarrow x \in A_k$ , где  $A_k$  - область решения в пользу  $k$ -го класса,  $k = e = 1, 2, \dots, k$ .

В этом случае алгоритм распознавания рассчитывает значения решающей функции для всех  $k$  классов и выбирает класс, соответствующий максимальному значению функции. Решающую функцию можно рассматривать как расстояние образа до эталона (метрики) позволяет решать следующие задачи:

- классифицировать все образы заданного множества;
- анализировать итоги классификации по одной и той же методике;
- определять качество и репрезентативность обучающей выборки.

Одним из видов метрики является евклидово расстояние. В  $n$ -мерном пространстве параметров расстояние между двумя векторами  $\bar{a}$  и  $\bar{b}$  определяется как

$$\|\bar{a} - \bar{b}\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}. \quad (2)$$

В процессе освоения теории распознавания образов в качестве примера рассмотрена задача разработки алгоритма классификации деталей на качественные и некачественные для ее реализации на компьютере.

Образ, как структурированные описания изучаемого объекта, представляется вектором признаков, компоненты которого имеют числовое значение.

Алгоритмическая последовательность, моделирующая решаемую задачу, включает в себя следующие процедуры:

- абстрагирование, т.е. переход от реального объекта к кодированному – описанию его свойств при помощи данных и операций над ними;
- построение математической модели;
- разработка программы на основании разработанного алгоритма.

Определённая часть задач распознавания образов решается с использованием методов и алгоритмов специализированных инструментальных пакетов, позволяющих классифицировать многомерные количественные данные. В частности, специализированные пакеты ERDASImagine, ERMapper (Австралия), EASY/PAGE (PCI) (Канада), ILVISGIS (Голландия) и MathWorksMatlab.

Анализ научных источников, относящихся к задачам распознавания образов позволил охарактеризовать эти задачи как задачи автоматизации обработки данных, анализа закономерностей в массивах информации, среди которых выделяются:

- определения существенных признаков (факторов), преобразования пространства признаков;
- выявление закономерностей размещения элементов конечного множества в многомерном фазовом пространстве;
- разбиение пространства на классы эквивалентности элементов пространства к классам.

Одним из методов распознавания образов является дискриминантный анализ, который выступает альтернативой множественного регрессионного анализа для случая, когда зависимая переменная качественная (категориальная).

Основная задача дискриминантного анализа состоит в том, чтобы на основе измерения различных характеристик объекта классифицировать его, т.е. отнести его к некоторому классу оптимальным образом [5].

Задача дискриминантного анализа часто встречается в производственной практике. В частности, если известно, что ходе производственного процесса

появляются бракованные детали из-за некоторых разладок производственного процесса, то информацию о бракованных изделиях можно использовать для определения причины конкретного дефекта детали из-за нарушения производственного процесса (несоблюдения температурного режима, неудовлетворительное качество сырья и др.).

Из множества признаков, характеризующих объект, надо выделить те, которые позволяют отнести наблюдаемые объекты в одну или несколько групп.

С помощью дискриминантного анализа решаются задачи:

- определение списка признаков из числа учтённых, показывающих межгрупповые различия;
- оценивать различия групп посредством вычисления расстояний между их центроидами;
- осуществлять оценку качества разделения групп.

Прежде чем перейти к рассмотрению геометрического подхода в задачах распознавания образов отметим, что распознавание образов относится к одному из направлений искусственного интеллекта, позволяющего относить распознаваемый объект к определённому классу в соответствии с его матрицей признаков, по которым происходит распознавание. Создание системы распознавания образов является актуальной и сложной теоретико-технологической проблемой, имеющей широкую практическую востребованность [29].

Распознавание образов, несмотря на использование общих принципов, к которым относятся: методика отнесение объекта к определённому классу с использованием решающего правила; использование метрики, как способа определения расстояния между объектами, относится к классу интеллектуальных задач, для которых не существует стандартных алгоритмов решения. Однако разработка алгоритма для распознавания в определённой предметной области базируется на ведущих идеях этого метода, которые могут быть раскрыты при использовании наглядности геометрического подхода, который предлагает некую модель осмысления с помощью воображения.

Представим, что имеется множество объектов  $O_1, O_2, \dots, O_k$ . Каждый из заданных объектов имеет числовое представление посредством заданных признаков:  $o_1(n_{11}, n_{21}, n_{n1}), o_2(n_{12}, n_{22}, \dots, n_{n2}), \dots, o_k(n_{1k}, n_{2k}, \dots, n_{nk})$ . Совокупность признаков, относящихся к одному объекту представляет собой вектор. В рамках задачи распознавания полагаем, что каждому образу ставится в соответствие единственные значения вектора признаков и наоборот: каждому значению вектора признаков соответствует единственный образ [1,29]. Если ограничить для наглядности совокупность признаков тремя, то в трёхмерном пространстве получим векторы, представленные на рисунке 2.

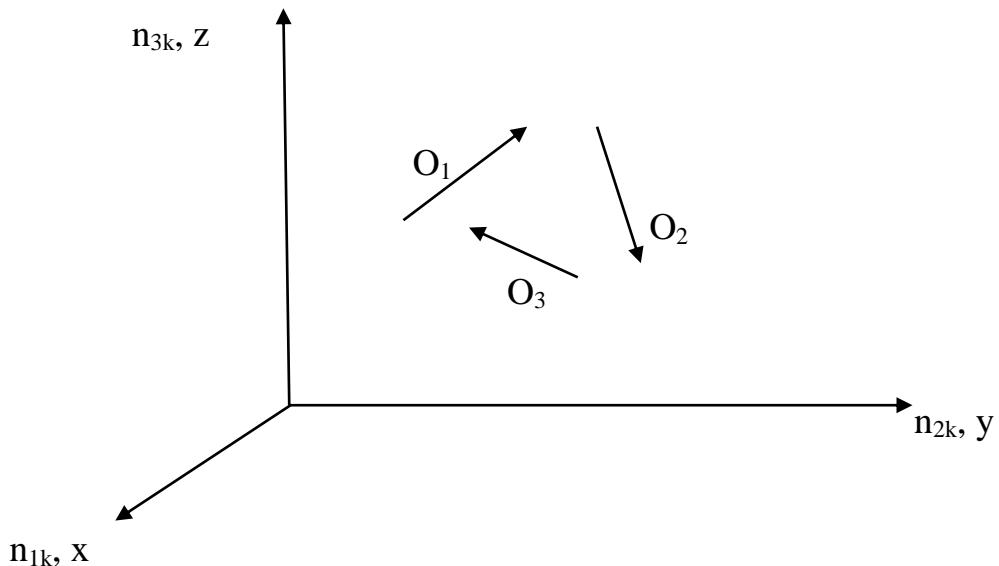


Рисунок 2 – Геометрическое представление объектов

Задача распознавания образов состоит в отнесении нового распознаваемого объекта к определённому классу. При условии, что в классах находятся объекты, принадлежность которых к определённому классу известна (их могут называть прецедентами).

При разработке системы распознавания (классификации) возникают следующие задачи [6]:

- получение математического описания образов, как показано выше удобным математическим описанием является представление образов в виде вектора. Векторы образуют векторное пространство признаков. Важным требованием к такому пространству является требование метричности, так как процедура построения решающего правила (классификатора) основана на вычислении расстояния между векторами, соответствующих разным образам;
- выбор оптимального (минимального) количества информативных признаков, минимальный набор признаков, достаточный для распознавания представляет собой словарь признаков, от удачного выбора которого зависит результативность системы распознавания [29];
- описание классов распознавания образов посредством определения их границ;
- нахождение оптимальных решающих процедур, позволяющих отнести распознаваемый образ к определённому классу [29];
- оценка достоверности проведённой классификации образов с использованием решающего правила.

Важность этой задачи определяется необходимостью оценки потерь, связанных с неправильной классификацией.

С идеей геометрического подхода к задаче распознавания образов согласуется идея сравнения объектов между собой на основе вычисления расстояния между объектами, заданными векторами со своими координатами. Тогда мера расстояния между двумя образами может быть вычислена как евклидово расстояние:

$$D = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2}. \quad (3)$$

Основанием разнесения точек по классам является гипотеза о компактности образов, которая легко поддаётся геометрической интерпретации и может быть сформулирована так: если система признаков и мера сходства введена целесообразно, то схожие объекты с большой вероятностью попадают в один класс. В этом случае граница между классами имеет достаточно простую форму, а классы образуют компактно локализованные области в пространстве признаков.

В условиях информатизации всех сторон жизнедеятельности современного человека ставится задача разработки систем автоматического распознавания, технологическая основа которой базируется на возможностях прикладной информатики, а практическая позволит выявлять ситуации в сложных технологических комплексах, предотвращая критическое и аварийное состояние.

С точки зрения искусственного интеллекта проблема создания автоматического распознавания образов зависит от возможности современного человека, осуществляющего сложные процессы распознавания за счёт потенциальных возможностей собственной работы мозга, описать их столь formalизовано, чтобы можно было бы передать их «умной» машине [7,29].

### **1.3 Понятие об информационно-советующих системах**

Всё множество информационных систем может быть классифицировано по разным основаниям. Рассмотрим важную для данного исследования классификацию информационных систем по характеру используемой информации.

По характеру использования информации информационные системы можно разделить на информационно-поисковые и информационно-решающие.

Информационно-поисковая система осуществляет ввод, систематизацию, хранение и выдачу информации по запросу, не осуществляет её преобразование. Например, поисковая система любой библиотеки или информационно-поисковые системы для продажи железнодорожных и авиабилетов.

Информационно-решающие информационные системы предназначены для переработки информации в соответствии с заданным алгоритмом. Учёт степени воздействия выработанной информации может быть разным, что позволяет выделить из информационно-решающих систем два класса: управляющие и советующие информационные системы.

Если информационная система обеспечивает решение задач расчётного характера с однозначным решением (ответом) или обрабатывает большие объёмы информации с заданной целью по определённому алгоритму, то такая информационная система относится к управляющим информационным

системам. В качестве примера управляющей информационной системы можно рассматривать систему бухгалтерского учёта или систему оперативного планирования выпуска определённой продукции.

На рисунке 3 представлена схема, поясняющая классификацию информационных систем по характеру использования информации.

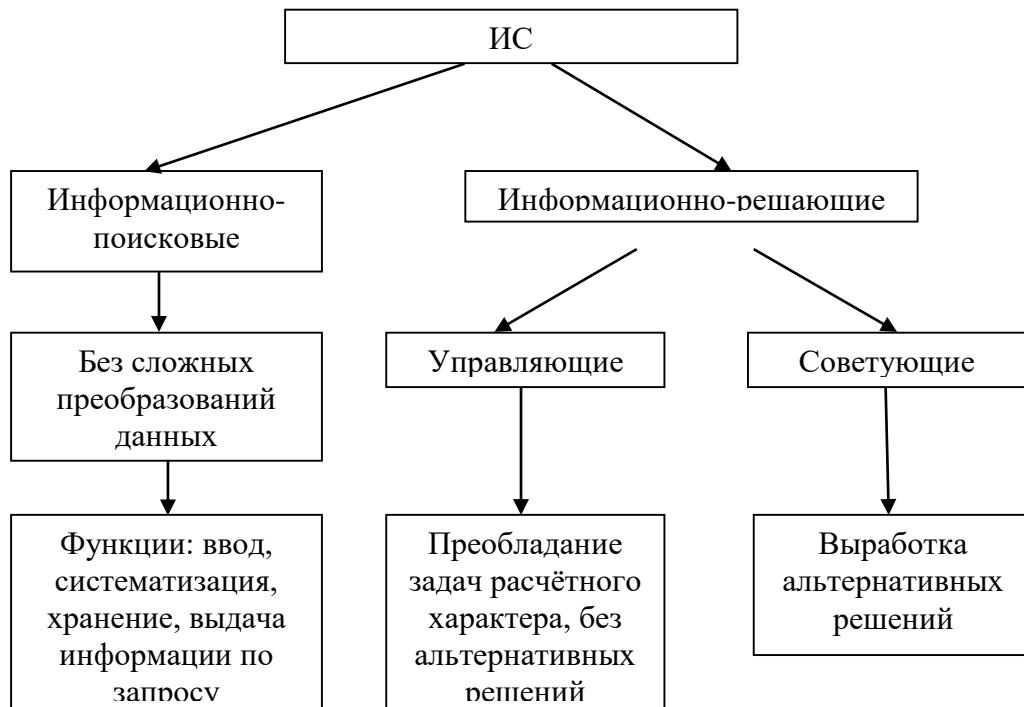


Рисунок 3 – Классификация информационных систем по характеру использования информации

Другим основанием классификации информационных систем является степень их автоматизации. При этом рассматривают в рамках автоматизации её отсутствие, т.е. ручную ИС, автоматическую и автоматизированную.

Ниже на рисунке 4 представлена классификация информационных систем с выделением в ней автоматизированных.

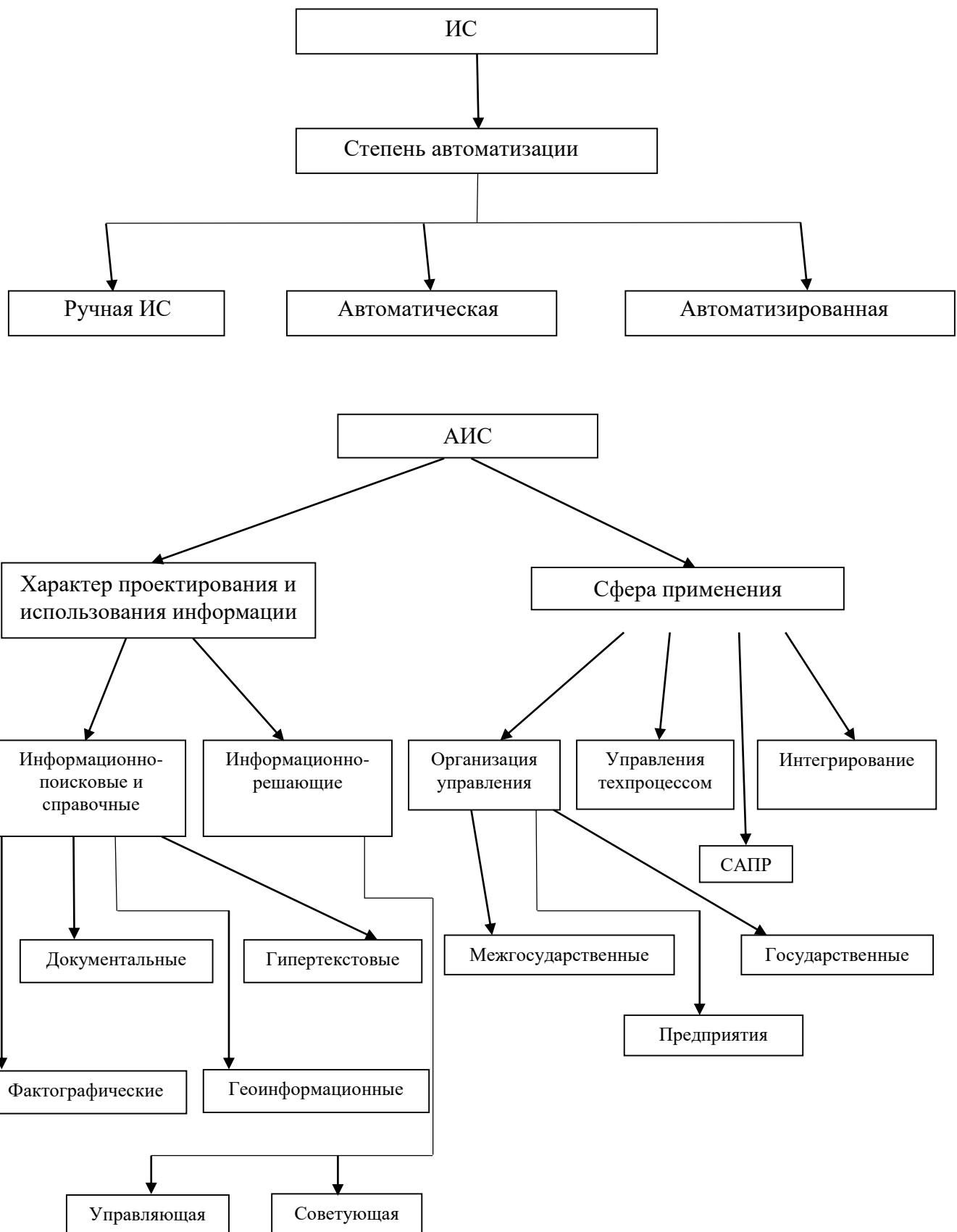


Рисунок 4 – Классификация ИС по степени автоматизации и характеру использования информации.

Информационно-управляющие или автоматизированные системы управления предназначены для автоматизированного принятия решений для широкого круга задач управления. Они представляют собой информационно-технические системы, которые обеспечивают решение на основе автоматизации информационных процессов. Эти системы обрабатывают большие объёмы информации при решении, как правило, задач расчётного характера.

Информационно-советующие системы обладают более высоким интеллектом по сравнению с управляющими ИС, однако результатом их деятельности является информация, на основе которой принимает решение человек-эксперт, являющийся компонентой этой системы.

Структура и функции информационно-советующей системы представлены ниже на рисунке 5.

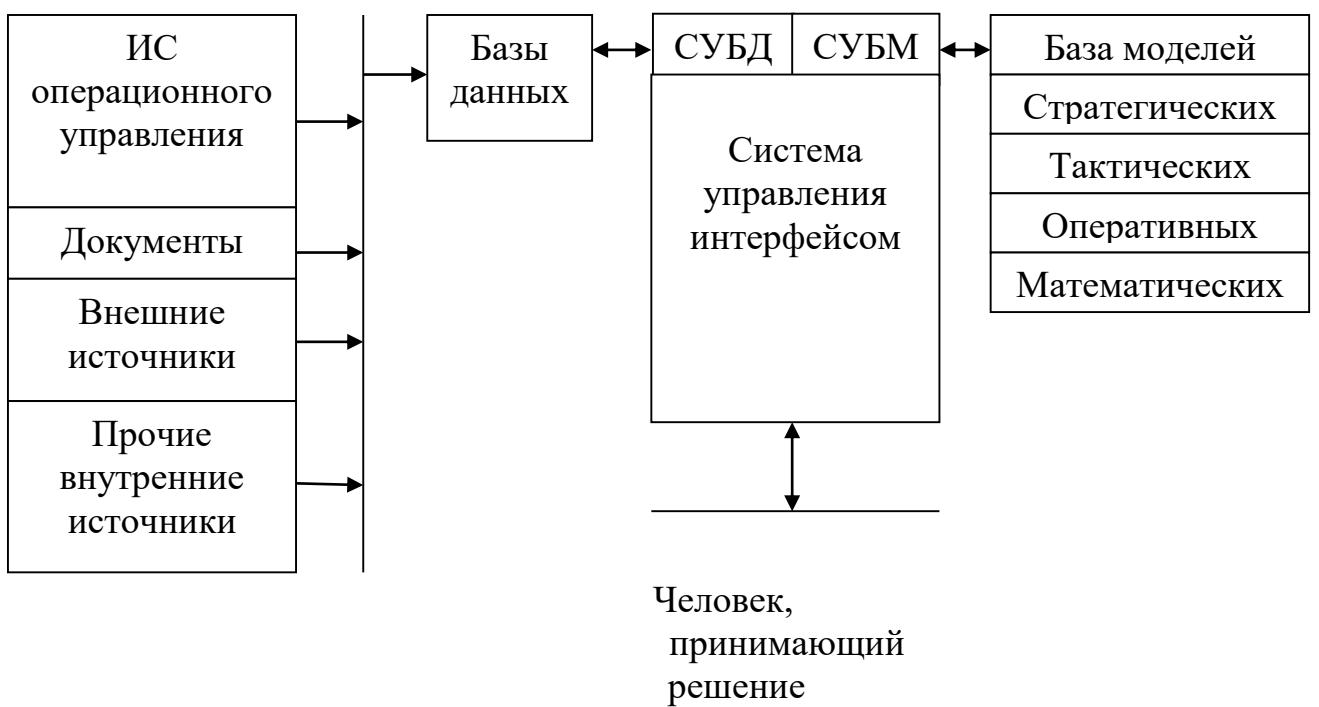


Рисунок 5 – Структура и функции информационно-советующей системы

Как отмечалось ранее, задача распознавания образа относится к слабоструктурированным задачам, а её решение с использованием дискриминантного анализа выдаёт его с определённой долей вероятности. Поэтому для принятия решения по представленным вариантам распознавания целесообразно использовать опыт и интуицию профессионала-эксперта. В этом случае модуль решения задачи распознавания может быть встроен в информационно-советующую систему для выработки управляющего решения.

В рамках данного исследования модуль распознавания образов выступает базовым в информационно-советующей системе и обеспечивает формирование альтернатив принятия решения по управлению объектом.

Общий вид информационно-советующей системы, ассоциированной с системой распознавания образов представлена на рисунке 6.

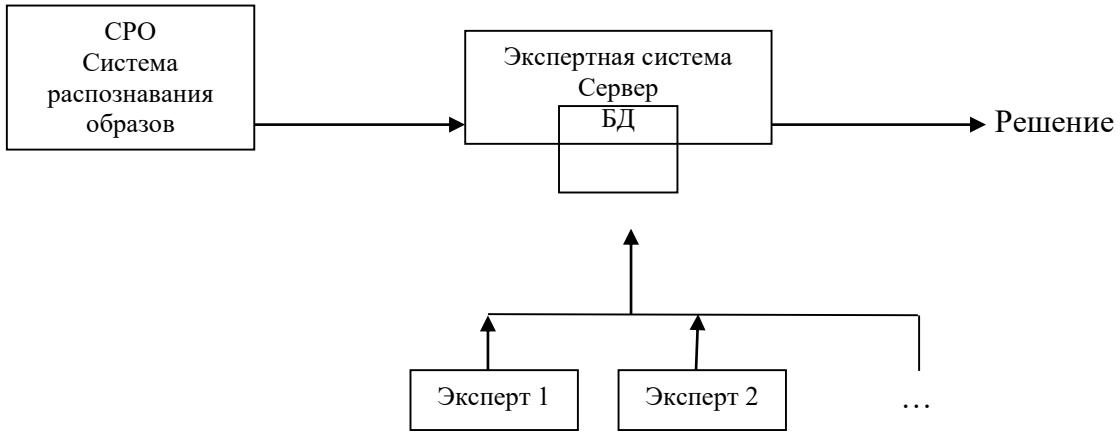


Рисунок 6 – Общий вид информационно-советующей системы, ассоциированной с системой распознавания образов

Лицо, принимающее решение (ЛПР), выбирает конкретный вариант управляющего воздействия из предложенных альтернатив. Фактически варианты решения задачи распознавания образа металлоконструкции выступают в качестве поддержки принятия решения специалистом. В этом случае лицо, принимающее решение, использует информацию, выданную модулем распознавания образов и с учётом дополнительных сведений, поступающих по другим каналам и с учётом предложений информационно-советующей системы, вырабатывает управляющее воздействие.

## Выводы по главе 1

Рассмотрение теоретических оснований проектирования информационно-советующей системы распознавания образа металлоконструкции для функционального использования позволяет сделать следующие выводы.

Распознавание образов относится к одному из направлений искусственного интеллекта, позволяющего относить распознаваемый объект к определённому классу в соответствии с его матрицей признаков, по которым происходит распознавание. Создание системы распознавания образов является актуальной и сложной теоретико-технологической проблемой, имеющую широкую практическую востребованность [29].

В тоже время, несмотря на использование общих принципов, к которым относятся: методика отнесения объекта к определённому классу с использованием решающего правила; использование метрики, как способа определения расстояния между объектами, распознавание образов относится к классу интеллектуальных задач, для которых не существует стандартных алгоритмов решения [29].

В частности, одной из слабоструктурированных задач, значимых для металлургической отрасли, является задача «разборки завалов».

Завалом в данном случае называется хаотическое нагромождение строительных материалов и конструкций, технологического оборудования, санитарно-технических устройств и другое.

Причиной образования завалов могут быть природные стихийные бедствия, воздействие природных факторов, приводящих к старению и коррозии материалов, ошибки при проектировании и строительстве, нарушение правил эксплуатации объектов, иные действия.

Разбор завалов является сложной теоретико-технологической проблемой, имеющей высокую практическую значимость. Задача может быть решена с использованием метода распознавания образов.

Целью магистерской диссертации является проектирование информационно-советующей системы, решающей задачу распознавания образов металлоконструкции с помощью оптимального программного продукта и подтверждения её результивности в частной задаче классификации металлоконструкции.

Исследовательские задачи, позволяющие достичь цель исследования:

- конкретизировать понятийно-категориальный аппарат теории распознавания образов для решения поставленной задачи;
- описать математическую постановку задачи распознавания образов металлоконструкций;
- провести анализ методов распознавания образов, оценить их преимущества и недостатки с целью выбора метода для разработки программных средств для распознавания металлоконструкций;
- рассмотреть классификацию информационных систем, определить структуру информационно-советующей системы, сопряженную с проблемой распознавания образов;
- осуществить выбор и обоснования программного обеспечения для распознавания образа металлоконструкции для функционального использования для информационно-советующей системы;
- провести экспертную оценку проекта информационно-советующей системы распознавания образа металлоконструкции.

Решение первой задачи исследования позволило конкретизировать понятийно-категориальный аппарат исследования, определив базовые понятия: образ, распознавание, признаки, классы.

Процедура распознавания осуществляется с помощью принципов (сравнения с эталоном, кластеризации общности свойств) с использованием правил Р принятия решений (эвристические, математические, лингвистические). В данном исследовании решение об отнесении объекта к определённому классу принимается с использованием математических решающих правил.

Качество распознавания оценивается по критериям:

- качество распознавания;
- время распознавания;
- затраты на разработку системы;

— обучение персонала.

Допустимым является качество распознавания при точности классификации  $>70\%$ .

Процедура распознавания образов представляется в виде некой абстрактной системы  $R$  как  $R = (A, S, P)$ , где  $A$  — перечень выделяемых классов;  $S$  — набор признаков, позволяющих относить образы к тому или иному классу из множества  $A$ ;  $P$  — правила принятия решения при отнесении образа к классу.

Здесь  $A, S, P$  — задают информационный компонент системы распознавания.

Математическая постановка задачи распознавания образов предполагает векторное представление распознаваемого объекта через определённый набор информационных признаков, наличие обучающей выборки и решающего правила, позволяющего на основе априорной информации, заложенной в обучающей выборке, относить распознаваемый объект к тому или иному классу.

Поиск решающего правила  $P$  принятия решения в системе распознавания образов поставил задачу анализа метода распознавания образов. Выделены методы распознавания:

- метод перебора;
- метод функций близости [28];
- методы дискриминантных функций;
- статистические методы;
- лингвистические методы;
- эвристические методы.

Проведена систематизация рассмотренных методов с выделением их характеристик, классов решаемых задач, ограничений в использовании для интенсивных (основанных на операциях с признаками) и экстенсивных (основанных на операциях с объектами) методов распознавания.

Введено понятие информационно-советующей системы, ассоциированной с системой распознавания образов, в которой базовой компонентой выступает подсистема распознавания образов, а принятие решения осуществляется через сервер БД в случае типовых решений, а сложные решения (выбор из альтернатив) предполагается принимать экспертам.

## **2      Проектирование      информационно-советующей      системы распознавания образа металлоконструкции**

### **2.1 Метод дискриминантного анализа в распознавании образов**

В научной литературе существуют разные типологии распознавания образов. В частности, ряд авторов различают параметрические, непараметрические и эвристические модели, другие исследователи представляют методы распознавания в логике развития этой научной области и выделяют:

- методы, основанные на принципах различия и сходства;
- методы потенциальных функций и т.д.

В исследованиях Ергалиева Д.С. акцентируется внимание на интенсиональном и экстенсиональном способе представления знаний, которые порождают соответствующие методы распознавания образов, основанные на операциях с признаками (интенсиональные методы распознавания образов) и основанные на операциях с объектами (Экстенсиональные методы распознавания образов).

В группу интенсиональных методов распознавания образов входят:

- методы, использующие оценку плотностей распределения значений признаков;
- методы, основанные на предположениях о классах решающих правил;
- логические методы;
- лингвистические методы [15, с.43-44].

Ниже представлен обзор методов распознавания образов с обучением и без него.

#### **Распознавание образов без обучения.**

Распознавание образов без обучения осуществляют методами кластерного анализа, представленными в таблице 3.

Таблица 3 – Методы кластерного анализа

Название метода	Суть метода
Меры различия и меры сходства	Используются функции расстояния как мера различия, а также мера сходства на основе корреляции
Меры различия и информационная статистика	В качестве метрики используется евклидово расстояние, манхэттенское расстояние, расстояние Махалонобиса
Меры сходства	Сходство образов в матрице мер сходства определяются с использованием коэффициента корреляции, коэффициенты ассоциативности и т.д.
Кластерный анализ	Кластеризация как разбиение на основе схожести с теми объектами, которые содержатся в кластере. В рамках кластерного анализа различают иерархические, интерактивные методы, а также алгоритмы типа разрезания графа
Метод ближней связи [16, с.72]	Один из иерархических методов кластерного анализа, основанных на анализе похожести объектов по информации, представленной в матрице его характеристик. Для получения представления об общей конфигурации объектов проводится визуализация результатов кластеризации путем построения дендрограммы
Метод k-средних Мак-Куина [17, с.109]	Классификация осуществляется на определённое число кластеров, с последующим отнесением объектов к тому кластеру, объекты которого для него оказываются ближайшими.
Метод корреляционных плеяд [18, с.7]	Используется визуализация результатов классификации, которые представляются в виде цилиндра, рассеченного плоскостями, перпендикулярными его оси. Графически результаты классификации изображаются в виде срезов (плеяд) корреляционного цилиндра. На окружностях отмечаются классифицируемые объекты, связи между ними указываются путем соединения хордами точек окружности

Для реализации распознавания без обучения имеется ряд программных продуктов, сведения о которых представлены ниже.

Ресурсы по программным продуктам анализа данных. Распознавание без обучения, содержащиеся в [12], представлено в таблице 4.

Таблица 4 – Ресурсы по программным продуктам анализа данных

Ресурс, адрес	Разработчик или поставщик	Содержание
<a href="http://www.exetersoftware.com">www.exetersoftware.com</a>	Exeter Software	NTSYSp, программа многомерного анализа данных, включая кластерный анализ [12]
<a href="http://www.cemi.rssi.ru/structure/science_divisions/lab201.php#4">http://www.cemi.rssi.ru/structure/science_divisions/lab201.php#4</a>	Центральный экономико-математический институт РАН	КЛАССМАСТЕР, классификации, демонстрационная версия
<a href="http://www.datacenter.ru">www.datacenter.ru</a>	Фирма «Дата-Центр»	STARС, Программа распознавания образов
<a href="http://www.clustan.com">www.clustan.com</a>	Clustan Ltd.	Clustan Package, пакет кластерного анализа для UNIX Clustan/PC, пакет кластерного анализа для UNIX на персональных компьютерах Clustan Graphics, пакет кластерного анализа для Windows [12]

### **Распознавание образов с обучением.**

Методы дискриминантного анализа – это метод распознавания с обучением на основе некоторых решающих правил, позволяющих отнести объекты к заданным выше классам [19, с.339].

Решающие правила могут быть заданы:

- как вероятности диагноза при заданном перечне признаков (Метод Байеса);
- в виде классифицирующих функций (дискриминантный анализ Фишера);
- с помощью дискриминантных функций в каноническом дискриминантном анализе;
- с использованием групповой ковариационной матрицы, групповых векторов средних и определителей ковариационной матрицы.

Методы распознавания образов с обучением используют в качестве обучающих выборок, объекты, про которые известна их принадлежность к тем или иным классам.

Распознавание образов с обучением предполагает выявление информативных параметров. При этом способность параметров описывать объект классификации с точностью, достаточной для обеспечения самой классификации называется информативностью параметров [12, 20]. До применения методов дисперсионного анализа применяют корреляционный, факторный анализ для выявления информативных параметров и классификация без обучения с целью выявлений обучающихся групп [12]. Количество информативных параметров должно быть достаточным для верной классификации, но и не содержать избыточного количества параметров. Ряд

авторов связывают понятие информативности с понятием чувствительности исследуемой системы к параметрам [21; 22].

Одним из методов распознавания образов является вероятностный метод Байеса. Специфика метода состоит в возможности учитывать признаки различной физической природы за счет использования частот встречаемости (вероятностей) признаков при различных состояниях [23, с.606]. Метод строится на использовании специальной диагностической матрицы.

В таблице 5, называемой диагностической матрицей [12], представляются вероятности двух диагнозов  $D_1$  и  $D_2$  для трех признаков  $K_1, K_2, K_3$ . Первый признак  $K_1$  имеет 4 разряда  $P(K_{11}), P(K_{12}), P(K_{13}), P(K_{14})$ , второй признак  $K_2$  имеет три разряда  $P(K_{21}), P(K_{22}), P(K_{23})$ , третий признак  $K_3$  имеет два разряда  $P(K_{31}), P(K_{32})$ .

Таблица 5 – Диагностическая матрица для признаков

	$K_1$				$K_2$			$K_3$	
	$P(K_{11})$	$P(K_{12})$	$P(K_{13})$	$P(K_{14})$	$P(K_{21})$	$P(K_{22})$	$P(K_{23})$	$P(K_{31})$	$P(K_{32})$
$D_1$									
$D_2$									

Вычисление вероятности диагноза производится по формуле

$$P\left(\frac{D_i}{K^*}\right) = \frac{P(D_i) \cdot P\left(\frac{K^*}{D_i}\right)}{\sum_{S=1}^n P(D_S) \cdot P\left(\frac{K^*}{D_S}\right)}, \text{ где } \quad (4)$$

$K = (K_1, \dots, K_\gamma)$  – ряд многоразрядных признаков;

$K^*$  – реализация признака  $K$ ;

$P\left(\frac{D_i}{K^*}\right)$  – вероятность диагноза  $D_i$ , если комплекс признаков  $K$  получил реализацию  $K^*$ ;

$P\left(\frac{K^*}{D_i}\right)$  – вероятность появления комплекса признаков у объектов с диагнозом  $D_i$ ;

$P(D_i)$  – вероятность диагноза  $D_i$ , определяемая по статистическим данным (аппаратная вероятность диагноза);

$i$  – номер диагноза [12].

Другим методом дискриминантного анализа является дискриминантный анализ Фишера [24, с.732].

Для отнесения объекта к кластеру в соответствии с методом Фишера является наибольшее значение классифицирующей функции  $h_R$  для  $K$ -го класса, являющегося линейной комбинацией дискриминантных переменных [25, с. 113].

$$h_K = h_{K0} + \sum_{i=1}^P h_{Ki} x_i, \quad (5)$$

где  $P$  – число дискриминантных переменных,  $h_{Ki}$  – коэффициент для  $i$ -й переменной  $K$ -го класса, определяемый как

$$h_{Ki} = (n - g) + \sum_{j=1}^P a_{ij} x_{jK}, \quad (6)$$

здесь  $n$  – общее число наблюдений по всем классам,  $a_{ij}$  – элементы матрицы, обратной к матрице  $W$  разброса внутри классов, вычисляемой по формуле

$$W_{ij} = \sum_{K=1}^g \sum_{m=1}^{n_K} (x_{iKm} - \bar{x}_{iK})(x_{jKm} - \bar{x}_{jK}), \quad (7)$$

где  $g$  – число классов,

$n_K$  – число наблюдений в  $K$ -ом классе,

$x_{iKm}$  – значение  $i$ -й дискриминантной переменной,

$\bar{x}_{iK}$  – среднее  $i$ -й переменной  $K$ -го класса [12].

Результаты линейного дискриминантного анализа Фишера совпадают по качеству классификации с результатами более сложного в реализации канонического дискриминантного анализа [12].

Дискриминантный анализ, называемый каноническим, использует дискриминантные функции [12], количество которых меньше либо равно числу параметров объекта:

$$f_{Km} = u_0 + \sum_{i=1}^P u_i x_{iKm}, \quad (8)$$

где  $f_{Km}$  – значение канонической дискриминантной функции для  $m$ -го объекта  $K$ -го класса,  $u_i$  – коэффициенты, определяемые по формуле:

$$u_i = \gamma_i \sqrt{n - g}, \quad u_0 = - \sum_{i=1}^P u_i \bar{x}_i, \quad (9)$$

$\bar{x}_i$  – среднее  $i$ -й переменной по всем классам;

$\gamma_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, P$  – коэффициенты, вычисляемые как компоненты собственных векторов решения обобщенной проблемы собственных значений:

$$B_\gamma = \lambda W \gamma,$$

здесь  $B$  – межгрупповая сумма квадратов отклонений,  $\gamma$  – собственный вектор.

Сравнивая метод канонического дискриминантного анализа с методом дискриминантного анализа Фишера, отметим, что результаты распознавания по этим методам совпадают, однако решение по методу канонического дискриминантного анализа математически более сложно.

Рассмотренный выше метод линейной дискриминации Фишера строится на предположении равенства ковариационных матриц рассматриваемых выборок, что является недостатком этого метода. В методе *линейного дискриминантного анализа* такого ограничения нет. Основанием отнесения объекта к определённому классу в соответствии с этим методом является наибольшее значение для данного объекта функции плотности нормального распределения среди всех классов. В компьютерной реализации этот метод имеет преимущества перед методом линейного дискриминантного анализа Фишера.

## 2.2 Распознавание образа металлоконструкции в условиях информационно-советующей системы

В данном параграфе приведены теоретические основания дискриминантного анализа, детально изложенные в книге А.Г.Реннер и О.С.Чудиновой [26].

В основе классификации по названному методу лежит оптимальная (байесовская) процедура отнесения объекта к тому или иному классу с минимальными потерями по сравнению с другими процедурами классификации.

Показана практическая реализация распознавания в процессе дискриминантного анализа в надстройке AtteStat пакета Excel.

Постановка задачи классификации в дискриминантном анализе состоит в отнесении каждого из  $n$  объектов, подлежащих классификации, к одному из  $p$  классов.

Исходная информация для анализа задается матрицей типа «объект-свойство», содержащей информацию о значениях признаков  $x_1, x_2, \dots, x_k$  для  $n$  объектов, подлежащих классификации

$$X_{(n \times k)} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{pmatrix}, \quad (10)$$

где  $x_{ij}$  – наблюдаемое значение признака  $x_j$  для  $i$ -го объекта выборочной совокупности,  $i = \overline{1, n}$ ,  $j = \overline{1, k}$ ; обучающие выборки  $O_1^{(j)}, O_2^{(j)}, \dots, O_{n_j}^{(j)}$ , ( $j = \overline{1, p}$ ).

Относительно объектов  $O_1^{(j)}, O_2^{(j)}, \dots, O_{n_j}^{(j)}$  известно, что они принадлежат  $j$ -му

классу и каждый из объектов характеризуется наблюдаемыми значениями  $k$  признаков  $x_1, x_2, \dots, x_k$ .

Статистическую информацию по  $j$ -ой обучающей выборки можно представить в виде матрицы  $X^{(j)}, (n_j \times k)$  типа «объект-свойство»

$$X^{(j)} = \begin{pmatrix} x_{11}^{(j)} & x_{12}^{(j)} & \cdots & x_{1k}^{(j)} \\ x_{21}^{(j)} & x_{22}^{(j)} & \cdots & x_{2k}^{(j)} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{n_j 1}^{(j)} & x_{n_j 2}^{(j)} & \cdots & x_{n_j k}^{(j)} \end{pmatrix}, \quad (j = \overline{1, p}). \quad (11)$$

Основной принцип вероятностных методов классификации заключается в следующем: объект следует отнести к тому классу (т.е. к той генеральной совокупности), в рамках которого он выглядит более правдоподобным. Иллюстрация этого принципа представлена на рисунке 7.

Сформулированный принцип может корректироваться с учетом удельных весов классов и потерь от неправильной классификации объектов.

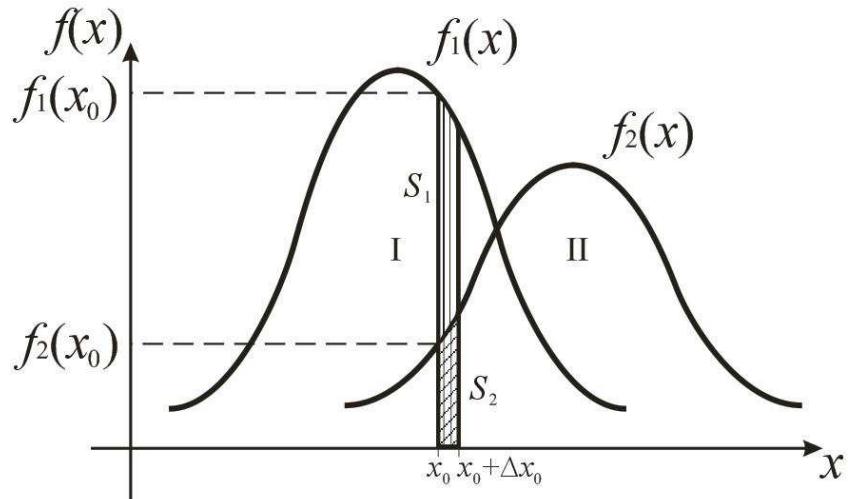


Рисунок 7 – Принцип классификации в дискриминантном анализе

Пусть  $S_1 \approx f_1(x_0) \cdot \Delta x_0$  и  $S_2 \approx f_2(x_0) \cdot \Delta x_0$  – площади соответствующих фигур на графике, тогда вероятность того, что  $x_0$  принадлежит I классу  $P(x_0 \in I) = S_1$ , а вероятность того, что  $x_0$  принадлежит II классу  $P(x_0 \in II) = S_2$ . Так как  $S_1 > S_2 \Rightarrow x_0 \in I$ .

Очевидно, что методы классификации желательно строить так, чтобы минимизировать потери или вероятность неправильной классификации объектов.

Обозначим через  $C(j / i)$  потери, которые мы несём при отнесении одного объекта  $i$ -ого класса к классу с номером  $j$ , ( $i, j = \overline{1, p}$ ). При  $i = j$   $C(j / i) = 0$ . Если в процессе классификации объект  $i$ -ого класса будет отнесен к классу с

номером  $j m(j / i)$  раз, то потери составят  $m(j / i) \cdot C(j / i)$ , а величина общих потерь тогда определяется следующим образом:

$$C_n = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p m(j / i) \cdot C(j / i). \quad (12)$$

Для того, чтобы потери не зависели от числа  $n$  классифицируемых объектов (а величина  $C_n$  будет расти с ростом  $n$ ), перейдем к удельной характеристике потерь, разделив обе части выражения (12) на  $n$  и перейдя к пределу:

$$C = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{C_n}{n} = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{m(j / i) \cdot C(j / i) \cdot n_i}{n_i \cdot n} = \sum_{i=1}^p \pi_i \sum_{j=1}^p C(j / i) P(j / i). \quad (13)$$

Предел в выражении (13) следует понимать в смысле сходимости по вероятности величины  $\frac{m(j / i)}{n_i}$  к  $P(j / i)$  – вероятности отнесения объекта  $i$ -ого класса к классу  $j$  и величины  $\frac{n_i}{n}$  к  $\pi_i$  – вероятности извлечения объекта  $i$ -ого класса из общей совокупности объектов. Величину  $\pi_i$  называют априорной вероятностью или удельным весом  $i$ -ого класса.

Величина  $C^{(i)} = \sum_{j=1}^p C(j / i) P(j / i)$  определяет средние потери от неправильной классификации объектов  $i$ -ого класса. Тогда средние удельные потери от неправильной классификации всех анализируемых объектов составляют:  $C = \sum_{i=1}^p \pi_i C^{(i)}$ . Часто полагают, что потери  $C(j / i)$  одинаковы для любой пары  $i$  и  $j$ , т.е.  $C(j / i) = C_0 = \text{const } \forall i, j = \overline{1, p}, i \neq j$ . В этом случае стремление минимизировать средние удельные потери  $C$  будет эквивалентно стремлению максимизировать вероятность правильной классификации объектов равной  $\sum_{j=1}^p \pi_j P(j / i)$ .

Классифицируемые наблюдения в дискриминантном анализе интерпретируются как выборка из генеральной совокупности, описываемой смесью  $k$  классов, с плотностью распределения  $f(x) = \sum_{j=1}^p \pi_j f_j(x)$ , где  $f_j(x)$  – плотность распределения  $j$ -ого класса,  $\pi_j$  – априорная вероятность появления объекта  $j$ -ого класса или удельный вес объектов  $j$ -ого класса в общей генеральной совокупности,  $j = \overline{1, p}$ .

Введём понятие процедуры классификации, т.е. решающего правила отнесения объекта, характеризующегося многомерным вектором признаков  $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ , к  $j$ -ому классу. Для этого строится дискриминантная функция  $\delta(x)$ , принимающая только целые положительные значения  $1, 2, \dots, p$ , причём те  $x$ , для которых функция принимает значение, равное  $j$ , относят к классу  $j$ , т.е.  $S_j = \{x : \delta(x) = j\}$ ,  $j = \overline{1, p}$ . Таким образом получаем, что  $S_j$  – это  $k$ -мерная область в пространстве  $\Pi(x)$  возможных значений анализируемого многомерного признака  $x$ . Функция  $\delta(x)$  строится таким образом, чтобы теоретико-множественная сумма  $S_1 + S_2 + \dots + S_p$  заполняла всё пространство  $\Pi(x)$  и чтобы области  $S_j$ ,  $j = \overline{1, p}$ , попарно не пересекались. Таким образом, решающее правило  $\delta(x)$  может быть задано разбиением  $S = (S_1, S_2, \dots, S_p)$  всего пространства  $\Pi(x)$  на  $p$  непересекающихся областей. Процедура классификации называется оптимальной (байесовской), если она сопровождается минимальными потерями (13) среди всех других процедур классификации. Процедура классификации  $S^{onm} = (S_1^{onm}, S_2^{onm}, \dots, S_p^{onm})$ , при которой потери (13) будут минимальными, определяется следующим образом:

$$S_j^{onm} = \left\{ x : \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^p \pi_i f_i(x) C(j / i) = \min_{1 \leq l \leq k} \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^p \pi_i f_i(x) C(l / i) \right\}. \quad (14)$$

Таким образом, наблюдение  $x_v = (x_{v1}, x_{v2}, \dots, x_{vk})^T$ ,  $v = \overline{1, n}$  будет отнесено к классу  $j$  тогда и только тогда, когда средние удельные потери от его отнесения именно в этот класс окажутся минимальными по сравнению с аналогичными потерями, связанными с отнесением этого наблюдения в любой другой класс.

В случае равных потерь  $C(j / i) = C_0 = const \quad \forall i, j = \overline{1, p}, \quad i \neq j$  правило классификации приобретает более простой вид: объект  $x_v$  будет отнесён к классу  $j$  тогда и только тогда, когда

$$\pi_j f_j(x_v) = \max_{1 \leq l \leq p} \pi_l f_l(x_v), \quad (15)$$

т.е. максимизируется «взвешенная правдоподобность» этого объекта в рамках класса, где в качестве весов выступают априорные вероятности.

Выражения (14) и (15) задают теоретическое оптимальное правило классификации. Для того, чтобы его реализовать, необходимо знать априорные вероятности  $\pi_j$  и законы распределения классов  $f_j(x)$ ,  $j = \overline{1, p}$ . В статистическом варианте решения этой задачи перечисленные характеристики заменяются соответствующими оценками, построенными на базе обучающих выборок.

Если данные, составленные из всех обучающих выборок, можно считать случайной выборкой объемом  $n_{ob} = n_1 + n_2 + \dots + n_p$ , то оценки удельных весов классов  $\pi_j$ ,  $j = \overline{1, p}$ , можно рассчитать по формуле:  $\pi_j = \frac{n_j}{n_{ob}}$ .

Что касается задачи оценки законов распределения  $f_j(x)$ ,  $j = \overline{1, p}$ , то е` удобно разбить на два случая:

1) Параметрический дискриминантный анализ: вид функций  $f_j(x)$ ,  $j = \overline{1, p}$ , известен, неизвестны параметры распределения классов. В качестве оценки  $f_j(x)$  выступает  $f_j(x, \hat{\Theta}^{(j)})$ , где  $\hat{\Theta}^{(j)}$  – оценка параметров распределения  $j$ -го класса, рассчитанные на основе  $j$ -ой обучающей выборки;

2) Непараметрический дискриминантный анализ: вид функций  $f_j(x)$ ,  $j = \overline{1, p}$ , не известен. В этом случае строят непараметрические оценки функций  $f_j(x)$ , например, гистограммного или ядерного типа, либо пользуются некоторыми специальными приёмами.

**Рассмотрим параметрический дискриминантный анализ в случае нормального закона распределения классов.**

Пусть класс  $j$ ,  $j = \overline{1, p}$ , идентифицируется как  $k$ -мерная нормально распределённая генеральная совокупность с вектором математических ожиданий  $a^{(j)} = (a_1^{(j)}, a_2^{(j)}, \dots, a_k^{(j)})^T$  и ковариационной матрицей  $\Sigma$  общей для всех классов.

Перепишем правило классификации (15) следующим образом: объект относится к классу  $j$  тогда и только тогда, когда

$$\frac{f_j(x_v)}{f_l(x_v)} \geq \frac{\pi_l}{\pi_j} \quad \forall l = \overline{1, p}. \quad (16)$$

Прологарифмируем левую и правую часть выражения (16):

$$\ln\left(\frac{f_j(x_v)}{f_l(x_v)}\right) \geq \ln\left(\frac{\pi_l}{\pi_j}\right) \quad \forall l = \overline{1, p}. \quad (17)$$

В случае нормального закона распределения классов плотность распределения  $f_l(x)$ ,  $l = \overline{1, p}$  имеет вид:

$$f_l(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{k}{2}} \sqrt{|\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2} (x - a^{(l)})^T \Sigma^{-1} (x - a^{(l)})\right). \quad (18)$$

Подставим (18) в выражение (17) и после ряда преобразований получим правило классификации в случае нормального закона распределения классов с равными ковариационными матрицами. Оно формулируется следующим образом: объект  $x_v$  относится к классу  $j$  тогда и только тогда, когда

$$\left[ x_v - \frac{1}{2} (a^{(j)} + a^{(l)}) \right]^T \Sigma^{-1} (a^{(j)} - a^{(l)}) \geq \ln\left(\frac{\pi_l}{\pi_j}\right) \quad \forall l = \overline{1, p}. \quad (19)$$

Для реализации правила классификации (19) необходимо знать параметры распределения классов  $a^{(j)} = (a_1^{(j)}, a_2^{(j)}, \dots, a_k^{(j)})^T$ ,  $\Sigma$  и удельные веса классов  $\pi_j$ ,  $j = \overline{1, p}$ . Если перечисленные характеристики неизвестны, то на основе обучающих выборок рассчитываются их оценки  $\hat{a}^{(j)} = \bar{x}^{(j)} = (\bar{x}_1^{(j)}, \bar{x}_2^{(j)}, \dots, \bar{x}_k^{(j)})^T$ ,  $\hat{\Sigma}$ ,  $\hat{\pi}_j$ , где  $\bar{x}_s^{(j)}$  - среднее арифметическое значение признака  $x_s$ , рассчитанное на основе  $j$ -ой обучающей выборки. Оценка ковариационной матрицы, общей для всех классов, рассчитывается по формуле

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n_{ob} - p} \left[ (n_1 - 1) \hat{\Sigma}^{(1)} + \dots + (n_p - 1) \hat{\Sigma}^{(p)} \right], \quad (20)$$

где  $\hat{\Sigma}^{(j)}$  оценка ковариационной матрицы, рассчитанная на основе  $j$ -ой обучающей выборки.

Таким образом, правило классификации (20) в выборочном случае имеет вид: объект  $x_v$  относится к классу  $j$  тогда и только тогда, когда

$$\left[ x_v - \frac{1}{2} (\hat{a}^{(j)} + \hat{a}^{(l)}) \right]^T \hat{\Sigma}^{-1} (\hat{a}^{(j)} - \hat{a}^{(l)}) \geq \ln\left(\frac{\hat{\pi}_l}{\hat{\pi}_j}\right) \quad \forall l = \overline{1, p}. \quad (21)$$

Правило (21) можно преобразовать к виду:

$$x_v^T \hat{\Sigma}^{-1} \hat{a}^{(j)} - \frac{1}{2} \hat{a}^{(j)T} \hat{\Sigma}^{-1} \hat{a}^{(j)} + \ln \hat{\pi}_j \geq x_v^T \hat{\Sigma}^{-1} \hat{a}^{(l)} - \frac{1}{2} \hat{a}^{(l)T} \hat{\Sigma}^{-1} \hat{a}^{(l)} + \ln \hat{\pi}_l \quad \forall l = \overline{1, p}.$$

Каждому классу  $l$  ставится в соответствие линейная дискриминантная функция

$$\varphi_l(x) = b_0^{(l)} + b_1^{(l)} x_1 + b_2^{(l)} x_2 + \dots + b_k^{(l)} x_k = b_0^{(l)} + b^{(l)} x, \quad \forall l = \overline{1, p},$$

где  $b_0^{(l)} = -\frac{1}{2} \hat{a}^{(l)T} \hat{\Sigma}^{-1} \hat{a}^{(l)} + \ln \hat{\pi}_l$ ,  $b^{(l)} = (b_1^{(l)}, b_2^{(l)}, \dots, b_k^{(l)}) = \hat{\Sigma}^{-1} \hat{a}^{(l)}$ .

Тогда объект относится к классу  $j$  тогда и только тогда, когда

$$\varphi_j(x_v) = \max_{1 \leq l \leq p} \varphi_l(x_v). \quad (22)$$

### Геометрическая интерпретация дискриминантного анализа в случае нормального закона распределения классов.

Пусть  $k=2$ ,  $p=2$ ,  $\pi_1=\pi_2$ ,  $\Sigma=E$ . Тогда объект  $x_0$  относится к первому классу если:

$$\left[ x_0 - \frac{1}{2} (\hat{a}^{(1)} + \hat{a}^{(2)}) \right]^T (\hat{a}^{(1)} - \hat{a}^{(2)}) \geq 0. \quad (23)$$

Геометрическую интерпретацию правила (23) представлена на рисунке 8.

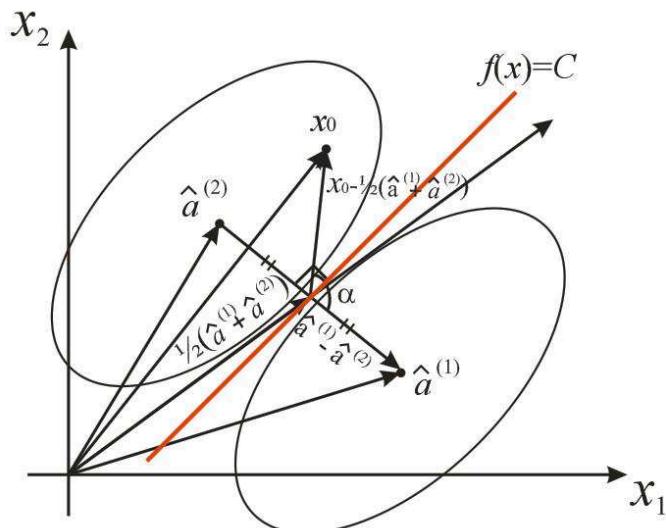


Рисунок 8 – Геометрическая интерпретация дискриминантного анализа в двумерном случае

Знак в левой части неравенства (23) зависит от угла  $\alpha$ . Если угол  $\alpha$  как в нашем случае, тупой, то  $\cos \alpha < 0$ , следовательно, объект  $x_0$  следует отнести ко второму классу. Таким образом, все объекты, лежащие слева от прямой, перпендикулярной вектору  $(\hat{a}^{(1)} - \hat{a}^{(2)})$  и проходящей через его середину, относятся ко второму классу, а все объекты, лежащие справа от прямой, относятся к первому классу. Прямая  $f(x) = b_1 x_1 + b_2 x_2 = C$  наилучшим образом разделяет два класса объектов и называется дискриминантной прямой, константа  $C$  называется константой дискриминации.

Полагаясь на теоретические основания дискриминантного анализа рассмотрим порядок выполнения работы с помощью надстройки AtteStat табличного процессора Microsoft Excel, разработанные в

исследованиях И.П.Гайдышева.

Задача состоит в распознавании металлоконструкции, представленной вектором признаков на основе обучающей выборки, представленной в таблице 6.

Таблица 6 – Исходные данные

Группа 1 – Класс 1				
№ п/п	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>
1	119	141	17	15,3
2	118	126	15	14,0
3	121	134	15,5	21
4	130	139	12,5	15,2
5	152	145	12,5	12,8
6	116	122	13,5	11,6
7	117	144	12	10,4
8	150	130	17	15,3
9	141	139	13,5	152
10	121	139	15	10,9
Группа 2 – Класс 2				
№ п/п	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>
11	117	134	16,5	10,1
12	127	130	12	13,9
13	129	136	14	10,4
14	148	157	15	10,5
15	141	146	11,5	8,8
16	134	142	13,5	12,3
17	116	142	12	15,3
18	142	145	11	11,6
19	138	130	13,5	10,9
20	128	139	11,5	10,4
21	132	155	12,5	19,3
22	147	122	15	12,8
23	151	134	11	11,6
24	132	126	15,5	21
25	138	136	14	13,9
26	130	157	11,5	12,8

Окончание таблицы 6

Группа 3 – Класс 3				
№ п/п	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>
27	125	122	15,5	17
28	132	153	13,5	19,3
29	131	155	15	8,8
30	132	151	11	15,2
31	150	144	11,5	14,4
32	121	151	15,5	12,3
33	141	153	11	8,8
34	142	130	13,5	15,2
35	150	141	15,5	14,4
36	129	134	12	19,3
37	117	122	12,5	10,4
38	121	155	15	8,8
39	127	122	12	11,6
40	130	130	13,5	19,3

Обучающая выборка

Для распознавания

Вид таблицы с исходными данными в пакете Excel представлен на рисунке 9. В первых 20 строках введена статистическая информация обучающих выборок, в следующих 20 строках, подлежащим классификации. В пятом столбце (столбец Е) указан номер класса (номер обучающей выборки) [27].

	A	B	C	D	E	F	G
1	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	Класс		
2	119	141	17	15,3	1		
3	118	126	15	14	1		
4	121	134	15,5	21	1		
5	130	139	12,5	15,2	1		
6	152	145	12,5	12,8	1		
7	117	134	16,5	10,1	2		
8	127	130	12	13,9	2		
9	129	136	14	10,4	2		
10	148	157	15	10,5	2		
11	141	146	11,5	8,8	2		
12	134	142	13,5	12,3	2		
13	116	142	12	15,3	2		
14	142	145	11	11,6	2		
15	138	130	13,5	10,9	2		
16	125	122	15,5	17	3		
17	132	153	13,5	19,3	3		
18	131	155	15	8,8	3		
19	132	151	11	15,2	3		
20	150	144	11,5	14,4	3		
21	121	151	15,5	12,3	3		
22	116	122	13,5	11,6			
23	117	144	12	10,4			
24	150	130	17	15,3			
25	141	139	13,5	152			
26	121	139	15	10,9			
27	128	139	11,5	10,4			
28	132	155	12,5	19,3			
29	147	122	15	12,8			
30	151	134	11	11,6			
31	132	126	15,5	21			
32	138	136	14	13,9			
33	130	157	11,5	12,8			
34	141	153	11	8,8			

Рисунок 9 – Исходные данные в пакете Excel

Для реализации параметрического дискриминантного анализа с помощью надстройки AtteStat необходимо выбрать пункт основного меню **AtteStat**, подпункты **Модуль PRT – Распознавание образов, Распознавание образов**. Вид экрана представлен на рисунке 10.

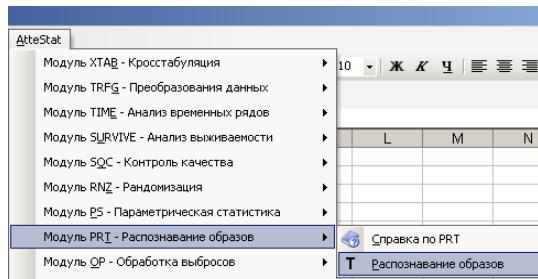


Рисунок 10 – Выбор пунктов меню в пакете Excel

Для реализации линейного дискриминантного анализа Фишера необходимо заполнить появившуюся на экране форму «Распознавание образов с обучением» [27]: в поле «Интервал обучающей выборки» вводится диапазон статистических данных, составляющим обучающие выборки; в поле «Интервал номеров классов или оценок» вводится диапазон ячеек, в которых введены номера классов; в поле «Интервал вывода результатов» указывается ячейка, с которой начнется вывод результатов [27]. Вид заполненной формы представлен на рисунке 11.

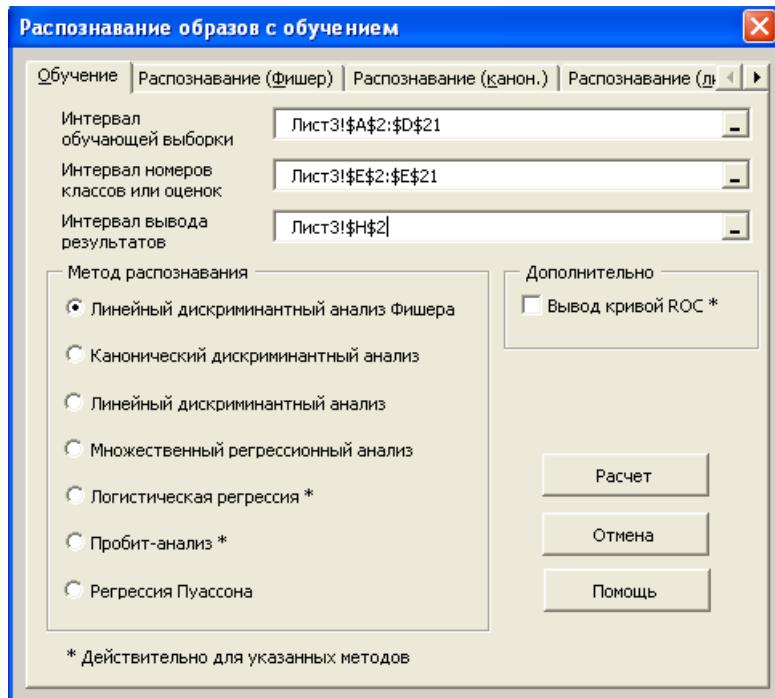


Рисунок 11 – Образец заполнения формы «Распознавание образов с обучением» для реализации линейного дискриминантного анализа Фишера (страница «Обучение»)

С помощью кнопки **Расчет** в таблице с исходными данными появятся результаты линейного дискриминантного анализа Фишера, представленные на рисунке 12.

Число объектов обучающей выборки	
20	
Число параметров	
4	
Число классов	
3	
Численности классов	
5	
9	
6	
Линейный дискриминантный анализ по Фишеру	
Качество распознавания, %	
70	
Простые классифицирующие функции (в столбце - константа, коэффициенты)	
-372,325	-344,154
1,959782	1,894321
1,514452	1,502367
12,62488	11,95462
6,593711	5,955237
-375,833	1,924765
1,609576	12,35711
6,485526	

Рисунок 12 – Результаты реализации линейного дискриминантного анализа Фишера с помощью надстройки AtteStat пакета Excel

Таким образом, линейные дискриминантные функции Фишера имеют вид:

$$\varphi_1(x_1, x_2, x_3, x_4) = -372,325 + 1,9598x_1 + 1,5144x_2 + 12,6249x_3 + 6,5937x_4, \quad (24)$$

$$\varphi_2(x_1, x_2, x_3, x_4) = -344,154 + 1,8943x_1 + 1,5024x_2 + 11,9546x_3 + 5,9552x_4, \quad (25)$$

$$\varphi_3(x_1, x_2, x_3, x_4) = -375,833 + 1,9248x_1 + 1,6096x_2 + 12,3571x_3 + 6,4855x_4. \quad (26)$$

Для осуществления классификации [27] на основе функций (24), (25) и (26) необходимо снова открыть форму «Распознавание образов с обучением» и выбрать страницу «Распознавание (Фишер)». В поле «Объект» вводится диапазон ячеек со статистическими данными, которых подлежит классификации, в поле «Простые классифицирующие функции» вводится диапазон ячеек с коэффициентами дискриминантных функций Фишера.

Заполненная форма приведена на рисунке 13.

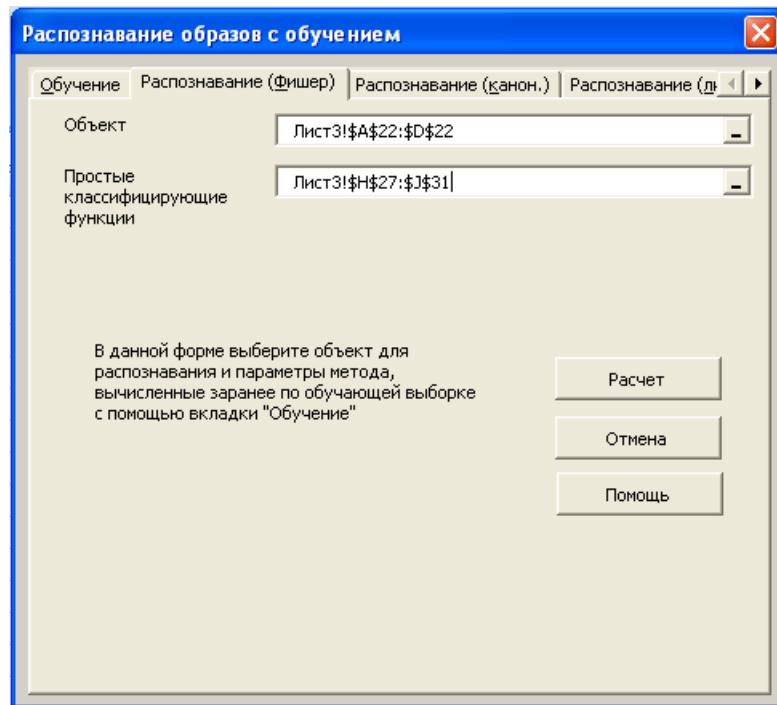


Рисунок 13 – Образец заполнения формы «Распознавание образов с обучением» (страница «Распознавание (Фишер)»)

После нажатия кнопки **Расчет** на экране появится форма с результатом классификации 22 строки, представленная на рисунке 14.

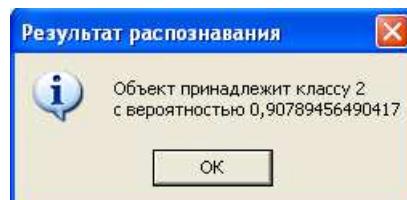


Рисунок 14 – Результат классификации 22 строки

Таким образом, 22 строка с вероятностью 0,9079 следует отнести ко второму классу. Аналогичным образом осуществляется классификация остальных строк. Результаты удобно свести в таблицу 7.

Таблица 7 – Результаты классификации с помощью линейных дискриминантных функций Фишера с помощью надстройки AtteStat пакета Excel

Номер строки	Номер класса	Вероятность
22	2	0,901
23	2	0,89
24	1	0,92
25	1	0,99
26	2	0,671
27	2	0,92
28	3	0,76

Окончание таблицы 7

29	1	0,71
30	2	0,79
31	1	0,93
32	1	0,504
33	3	0,56
34	2	0,86
35	1	0,67
36	1	0,71
37	1	0,6
38	2	0,97
39	2	0,63
40	2	0,93
41	1	0,78

В [27] приведены требования к реализации линейного дискриминантного анализа Фишера, основанным из которых является нормальный закон распределения классов с равными ковариационными матрицами.

В [27] комментируется ситуация, возникающая при необоснованном предположении о неразличимости ковариационных матриц. В этом случае, как отмечено в [27], в результате анализа Фишера могут «оказаться отброшенными важные индивидуальные черты, имеющие значение для хорошей дискриминации» [27]. В этом случае в надстройке AtteStat пакета Excel используется линейный дискриминантный анализ, базирующийся на правиле классификации (4) применительно к нормальню распределённым классам.

В этом случае выдвигается требование к отношению числа объектов в обучающей выборке и числа признаков. Результативность достигается если число объектов в обучающей выборке превышает число признаков, характеризующих объект, хотя бы на две единицы [27].

Диапазоны ячеек со статистическими данными, подлежащими классификации, с элементами ковариационных матриц, средние значения признаков классов, корни квадратные из определителей оценок ковариационных матриц вводятся соответственно в поля «Объект», «Ковариационные матрицы», «Массив средних», «Корни определителей».

Вид заполненной формы представлен на рисунке 15.

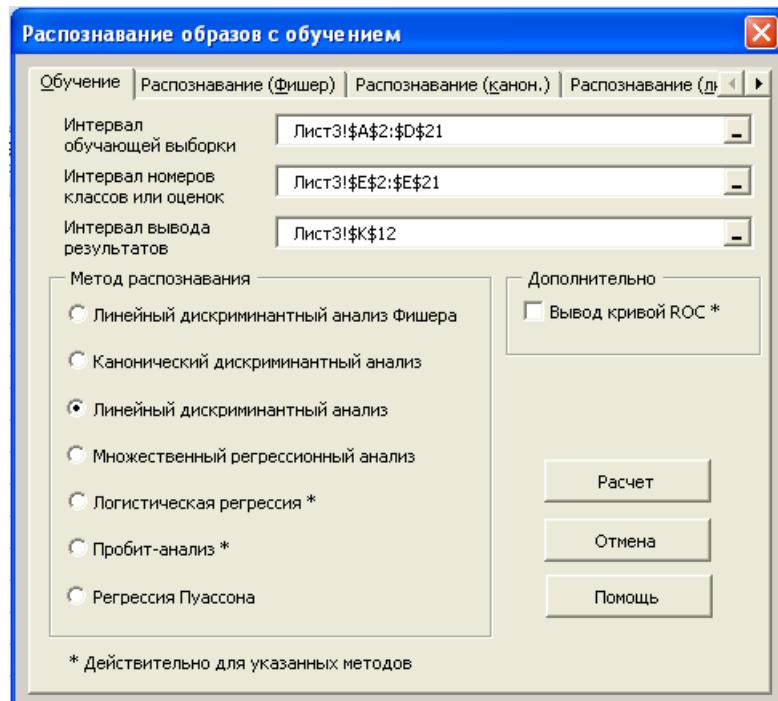


Рисунок 15 – Образец заполнения формы «Распознавание образов с обучением» для реализации линейного дискриминантного анализа (страница «Обучение»)

С помощью кнопки **Расчет** в таблице с исходными данными появятся результаты линейного дискриминантного анализа, представленные на рисунке 16.

Число объектов обучающей выборки			
20			
Число параметров			
4			
Число классов			
3			
Численности классов			
5			
9			
6			
Линейный дискриминантный анализ			
Качество распознавания, %			
95			
Ковариационные матрицы			
202,5	72,75	-21,625	-21,775
72,75	53,5	-4,625	-5,75
-21,625	-4,625	3,875	2,5625
-21,775	-5,75	2,5625	9,948
123,778	54,8889	-4,1111	-11,242
54,8889	76,1944	-0,8056	-3,5958
-4,1111	-0,8056	3,19444	-1,2896
-11,242	-3,5958	-1,2896	4,0825
98,9667	13,6	-14,667	2,12
13,6	152	-6,6	-17
-14,667	-6,6	4,06667	-1,9
2,12	-17	-1,9	13,424
Массив средних			
128	132,444	131,833	
137	140,222	146	
14,5	13,2222	13,6667	
15,66	11,5333	14,5	
Корни определителей			
222,975			
201,577			
479,807			

Рисунок 16 – Результаты реализации линейного дискриминантного анализа с помощью надстройки AtteStat пакета Excel

В соответствии с алгоритмом, изложенным в [27], с помощью надстройка AtteStat с использованием заданной обучающей выборки для осуществления классификации на основе правила (4) осуществлялись следующие действия:

- рассчитывались оценки параметров нормально распределённых классов;
- оценки ковариационных матриц;
- оценки векторов математических ожиданий;
- квадратные корни из определителей ковариационных матриц.

Для осуществления названных действий необходимо в соответствии с инструкцией к программному продукту выполнить действие со страницей «Распознавание», ввести статистические исходные данные в поле «Объект», элементы ковариационных матриц вводятся в поле «Ковариационные

матрицы», диапазон ячеек с элементами, содержащими средние арифметические значения признаков классов и значения корней определителей вводятся в соответствующие поля. [27].

Заполненная форма приведена на рисунке 17.

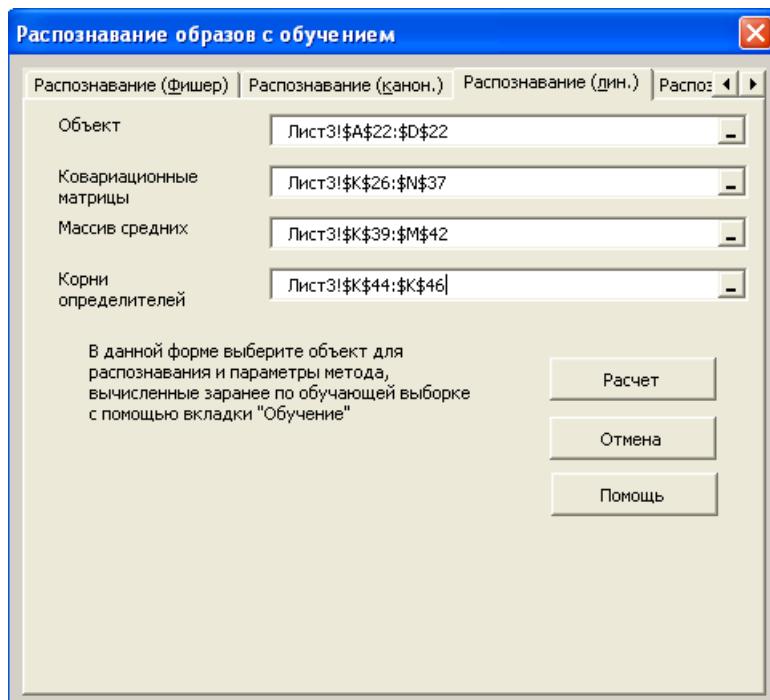


Рисунок 17 – Образец заполнения формы «Распознавание образов с обучением» (страница «Распознавание (лин.)»)

После нажатия кнопки **Расчет** на экране появится форма с результатом классификации строки 22, представленная на рисунке 18.

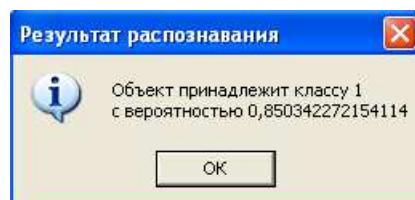


Рисунок 18 – Результат классификации строки 22

Таким образом, строку 22 с вероятностью 0,85 следует отнести к первому классу. Аналогичным образом осуществляется классификация остальных строк. Результаты классификации сведены в таблицу 8.

Таблица 8 – Результаты классификации с помощью линейных дискриминантных функций с помощью надстройки AtteStat пакета Excel

Номер строки	Номер класса	Вероятность
22	1	0,85
23	1	0,83
24	1	0,99
25	1	0,508

Окончание таблицы 8

26	3	0,68
27	1	0,52
28	2	0,99
29	1	0,99
30	2	0,92
31	2	0,54
32	1	0,499
33	1	0,99
34	3	0,696
35	1	0,88
36	1	0,809
37	2	0,99
38	1	0,73
39	1	0,99
40	2	0,84
41	2	0,995

Таким образом, в соответствии с алгоритмом выполнения классификации, представленным в [27], проведена классификация с обучением с помощью двух методов. Теоретические требования к использованию линейного дискриминантного анализа Фишера предполагают равенство ковариационных матриц трёх классов. При решении данной задачи это требование не выполняется.

При использовании второго метода такое требование не выдвигается, в то время как оценки ковариационных матриц, полученные с помощью надстройки AtteStat пакета Excel обладают этим свойством (смотри рисунок 10):

$$\hat{\Sigma}_1 = \begin{pmatrix} 202,5 & 72,75 & -21,625 & -21,775 \\ 72,75 & 53,5 & -4,625 & -5,75 \\ -21,625 & -4,625 & 3,875 & 2,5625 \\ -21,775 & -5,75 & 2,5625 & 9,948 \end{pmatrix}; \quad (27)$$

$$\hat{\Sigma}_2 = \begin{pmatrix} 123,778 & 54,8889 & -4,1111 & -11,242 \\ 54,8889 & 76,1944 & -0,8056 & -3,5958 \\ -4,1111 & -0,8056 & 3,19444 & -1,2896 \\ -11,242 & -3,5958 & -1,2896 & 4,0825 \end{pmatrix}; \quad (28)$$

$$\hat{\Sigma}_3 = \begin{pmatrix} 98,9667 & 13,6 & -14,667 & 2,12 \\ 13,6 & 152 & -6,6 & -17 \\ -14,667 & -6,6 & 4,06667 & -1,9 \\ 2,12 & -17 & -1,9 & 13,424 \end{pmatrix}. \quad (29)$$

Кроме этого, при обучении в линейном дискриминантном анализе Фишера (рисунок 6) качество распознавания 70%, а в реализации линейного дискриминантного анализа (рисунок 10) качество распознавания 95%. Таким образом, второй метод является более эффективным для решения нашей задачи.

## Выводы по главе 2

Проектирование информационно-советующей системы распознавания образа металлоконструкции позволило получить следующие результаты.

1. Рассмотрены методы дискриминантного анализа, решающие правила которого определяются:

- как вероятности диагноза при заданном перечне признаков (Метод Байеса);
- в виде классифицирующих функций (дискриминантный анализ Фишера);
- с помощью дискриминантных функций в каноническом дискриминантном анализе;
- с использованием групповой ковариационной матрицы, групповых векторов средних и определителей ковариационной матрицы, среди которых выбрано два метода для решения поставленной задачи.

2. Практическая реализация распознавания образов металлоконструкции, характеризующихся четырёхкомпонентной структурой, в процессе дискриминантного анализа в надстройке AtteStat пакета Excel показала, что линейный дискриминантный анализ Фишера даёт качество распознавания всего 70%, в то время как классификация с помощью линейных дискриминантных функций даёт качество распознавания 90%.

3. Введено понятие информационно-советующей системы, ассоциированной с системой распознавания образов, базовый модуль которой выдаёт альтернативные решения, выбор которых осуществляется экспертом-специалистом на основе профессиональной интуиции, опыта и другой информации.

Полученная в ходе компьютерной реализации информация показывает, что распознаваемые объекты с разной долей вероятности относятся информационной системой к определённым классам. В частности, объекты с вероятностью 0,99, отнесённые к определённым классам, не вызывают необходимости в принятии решения экспертом, в то время как объекты, отнесённые в определённый класс с более низкой, но всё-таки достаточно

высокой вероятностью (0,85, 0,83, 0,88), подлежат экспертной оценке для их классификации.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Проведённое исследование по теме «Проектирование информационно-советующей системе распознавания образа металлоконструкции» позволило прийти к следующим выводам и результатам:

1. Всякая задача распознавания образов, не смотря на использование в них общих подходов, относится к классу интеллектуальных задач, для которых не существует стандартных алгоритмов решения;

2. Одной из слабоструктурированных задач, значимых для металлургической отрасли, является задача «разборки завалов», которая, будучи сложной теоретико-технологической задачей, имеет высокую практическую значимость и может быть решена с помощью дискриминантного анализа (одного из методов распознавания образов);

3. В работе на основе проведённого теоретического анализа использованных решающих правил в рамках дискриминантного анализа для достижения качества распознавания использовались два метода: линейный дискриминантный анализ Фишера и классификация с помощью линейных дискриминантных функций;

4. Проведённый компьютерный эксперимент показал преимущество качественного распознавания с помощью линейных дискриминантных функций (90%);

5. Введено понятие информационно-советующей системы, ассоциированной с системой распознавания образов, раскрыта её сущность;

6. Работа представляет вариант решения проблемы проектирования информационно-советующей системы распознавания образов металлоконструкции, соответствует поставленной цели. Задачи исследования выполнены;

7. Несмотря на то, что в работе рассматривалась модельная задача, в которой металлоконструкция описана четырёхкомпонентной структурой, алгоритм и программная реализация решения задачи в надстройке AtteStat пакета Excel может быть распространена на решение аналогичных задач при названных ограничениях.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Лепский А.Е., Броневич А.Г. Математические методы распознавания образов: Курс лекций. Таганрог: изд-во ТПИ ЮФУ, 2009, – 155с.
2. Гореева Н.М. Статистика в схемах и таблицах. – М.: Экмо, 2017 – 414с.
3. Халофян А.А. Statistica 6. Статистический анализ данных. – 3-е задание. – М.: Бином-Пресс, 2007. – 512с. – ISBN 978-5-9518-0215-6, стр.199.
4. Лепский А.Е., Броневич А.Г. Математические методы распознавания образов: Курс лекций. Таганрог: изд-во ТПИ ЮФУ, 2009, – 155с.
5. Чанышев О.Г. Онтологические основания искусственного интеллекта.: Учебное пособие. – Омск. Изд-во ОмГУ, 2004. – 46с. ISBN 5-7779-0524-2
6. Местецкий Л.М. Математические методы распознавания образов. Курс лекций. МТУ, 2004, – 85с.
7. Белягоз З.У. Теория вероятностей и математическая статистика. Курс лекций: Учебное пособие. – СПб.: Лань, 2018, – 224с.
8. Местецкий Л.В. Математические методы распознавания образов. Курс лекций. – М.: 2004. – 82с.
9. Попова Л.П., Датьев И.О. Обзор существующих методов распознавания образов. – М.: Сборник научных трудов, 2007, – 11с.
10. R.Polikar. Pattern Recognition. –Classboro, New Jersey: –21с. R.Duin, E.Pekalska. PatternRecognition.
11. Чабан Н.Л. Методы и алгоритмы распознавания образов в автоматизированном дешифровании данных дистанционного зондирования: учебное пособие. – М.:МИИТАиК, 2016, – 94с.
12. Гайдышев И.П. Анализ и обработка данных специальный справочник. Санкт-Петербург, «Питер», 2001, – 750с.
13. Гайдышев И.П. Моделирование стохастических и детерминированных систем: Руководство пользователя программы AtteStat. – Курган, 2015. Электронный ресурс.
14. Шалымов Д.С. Математическое обеспечение для разработки и анализа систем распознавания образов, использующих рандомизированные алгоритмы. Дисс. к.ф-м. наук, спец. 05.13.11, Санкт-Петербург, 2009.
15. Ергалиев Д.С. Сравнительный анализ методов распознавания образов / Труды международного симпозиума надежность и качество. Изд-во: Пензенский гос.ун-т. 2011. Т. 2. С. 43-44
16. Дюран Б., Оделл П. Кластерный анализ. – М.: Финансы и статистика, 1977. – 176 с.
17. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. – М.: Мир, 1978.
18. Плохинский И. А. Достаточная численность выборки // Биометрический анализ в биологии. – М.: Издательство Московского университета. – 1982. – С. 152–157.
19. Джонсон Н., Лион Ф. Статистика и планирование эксперимента в технике и науке. Методы планирования эксперимента. М.: Мир, 1981. — 518 с.

20. Информативность лабораторных исследований в травматологии и ортопедии / К. С. Десятниченко, Л. С. Кузнецова, И. П. Гайдышев и др. Современные методы диагностики. Тезисы докладов. – Барнаул, 1999. – С. 202–203.
21. Рубан А. И. Идентификация нелинейных динамических объектов на основе алгоритма чувствительности. – Томск: ТГУ, 1975.
22. Рубан А. И., Ткаченко О. С., Уташев К. Т. Алгоритм чувствительности в задаче оптимизации амортизационных характеристик стоек шасси // Проблемы автоматизации в прочностном эксперименте. — М.: ЦНТИ «Волна», 1986.
23. Расчет на прочность деталей машин: Справочник / И. А. Биргер, Б. Ф. Шорр, Г. Б. Иосилевич. – 4-е изд., перераб. и доп. – М.: Машиностроение, 1993. – 640 с.
24. Романовский В. И. Математическая статистика. Кн. 2. Оперативные методы математической статистики. – Ташкент: Изд-во Академии наук УзССР, 1963.
25. Клекка У. Р. Дискриминантный анализ // Факторный, дискриминантный и кластерный анализ / Дж. О. Ким, Ч. У. Мюллер, У. Р. Клекка и др. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 215 с.
26. Реннер А.Г., Чудинова О.С. Параметрический дискриминантный анализ в пакетах STATISTICA, STATA, EXCEL: методические указания к лабораторному практикуму, курсовой работе, дипломному проектированию и самостоятельной работе студентов. Оренбургский гос. ун-т. Оренбург: ОГУ, 2010, – 50 с.
27. Порядок выполнения лабораторной работы с помощью надстройки AtteStat табличного процессора Microsoft Excel. Реннер А.Г., Чудинова О.С.
28. Михалёв А.Г. Метод распознавания образов в решении задачи сортировки металлоконструкций\ ВОПРОСЫ РАЗВИТИЯ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ, МАШИН И МЕХАНИЗМОВ: сборник статей по итогам Международной научно-практической конференции (Оренбург, 08 июля 2019 г.). - Стерлитамак: АМИ, 2019. С 27-29.
29. Михалёв А.Г. Геометрический подход в задачах распознавания образов\ СОВРЕМЕННАЯ НАУКА И МОЛОДЫЕ УЧЁНЫЕ: сборник статей Международной научно-практической конференции. – Пенза: МЦНС «Наука и Просвещение». – 2020. С77-80.

## **ПРИЛОЖЕНИЕ А**

### **Экспертная оценка**

#### **Экспертная оценка**

разработки информационно-советующей системы распознавания образов  
металлоконструкции для функционального использования, выполненной Михалёвым А.Г.  
в рамках магистерской диссертации

Распознавание образов относится к одному из направлений искусственного интеллекта, позволяющего относить объект к определённому классу в соответствии с его матрицей признаков.

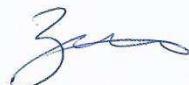
Несмотря на использование общих подходов (методика отнесения объекта к определённому классу с использованием решающего правила; использование метрики, как способа определения расстояния между объектами), распознавание образов относится к классу интеллектуальных задач, для которых не существует стандартных алгоритмов решения. В частности, одной из слабоструктурированных задач, значимых для металлургической отрасли, является задача «разборки завалов», которая будучи сложной теоретико-технологической проблемой, имеет высокую практическую значимость.

В магистерской диссертации Михалёва А.Г. обоснована целесообразность решения названной задачи с использованием дискриминантного анализа. Использовалась специальная программа AtteStat, разработанная И.Гайдышевым и представляющую собой надстройку к широко распространённому табличному процессору MsExcel, входящему в состав MsOffice.

Использование информационно-советующей системы в рамках решаемой задачи распознавания образа металлоконструкций относится к слабоструктурированным задачам, решение которых представляется с определённой долей вероятности. Поэтому принятие решения как выбор между альтернативными решениями, порождаемыми системой распознавания, осуществляется экспертом-профессионалом.

В целом, несмотря на то, что в работе решалась модельная задача, а распознающийся объект (металлоконструкция) в качестве признаков характеризовался величинами, имеющими физический смысл, идеи, изложенные в магистерской диссертации Михалёва Александра Германовича, могут быть использованы в других задачах распознавания образов, в том числе и в сфере металлургии.

Специалист Центра компетенций  
IDM-решений  
ООО "Сибинфософт"



Завизин А.В.

Федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение  
высшего образования  
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт цветных металлов и материаловедения  
 Кафедра фундаментального естественнонаучного образования

УТВЕРЖДАЮ  
Заведующий кафедрой

  
Н.И. Косарев  
подпись

«09» 07 20 20 г.

**МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ**

Информационно-советующая система распознавания образа  
металлоконструкции для функционального использования

09.04.03 Прикладная информатика

09.04.03.04 «Прикладная информатика в металлургии»

Научный руководитель  доцент, канд. физ-мат. наук В.В. Осипов  
подпись, дата

Выпускник

 06.07.2020  
подпись, дата

А.Г. Михалёв

Рецензент

 руководитель проекта  
6/06.07.2020 ООО «РУСАЛ ИТЦ» Р.Х. Мухаметчин  
подпись, дата

Красноярск 2020

**Федеральное государственное образовательное учреждение высшего  
образования «Сибирский федеральный университет»**

Институт цветных металлов и материаловедения

Кафедра фундаментального естественнонаучного образования

**Рецензия**

на магистерскую диссертацию

Михалёва Александра Германовича

на тему: Информационно-советующая система распознавания образа  
металлоконструкций для функционального использования,

представленную к защите по направлению 09.04.03 «Прикладная  
информатика» по программе 09.04.03.04 «Прикладная информатика в  
металлургии»

**1. Общий анализ магистерской диссертации**

Актуальность темы магистерской диссертации определяется несколькими причинами. Во-первых, распознавание образов, как одно из направлений искусственного интеллекта, является сложной теоретико-технологической проблемой, имеющей широкую практическую востребованность. Во-вторых, несмотря на использование общих принципов, таких как, методика отнесения объекта к определяющему классу с использованием решающего правила; использование метрики как способа определения расстояния между объектами, распознавание образов относится к классу интеллектуальных задач, для которых не существует стандартных алгоритмов решения. В-третьих, существует востребованность использования распознавания образов из слабоструктурированных задач, значимых для металлургической отрасли, задаче «разборки завалов».

Магистерская диссертация состоит из 2-х глав – теоретической «Теоретические основания проектирования информационно-советующей системы распознавания образа металлоконструкции для функционального использования» и практической «Проектирование информационно-советующей системы распознавания образа металлоконструкции», в которых логично и обоснованно приводятся результаты исследования, представляющие собой один из вариантов решения проблемы.

Александр Германович корректно выделил цель исследование и вытекающие из нее задачи, продемонстрировал свою методологическую компетентность в решении научной проблемы.

Логично представлен научный аппарат исследования, включающий конкретизацию базовых категорий (образ, распознавание, признаки, классы и др.), алгоритм распознавания, признаки, решающие правила, а также критерии оценки результатов распознавания.

Важной составляющей теоретической части исследования является проведенный диссертантом анализ методов распознавания образов и

обоснование значимости методов дискриминантного анализа для решения поставленной задачи.

Среди методов дискриминантного анализа в диссертации детально рассмотрен дискриминантный анализ Фишера и метод линейной дискриминации. Результаты распознавания по этим методам создавали поле альтернатив для принятия решения в рамках информационно-советующей системы. Удачно использована специальная программа Attestat, представляющая собой надстройку к широко распространенному табличному процессору Ms Excel, входящему в состав Ms Office.

## **2. Вопросы и замечания рецензента**

Магистерская диссертация создает хорошее впечатление, имеет достаточно убедительное теоретическое обоснование, сформированное на репрезентативной источниковой базе. Выводы и результаты логически вытекают из проделанного исследования. Однако хотелось бы уточнить, рассматривались ли другие программные продукты для решения поставленной задачи.

## **3. Общая оценка магистерской диссертации**

В магистерской диссертации представлено решение сложной теоретико-технологической проблемы, возникающей в решении слабоструктурированных интеллектуальных задач, значимых, в том числе и для металлургической сферы как задачи «разбора завалов». Предложен вариант решения. Задачи исследования выполнены.

В целом, магистерская диссертация соответствует квалификационным требованиям и заслуживает оценки «отлично».

Рецензент Мухаметчин Рашид Халиуллович.

Место работы рецензента: ООО «РУСАЛ ИТЦ».

Занимаемая должность рецензента: Руководитель проекта.

Накануне ОУД  
Декрет

