

Гай Наталья Васильевна

**Моделирование механизмов поиска изображений по ассоциации
с позиций теории активного восприятия**

Научный руководитель:

д.т.н., профессор

Утробин Владимир Александрович

Нижний Новгород

2016

Введение

Актуальность темы

В настоящее время в сети Интернет существуют огромные коллекции изображений. Эффективные методы поиска в таких больших коллекциях должны максимально лаконично описывать каждое изображение и иметь быструю процедуру сравнения пары изображений для осуществления операций точного поиска, поиска похожих изображений.

Принцип работы памяти у компьютера Фон-Неймановской архитектуры и человека принципиально отличаются друг от друга. Компьютер использует для поиска информации адрес, а человек ассоциации. Ассоциативная память позволяет человеку без использования операции полного перебора быстро находить нужные данные. Ассоциативная память позволяет по неполной и даже частично недостоверной информации восстановить достаточно полное описание знакомого объекта. В связи с этим, одним из возможных подходов к решению задачи поиска изображений по содержанию является использование механизмов, подобных ассоциативным механизмам, используемым в системах восприятия человека.

«Узким» местом многих известных методов поиска изображений по содержанию является задача выбора набора признаков, позволяющих с достаточной степенью точности выполнить поиска изображения по содержанию.

В связи с этим, актуальной является разработка новых моделей и методов поиска изображений в базах данных, основывающихся на механизмах ассоциативной памяти с использованием теории активного восприятия.

Цель работы и задачи исследования

Целью выпускной квалификационной работы является разработка и исследование методов поиска изображений в графических базах данных по ассоциации на основе теории активного восприятия.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. обзор и анализ известных трактовок понятия «ассоциативная память»;
2. обзор и анализ современного состояния проблемы поиска изображений по содержанию, обзор признаков описаний изображений;

3. разработка информационных моделей поиска и сохранения изображений на основе ассоциативных механизмов;
4. разработка и исследование алгоритмов сохранения и поиска изображений.

Объект исследования

Объектом исследования является цифровое изображение.

Предмет исследования

Предметом исследования являются модели и алгоритмы поиска изображений в базах данных по содержанию.

Методы исследования

Для решения поставленных задач в работе использованы методы распознавания образов, теории активного восприятия, методов цифровой обработки изображений, методы машинного обучения. Для практической апробации разработанных алгоритмов применено компьютерное моделирование, реализованное на языке программирования *R*.

Положения, выносимые на защиту

1. Информационная модель базы данных цифровых изображений, основанная на теории активного восприятия, позволяющая выполнять поиск изображений по ассоциации;
2. Алгоритм сохранения цифрового изображения в базу данных;
3. Алгоритм извлечения цифрового изображения из базы данных, позволяющий выполнять поиск похожих и искаженных изображений;
4. Результаты вычислительного эксперимента.

Научная новизна

1. Информационная модель базы данных цифровых изображений, основанная на теории активного восприятия, отличающаяся от известных использованием грубо-точного подхода к формированию признаков описания изображения, позволяющая повысить скорость поиска изображений в базе данных;
2. Алгоритмы сохранения и извлечения цифрового изображения из базы данных, разработанные для указанной модели.

Инв. № подл.	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат	ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)	Лист
										5

Теоретическая и практическая ценность работы

Теоретическая значимость выпускной квалификационной работы заключается в разработанной информационной модели поиска и сохранения изображений в базу данных, а также алгоритмах сохранения и выборки изображений из базы данных.

Практическая значимость выпускной квалификационной работы состоит в разработке программного комплекса для решения задачи поиска изображений по содержанию, его тестировании и сравнении с современными методами поиска.

Апробация работы

Выпускная квалификационная работа и отдельные её части докладывались и обсуждались на международной научно-технической конференции «Информационные системы технологии» (Н. Новгород, 17 апреля 2015 г.) и на международной научно-технической конференции «Нейроинформатика» (Москва, 28 апреля 2016 г.).

Обоснованность и достоверность

Достоверность и обоснованность полученных в работе результатов и выводов определяется корректным использованием математического аппарата, результатами вычислительных экспериментов, сравнительным анализом полученных результатов с известными, апробацией основных теоретических положений выпускной квалификационной работы в докладах на международных научных конференциях.

Публикации

1. Н. В. Гай Механизмы ассоциативной памяти с позиций теории активного восприятия // Материалы XXI Международной научно-технической конференции «Информационные системы технологии», ИСТ-2015, Россия, Н. Новгород, 17 апреля 2015 г., С. 372;
2. В. Е. Гай, В. А. Утробин, Н. В. Гай Моделирование ассоциативной памяти с позиций теории активного восприятия // Материалы XVIII Международной научно-технической конференция «Нейроинформатика-2016», Россия, Москва, 25-29 апреля 2016 года, С. 301-304.

Структура и объём диссертации

Диссертация состоит из введения, трёх глав, заключения, списка литературы. Полный объём диссертации составляет 64 страницы с 12 рисунками и 23 таблицами. Список литературы содержит 59 наименований.

Инв. № подл.	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат	ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)	Лист
										6

Глава 1. Обзор известных подходов к понятию «ассоциативная память». Постановка задачи

В настоящей работе рассматривается понятие «ассоциативная память». Необходимо отметить, что под понятием «ассоциативная память» понимается не сама «ассоциативная память» как таковая, а механизмы обучения (в физиологии) или механизмы поиска и сохранения данных (в теоретической информатике), в которых учитываются связи между данными, наблюдаемыми событиями или явлениями.

Настоящая глава посвящена обзору различных точек зрения на понятие «ассоциативная память», а также рассмотрению вопросов, связанных с решением задачи поиска изображений в базах данных.

Память – одно из свойств нервной системы, заключающееся в способности какое-то время сохранять информацию о событиях внешнего мира и реакциях организма на эти события, а также многократно воспроизводить и изменять эту информацию [1].

Память неразрывно связана с обучением. Под обучением обычно подразумевают механизмы приобретения и фиксации информации, а под памятью – механизмы хранения и извлечения этой информации.

Процессы обучения можно разделить на неассоциативные и ассоциативные. Неассоциативное обучение рассматривается как эволюционно более древнее и не подразумевающее связи между тем, что запоминается и какими-либо ещё стимулами. Ассоциативное основывается на формировании связи между несколькими стимулами.

1.1. Понятие ассоциативной памяти в различных дисциплинах

1.1.1. Ассоциативная память в философии и психологии

Философия и психология были первыми отраслями науки, в которых появилось понятие «ассоциативная память».

Изначально понятие ассоциации, как важного механизма переработки знаний, было затронуто Платоном, а затем, более подробно рассмотрено в теории познания Аристотелем. По Аристотелю ассоциации разделялись на три типа: по смежности (одновременности), по сходству (анalogии) и по контрасту [2].

Несмотря на то, что Аристотель первый коснулся темы ассоциативных механизмов мышления, им так и не было чётко сформулировано определение ассоциации.

Впервые понятие ассоциации было введено Дж. Локком (1698 г.), как связь между элементами мыслительного процесса (ощущениями, восприятиями, представлениями, идеями), заключающуюся

юся в том, что появление при определенных условиях одного элемента влечет за собой появление другого или нескольких элементов [2], [3].

Понятие ассоциации, введенное Дж. Локком, является основополагающим понятием теории ассоцианизма [3].

Дальнейшее развитие понятия ассоциации происходит в ассоциативной психологии (ассоцианизме).

Ассоциативная психология (ассоцианизм) – общее название для целого ряда концепций и школ, которые считали ассоциацию главным (или даже единственным) механизмом функционирования сознания и психики, стремясь к строго детерминистскому способу объяснения психических феноменов.

Становление ассоцианизма произошло в 18 и начале 19 века, понятие ассоциации выступает в качестве основного объяснительного принципа всей психологической жизни [3], [4], [5] [6]. Данный этап ещё принято называть периодом «Классического ассоцианизма». Характерной чертой ассоциативной теории, на данном этапе, было в выделении всех законов душевной жизни из механических связей.

Д. Гартли в рамках ассоцианизма создал теорию о том, что все проявления психологической жизни подчиняются закону ассоциации [3].

В Ассоцианизме предполагается, что если взаимодействие с внешним миром производится по законам механики, значит, связи идей возникают по этим же законам.

Данное положение было выдвинуто английским философом Т. Гоббсом, которое далее было развито голландским философом Б. Спинозой. Б. Спиноза сформулировал закон ассоциации: «Если человеческое тело подвергалось однажды действию одновременно со стороны двух или нескольких тел, то душа, воображая впоследствии одно из них, тотчас будет вспоминать и о других» [7].

В противовес теории ассоцианизма Д. Гартли, возник идеалистический ассоцианизм. В рамках данной теории Дж. Беркли и Д. Юм утверждали, что связь между психическими элементами дана внутри сознания и является субъективной [3].

Дж. Милль описал прямолинейную механическую концепцию, согласно которой всё здание психической жизни составлено из «кирпичей» – ощущений и связывающего их «цемента» – ассоциаций. В дальнейшем Дж. С. Милль и А. Бен модернизировали её, признав, что из ощущений могут возникать качественно новые психические единицы [3].

На основе понятий ассоцианизма была разработана одна из первых психологических теорий памяти – ассоциативная теория. С данной теорией связаны имена Г. Эббингауза, Г. Мюллера и А. Пильцекера [5].

В 20 веке теория ассоцианизма как направления утратило свою актуальность, но идеи данного направления получили своё развитие в других отраслях психологии.

Подп. и дата	Взам. инв. №	Инв. № дубл.	Подп. и дата	Инв. № подл.	<p>«Если человеческое тело подвергалось однажды действию одновременно со стороны двух или нескольких тел, то душа, воображая впоследствии одно из них, тотчас будет вспоминать и о других» [7].</p> <p>В противовес теории ассоцианизма Д. Гартли, возник идеалистический ассоцианизм. В рамках данной теории Дж. Беркли и Д. Юм утверждали, что связь между психическими элементами дана внутри сознания и является субъективной [3].</p> <p>Дж. Милль описал прямолинейную механическую концепцию, согласно которой всё здание психической жизни составлено из «кирпичей» – ощущений и связывающего их «цемента» – ассоциаций. В дальнейшем Дж. С. Милль и А. Бен модернизировали её, признав, что из ощущений могут возникать качественно новые психические единицы [3].</p> <p>На основе понятий ассоцианизма была разработана одна из первых психологических теорий памяти – ассоциативная теория. С данной теорией связаны имена Г. Эббингауза, Г. Мюллера и А. Пильцекера [5].</p> <p>В 20 веке теория ассоцианизма как направления утратило свою актуальность, но идеи данного направления получили своё развитие в других отраслях психологии.</p>	Лист
					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)	8
	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат		

1.1.2. Ассоциативная память в физиологии

В физиологии понятие ассоциации было подробно рассмотрено, академиками И. М. Сеченовым и И. П. Павловым [8].

И. М. Сеченов раскрыл физиологические основы ассоциации, которые дали ясную картину физиологических механизмов как процесса запоминания (заучивания), так и процесса воспроизведения [8]: «Если дана, например, ассоциация зрительно-осязательно-слуховая, то при малейшем внешнем намёке на её часть, т.е. при самом слабом возбуждении зрительного, или слухового, или осязательного нерва формой или звуком, заключающимся в ассоциации, в сознании воспроизводится она целиком».

И. П. Павлов описывал ассоциацию как временную нервную связь, возникающую при определенных условиях. И. П. Павлов выделял два вида ассоциаций [9], [10], [11]:

1. по смежности во времени и пространстве – данный вид образуется при помощи условных рефлексов;
2. по сходству – вид ассоциаций, полученный при генерализации условных рефлексов.

И. П. Павловым выявлено, что ассоциации без подкрепления, начинают «угасать» в памяти, а ассоциации, которые образуются после подкрепляющих повторений, включаются в динамические стереотипы (более сложные системы, которые обладают динамическим характером).

«Мышление, – говорил И. П. Павлов, – ...ничего другого не представляет, как ассоциации, сперва элементарные, стоящие в связи с внешними предметами, а потом цепи ассоциаций. Значит, каждая маленькая, первая ассоциация – это есть момент рождения мысли».

Д. Хебб также рассматривал понятие ассоциации. Он утверждал, что память делится на два разных типа [12], [13]:

1. кратковременная память – временная память, в которую поступает информация от органов чувств; через небольшой промежуток времени большая часть информации стирается из памяти, а другая часть переносится в долговременную память, где может храниться неопределённо долго;
2. долговременная память – постоянная память, в которую поступает часть нестертой информации из кратковременной памяти и хранится длительный промежуток времени.

Д. Хебб предполагал, что в кратковременной памяти при поступлении новой информации происходит циркуляция нервного импульса по замкнутой цепочке нейронов. При поступлении двух сигналов нейроны, которые их приняли, могут образовать общую цепочку (ассоциацию).

К. В. Анохин предлагает делить ассоциативную память на линейную и нелинейную [14], [15].

Линейная ассоциативная память соответствует павловскому условному рефлексу. Нелинейная ассоциативная память соответствует долговременной памяти. К. В. Анохин полагает, что нелинейная ассоциативная память способна осуществлять связь между далеко расположенными событиями индивидуального опыта при помощи механизма нейронной «кротовой норы».

Из физиологии также известно, что в структуру головного мозга входят так называемые «ассоциативные зоны», которые выполняют следующие функции [12], [16]:

1. получают информацию с сенсоров и связывают её с уже имеющейся информацией, хранящейся в памяти;
2. выполняют сравнение полученной информации, с различных рецепторов, между собой;
3. принимают участие в процессах обучения, мышления и запоминания;
4. определяют наиболее подходящую ответную реакцию на полученные сенсорные сигналы.

Ассоциативные зоны расположены таким образом, что отдельные крупные ассоциативные области располагаются рядом с соответствующими сенсорными зонами. Некоторые ассоциативные зоны выполняют ограниченную специализированную функцию и связаны с другими ассоциативными центрами, которые выполняют дальнейшую обработку информации.

1.1.3. Ассоциативная память в теоретической информатике

В теоретической информатике понятие «ассоциативной памяти» получило применение в нейронных сетях, при разработке алгоритмов хэширования, а также в реляционных базах данных. В теоретической информатике концепция ассоциативной памяти используется как альтернатива памяти с произвольным доступом, поскольку доступ к данным в ассоциативной памяти выполняется не по адресу, а по содержимому.

В работе [17] указано, что любую физическую или абстрактную систему можно называть «ассоциативной памятью», если внешне она функционирует подобно человеческой памяти и подчиняется классическим законам ассоциации.

Наиболее известные модели ассоциативной памяти были созданы на основе нейронных сетей. Одна из первых моделей («Lenrmatrix») была предложена Карлом Штейнбухом [18]. Данная модель работает с бинарными векторами и использует обучающее правило Хебба. На основе данной модели Уилшоу предложил модель «Associative Net», которая, по сравнению с предыдущей, позволяла хранить больший объём информации за счёт использования пространственно разреженных бинарных векторов. При разработке ассоциативной памяти на основе нейронных сетей возникает необходимость соблюдать компромисс между объёмом хранимой информации и точностью извлечения [19].

В своей простейшей форме ассоциативные операции с памятью, включают две фазы: хранение и извлечение.

В фазе хранения, выполняется обучение нейронной сети по образцам на основе некоторого правила обучения, например, правила обучения Хебба, или правила Палма, которое позволяет сформировать весовую матрицу, содержащую весовые коэффициенты соединений между нейронами. Поэтому на этапе обучения, сеть сохраняет информацию об образцах в весовых коэффициентах.

Инва. № подл.	Подп. и дата
Инва. № дубл.	Взам. инв. №
Подп. и дата	Инва. № дубл.
Инва. № подл.	Подп. и дата

Изм.	№ докум.	Подп.	Дат
------	----------	-------	-----

В фазе извлечения сеть выполняет выборку шаблона при помощи весов соединений, для обработки возможных искажённых версий одного из сохраненных образцов. Предполагается, что входной шаблон основан на одном из сохраненных шаблонов.

Дальнейшее развитие идея ассоциативной памяти получила в моделях Палма, Хопфилда, а также в модели на основе осцилляторной нейронной сети [20], [21], [22]. Модель Хопфилда занимает среди моделей ассоциативной памяти особое место, так как в ней впервые удалось установить связь между нелинейными динамическими системами и нейронными сетями.

Ассоциативная память на нейронных сетях делится на два вида:

1. автоассоциативная память – память, которая сконфигурирована для хранения набора образов (векторов) и необходима, чтобы иметь возможность извлечь исходный образ, когда представлена искаженная или зашумлённая версия;
2. гетероассоциативная память – память, в которой при поступлении стимула на один набор нейронов, реакция по обратной связи появляется на другом наборе нейронов.

Одно из самых первых применений ассоциативной памяти связано с созданием методов программного поиска, а также организацией работы некоторых сетевых устройств [17].

Известны приложения ассоциативной памяти, смоделированной на нейронных сетях, распознавании лиц [23], жестов [24] и речевых сигналов [25].

Ассоциативная память нашла своё отражение в идее реляционных баз данных. При выборке данных из реляционной базы данных выполняется команда, в которой указывается действие, которое надо совершить, область выборки (таблицы, из которых необходимо произвести выборку), данные, которые должны быть выданы (список полей), условия связи между таблицами и условия отбора. Таким образом, при вызове команды выборки данных фактически осуществляется ассоциативная выборка из базы данных.

Известны аппаратные реализации ассоциативной памяти, применяемые в коммутаторах и маршрутизаторах для организации таблицы MAC-адресов.

В языках программирования используется абстрактный тип данных «ассоциативный массив (словарь)», позволяющий хранить пары вида «(ключ, значение)» и поддерживающий операции добавления пары, а также поиска и удаления пары по ключу [26].

Различные методы хэширования также можно отнести к моделям ассоциативной памяти.

Для применения ассоциативной памяти в языках программирования и реализации процессоров на аппаратном уровне может быть введено следующее определение. Ассоциативная память – это совокупность или набор элементов, который может хранить информацию, причём доступ к этим элементам осуществляется одновременно и параллельно в соответствии с содержанием хранящихся в них данных, а не путем задания адреса или расположения элемента. Данное определение описывает наличие связи между данными, но не описывает механизм хранения информации. Для обозначения данного механизма используется термин «память по содержанию» (ПАС) [27], [17].

Инв. № подл.	Подп. и дата					Лист
	Взам. инв. №					
	Инв. № дубл.					
	Подп. и дата					
	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат	ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)	
					11	

1.2.1. Формирование глобального признакового описания

Одними из первых способов формирования глобального признакового описания изображения были гистограммы яркостей изображения, а также статистические значения, вычисленные на основе гистограмм [28]. Однако, данные признаковые описания обладают некоторыми недостатками: они не позволяют учитывать пространственное расположение элементов изображения, похожесть отсчётов изображения по цвету.

Известны признаковые описания, формируемые на основе различных моделей текстуры. К ним относятся матрицы смежности [29], признаки Tamura [30], признаки формируемые на основе марковских случайных полей [31], признаки сформированные на основе различных спектральных преобразований: вейвлет-преобразования, преобразования Габора, преобразования Фурье [32], [33], [34].

Матрица смежности – матрица частот пар пикселей определенной яркости, расположенных на изображении определенным образом относительно друг друга:

$$C(i, j) = \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^M \begin{cases} 1, \text{if } I(p, q) = i, I(p + \Delta x, q + \Delta y) = j, \\ 0, \text{else,} \end{cases}$$

где $(\Delta x, \Delta y)$ – параметр сдвига, задающий взаимное расположение пикселей, $I(p, q)$ – уровень яркости пикселя изображения, расположенного в точке (p, q) .

Статистические параметры, вычисляемые по матрице смежности:

1. $Energy = \sum_i \sum_j C^2(i, j)$ – минимален, когда все элементы равны;
2. $Entropy = - \sum_i \sum_j C(i, j) \log_2 C(i, j)$ – мера хаотичности, максимален, когда все элементы равны;
3. $Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 C(i, j)$ – мал, когда большие элементы вблизи главной диагонали;
4. $Inverse \ Difference \ Moment = \sum_i \sum_j \frac{C(i, j)}{1 + (i - j)^2}$ – мал, когда большие элементы далеки от главной диагонали.

Признаки Tamura – признаки, существенные для зрительного восприятия: зернистость (coarseness), контрастность (contrast), направленность (directionality), линейность (line-likeness), регулярность (regularity), грубость (roughness).

В работе [35] предлагается метод поиска ближайших соседей по бинарному вектору, причём скорость поиска не зависит от объёма хранимых данных. Каждый бинарный вектор-описание соответствует некоторому адресу в памяти. Поиск похожих изображений выполняется на основе изменения бит в бинарном векторе-описании и формировании, таким образом, окружности Хэмминга около исходного вектора. Все изображения, находящиеся в базе данных и попавшие в окружность Хэмминга возвращаются как похожие изображения (см. рис. 1.1).

Достоинства данного метода заключаются в высокой скорости поиска и быстром формировании базы данных, по сравнению с методами, основанными на *kd*-деревьях. Недостаток заключается в том, что с увеличением длины бинарного вектора-описания увеличивается размер окружности Хэмминга, и, соответственно, сложно выполнить перебор всех изображений, относящихся к данной окружности.

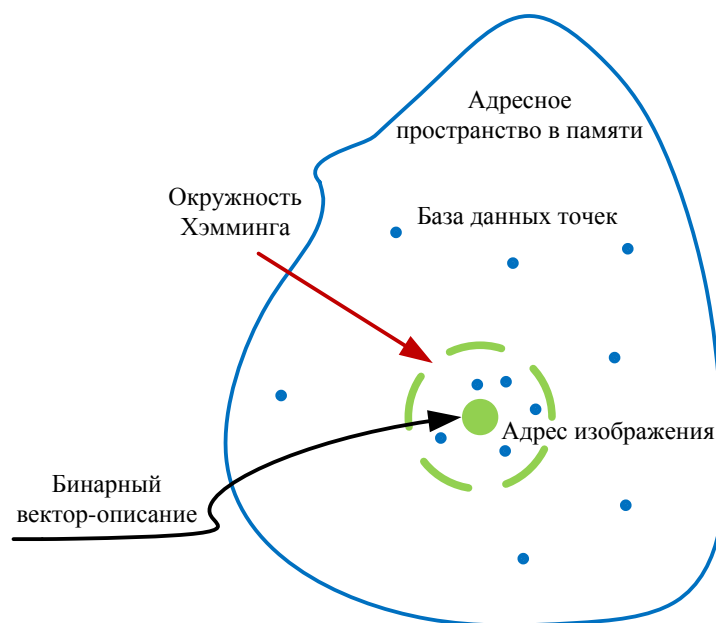


Рисунок 1.1. Принцип поиска похожих изображений на основе семантического хэширования

Идея локально-чувствительного хэширования [36] основана на том, чтобы использовать такие хэш-функции, которые для похожих изображений будут возвращать близкие значения хэшей. Если похожие изображения будут приводить к коллизиям в хэшах, тогда при поиске похожих изображений, после вычисления хэша по запросу, можно выполнить обращение к области памяти, хранящей данный хэш и найти по соседним хэшам похожие изображения. Хэш обычно состоит из короткой двоичной строки.

Данная идея полностью противоположна традиционному хэшированию, в котором не рекомендуется использовать хэш-функции, приводящие к коллизиям на похожих данных. Предлагаемый метод позволяет решать задачу поиска с использованием многомерного пространства признаков эффективнее, чем *kd*-деревья.

1.2.2. Формирование локального признакового описания

Алгоритм SIFT (Scale Invariant Feature Transform) основан на использовании пирамиды гауссианов и пирамиды разностей гауссианов [37], [38]:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y),$$

Инв. № подл.	Подп. и дата			
	Взам. инв. №			
	Инв. № дубл.			
	Подп. и дата			
<p>Рисунок 1.1. Принцип поиска похожих изображений на основе семантического хэширования</p> <p>Идея локально-чувствительного хэширования [36] основана на том, чтобы использовать такие хэш-функции, которые для похожих изображений будут возвращать близкие значения хэшей. Если похожие изображения будут приводить к коллизиям в хэшах, тогда при поиске похожих изображений, после вычисления хэша по запросу, можно выполнить обращение к области памяти, хранящей данный хэш и найти по соседним хэшам похожие изображения. Хэш обычно состоит из короткой двоичной строки.</p> <p>Данная идея полностью противоположна традиционному хэшированию, в котором не рекомендуется использовать хэш-функции, приводящие к коллизиям на похожих данных. Предлагаемый метод позволяет решать задачу поиска с использованием многомерного пространства признаков эффективнее, чем <i>kd</i>-деревья.</p> <p>1.2.2. Формирование локального признакового описания</p> <p>Алгоритм SIFT (Scale Invariant Feature Transform) основан на использовании пирамиды гауссианов и пирамиды разностей гауссианов [37], [38]:</p> $L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y),$				
ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)				
Лист				
14				

в том каким образом выполняется формирование дерева и тот порядок, в котором выполняется его обход. Наиболее часто используемыми деревьями являются *kd*-дерево и *vp*-дерево. Однако, обе этих структуры данных связаны с проблемой «проклятье размерности»: с увеличением пространства признаков, увеличивается время поиска. Если размерность пространства признаков больше 30, тогда большинство алгоритмов выполняют обход всего дерева [40], [41].

kd-дерево – это структура данных для упорядочивания точек в пространстве R^k , использующая разбиение пространства [42]. *kd*-дерево – это бинарное дерево, в котором каждый терминальный узел представляет собой точку в k -мерном пространстве. Каждый не терминальный узел выполняет деление с помощью гиперплоскости пространства признаков на два полупространства. Точки, находящиеся левее гиперплоскости формируют левое поддереву, точки находящиеся правее – правое поддереву. Направление гиперплоскости выбирается следующим образом: каждый узел дерева связывается с одной из осей координат, которая соответствует одному из признаков, причём гиперплоскость перпендикулярна данной оси. Если выбрана некоторая точка «х» деления некоторой оси, тогда все точки в поддереве со значениями, меньшими «х» относятся к левому поддереву, а точки со значениями, большими «х» – к правому.

Сложность поиска по *kd*-дереву составляет $O(\log n)$ в лучшем случае и $O(n)$ в худшем случае, вставка узла – $O(\log n)$ в лучшем случае и $O(n)$ в худшем случае.

vp-дерево – бинарное дерево, которое отличается от *kd*-дерева тем, что позволяет организовать поиск ближайшего соседа в метрическом пространстве, т.е. в множестве, в котором задано расстояние между двумя любыми элементами множества [43]. Сложность поиска по *vp*-дереву составляет $O(\log n)$ в лучшем случае и $O(n)$ в худшем случае, вставка узла – $O(\log n)$ в лучшем случае и $O(n)$ в худшем случае.

Инв. № подл.	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата							
					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)					Лист	
										16	
					Изм.	№ докум.	Подп.	Дат			

1.3. Выводы по главе 1

1. Анализ известных трактовок понятия «Ассоциативная память» в различных отраслях науки указывает, что ассоциативная память устанавливает связь между событиями.
2. В последнее время наблюдается увеличение объёмов различной информации, которая приводит к увеличению вычислительной и технической мощности вычислительных машин, а так же разработке более эффективных методов организации памяти и алгоритмов доступа к ней. Большая часть данной информации – это графические данные. При поиске похожих изображений или видео файлов использование памяти с произвольным доступом является проблематичным т.к. доступ к данным осуществляется по адресу, поэтому является необходимой разработка алгоритмов распознавания изображения и его сравнения со всеми другими изображениями в базе данных. Один из способов решения данной проблемы – это использование ассоциативной памяти, где адресация и доступ к данным выполняется по содержимому. В отличие от памяти с произвольным доступом, ассоциативная память способна выполнять поиск похожих данных, а также поиск целого изображения по его части, что позволяет более эффективно выполнять обработку графических данных.
3. При использовании ассоциативной памяти (по содержанию) для поиска похожих изображений, основное внимание уделяется разработке и использованию алгоритмов формирования признакового описания изображения которое может производиться двумя способами:
 - (а) вычисления глобального описания (т.е. по всему изображению) – использование различных видов (алгоритмов, методов) хэширования, например семантическое хэширование, локально-чувствительное хэширование, хэши на основе дискретно-косинусного преобразования, преобразования Радона, среднего значения блока изображения;
 - (б) вычисление локального описания – использование методов SIFT и SURF.
4. Основной проблемой известных методов формирования признакового описания изображений является высокая вычислительная сложность. Для организации поиска в многомерном пространстве признаков используются *kd*- и *vp*-деревья. При использовании *kd*-дерева существует возможность формирования несбалансированного дерева в процессе добавления изображений, что может привести к снижению эффективности поиска; при использовании семантического хэширования, с увеличением длины бинарного вектора-описания увеличивается расстояние между объектами и, следовательно, увеличивается число перебираемых изображений.

Инв. № подл	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата	<p>(а) вычисления глобального описания (т.е. по всему изображению) – использование различных видов (алгоритмов, методов) хэширования, например семантическое хэширование, локально-чувствительное хэширование, хэши на основе дискретно-косинусного преобразования, преобразования Радона, среднего значения блока изображения;</p> <p>(б) вычисление локального описания – использование методов SIFT и SURF.</p>
Инв. № подл	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата	<p>4. Основной проблемой известных методов формирования признакового описания изображения является высокая вычислительная сложность. Для организации поиска в многомерном пространстве признаков используются <i>kd</i>- и <i>vp</i>-деревья. При использовании <i>kd</i>-дерева существует возможность формирования несбалансированного дерева в процессе добавления изображений, что может привести к снижению эффективности поиска; при использовании семантического хэширования, с увеличением длины бинарного вектора-описания увеличивается расстояние между объектами и, следовательно, увеличивается число перебираемых изображений.</p>
Инв. № подл	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата	<p>ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)</p>
Изм.	№ докум.	Подп.	Дат		Лист 17

Глава 2. Реализация механизмов ассоциативной памяти для поиска похожих изображений

2.1. Модель ассоциативной памяти с позиций ТАВ

2.1.1. Введение в теорию активного восприятия

Решение задачи создания модели ассоциативной памяти будет выполнено на основе теории активного восприятия. Данная теория предлагает реализацию двух этапов системы распознавания образов (см. рис. 2.1): формирование исходного описания и нахождение системы признаков [44], [45], [46], [47], [48], [49].



Рисунок 2.1. Структура системы распознавания

Реализация предварительной обработки изображения, с позиций теории активного восприятия, заключается в выполнении операции интегрирования, реализация процесса нахождения признаков заключается в выполнении операции дифференцирования.

Результатом первого преобразования является множество «визуальных масс». Результатом второго является вектор $\mu = (\mu_0, \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{15})$. Преобразование дифференцирования реализуется с помощью 16 фильтров, показанных на рис. 2.2. Серый цвет обозначает «+1», белый – «-1» [44].

Фильтры внешне похожи на фильтры Уолша системы Хармута, однако технология их применения отличается тем, что они применяются к изображению только после выполнения преобразования интегрирования.

Пара преобразований, первое из которых – интегральное, второе – дифференциальное, определены U -преобразованием.

Теория активного восприятия не ограничивается только формированием спектрального представления изображения. В состав теории входит раздел «Алгебра групп», посвящённый анализу зависимостей между спектральными коэффициентами разложения. Обнаруженные зависимости допускают своё использование на этапах принятия решения и понимания анализируемого сигнала.

Пусть каждому фильтру $F_i \in \{F_i\} \equiv \mathbf{F}$ соответствует координатно-определенный бинарный оператор $V_i \in \{V_i\} \equiv \mathbf{V}$; тогда компоненте $\mu_i \neq 0$ вектора μ допустимо поставить в соответствие оператор V_i либо \bar{V}_i в зависимости от знака компоненты. В результате вектору μ ставится в соответствие подмножество операторов из $\{V_i\}$, имеющих аналогичную фильтрам конструкцию,

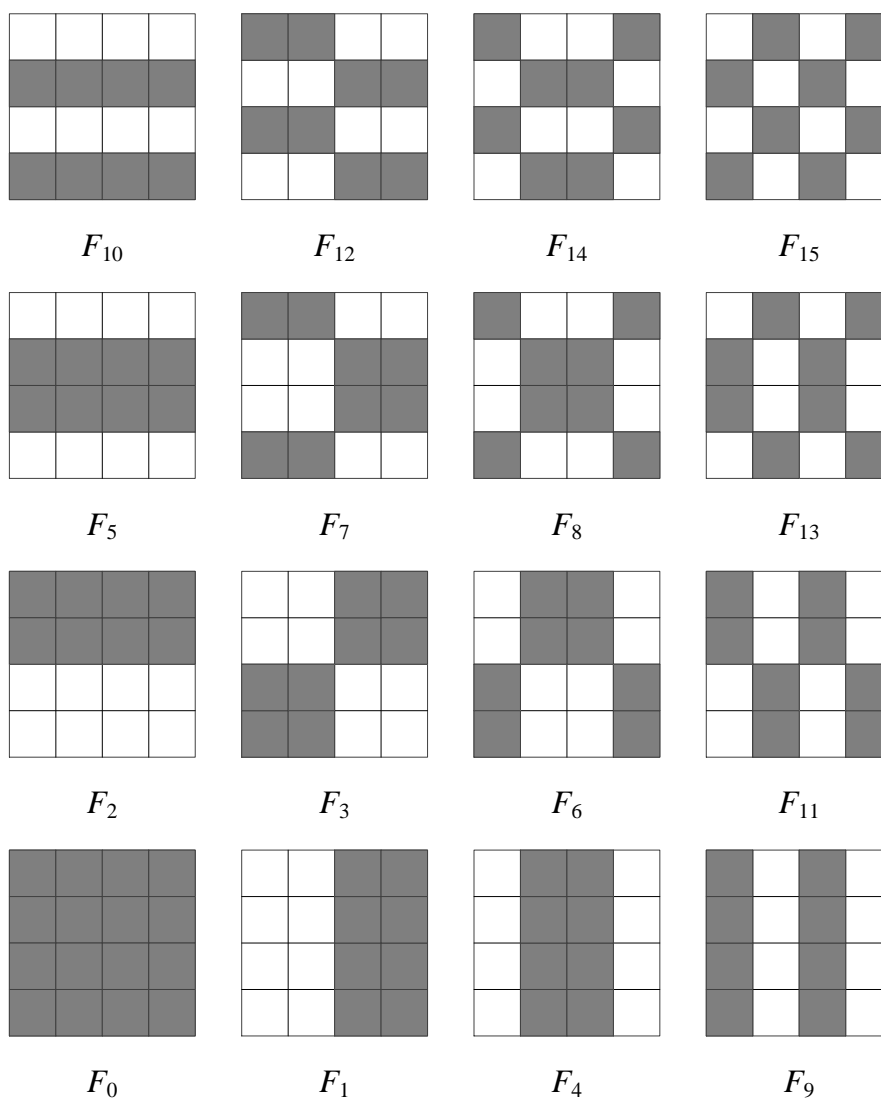


Рисунок 2.2. Фильтры, реализующие преобразование дифференцирования

Инв. № подл.	Подп. и дата											
	Взам. инв. №											
	Инв. № дубл.											
	Подп. и дата											
<div style="display: flex; justify-content: space-between;"> <div> <table border="1"> <tr> <td>Изм.</td> <td>№ докум.</td> <td>Подп.</td> <td>Дат</td> </tr> <tr> <td> </td> <td> </td> <td> </td> <td> </td> </tr> </table> </div> <div> <p>ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)</p> </div> <div> <p>Лист</p> <p>19</p> </div> </div>					Изм.	№ докум.	Подп.	Дат				
Изм.	№ докум.	Подп.	Дат									

но разное значение элементов матрицы ($+1 \leftrightarrow 1; -1 \leftrightarrow 0$). Задавая на множестве $\{V_i\}$ операции теоретико-множественного умножения и сложения, имеем алгебру описания изображения в двумерных булевых функциях.

На множестве операторов формируется алгебра групп (этап синтеза) анализируемого сигнала:

1. семейство алгебраических структур (названных полными группами) $P_n = \{P_{ni}\}$ вида $P_{ni} = \{V_i, V_j, V_k\}$ мощности 35;
2. семейство алгебраических структур (названных замкнутыми группами) $P_s = \{P_{si}\}$ вида $P_{si} = \{V_i, V_j, V_k, V_r\}$ мощности 105.

Для полной и замкнутой группы, на основе входящих в их состав операторов, можно сформировать образ. Образ оператора – компакт из восьми элементов, образ полной группы – компакт из четырёх элементов, образ замкнутой группы – компакт из восьми элементов. Для оператора и группы известно понятие массы, под которой понимается сумма отсчётов изображения, находящихся под образом группы или оператора. С учётом возможных инверсий операторов, входящих в описание полной и замкнутой группы, всего существует 140 полных групп и 840 замкнутых. Пример вычисления масс операторов, полных и замкнутых групп представлен на рис. 2.3.

С помощью замкнутых и полных групп выполняется спектрально-корреляционный анализ. Полные группы позволяют выявить корреляционные связи между операторами. Замкнутые группы позволяют выявить корреляционные связи между полными группами (см. рис. 2.4). Если множество операторов – алфавит, то множества групп – более сложные грамматические описания наблюдаемого сигнала: полная группа – слово, замкнутая группа – словосочетание.

2.1.2. Подход к построению модели ассоциативной памяти на основе ТАВ

В [17] отмечается, что понятие «ассоциативный» отражает, в сущности, лишь факт наличия взаимосвязи между данными и не имеет отношения к самому механизму хранения данных. В психологии под ассоциацией понимается закономерная связь двух или нескольких психических процессов (ощущений, представлений, мыслей, чувств, движений и т. п.), выражающаяся в том, что появление одного из них вызывает появление другого или других психических процессов [50].

Создать связь между описаниями изображений на заданном уровне разрешения в рамках своего образа-покрытия позволяют операторы и группы: если пара изображений A и B на заданном уровне разрешения имеют одинаковые описания D_A и D_B следовательно, их можно считать ассоциативно связанными.

Например, рис. 2.5 показывает два ассоциативно связанных изображения: изображение подъёмного крана и изображение буквы «Г». На рис. 2.6 показаны спектральные описания данных изображений.

В табл. 2.1 приведены спектральные представления изображений, показанных на рис. 2.5.

В табл. 2.2 приведены индексы элементов исходного массива после сортировки по убыванию по абсолютной величине.

Инв. № подл.	Подп. и дата	Взам. инв. №	Подп. и дата	наблюдаемого сигнала: полная группа – слово, замкнутая группа – словосочетание.						
2.1.2. Подход к построению модели ассоциативной памяти на основе ТАВ										
<p>В [17] отмечается, что понятие «ассоциативный» отражает, в сущности, лишь факт наличия взаимосвязи между данными и не имеет отношения к самому механизму хранения данных. В психологии под ассоциацией понимается закономерная связь двух или нескольких психических процессов (ощущений, представлений, мыслей, чувств, движений и т. п.), выражающаяся в том, что появление одного из них вызывает появление другого или других психических процессов [50].</p> <p>Создать связь между описаниями изображений на заданном уровне разрешения в рамках своего образа-покрытия позволяют операторы и группы: если пара изображений A и B на заданном уровне разрешения имеют одинаковые описания D_A и D_B следовательно, их можно считать ассоциативно связанными.</p> <p>Например, рис. 2.5 показывает два ассоциативно связанных изображения: изображение подъёмного крана и изображение буквы «Г». На рис. 2.6 показаны спектральные описания данных изображений.</p> <p>В табл. 2.1 приведены спектральные представления изображений, показанных на рис. 2.5.</p> <p>В табл. 2.2 приведены индексы элементов исходного массива после сортировки по убыванию по абсолютной величине.</p>										
					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)				Лист	
									20	
	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат						

$$\Sigma \left[\begin{array}{c} \text{Матрица} \\ \text{«визуальных масс»} \\ \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.7 \\ \hline 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ \hline 0 & 0 & 0.8 & 0.7 \\ \hline 0 & 0 & 0.9 & 1 \\ \hline \end{array} \end{array} \times \begin{array}{c} \text{Образ оператора } V_1 \\ \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \end{array} \right] = 4.8$$

$$\Sigma \left[\begin{array}{c} \text{Матрица} \\ \text{«визуальных масс»} \\ \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.7 \\ \hline 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ \hline 0 & 0 & 0.8 & 0.7 \\ \hline 0 & 0 & 0.9 & 1 \\ \hline \end{array} \end{array} \times \begin{array}{c} \text{Образ полной гр. } V_1 V_2 V_3 \\ \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \end{array} \right] = 1.4$$

$$\Sigma \left[\begin{array}{c} \text{Матрица} \\ \text{«визуальных масс»} \\ \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.7 \\ \hline 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ \hline 0 & 0 & 0.8 & 0.7 \\ \hline 0 & 0 & 0.9 & 1 \\ \hline \end{array} \end{array} \times \begin{array}{c} \text{Образ замкнутой гр. } V_1 V_3 V_7 \bar{V}_{12} \\ \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \end{array} \right] = 2.6$$

Рисунок 2.3. Вычисление масс операторов, полных и замкнутых групп

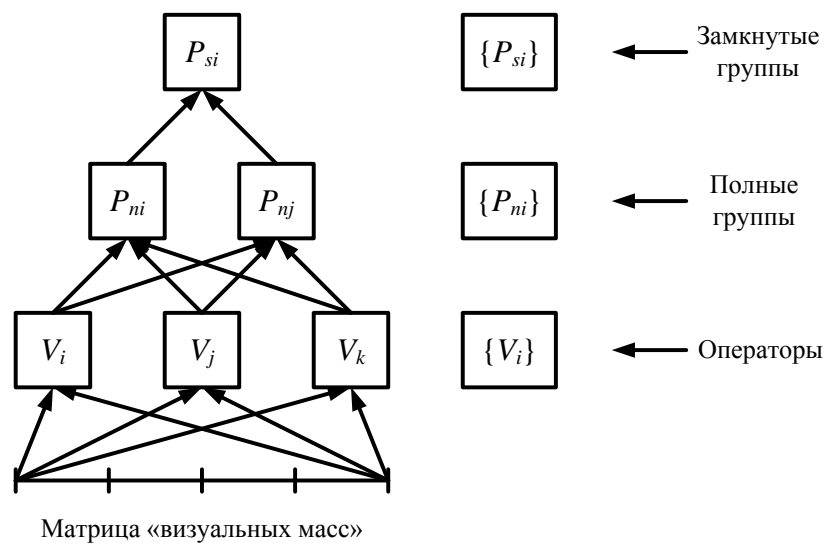
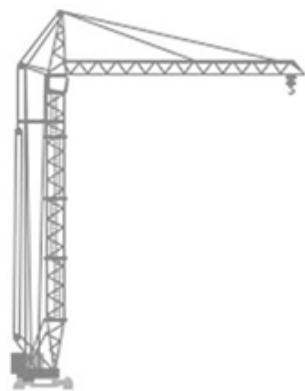


Рисунок 2.4. Иерархия операторов, полных и замкнутых групп



а)



б)

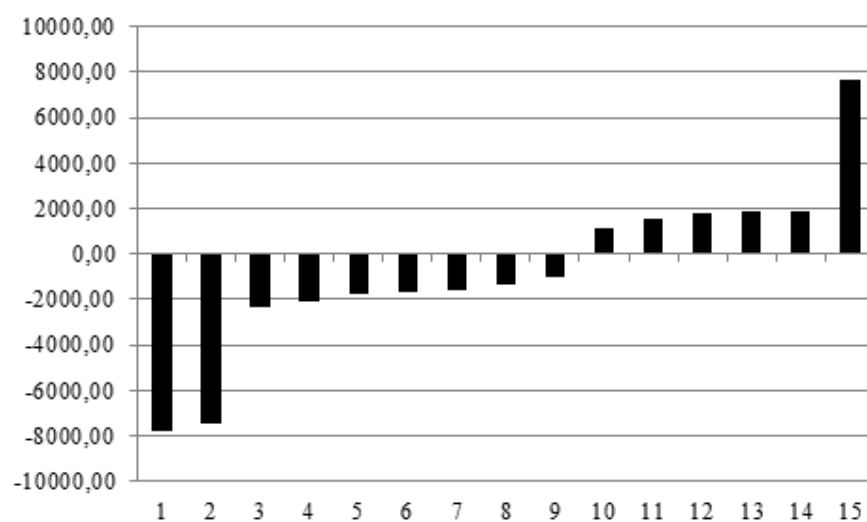
Рисунок 2.5. Ассоциативно связанные изображения: а) подъёмный кран; б) буква «Г»

Таблица 2.1. Спектральные представления изображений, показанных на рис. 2.5

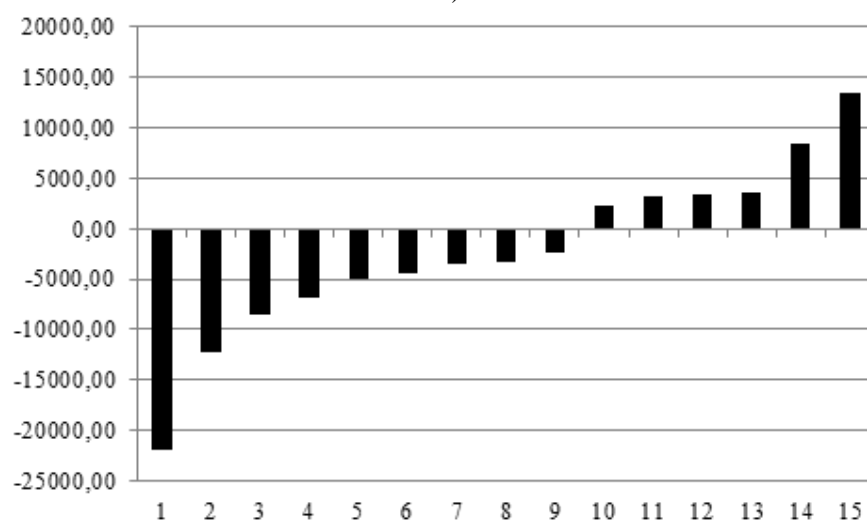
№ / Изобра- жение	0	1	2	3	4	5	6	7
Рис. 2.5.а	11130,36	-7808,97	-7457,18	-2316,96	-2088,96	-1738,33	-1675,29	-1583,06
Рис. 2.5.б	33697,13	-21858,42	-12186,99	-8556,85	-6901,13	-4937,58	-4445,01	-3484,70
№ / Изобра- жение	8	9	10	11	12	13	14	15
Рис. 2.5.а	-1356,22	-1004,43	1160,66	1520,22	1801,17	1870,84	1893,41	7652,73
Рис. 2.5.б	-3281,86	-2393,37	2321,37	3281,68	3397,86	3556,70	8440,85	13350,33

Таблица 2.2. Индексы спектральных коэффициентов после сортировки

№ / Изобра- жение	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Рис. 2.5.а	1	15	2	3	4	14	13	12	5	6	7	11	8	10	9
Рис. 2.5.б	1	15	2	3	14	4	5	6	13	7	12	8	11	9	10



а)



б)

Рисунок 2.6. Спектральные описания изображений, показанных на рис. 2.5

Информационные модели поиска и сохранения изображения в базе данных представлены на рис. 2.7.

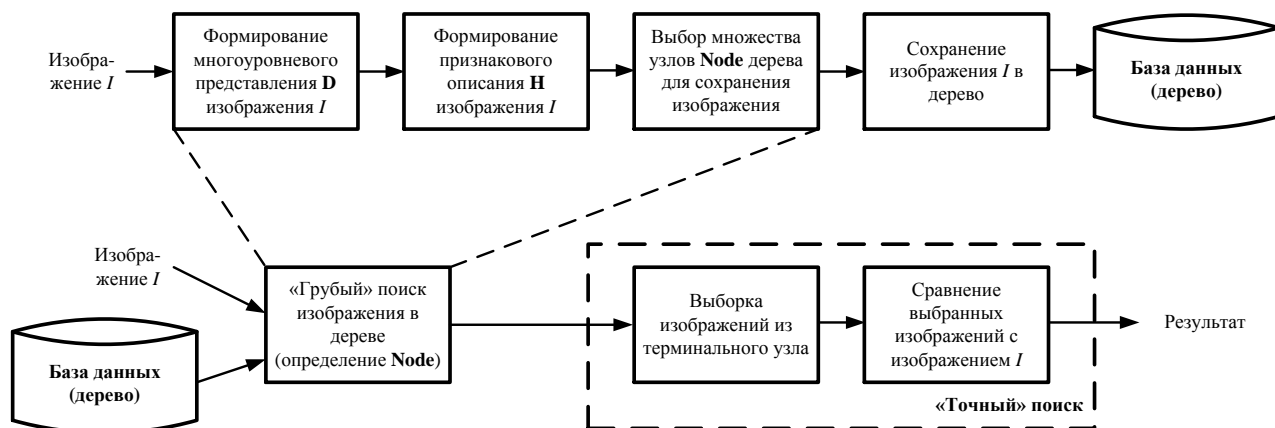


Рисунок 2.7. Информационные модели

Теория активного восприятия позволяет описать механизм создания связи между парой изображений, однако не описывает архитектуру (способ организации) памяти. В связи с этим для организации модели ассоциативной памяти предлагается использовать иерархическую структуру – M -уровневое N -арное дерево [51] совместно с грубо-точным представлением изображения (см. рис. 2.8).

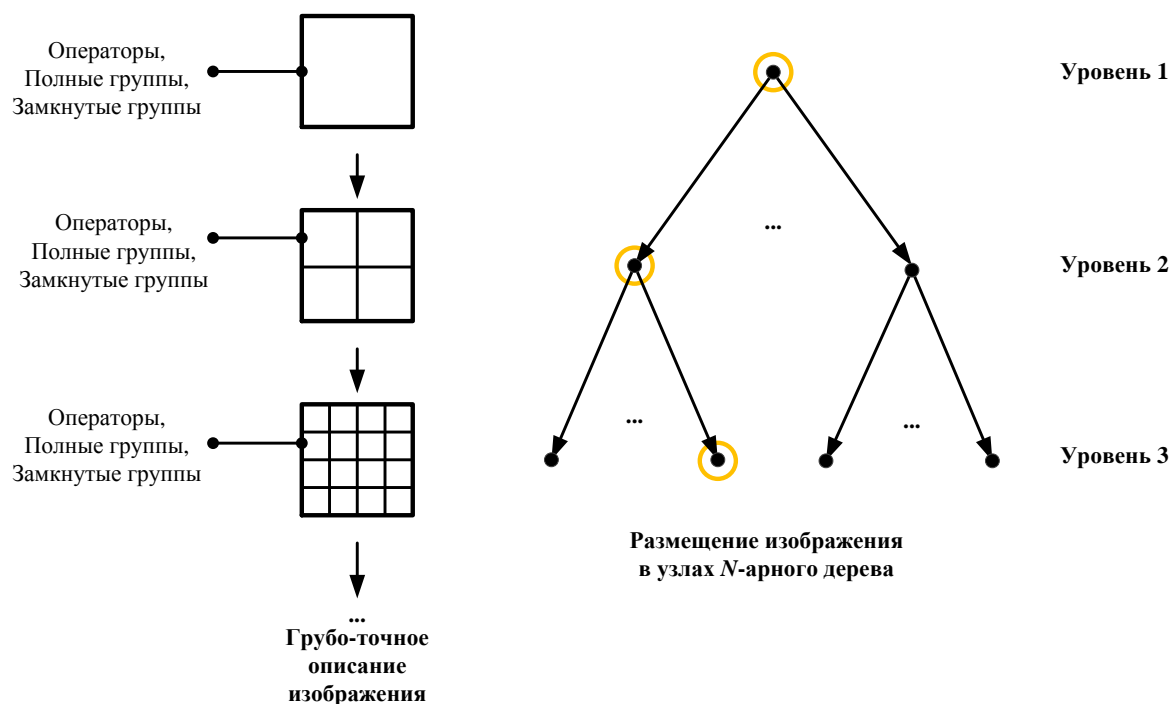


Рисунок 2.8. Древовидная модель иерархической памяти

Рассмотрим концепцию механизмов запоминания и выборки изображений [18], реализация которых будет зависеть от выбранной архитектуры дерева.

Алгоритм запоминания изображения I включает следующие шаги:

1. формирование многоуровневого представления \mathbf{D} изображения I :

$$\mathbf{D} = DEC[I, M],$$

где $\mathbf{D} = \{D_{i,j}\}$, $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N^{(i-1)}}$, M – число уровней разложения (данное значение соответствует числу уровней дерева), $D_{i,j}$ – j -ая область изображения на i -ом уровне, $DEC[*]$ – оператор формирования грубо-точного представления изображения I ;

2. формирование признакового описания многоуровневого представления \mathbf{D} изображения I :

$$\mathbf{H} = DESC[\mathbf{D}],$$

где $\mathbf{H} = \{H_{i,j}\}$ – многоуровневое (грубо-точное) признаковое описания изображения I , $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N^{(i-1)}}$, M – число уровней разложения (данное значение соответствует числу уровней дерева), $DESC[*]$ – оператор формирования грубо-точного признакового описания изображения, $H_{i,j}$ – описание $D_{i,j}$ области изображения; вопросы формирования многоуровневого представления изображения, а также вопросы создания признакового представления описания рассмотрены в [44], [45], [46], [47], [48], [49], [52];

3. выбор множества узлов **Node** (на каждом уровне разрешения выбирается один узел), в которых будет сохранено изображение I , выбор узла определяется близостью признакового описания изображения к некоторому обобщающему эталону, который задан для каждого узла дерева:

$$\mathbf{Node} = SELNODE[\mathbf{H}],$$

где $SELNODE[*]$ – оператор выбора множества узлов, $\mathbf{Node} = \{Node_i\}$, $i = \overline{1, M}$;

4. сохранение изображения в дерево:

$$\mathbf{T} = PUTIM[I, \mathbf{Node}],$$

где \mathbf{T} – дерево, хранящее базу данных изображений, $PUTIM[*]$ – оператор сохранения изображения в дерево.

В общем виде, алгоритм поиска реализуется в два шага:

1. «грубый» поиск – используется для сокращения объёмов обрабатываемой информации с учётом структуры дерева и состоит в выдвижении гипотезы об адресе узла в дереве, в котором, предположительно, находится искомое изображение («грубый» поиск реализует шаги 1-3 алгоритма запоминания изображения):

$$\mathbf{Node} = ROUGH[\mathbf{T}, I],$$

где $ROUGH[*]$ – оператор «грубого» поиска изображения; при реализации данного оператора выполняется последовательный проход по всем уровням дерева от грубого к точному, из

2. признаковое описание изображения на основе операторов:

$$\mathbf{H}\mathbf{V} = GETV[\mathbf{D}],$$

где $\mathbf{H}\mathbf{V} = \{HV_{i,j}\}$, $i = 1, \overline{M}$, $j = 1, \overline{N^{(i-1)}}$, $GETV[*]$ – оператор получения описания изображения в виде операторов и их масс, $HV_{i,j}$ – описание области $D_{i,j}$ изображения I , содержащее информацию о знаках операторов, а также о их массах;

3. признаковое описание изображения на основе полных групп:

$$\mathbf{HFG} = GETFG[\mathbf{D}],$$

где $\mathbf{HFG} = \{HFG_{i,j}\}$, $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N^{(i-1)}}$, $GETFG[*]$ – оператор получения описания изображения в виде полных групп, $HFG_{i,j}$ – описание области $D_{i,j}$ изображения I , содержащее информацию о полных группах, а также о их массах;

4. признаковое описание изображения на основе замкнутых групп:

$$\mathbf{HCG} = GETCG[\mathbf{D}],$$

где $\mathbf{HCG} = \{HCG_{i,j}\}$, $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N^{(i-1)}}$, $GETCG[*]$ – оператор получения описания изображения в виде замкнутых групп, $HCG_{i,j}$ – описание области $D_{i,j}$ изображения I , содержащее информацию о замкнутых группах, а также о их массах.

Алгоритм выбора множества узлов включает:

1. алгоритм выбора данных (области интереса изображения) для анализа на i -ом уровне;
2. алгоритм выбора узла для размещения изображения на i -ом уровне.

Рассмотрим возможные подходы к выбору области изображения для анализа (выбор области интереса) на i -ом уровне разрешения:

1. анализ описаний всех областей изображения на i -ом уровне разрешения; при использовании такого подхода на i -ом уровне выбирается область интереса, которая не связана с областью интереса на $(i - 1)$ -ом уровне и включает оператор или группу с максимальной массой; данный подход предлагается из тех соображений, что операторы и группы с максимальной массой наиболее устойчивы к шуму [53];
2. на i -ом уровне разрешения ($i > 2$) выбирается подобласть, которая: является дочерней для области, выбранной для анализа на $(i - 1)$ -ом уровне, включает оператор $(V_1, \dots, V_{15}, \bar{V}_1, \dots, \bar{V}_{15})$ или группу (полную или замкнутую) с максимальной массой, причём:

- (а) на первом уровне разрешения анализируется описание исходного изображения в целом;

(б) на втором уровне разрешения область для анализа выбирается только на основе масс операторов или групп (т.е. без учёта родительской области);

3. на i -ом уровне разрешения ($i > 2$) выбирается подобласть, которая: является дочерней для области, выбранной для анализа на $(i - 1)$ -ом уровне, включает оператор V_0 с максимальной массой, причём:

(а) на первом уровне разрешения анализируется описание исходного изображения в целом;

(б) на втором уровне разрешения область для анализа выбирается только с учётом массы оператора V_0 .

На рис. 2.10 приведён пример выбора области на i -ом уровне с учётом и без учёта области, выбранной на $(i - 1)$ уровне.



Рисунок 2.10. Выбор области на i -ом уровне разрешения: а) без учёта области на $(i - 1)$ уровне; б) с учётом области на $(i - 1)$ уровне.

Принимая во внимание предложенные алгоритмы выбора области интереса, рассмотрим возможные алгоритмы выбора узла дерева для размещения изображения на i -ом уровне разрешения, а также рассмотрим возможные модели и реализации алгоритмов выбора области и узла дерева:

1. N -арное дерево:

1.1. анализ описания области изображения, выбранной на i -ом уровне с учётом области, выбранной на $(i - 1)$ уровне (есть два подхода для решения этой задачи, см. выше) и определение оператора ($V_1 \dots V_{15}, \bar{V}_1 \dots \bar{V}_{15}$) или группы (полной или замкнутой) с максимальной массой, выбранный оператор или группа указывают на узел, в который помещается изображение (доступно $3 \cdot 2 = 6$ моделей, 3 – число возможных описаний: операторы, полные, замкнутые группы);

1.1.1. Модель алгоритма определения области:

1.1.1.1. определение области изображения на i -ом уровне, описание которой включает элемент (оператор или группу) с максимальной массой (определение выполняется с учётом родительской области $PART_{i-1}$, на самом грубом уровне разрешения анализируется описание всего изображения):

$$\forall i \in \overline{1, M}$$

$$PART_i = GETPARTP[H_i, PART_{i-1}],$$

где $GETPARTP[*]$ – оператор определения области изображения, которая включает элемент описания изображения с максимальной массой;

- 1.1.1.2. определение области изображения на i -ом уровне, для которой масса оператора V_0 максимальна (определение выполняется с учётом родительской области $PART_{i-1}$, на самом грубом уровне разрешения анализируется описание всего изображения):

$$\forall i \in \overline{1, M}$$

$$PART_i = GETPARTV0P[H_i, PART_{i-1}],$$

где $GETPARTV0P[*]$ – оператор определения области изображения, описание которой включает оператор V_0 с максимальной массой;

- 1.1.2. Модель алгоритма определения узла (выбор узла на i -ом уровне осуществляется с учётом выбранного узла на $(i - 1)$ уровне):

$$\forall i \in \overline{1, M}$$

$$NODE_i = GETNODEP[H_i, PART_{i-1}, Node_{i-1}],$$

где $GETNODEP[*]$ – оператор определения узла, в котором размещается изображение на i -ом уровне, выбор узла осуществляется на основе поиска элемента описания области изображения с максимальной массой, именно элемент и определяет узел, в который будет помещено изображение;

- 1.1.3. Реализация алгоритма определения области:

- 1.1.3.1. при использовании для описания изображения операторов алгебры изображений оператор $GETPARTP[*]$ реализуется следующим образом:

$$PART_i = GETPARTPV[HV_i, PART_{i-1}],$$

где $GETPARTPV[*]$ – оператор определения области изображения, описание которой включает оператор алгебры изображений с максимальной массой, с учётом родительской области $PART_{i-1}$;

- 1.1.3.2. при использовании для описания изображения полных (замкнутых) групп оператор $GETPARTP[*]$ реализуется следующим образом:

$$PART_i = GETPARTPFG[HFG_i, PART_{i-1}],$$

$$PART_i = GETPARTPCG[HCG_i, PART_{i-1}],$$

где $GETPARTPFG[*]$ ($GETPARTPCG[*]$) – оператор определения области изображения, описание которой включает полную (замкнутую) группу с максимальной массой, с учётом родительской области $PART_{i-1}$;

- 1.1.4. Реализация алгоритма определения узла:

Инв. № подл.	Подп. и дата				Лист 30
	Взам. инв. №				
	Инв. № дубл.				
	Подп. и дата				
	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат	

1.1.4.1. при использовании для описания изображения операторов алгебры изображений оператор $GETNODEP[*]$ реализуется следующим образом:

$$NODE_i = GETNODEPV[HV_i, PART_{i-1}, Node_{i-1}],$$

где $GETNODEPV[*]$ – оператор определения оператора с максимальной массой, с учётом родительской области $PART_{i-1}$;

1.1.4.2. при использовании для описания изображения полных (замкнутых) групп оператор $GETNODEP[*]$ реализуется следующим образом:

$$NODE_i = GETNODEPFG[HFG_i, PART_{i-1}, Node_{i-1}],$$

$$NODE_i = GETNODEPCG[HCG_i, PART_{i-1}, Node_{i-1}],$$

где $GETNODEPFG[*]$ ($GETNODEPCG[*]$) – оператор определения полной (замкнутой) группы с максимальной массой, с учётом родительской области $PART_{i-1}$;

1.2. анализ описаний всех областей изображения на i -ом уровне без учёта области, выбранной на $(i - 1)$ уровне: массы операторов или групп объединяются от всех частей изображения, затем выполняется выбор максимального оператора или группы; выбранный оператор или группа определяют узел, в который помещается изображение (доступно $3 \cdot 1 = 3$ модели):

1.2.1. Модель алгоритма определения узла (выбор узла на i -ом уровне осуществляется с учётом выбранного узла на $(i - 1)$ уровне):

1.2.1.1. определение элемента описания с максимальной массой на каждом из уровней и сохранение результатов в **Node** (поиск выполняется по описаниям всех областей изображения на i -ом уровне, без учёта выбранной области на $(i - 1)$ уровне):

$$\forall i \in \overline{1, M}$$

$$Node_i = GETNODE[H_i, Node_{i-1}],$$

где $GETNODE[*]$ – оператор узла дерева, в который будет помещено изображение на i -ом уровне разрешения;

1.2.2. Реализация алгоритма определения узла:

1.2.2.1. при использовании для описания изображения операторов алгебры изображений оператор $GETNODE[*]$ реализуется следующим образом:

$$Node_i = GETNODEV[HV_i, Node_{i-1}],$$

где $GETNODEV[*]$ – оператор определения оператора алгебры изображений с максимальной массой, входящего в описание HV_i ;

Инв. № подл.	Подп. и дата					Лист 31
	Взам. инв. №					
	Инв. № дубл.					
	Подп. и дата					
Инв. № подл.						
	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат	ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)	

1.2.2.2. при использовании для описания изображения полных (замкнутых) групп оператор $GETNODE[*]$ реализуется следующим образом:

$$Node_i = GETNODEFG[HFG_i, Node_{i-1}],$$

$$Node_i = GETNODECG[HCG_i, Node_{i-1}],$$

где $GETNODEFG[*]$ ($GETNODECG[*]$) – оператор определения полной (замкнутой) группы с максимальной массой, входящей в описание HFG_i (HCG_i);

2. бинарное дерево:

2.1. анализ описания области изображения, выбранной на i -ом уровне с учётом области, выбранной на $(i - 1)$ уровне (есть два подхода для решения этой задачи, см. выше): формируется бинарное описание выбранной области на основе операторов или групп, затем выбирается тот узел (обобщающий эталон) до которого расстояние Хэмминга от полученного описания минимально; обобщающий эталон, представленный в виде бинарного описания, задаётся заранее (доступно $3 \cdot 2 = 6$ моделей);

2.1.1. Модель алгоритма определения области:

2.1.1.1. определение области изображения на i -ом уровне, описание которой содержит элемент (оператор или группу) с максимальной массой: см. пункт 1.1.1.1;

2.1.1.2. определение области изображения на i -ом уровне, для которой масса оператора V_0 максимальна: см. пункт 1.1.1.2;

2.1.2. Модель алгоритма определения узла (выбор узла на i -ом уровне осуществляется с учётом выбранного узла на $(i - 1)$ уровне):

2.1.2.1. формирование описания области H_i с индексом $PART_i$ в виде бинарного вектора:

$$\forall i \in \overline{1, M}$$

$$BIN_i = GETBIN[H_i, PART_i],$$

где $GETBIN[*]$ – оператор получения бинарного описания H_i , BIN_i – бинарное описание H_i ;

2.1.2.2. определение узлов дерева, в которые должно быть добавлено изображение; для этого необходимо определить расстояние от бинарного вектора до обобщающего эталона; в качестве обобщающего эталона для левой ветви дерева выбран бинарный вектор E_1 , для правой ветви дерева – E_2 :

$$\forall i \in \overline{1, M}$$

$$Node_i = \begin{cases} 1, \text{ if } \left(\sum_{i=1}^{30} BIN_i == E_1 \right) > \left(\sum_{i=1}^{30} BIN_i == E_2 \right), \\ 2, \text{ else.} \end{cases}$$

2.1.3. Реализация алгоритма определения области:

- 2.1.3.1. при использовании для описания изображения операторов алгебры изображений см. пункт 1.1.3.1;
- 2.1.3.2. при использовании для описания изображения полных (замкнутых) групп см. пункт 1.1.3.2;

2.1.4. Реализация алгоритма определения узла:

- 2.1.4.1. при использовании для описания изображения алгебры изображений оператор *GETBIN* реализуется следующим образом:

$$BIN_i = GETBINV[HV_i, PART_i],$$

где *GETBINV*[*] – оператор получения бинарного описания HV_i , BIN_i – бинарное описание HV_i , бинарное описание включает 30 элементов;

Для формирования бинарного описания области изображения на основе операторов используется следующее правило:

$$Desc_v[i] = \begin{cases} 1, & \text{if } i\text{-ый оператор есть в описании;} \\ 0, & \text{if } i\text{-го оператора нет в описании.} \end{cases}$$

Пример бинарного описания на основе операторов показан в табл. 2.3.

Таблица 2.3. Бинарное описание на основе операторов

Номер оператора	1	3	5	8	10	11	13	16	18	19	22	23	25	27	29
Имя оператора	V_1	V_2	V_3	$\overline{V_4}$	$\overline{V_5}$	V_6	V_7	$\overline{V_8}$	$\overline{V_9}$	V_{10}	$\overline{V_{11}}$	V_{12}	V_{13}	V_{14}	V_{15}
Масса оператора	20	30	100	30	40	50	20	10	30	60	30	20	10	30	40

В результате полученный бинарный вектор из 30 элементов выглядит следующим образом: 101010010110100101100110101010;

- 2.1.4.2. для операторов можно использовать следующие обобщающие эталоны: для левой ветви дерева – $E_1 = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$, для правой ветви дерева – $E_2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)$; выбранные обобщающие эталоны не являются единственными, на выбранные обобщающие эталоны для данной модели накладывается следующее ограничение:

$$E_1 + E_2 = 1_{30}.$$

Необходимо, чтобы количество единиц в обоих эталонах было одинаковым и нечётным. Таким образом, в качестве обобщающих эталонов можно выбрать следующие бинарные векторы:

Таблица 2.5. Бинарное описание на основе замкнутых групп

Номер замкнутой группы	27	44	95	144	237	300	371	430	474	506	605	640	720	837
Масса замкнутой группы	365	259	227	267	270	212	271	264	271	173	273	266	164	234

Пример бинарного описания на основе замкнутых групп показан в табл. 2.5.

В результате полученный вектор из 840 элементов выглядит следующим образом:

[illegible]

2.1.4.4. для полных групп в качестве обобщающего эталона для левой ветви дерева выбран бинарный вектор E_1 , который состоит из 35 повторений следующего бинарного вектора $= (1, 1, 0, 0)$, для правой ветви дерева – E_2 , который состоит из 35 повторений следующего бинарного вектора $= (0, 0, 1, 1)$, выбранные обобщающие эталоны не являются единственными, на выбранные обобщающие эталоны для данной модели накладывается следующее ограничение:

$$E_1 + E_2 = 1_{140};$$

2.1.4.5. для замкнутых групп в качестве обобщающего эталона для левой ветви дерева выбран бинарный вектор E_1 , который состоит из 210 повторений следующего бинарного вектора $= (1, 1, 0, 0)$, для правой ветви дерева – E_2 , который со-

стоит из 210 повторений следующего бинарного вектора $= (0, 0, 1, 1)$, выбранные обобщающие эталоны не являются единственными, на выбранные обобщающие эталоны для данной модели накладывается следующее ограничение:
 $E_1 + E_2 = 1_{840}$.

2.2. анализ описаний всех областей изображения на i -ом уровне без учёта области, выбранной на $(i - 1)$ уровне: выполняется поиск оператора или группы с максимальной массой по признаковым описаниям всех областей изображения; затем для выбранной области формируется бинарное описание выбранной области; выбирается тот узел дерева, до которого расстояние Хэмминга от полученного описания минимально; обобщающий эталон, представленный в виде бинарного описания, задаётся заранее (доступно $3 \cdot 1 = 3$ модели);

2.2.1. Модель алгоритма определения области:

2.2.1.1. определение области, описание которой содержит элемент (оператор или группу) с максимальной массой (поиск выполняется по описаниям описаний всех областей изображения на i -ом уровне, без учёта выбранной области на $(i - 1)$ уровне):

$$\forall i \in \overline{1, M}$$

$$PART_i = GETPART[H_i],$$

где $GETPART[*]$ – оператор определения области изображения, содержащей в описании элемент с максимальной массой, $PART_i$ – индекс области изображения на i -ом уровне разложения.

2.2.2. Модель алгоритма определения узла (выбор узла на i -ом уровне осуществляется с учётом выбранного узла на $(i - 1)$ уровне):

2.2.2.1. алгоритм формирования описания области с индексом $PART_i$ в виде бинарного вектора описан в пункте 2.1.2.1;

2.2.2.2. алгоритм определения узлов дерева, в которые должно быть добавлено изображение, описан в пункте 2.1.2.2.

2.2.3. Реализация алгоритма определения области:

2.2.3.1. при использовании для описания изображения алгебры изображений оператор $GETPART$ реализуется следующим образом:

$$PART_i = GETPARTV[HV_i],$$

где $GETPARTV[*]$ – оператор определения области изображения, содержащей в описании оператор с максимальной массой;

2.2.3.2. при использовании для описания изображения алгебры групп оператор $GETPART$ реализуется следующим образом:

$$PART_i = GETPARTFG[HFG_i],$$

Инва. № подл.	Подп. и дата
Инва. № дубл.	Взам. инв. №
Подп. и дата	Инва. № дубл.
Инва. № подл.	Подп. и дата

Изм.	№ докум.	Подп.	Дат

$$PART_i = GETPARTCG[HCG_i],$$

где $GETPARTFG[*]$ ($GETPARTCG[*]$) – оператор определения области изображения, содержащей в описании полную (замкнутую) группу с максимальной массой;

2.2.4. Реализация алгоритма определения узла:

2.2.4.1. при использовании для описания изображения алгебры изображений см. пункты 2.1.4.1 и 2.1.4.2;

2.2.4.2. при использовании для описания изображения алгебры групп см. пункты 2.1.4.3, 2.1.4.4 и 2.1.4.5.

В табл. 2.6 обобщены в виде моделей предложенные варианты реализаций алгоритмов выбора области и выбора узла для N -арных и бинарных деревьев.

Таблица 2.6. Описание предлагаемых моделей

№ Модели	Используемое описание	Выбор области на i -ом уровне	Выбор узла	Тип дерева	Примечание
1	Операторы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, оператор с максимальной массой	оператор с максимальной массой	N -арное	Используется
2	Полные группы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, полная группа с максимальной массой	полная группа с максимальной массой	N -арное	Не используется, быстрый рост дерева
3	Замкнутые группы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, замкнутая группа с максимальной массой	замкнутая группа с максимальной массой	N -арное	Не используется, быстрый рост дерева
4	Операторы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, оператор V_0 с максимальной массой	оператор с максимальной массой	N -арное	Используется
5	Полные группы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, оператор V_0 с максимальной массой	полная группа с максимальной массой	N -арное	Не используется, быстрый рост дерева

Таблица 2.6. Описание предлагаемых моделей

№ Модели	Используемое описание	Выбор области на i -ом уровне	Выбор узла	Тип дерева	Примечание
6	Замкнутые группы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, оператор V_0 с максимальной массой	замкнутая группа с максимальной массой	N -арное	Не используется, быстрый рост дерева
7	Операторы	без учёта области на $(i - 1)$ уровне, оператор с максимальной массой	оператор с максимальной массой	N -арное	Используется
8	Полные группы	без учёта области на $(i - 1)$ уровне, полная группа с максимальной массой	полная группа с максимальной массой	N -арное	Не используется, быстрый рост дерева
9	Замкнутые группы	без учёта области на $(i - 1)$ уровне, замкнутая группа с максимальной массой	замкнутая группа с максимальной массой	N -арное	Не используется, быстрый рост дерева
10	Операторы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, оператор с максимальной массой	минимальное расстояние до обобщающего эталона – вектор из 30 элементов	бинарное	Используется
11	Полные группы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, полная группа с максимальной массой	минимальное расстояние до обобщающего эталона – вектор из 140 элементов	бинарное	Используется
12	Замкнутые группы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, замкнутая группа с максимальной массой	минимальное расстояние до обобщающего эталона – вектор из 840 элементов	бинарное	Используется

Инв. № подл.	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата	
Изм.	№ докум.	Подп.	Дат	ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)	Лист
					38

Таблица 2.6. Описание предлагаемых моделей

№ Модели	Используемое описание	Выбор области на i -ом уровне	Выбор узла	Тип дерева	Примечание
13	Операторы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, оператор V_0 с максимальной массой	минимальное расстояние до обобщающего эталона – вектор из 30 элементов	бинарное	Используется
14	Полные группы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, оператор V_0 с максимальной массой	минимальное расстояние до обобщающего эталона – вектор из 140 элементов	бинарное	Используется
15	Замкнутые группы	с учётом области на $(i - 1)$ уровне, оператор V_0 с максимальной массой	минимальное расстояние до обобщающего эталона – вектор из 840 элементов	бинарное	Используется
16	Операторы	без учёта области на $(i - 1)$ уровне, оператор с максимальной массой	минимальное расстояние до обобщающего эталона – вектор из 30 элементов	бинарное	Используется
17	Полные группы	без учёта области на $(i - 1)$ уровне, полная группа с максимальной массой	минимальное расстояние до обобщающего эталона – вектор из 140 элементов	бинарное	Используется
18	Замкнутые группы	без учёта области на $(i - 1)$ уровне, замкнутая группа с максимальной массой	минимальное расстояние до обобщающего эталона – вектор из 840 элементов	бинарное	Используется

Инв. № подл	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата

Предлагается использовать следующую реализацию оператора $FINE[*]$. Пусть, в результате грубого поиска получено множество изображений $Data$. Необходимо выполнить в данном множестве поиск изображения, наиболее похожего на искомое. Решение этой задачи будет выполнено на основе сравнения описаний сравниваемых изображений, полученных в виде операторов, на последнем уровне разложения:

$$IND = \arg \min_{k \in \overline{1, |Data|}} (DIST[HV_I, HV_k]),$$

где $DIST$ – оператор вычисления расстояния Хэмминга между описаниями, IND – индекс изображения, наиболее близкого по описанию к искомому, HV_k – описание k -го изображения из множества $Data$, HV_I – описание искомого изображения I .

Таким образом, так как при создании описания изображения могут использоваться операторы, полные и замкнутые группы, с учётом приведённых алгоритмов выбора узла для размещения изображения, всего необходимо исследовать $6 + 3 + 6 + 3 = 18$ моделей ассоциативной памяти.

В табл. 2.7 приведено количество узлов (внутренних или терминальных) на i -ом уровне N -арного дерева для различных типов используемых описаний.

Таблица 2.7. Зависимость числа узлов от уровня дерева

Уровень / Описание	Операторы	Полные группы	Замкнутые группы
1	1	1	1
2	30	105	840
3	900	11025	705600
4	27000	1157625	592704000
5	810000	121550625	497871360000

Учитывая быстрый рост числа узлов при использовании в качестве узлов полных и замкнутых групп, модели ассоциативной памяти, использующие N -арное дерево, будут построены только для операторов. Таким образом, количество предлагаемых моделей сокращается до $2 + 1 + 6 + 3 = 12$ моделей.

Предложенная архитектура ассоциативной памяти на основе N -арного дерева непосредственно следует из структуры алгебры изображений и алгебры групп. Бинарное дерево обладает меньшей скоростью роста узлов с увеличением числа уровней (по сравнению с N -арным деревом), но также использует элементы ТАВ. Бинарное дерево в качестве архитектуры ассоциативной памяти выбрано вследствие того, что, по Стаффорду Биру, наиболее эффективный метод разбиения множества изображений в условиях априорной неопределённости заключается в использовании дихотомии [54].

2.2. Выводы по главе 2

1. В качестве теоретической основы для разработки моделей ассоциативной памяти используется теория активного восприятия, позволяющая сформировать признаковое описание изображения, а также описать подход к выделению ассоциативно связанных изображений;
2. Разработана иерархическая структура M -уровневого N -арного дерева, использующая грубое представление изображения для организации моделей ассоциативной памяти;
3. Сформулированы и описаны концепции алгоритмов запоминания и выборки изображений, способы реализации которых зависят от выбранной архитектуры дерева;
4. С учётом предложенных алгоритмов описаны различные варианты моделей ассоциативной памяти.

Инв. № подл.	Подп. и дата				Инв. № дубл.	Взам. инв. №				Подп. и дата								
<table border="1"> <tr> <td>Изм.</td> <td>№ докум.</td> <td>Подп.</td> <td>Дат</td> </tr> <tr> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> </table>					Изм.	№ докум.	Подп.	Дат					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)					Лист 41
Изм.	№ докум.	Подп.	Дат															

Глава 3. Вычислительный эксперимент

3.1. Описание эксперимента

В ходе вычислительного эксперимента будет выполняться тестирование устойчивости предложенных моделей к различным искажениям. В качестве критерия качества будет рассматриваться число искажённых изображений, верно выбранных из базы данных.

Используемые типы искажений:

1. нормальный шум (0, 10, 20 дБ);
2. поворот изображения на угол от 1 до 20 и от -20 до 1 градуса;
3. масштабирование изображения, как в большую, так и в меньшую стороны, с различными коэффициентами по горизонтали и вертикали; коэффициенты i сжатия одинаковые по горизонтали и вертикали: от 0.3 до 0.95 с шагом 0.05 и от 1.1 до 3 с шагом 0.1.

Коэффициенты сжатия по горизонтали: от 0.3 до 0.95 с шагом 0.05, от 1.1 до 3 с шагом 0.1 и соответствующие им коэффициенты сжатия по вертикали: от 1.1 до 3 с шагом 0.1, от 0.3 до 0.95 с шагом 0.05;

4. понижение разрешения изображения, число отсчётов, по которым вычисляется среднее: от 10 до 100 с шагом 10 отсчётов;

5. загромождение части изображения.

Также в ходе вычислительного эксперимента будут оцениваться возможности предложенных моделей по поиску похожих изображений.

В модели ассоциативной памяти на основе N -арного дерева число глубина дерева составляет четыре уровня (табл. 3.1), в модели ассоциативной памяти на основе бинарного дерева – шесть уровней (табл. 3.2).

На первом уровне бинарного дерева размещается исходное изображение.

При проведении экспериментов будут использоваться изображения, минимальное разрешение которых по высоте и ширине составляет 2048 отсчётов, размер базы данных – $5 \cdot 10^5$ изображений. Достоверность поиска изображений без шума составляет 100%.

3.2. Исследование временных характеристик, оценка размера хэша

Размер описания изображения, которое хранится в базе данных, зависит от уровня разрешения, на котором данное описание формируется. Размер описания одной части изображения составляет

ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)

Лист

42

Таблица 3.1. Параметры N -арного дерева

Уровень	Число частей изображения на i -ом уровне	Размер элемента на i -ом уровне	Число терминальных узлов дерева на i -ом уровне
1	1	2048	1
2	4	1024	30
3	16	512	900
4	64	256	27000

Таблица 3.2. Параметры бинарного дерева

Уровень	Число частей изображения на i -ом уровне	Размер элемента на i -ом уровне	Число терминальных узлов дерева на i -ом уровне
1	1	2048	1
2	4	1024	2
3	16	512	4
4	64	256	8
5	256	128	16
6	1024	64	32
7	4096	32	64

Инв. № подл.	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата							
					<p>ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)</p>					Лист	
					Изм.	№ докум.	Подп.	Дат			43

30 бит. Следовательно, на 4 уровне дерева размер описания составляет $64 \cdot 30 = 1920$ бит, на 6 уровне – 30720 бит.

В табл. 3.3 полный перебор (линейный поиск) означает, что расстояние вычислялось между входным вектором и каждым вектором в базе данных.

Время добавления изображения в базу данных складывается из времени формирования его описания и из времени определения множества узлов для хранения изображения.

Время поиска изображения в базе данных складывается из времени формирования его описания и из времени определения множества узлов для хранения изображения, а также времени, затраченного на точный поиск.

Время определения множества узлов для хранения изображения составляет 0.02 секунды, длительность точного поиска – 0.03 секунды. Данные значения не зависят от типа модели.

Таблица 3.3. Временные характеристики алгоритмов поиска

Алгоритм / Параметры	Размер базы данных	Время поиска (в секундах)	Используемое описание, хранемое в базе данных	Метод организации поиска
1	$2 \cdot 10^4$	1.05	GIST, 512 элементов [55]	Поиск на основе <i>kd</i> - дерева
2	$2 \cdot 10^4$	0.38	GIST, 512 элементов [55]	Полный перебор (линейный поиск)
3	$1.29 \cdot 10^7$	0.146	GIST, 30 бит [55]	Полный перебор (линейный поиск)
4	$1.29 \cdot 10^7$	0.75	GIST, 256 бит [55]	Полный перебор (линейный поиск)
5	$2 \cdot 10^4$	$4.3 \cdot 10^{-4}$	GIST, 30 бит [55]	Полный перебор (линейный поиск)
6	$2 \cdot 10^4$	$1.4 \cdot 10^{-3}$	GIST, 256 бит [55]	Полный перебор (линейный поиск)
7	$1 \cdot 10^7$	0.1	TAB [56]	Полный перебор (линейный поиск)
8	$1 \cdot 10^7$	0.5	TAB (поиск по зашумл. изобр.) [56]	Полный перебор (линейный поиск)
9	$5 \cdot 10^5$	0.08	TAB (4 ур. – 1920 бит, 6 ур. – 30720 бит)	Поиск по дереву
10	$1 \cdot 10^6$	1.26	GIST [57]	Полный перебор (линейный поиск)

Инв. № подл.	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Инв. № подл.	Подп. и дата	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат	ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)	Лист 44

В табл. 3.4 представлено среднее время вычисления многомасштабного описания для одного изображения, на 4 и 6 уровне, при разных типах описания (операторы, полные и замкнутые группы).

Таблица 3.4. Время вычисления многомасштабного описания (в секундах)

Уровень / Тип описания	4	6
Операторы	1.16	1.87
Полные группы	1.21	2.54
Замкнутые группы	1.23	3.52

В табл. 3.5 представлены оценки времени работы различных алгоритмов вычисления описания изображения, а также размер памяти занимаемый описанием.

Таблица 3.5. Характеристики известных хэшей

	DCT [58]	MH [58]	Radial [58]	BMB [58]	GIST [57]
Время вычисления описания (в секундах)	9.7	3.6	1.3	0.6	0.035
Размер описания	64 бита	576 бит	320 бит	49 бит	30720 бит

Для оценки данных, представленных в табл. 3.5 было обработано 94 изображения. В таблице использовались следующие обозначения: DCT – хэш, вычисляемый на основе дискретно-косинусного преобразования, MH – хэш, вычисляемый на основе оператора Марра-Хильдерта, Radial – хэш, вычисляемый на основе преобразования Радона, BMB – хэш, вычисляемый на основе среднего значения блока изображения.

Обработка изображений выполнялась на ЭВМ со следующими характеристиками: процессор – Intel Core 2 Duo T9300 (2.50GHz), ОЗУ – 4 Гб, жёсткий диск – Seagate Momentus 5400.4 250GB (SATA, 3Gb/s), операционная система – 32-Bit GNU/Linux.

Для оценки равномерности распределения изображений по узлам дерева, был произведён расчёт СКО для каждой модели (см. табл. 3.6).

Таблица 3.6. Результаты расчёта среднеквадратического отклонения

№ Модели	СКО
Модель 1	54.50883
Модель 4	28.49678
Модель 7	52.34535
Модель 10 (4)	630.8562
Модель 12 (4)	128.821
Модель 13 (4)	2626.706
Модель 15 (4)	1962.092
Модель 16 (4)	681.949
Модель 17 (4)	343.0924
Модель 18 (4)	148.1618
Модель 10 (6)	184.9557
Модель 12 (6)	80.35315
Модель 13 (6)	945.7359
Модель 15 (6)	925.2688
Модель 16 (6)	217.2801
Модель 17 (6)	295.3296
Модель 18 (6)	99.60045

Инв. № подл.	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата	<div> <div>ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)</div> <div>Лист</div> </div>				
						Изм.	№ докум.	Подп.	Дат

3.3. Тестирование моделей при поиске искажённых изображений

В результате выполнения эксперимента по тестированию устойчивости моделей к различным искажениям получены результаты, представленные в таблицах 3.7 – 3.16. Для 1,4,7 модели представлены результаты для 4 уровня разложения. Для всех остальных моделей значение уровня разложения указано в скобках рядом с названием модели.

Таблица 3.7. Ошибка выполнения точного поиска при искажении изображения нормальным шумом

Уровень шума	20	10	0
Модель 1	0	0	1
Модель 4	2	4	8
Модель 7	0	0	2
Модель 10 (4)	0	2	8
Модель 10 (6)	6	19	35
Модель 12 (4)	21	25	30
Модель 12 (6)	67	76	77
Модель 13 (4)	2	7	14
Модель 13 (6)	26	39	59
Модель 15 (4)	18	20	24
Модель 15 (6)	44	57	66
Модель 16 (4)	0	2	8
Модель 16 (6)	7	15	37
Модель 17 (4)	3	10	17
Модель 17 (6)	33	46	62
Модель 18 (4)	6	12	23
Модель 18 (6)	38	54	69

Инв. № подл.	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата				
					<div> <div>ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)</div> <div>Лист</div> <div>47</div> </div>			
Изм.	№ докум.	Подп.	Дат					

Таблица 3.10. Ошибка выполнения точного поиска при повороте изображения

Угол поворота (в градусах)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Модель 1	20	36	48	59	69	76	83	88	92
Модель 4	41	58	68	74	79	84	87	90	94
Модель 7	20	38	48	59	71	80	86	91	94
Модель 10 (4)	40	53	63	68	70	80	87	90	93
Модель 10 (6)	73	81	88	90	92	94	96	96	96
Модель 12 (4)	49	55	63	68	73	76	82	88	92
Модель 12 (6)	84	86	91	94	94	94	94	97	98
Модель 13 (4)	37	50	54	60	63	70	79	87	89
Модель 13 (6)	67	74	78	83	87	91	92	93	95
Модель 15 (4)	43	54	60	63	70	76	83	89	93
Модель 15 (6)	75	84	87	90	91	95	96	96	97
Модель 16 (4)	39	54	63	68	70	74	82	88	92
Модель 16 (6)	73	85	90	90	92	93	96	97	98
Модель 17 (4)	42	53	61	66	70	76	82	87	91
Модель 17 (6)	74	82	90	89	92	95	95	97	97
Модель 18 (4)	45	54	62	67	72	76	84	89	93
Модель 18 (6)	80	85	87	91	92	95	97	97	98

<div>Ине. № подл</div> <div>Подп. и дата</div> <div>Ине. № дубл.</div> <div>Взам. инв. №</div> <div>Подп. и дата</div>	Модель 13 (6)	67	74	78	83	87	91	92	93	95
	Модель 15 (4)	43	54	60	63	70	76	83	89	93
	Модель 15 (6)	75	84	87	90	91	95	96	96	97
	Модель 16 (4)	39	54	63	68	70	74	82	88	92
	Модель 16 (6)	73	85	90	90	92	93	96	97	98
	Модель 17 (4)	42	53	61	66	70	76	82	87	91
	Модель 17 (6)	74	82	90	89	92	95	95	97	97
	Модель 18 (4)	45	54	62	67	72	76	84	89	93
	Модель 18 (6)	80	85	87	91	92	95	97	97	98
Ине. № подл	Подп. и дата	Ине. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата						Лист
					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)					50
Изм.	№ докум.	Подп.	Дат							

Инв. № подл	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата

	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат

Лист
52

Инв. № подл	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата

	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат

Лист
55

3.4. Тестирование моделей при поиске похожих изображений

На рис. 3.1 показаны результаты поиска похожих изображений.

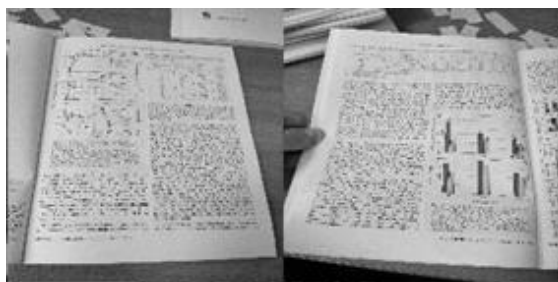


Рисунок 3.1. Ассоциативно связанные изображения

[illegible]

3.5. Выводы по главе 3

1. Структура дерева, используемая в предложенных моделях, фиксирована, сбалансирована, и не меняется в процессе формирования базы данных, в отличие от структуры kd -дерева, что позволяет повысить эффективность поиска. Результаты оценки равномерности распределения изображений по узлам дерева можно использовать при выборе модели для практического использования. Модель с более равномерным распределением изображений по узлам дерева будет характеризоваться постоянным временем поиска на этапе «точного» поиска;
2. Выполнено тестирование устойчивости предложенных моделей к наиболее часто встречающимся искажениям: шуму, повороту изображения, масштабированию изображения, понижению разрешения изображения, загромождению части изображения. Метод поиска, построенный на основе предлагаемой модели ассоциативной памяти, обладает высокой устойчивостью при поиске изображений, искажённых масштабированием, аддитивным шумом или подвергнутых понижению разрешения, и менее устойчив при повороте и перекрытии изображения;
3. Произведён анализ полученных результатов тестирования, выполнена оценка средней ошибки поиска по всем возможным искажениям; лучшие результаты по поиску искажённых изображений показывает модель, основанная на N -арном дереве, затем, в порядке убывания следуют модель на основе бинарного дерева, использующая операторы, полные и замкнутые группы;
4. Выполнен расчёт среднеквадратического отклонения числа изображений, хранящихся в узлах дерева на 4 и 6 уровне, из результатов следует, что (см. табл. 3.6):
 - 4.1. для бинарных моделей (10 – 18 модель) с 4 уровнями разложения, изображения распределены наиболее равномерно для Модели № 12;
 - 4.2. для бинарных моделей (10 – 18 модель) с 6 уровнями разложения, изображения распределены наиболее равномерно для Модели № 12;
 - 4.3. для 30-ичных моделей (1,4,7) с 4 уровнями разложения, изображения распределены наиболее равномерно для Модели № 4;
5. Представлены оценки времени работы известных алгоритмов вычисления описания изображения, а также размер памяти, занимаемый полученным описанием. Сравнивая табл. 3.4 и 3.5 можно отметить, что время вычисления предлагаемого признакового описания, меньше, чем время вычисления известных описаний учитывая, что реализация алгоритмов вычисления выполнена на языке R, поэтому при использовании компилируемых языков производительность должна увеличиться;
6. Из таблиц 3.7 – 3.16 видно что ошибка на этапе «грубого» поиска не превышает ошибки на этапе «точного» поиска, из это следует корректность разработанного алгоритма поиска изображения;

Инв. № подл.	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата	4. Выполнен расчёт среднеквадратического отклонения числа изображений, хранящихся в узлах дерева на 4 и 6 уровне, из результатов следует, что (см. табл. 3.6):
					4.1. для бинарных моделей (10 – 18 модель) с 4 уровнями разложения, изображения распределены наиболее равномерно для Модели № 12;
					4.2. для бинарных моделей (10 – 18 модель) с 6 уровнями разложения, изображения распределены наиболее равномерно для Модели № 12;
					4.3. для 30-ичных моделей (1,4,7) с 4 уровнями разложения, изображения распределены наиболее равномерно для Модели № 4;
Инв. № подл.	Подп. и дата	Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата	5. Представлены оценки времени работы известных алгоритмов вычисления описания изображения, а также размер памяти, занимаемый полученным описанием. Сравнивая табл. 3.4 и 3.5 можно отметить, что время вычисления предлагаемого признакового описания, меньше, чем время вычисления известных описаний учитывая, что реализация алгоритмов вычисления выполнена на языке R, поэтому при использовании компилируемых языков производительность должна увеличиться;
					6. Из таблиц 3.7 – 3.16 видно что ошибка на этапе «грубого» поиска не превышает ошибки на этапе «точного» поиска, из это следует корректность разработанного алгоритма поиска изображения;
	Изм.	№ докум.	Подп.	Дат	

ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)					Лист
					58

7. Из представленных результатов в табл. 3.7 – 3.16 можно сделать вывод, что для одной и той же модели полученная ошибка для 4 уровня разложения, значительно меньше чем ошибка для 6 уровня, это можно объяснить тем что, описание изображений на 4 уровне более грубое, чем описание изображений на 6 уровне. Однако следует учесть, что время поиска изображения на 4 уровне, больше чем на 6 уровне, так как на 4 уровне в узлах дерева хранится больше изображений чем на 6 уровне (см. табл. 3.2);
8. Результаты поиска похожих изображений, представленные на рис. 3.1, указывают на корректность разработанных моделей, а также на возможность их использования для решения поставленной задачи.

Инв. № подл	Подп. и дата				Инв. № дубл.	Взам. инв. №	Подп. и дата																	
<table border="1"> <tr> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> <td rowspan="3">ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)</td> <td rowspan="3">Лист</td> </tr> <tr> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>Изм.</td> <td>№ докум.</td> <td>Подп.</td> <td>Дат</td> <td></td> </tr> </table>													ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)	Лист						Изм.	№ докум.	Подп.	Дат	
					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)	Лист																		
Изм.	№ докум.	Подп.	Дат																					
						59																		

Заключение

В работе предложен подход к построению моделей ассоциативной памяти на основе теории активного восприятия. Практическое применение данных моделей – поиск изображений по содержанию. Результаты исследования показали, что по временным характеристикам предложенные модели не уступают известным подходам к поиску похожих изображений, а в ряде случаев – превосходят их.

В отличие от известных методов поиска изображений по содержанию, в предлагаемом подходе используется стратегия последовательного уточнения положения изображения в адресном пространстве памяти, что соответствует системам восприятия, в которых «отдаётся предпочтение» процедурам, продвигающимся от приближённого решения к точному с вводом на каждом шаге новой информации [59].

Предлагаемая модель организации памяти подобна методам глобального хэширования, причём в состав хэша входит, как описание, получаемое на основе операторов (для решения задачи «точного» поиска), так и адрес изображения в структуре дерева (номера узлов дерева), однако, в отличие от метода семантического хэширования, число перебираемых изображений не зависит от размера описания.

Эксперименты подтвердили, что предложенные модели обладают некоторыми свойствами ассоциативной памяти, т.е. способностью дополнять изображения, исправлять их, а также выполнять поиск похожих изображений.

Тестирование предложенных моделей выполнено на базе, хранящей 50000 изображений. При необходимости увеличения количества хранимых изображений можно одновременно использовать несколько моделей памяти, каждая из которых хранит некоторое подмножество исходного множества изображений. В этом случае возможно использование параллельного поиска по моделям. Деление всего множества изображений между несколькими моделями позволит сохранить постоянным время «точного» поиска. Необходимо отметить, что реализация этапа «точного» поиска обладает возможностью распараллеливания. Дальнейшие исследования будут направлены на улучшение временных характеристик методов формирования признакового описания изображений, а также разработку схем организации взаимодействия моделей для хранения большого количества изображений.

[illegible]

Список литературы

1. Каменская М. А Каменский А. А. Основы нейробиологии. — Дрофа, 2014. — Р. 365.
2. Марцинковская ТД. История психологии: Учебное пособие для студентов высших учебных заведений // М.: Изд. центр «Академия». — 2001.
3. Ильичёв ЛФ, Федосеев ПН et al. Философский энциклопедический словарь/Под ред // Ильичёва ЛФ, Федосеева ПН, Ковалёва СН, Панова ВГ–М.: Советская энциклопедия. — 1983.
4. Ивановский ВН. Ассоцианизм психологический и гносеологический. — 1909.
5. Ярошевский М. Г. История психологии. No. 463. — М.: Мысль, 1976.
6. Warren Howard Crosby. A history of the association psychology. — C. Scribner's sons, 1921.
7. Спиноза Б. Этика//Избранные произведения в двух томах // Т. 1.–М. — 1957.
8. Сеченов И. М. Элементы мысли. No. 224. — М.: Команда А, Лениздат, 2014.
9. Павлов Иван Петрович. Двадцатилетний опыт объективного изучения высшей деятельности (поведения) животных. — Рипол Классик, 1973.
10. Павлов Иван Петрович. Павловские среды: Протоколы и стенограммы физиологических бесед. — Изд-во Академии наук СССР, 1949. — Vol. 2.
11. Загрина Н. А. Вклад академика И.П. Павлова в психологическую науку // Медицинская психология в России: электрон. науч. журн. — 2012. — Vol. 17, no. 6.
12. Brain, mind, and behavior / Floyd E Bloom, Arlyne Lazerson, Laura Hofstadter et al. — Freeman New York, 1988. — Vol. 300.
13. Жуков Борис. Неуловимая энграмма // Что нового в науке и технике. — 2006. — no. 1-2.
14. Anokhin K. V. Cognitome – a theory of embodied degrees of freedom of the brain // Пятая международная конференция по когнитивной науке. — Калининград: 2012.
15. Клещенко Елена. Библиотека мозга // Химия и жизнь. — 2012. — no. 12.
16. Покровский ВМ. Физиология человека: учебник/под ред. ВМ Покровского, ГФ Коротько. 2-е изд., перераб. и доп. М // Медицина. — 2003.
17. Кохонен Т, Быховский В К. Ассоциативная память: Пер. с англ. — Мир, 1980.

ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)

Лист

61

18. *Steinbuch K.* Die lernmatrix: automat und mensch. — 1961.
19. *Haykin Simon.* Multilayer perceptrons // *Neural Networks: A Comprehensive Foundation.* — 1999. — Vol. 2. — Pp. 156–255.
20. *Hopfield John J.* Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // *Proceedings of the national academy of sciences.* — 1982. — Vol. 79, no. 8. — Pp. 2554–2558.
21. *Palm Günther.* On associative memory // *Biological cybernetics.* — 1980. — Vol. 36, no. 1. — Pp. 19–31.
22. *Hoppensteadt Frank C, Izhikevich Eugene M.* Synaptic organizations and dynamical properties of weakly connected neural oscillators II. Learning phase information // *Biological Cybernetics.* — 1996. — Vol. 75, no. 2. — Pp. 129–135.
23. *Zhang Bai-ling, Miao Yuan, Gupta Gopal.* k-Nearest Neighbors Associative Memory Model for Face Recognition // *AI 2005: Advances in Artificial Intelligence.* — Springer, 2005. — Pp. 540–549.
24. *Maurer André, Hersch Micha, Billard Aude G.* Extended hopfield network for sequence learning: Application to gesture recognition // *Artificial Neural Networks: Biological Inspirations–ICANN 2005.* — Springer, 2005. — Pp. 493–498.
25. *Minghu Jiang, Biqin Lin, Baozong Yuan.* Speech recognition by using the extended associative memory neural network (EAMNN) // *Intelligent Processing Systems, 1997. ICIPS'97. 1997 IEEE International Conference on / IEEE.* — Vol. 2. — 1997. — Pp. 1777–1780.
26. *Шилдт Герберт.* Java полное руководство // *М.: Вильямс.* — 2012.
27. *Lee CHESTER.* Content-addressable and distributed logic memories // *Applied Automata Theory.* — 1968.
28. *Stricker Markus A, Orengo Markus.* Similarity of color images // *IS&T/SPIE's Symposium on Electronic Imaging: Science & Technology / International Society for Optics and Photonics.* — 1995. — Pp. 381–392.
29. Tissue classification with generalized spectrum parameters / KD Donohue, L Huang, T Burks et al. // *Ultrasound in medicine & biology.* — 2001. — Vol. 27, no. 11. — Pp. 1505–1514.
30. *Tamura Hideyuki, Mori Shunji, Yamawaki Takashi.* Textural features corresponding to visual perception // *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on.* — 1978. — Vol. 8, no. 6. — Pp. 460–473.
31. *Cross George R, Jain Anil K.* Markov random field texture models // *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on.* — 1983. — no. 1. — Pp. 25–39.

Инв. № подл.	Подп. и дата										
	Взам. инв. №										
	Инв. № дубл.										
	Подп. и дата										
Инв. № подл.	Подп. и дата	Взам. инв. №	Инв. № дубл.	Подп. и дата	Инв. № подл.	ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)				Лист	
						Изм.	№ докум.	Подп.	Дат		62

46. Утробин В. А. Компьютерная обработка изображений. Принятие решений в пространстве эталонов. — Нижний Новгород: НГТУ им. Р. Е. Алексеева, 2004. — С. 221.
47. Утробин В. А. Физические интерпретации элементов алгебры изображения // *Успехи физических наук*. — 2004. — Т. 174, № 10. — С. 1089–1104.
48. Утробин В. А. Компьютерная обработка изображений. Информационные модели этапа понимания. — Н. Новгород: НГТУ, 2006. — С. 247.
49. Утробин В. А. Элементы теории активного восприятия изображений // *Труды Нижегородского государственного технического университета им. Р.Е. Алексеева*. — 2010. — Т. 81, № 2. — С. 61–69.
50. Микадзе Ю.В., другие (всего 164). Психологический словарь. Под ред. В.В.Давыдова, А.В.Запорожца, Б.Ф.Ломова и др. — Педагогика Науч.-исслед.ин-т общей и педагогической психологии Акад.пед.наук СССР, М, 1983. — С. 448.
51. Дональд Э. Кнут Искусство программирования. Том 1. Основные алгоритмы // *Москва: Вильямс*. — 2000. — Vol. 712.
52. Берг П Дж. Интеллектуальное восприятие в пирамидальной зрительной машине. — 1988.
53. Gai V. E. A study of the stability of sound signal description // *Pattern Recognition and Image Analysis*. — 2014. — Vol. 24, no. 4. — Pp. 463–466.
54. Бир С. Кибернетика и управление производством. — М.: Наука, 1965. — С. 392.
55. Grauman Kristen, Fergus Rob. Learning binary hash codes for large-scale image search // *Machine learning for computer vision*. — Springer, 2013. — Pp. 49–87.
56. Десятников Игорь Евгеньевич, Утробин Владимир Александрович. Алгоритмы поиска изображений в базах видеоданных // *Компьютерная оптика*. — 2011. — Vol. 35, no. 3. — Pp. 416–421.
57. Evaluation of gist descriptors for web-scale image search / Matthijs Douze, Hervé Jégou, Harsimrat Sandhawalia et al. // *Proceedings of the ACM International Conference on Image and Video Retrieval / ACM*. — 2009. — P. 19.
58. Zauner Christoph, Steinebach Martin, Hermann Eckehard. Rihamark: perceptual image hash benchmarking // *IS&T/SPIE Electronic Imaging / International Society for Optics and Photonics*. — 2011. — Pp. 78800X–78800X.
59. Marr David, Ullman Shimon, Poggio Tomaso A. Vision: A computational investigation into the human representation and processing of visual information. — Mit Press, 2010.

Инв. № подл.	Подп. и дата				
	Взам. инв. №				
	Инв. № дубл.				
	Подп. и дата				
	Инв. № подл.				

						Лист
					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М14 ИВТ-3)-001-2016 (ПЗ)	64
Изм.	№ докум.	Подп.	Дат			