

Министерство образования Республики Беларусь

Учреждение образования
БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИНФОРМАТИКИ И РАДИОЭЛЕКТРОНИКИ

Факультет информационных технологий и управления
Кафедра интеллектуальных информационных технологий

РЕФЕРАТ

на тему:

**Пространственные и частотные методы
предварительной обработки изображений**

Выполнила:

Студентка гр.121702
С. И. Витковская

Проверил

С. А. Самодумкин

Минск 2023

СОДЕРЖАНИЕ

Введение	2
1 Пространственные методы обработки изображений	4
1.1 Инвертирование изображения	4
1.2 Гистограммные преобразования	5
1.3 Бинаризация	7
1.4 Выделение компонент связности	8
1.5 Алгоритмы пространственной фильтрации	9
1.6 Вывод	10
2 Частотные методы обработки изображений	11
2.1 Преобразование Фурье	11
2.2 Вейвлет-преобразование в сжатии изображений	15
2.3 Вывод	17
Заключение	19
Список использованных источников	20

ВВЕДЕНИЕ

Обработка изображений известна как процесс извлечения полезной информации из изображений. Она включает в себя ряд приемов и методов, которые могут помочь улучшить качество визуальной информации и упростить ее анализ.

В современном мире изображения можно найти, без преувеличения, везде. Благодаря развитию цифровых технологий, объемы мультимедийной информации растут с каждой секундой: от съемок фильмов до личных фотографий. Большая часть информации, получаемая человеком, является визуальной, а учитывая постоянный рост влияния технологий на жизнь современного человека позволяет утверждать, что потребность в эффективных и действенных методах обработки изображений важнее, чем когда-либо. Поэтому, в момент проектирования интеллектуальных систем, вопрос о способах анализа изображений естественным образом становится одним из главных.

Обработка изображений играет решающую роль, позволяя машинам понимать, интерпретировать и анализировать визуальную информацию. Это область исследований, которая включает разработку алгоритмов, моделей и методов обработки визуальной информации, полученной из цифровых изображений. Использование обработки изображений в искусственном интеллекте позволяет машинам выполнять задачи, которые раньше считались требующими человеческого интеллекта. Анализ изображений становится все более важной сферой в последние годы, поскольку вычислительные способности компьютеров становятся все более мощными. Обработка изображений является важным компонентом искусственного интеллекта и будет продолжать играть решающую роль в разработке новых и инновационных приложений для компьютеров и машинного обучения.

С развитием цифровых технологий анализ изображений стал неотъемлемой частью нашей повседневной жизни. Он используется для определения лиц в системах безопасности, создания фотореалистичных спецэффектов в кинопроизводстве и рекламе, контроля качества продукции в промышленности и т.д. Например, в медицине, уже сейчас можно наблюдать, как интеллектуальные системы выявляют аномалии на рентгеновских снимках и диагностируют некоторые виды заболеваний. [1]

Однако для корректного проведения анализа изображений, необходимо произвести предварительную обработку, которая включает в себя процесс изменения или улучшения качества изображения с помощью специальных методов и алгоритмов. [2]

Цель данного реферата – изучение двух основных классификаций методов обработки изображений: пространственных и частотных. Рассмотрим основные методы обеих категорий, проведем сравнительный анализ

Обычно обработка ведется на изображениях, переведенных в черно-белый формат, т.к. в таком случае каждый пиксель имеет единственное значение цвета от 0 до 255 в шкале оттенков серого, в отличие от цветных изображений, имеющих вектор из трех значений в кодировке цветового пространства RGB. Поэтому сравнение будет происходить на примерах черно-белых изображений.

1 ПРОСТРАНСТВЕННЫЕ МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Основная цель обработки изображений — повысить качество изображения, удалить шум и артефакты, а также автоматизировать процесс извлечения информации. Она включает в себя различные методы, такие как сегментация, определение параметров изображения и нормализация данных. Обработку изображений также можно использовать для выполнения более сложных задач, таких как распознавание объектов, распознавание лиц и анализ движения.

Традиционно изображение рассматривается как совокупность отдельных характеристик и наборов данных, таких как размер, яркость, контрастность и др. Таким образом изображения – это некий объект, обладающий некоторыми атрибутами и состоящий из элементов, которые также имеют множество параметров, которые в свою очередь представляют собой некоторые численные величины. Эти величины являются оценкой конкретного параметра по заранее заданной шкале признаков. Именно по этим параметрам и производится обработка изображений. [3]

Пространственная обработка изображений относится к изменениям, вносимым в само изображение путем модификации его пикселей. При обработке изображений в пространственной области наибольшее распространение получили методы инвертирования, бинаризации, выделения компонент связности, алгоритмов пространственной фильтрации, гистограммных преобразований. [4]

1.1 Инвертирование изображения

В классическом случае инвертирование изображения представляет собой процесс изменения цвета каждого пикселя на противоположный (по принципу негатива фотографий). Однако, как упоминалось ранее, методы предварительной обработки, как пространственные, так и частотные, будут рассматриваться для черно-белых изображений. Соответственно инверсия будет проходить не над цветами пикселей, а над значениями их яркости.

Инверсия представляет собой изменение числового значения яркости каждого пикселя на противоположное. Таким образом, черные пиксели становятся белыми, а белые пиксели становятся черными. [5]

На изображении 1.1 представлены гистограммы исходного и инвертированного изображений.

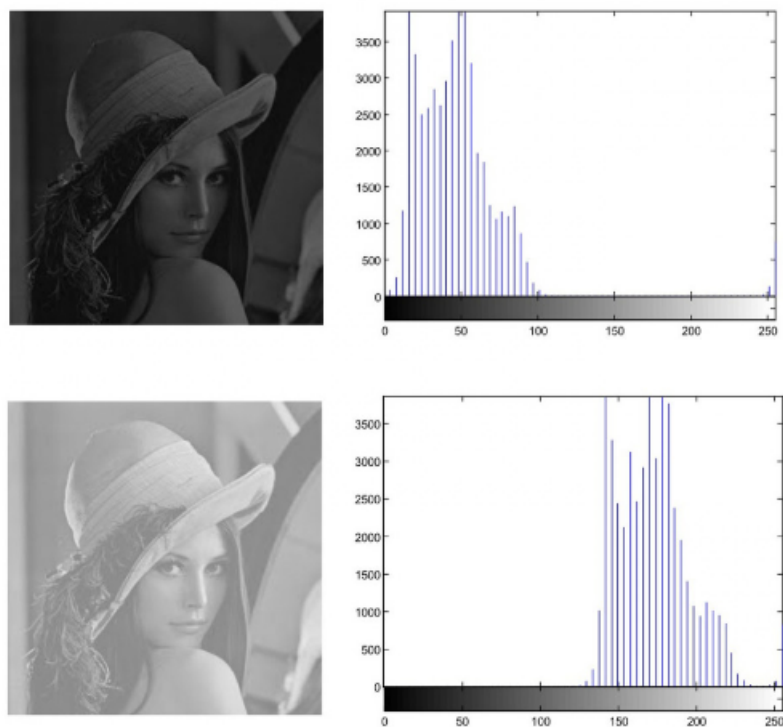


Рисунок 1.1 – Гистограмма инвертированного изображения

1.2 Гистограммные преобразования

Гистограммные методы, основанные на оценке и преобразовании гистограммы цифрового изображения, получили распространение в различных областях техники, связанных с обработкой изобразительной информации, таких, как системы распознавания образов, рентгенология, допечатная подготовка и анализ изображений в полиграфии.[6]

Наибольшее распространение получил метод, позволяющий по гистограмме цифрового изображения определить распределение светлот в его тоновом диапазоне. Такой анализ является оперативным и позволяет обоснованно подходить к выбору стратегии коррекции изображения.

Помимо распределения светлот по гистограмме можно контролировать и структурные свойства изображения, такие как шумы, наличие контуров в изображении, но эти методы не распространены в программном обеспечении из-за необходимости прибегать к статистическому анализу гистограммы для получения наиболее достоверных результатов.

Гистограмма – один из наиболее простых и практичных видов представления изображения. Для любой картинке можно посчитать, сколько пикселей с нулевой яркостью, сколько с яркостью 50, 100 и так далее, и получить некое распределение частотности.

На изображении 1.1 видно как темная картинка имеет только пиксели, яркость которых не превышает 100, т.е. гистограмма смещена влево. На

второй картинке все наоборот — есть только светлые пиксели, гистограмма смещена вправо. Для тёмной картинке гистограмму можно растянуть вправо, и тогда картинка станет светлее, а для светлой — наоборот.

Аналогичные операции можно провести с размытой картинкой для повышения контрастности границ. На рисунке 1.2 видна разница гистограмм размытого и контрастного изображения — наличие показателей по краям спектра. [7]

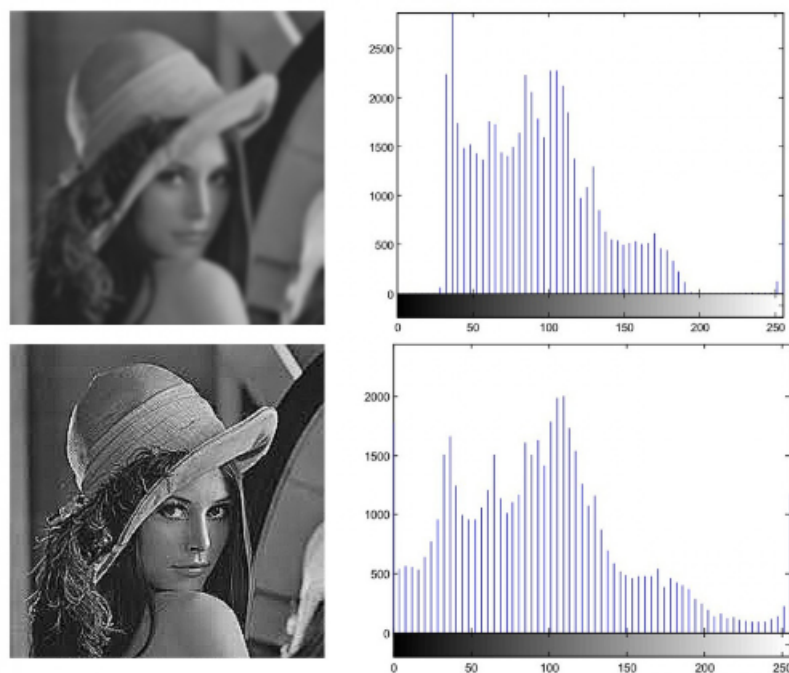


Рисунок 1.2 – Гистограмма контрастного изображения

Т.е, если гистограмма картинке не покрывает весь частотный диапазон, то при равномерном растягивании картинка станет более контрастной и будет лучше видно детали. И наоборот, для увеличения плавности переходов частотный диапазон необходимо сжать.

В широко применяемом программном обеспечении гистограммные методы коррекции изображений ограничиваются процессами нормализации и эквализации гистограммы. В первом случае гистограмма нормируется на ограниченном интервале без изменения формы, во втором гистограмма выравнивается во всем предложенном диапазоне светлот изображения. Оба эти метода не являются универсальными для изображений с различными искажениями градации, и имеют ограниченную область применения.

1.3 Бинаризация

Бинаризация – продолжение цветового преобразования изображения. В итоге получаем изображение состоящее только из черных и белых пикселей. Используется для отделения объекта от фона. Это упрощает дальнейший анализ изображения для многих задач, например для выделения текста. Последующему алгоритму распознавания символов будет проще работать с таким изображением.

Простейший тип бинаризации – пороговый. Порог может выбираться интуитивно после построения гистограммы или с помощью специальных алгоритмов. Простейший из них: берется произвольное значение порога и изображение сегментируется по этому порогу на два региона. Для этих регионов вычисляется среднее значение яркостей. После чего новым порогом считается их полусумма. Алгоритм заканчивает свою работу, когда после некоторого числа итераций итоговая яркость становится меньше еще одного заданного порогового значения.

Если мы применяем пороговую бинаризацию к гистограмме, то видим, что у нас в изображении есть два типа пикселей: потемнее(в левой части гистограммы) и посветлее(в правой части гистограммы). Если мы возьмём пороговое значение ровно между ними, и все пиксели, которые ярче порога, сделаем белыми, а те, которые темнее — чёрными, то легко отделим объект от фона. Данный тип бинаризации называется глобальным, т.к. порог един для всех точек изображения. Пример такой бинаризации изображен на рисунке 1.3.

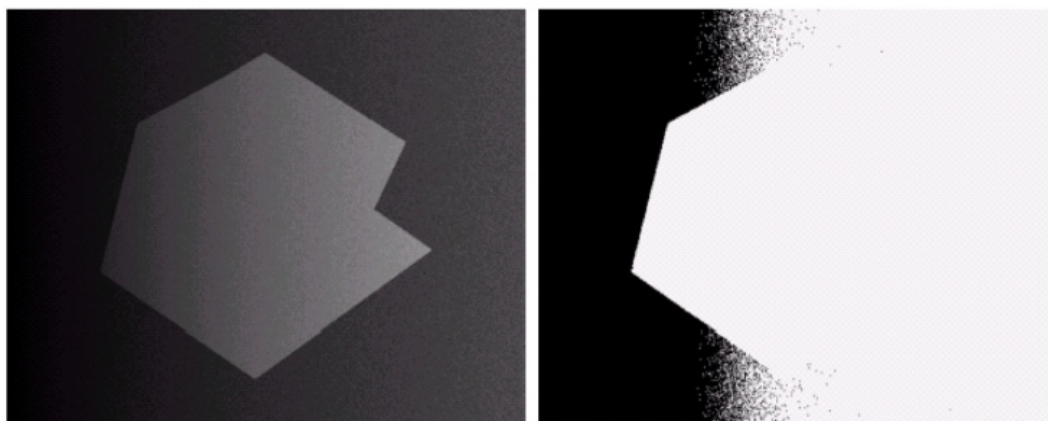


Рисунок 1.3 – Глобальная бинаризация изображения

На рисунке 1.4 – пример локальной бинаризации с использованием простейшего способа, а именно деления изображения на сегменты и выбора порога для каждого сегмента отдельно.

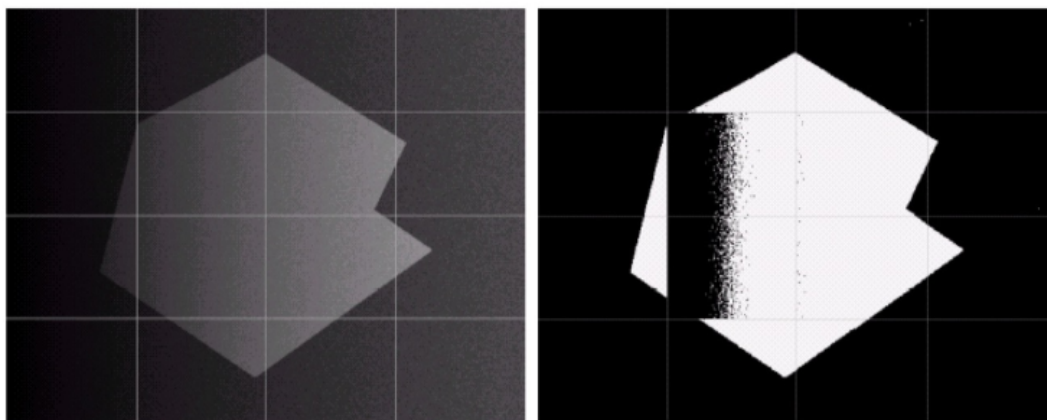


Рисунок 1.4 – Локальная бинаризация изображения

Очевидно преимущество локальной бинаризации.

1.4 Выделение компонент связности

Выделения компонент связности представляет собой алгоритм определения принадлежности пикселей к одной области. Это один из способов сегментации картинки. На бинарном изображении белые и черные пиксели отделяют друг от друга. На цветном же изображении критерием присоединения к одной компоненте является не полное соответствие цвета, а отличие на какое-то пороговое значение.

Выделяют четырех- и восьмисвязные области. В четырехсвязных областях соседями выбранного пикселя считают только те пиксели, расположенные по вертикали и по горизонтали от него. В восьмисвязных областях учитываются и диагональные соседи.

Рассмотрим простейший алгоритм — двухпроходный для четырехсвязных областей. Перемещение по пикселям осуществляется слева направо, сверху вниз.

Первый проход:

- Цвету первого пикселя присваивается некоторый номер;
- Перемещаемся к следующему и сравниваем его с уже размеченными соседями;
- Если цвета совпадают, то присваивается номер соседа, если нет — увеличиваем счетчик областей на единицу и продолжаем движение.

Пример первого прохода — на рисунке 1.5.

В первом проходе накапливается информация о том, что одной компоненте соответствует несколько меток. На втором проходе объединяются области, в которых соседи одного цвета носят разные метки.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	0	0	2	2	0	0	3	3	0	0	4	4	0
0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	3	3	3	3	0	0
0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	3	3	3	0	0	0
0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	3	3	0	0	3	3	0
0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	3	3	3	0	0	0
0	0	1	1	0	0	0	0	0	5	3	0	0	0	3	3	0
0	0	0	0	0	0	6	6	5	3	0	0	7	3	3	3	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Рисунок 1.5 – Первый проход алгоритма выделения компонент связности

1.5 Алгоритмы пространственной фильтрации

Изображения, сформированные различными оптико-электронными системами и зарегистрированные с помощью разнообразных приёмников искажаются действием помех различного характера. Помехи, называемые шумом, затрудняют визуальный анализ изображения и его автоматическую обработку. Ослабление действия помех достигается фильтрацией. При фильтрации яркость каждой точки исходного изображения, искажённого помехой, заменяется некоторым другим значением яркости, которое признается в наименьшей степени искаженным помехой.[8]

Пространственная фильтрация – метод фильтрации изображения, при котором обработка происходит посредством применения некоторого оператора(фильтра), называемого маской, последовательно к каждой точке изображения. В дискретном случае маска – это массив со значениями. [9]

Есть несколько типов пространственных фильтров:

- Среднеарифметический фильтр. Процедура фильтрации предполагает вычисление среднего значения в некоторой окрестности пикселя и замене значения яркости данного пикселя на вычисленное среднее. Уменьшение шума происходит в результате сглаживания локальных значений яркости на изображении.

- Среднегеометрический фильтр. Результат применения этого фильтра приводит к сглаживанию как у среднеарифметического фильтра, но при этом на изображении теряется меньше деталей.

- Медианный фильтр. Медианный фильтр относится к фильтрам, основанным на порядковых статистиках. Вычисление отклика требует пред-

варительного ранжирования значений пикселей в области маски и замене значения в точке изображения на медиану значений яркости в окрестности этой точки. Медианные фильтры прекрасно приспособлены к подавлению случайных шумов и при этом приводят к гораздо меньшему размыванию по сравнению с линейными фильтрами тех же размеров.

– Фильтр срединной точки. Откликом при применении фильтра срединной точки является вычисленное значение среднего между максимальным и минимальным значениями в соответствующей окрестности. Фильтр срединной точки лучше всего работает при наличии случайно распределенных шумов.

1.6 Вывод

К преимуществам методов обработки изображений в пространственной области относится возможность быстрой обработки, а к недостаткам – ограниченность функциональных возможностей и недостаточная эффективность.

2 ЧАСТОТНЫЕ МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Частотная обработка изображений относится к анализу и изменению спектрального содержания изображения. Это включает в себя такие операции, как преобразование Фурье или вейвлет-преобразование, которые позволяют разделить изображение на различные частоты и изменять их подходящим образом.

Работа в частотной области предполагает представление изображения в качестве функции $f(x, y)$ где x и y – координаты в пространстве (конкретно, на плоскости). Значение f в любой точке, заданной парой координат (x, y) , называется интенсивностью, или уровнем яркости этой точки.[10]

Преобразование Фурье имеет широкий спектр применений в обработке изображений и является мощным инструментом для анализа и модификации изображений на основе их частотных характеристик.

Частотные методы обработки основаны на преобразовании Фурье, которое рассмотрим далее.

К методам обработки, использующим преобразование Фурье, относятся:

- Частотная фильтрация: преобразование Фурье позволяет легко выделить низкочастотные и высокочастотные компоненты изображения. Это может быть использовано для удаления шума (например, фильтрация высоких частот) или улучшения резкости (фильтрация низких частот).[11]

- Компрессия: Преобразование Фурье используется в алгоритмах сжатия изображений, таких как JPEG, для уменьшения размера файла с минимальной потерей качества.

- Улучшение качества: Преобразование Фурье может быть использовано для удаления нежелательных частотных компонент.

- Определение узоров и текстур: Преобразование Фурье позволяет анализировать частотные характеристики текстур и узоров на изображении.

2.1 Преобразование Фурье

Преобразование Фурье - это математическая операция, которая преобразует функцию (например, сигнал или изображение) из пространства времени (или пространства пикселей) в частотное пространство. В контексте обработки изображений, преобразование Фурье позволяет разложить изображение на его составляющие частоты. Это позволяет анализировать частотные характеристики изображения, такие как текстуры, узоры, основные составляющие и т.д.

Общеизвестным является утверждение, что любая функция, которая периодически повторяет свои значения, может быть представлена в виде

суммы синусов и косинусов разных частот, умноженных на некоторые коэффициенты. Такое представление функции называется представлением в виде ряда Фурье. Когда функция не является периодической, а площадь под ее графиком является конечной, то это – преобразование Фурье. На рисунке 2.1. изображен пример подобной сложной функции, разложенной на синусоиды и косинусоиды.[12]

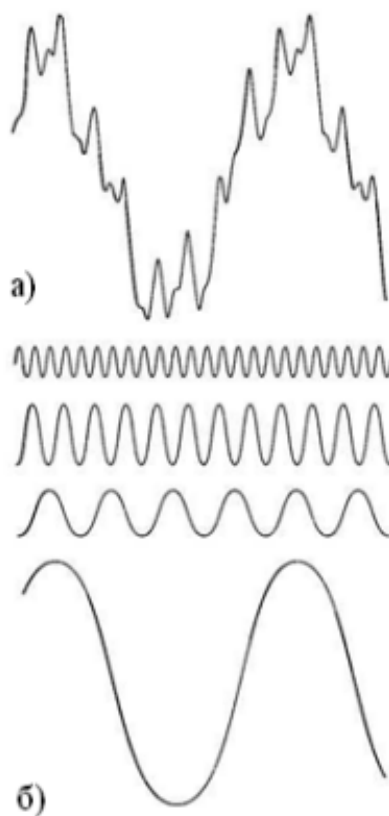


Рисунок 2.1 – Пример а) функции и б) ее составляющих

Основная идея преобразования Фурье — любая картинка может быть представлена в виде суммы синусов и косинусов, т.к. любая периодическая функция может быть представлена в виде суммы синусов и косинусов, как и непериодическая функция, если площадь графика под ней конечна (что всегда будет верно для изображения). Частоты таких слагаемых и будут характеризовать изображение.

Если у нас большой коэффициент перед базисной функцией с высокой частотой, это означает, что яркость изменяется достаточно часто. Если картинка описывается плавными синусоидами, с низкой частотой, то это означает, что на картинке много однородных областей, яркость изменяется плавно.

Таким образом, можно использовать отображение в частотной области для описания изображений. Берём исходный сигнал, представляем его в

виде суммы колебаний одинаковой амплитуды и разных частот, умножаем их на скалярные коэффициенты и получаем разложение исходной функции по новому базису.

Причины популярности преобразования Фурье:

- Основная причина популярности преобразования Фурье в обработке изображений заключается в том, что оно позволяет существенно сократить объём передаваемой информации, достаточной для восстановления изображения в прежнем виде. Раньше, чтобы передать любое изображение, потребовалось бы передать значения яркости каждого пикселя, но с использованием преобразования Фурье приёмная и принимающая сторона «знают», какие используются базисные функции, соответственно объём посылаемой информации значительно сокращается. Становится возможным передать ту же информацию за счёт значительно меньшего количества параметров.

- Преобразование Фурье обратимо. Т.е. после разложения функции на частотные составляющие с коэффициентами, можно вернуться и обратно из частотного представления в пространственное.

- Облегчает процесс фильтрации.

Теоретически возможно представить функцию в качестве бесконечного набора синусоид, но на практике (поскольку бесконечность недостижима), ограничиваются только несколькими первыми слагаемыми (с самыми большими коэффициентами). Картинка при восстановлении обратно в пространственную область будет немного отличаться от оригинала, то есть часть информации будет безвозвратно потеряна. Тем не менее, использование ограниченного количества составляющих позволяет в достаточной степени восстановить изображение.

Для преобразования Фурье, когда в качестве базисных функций выступают гармоники — синусы и косинусы, есть обратное преобразование Фурье, которое позволяет по набору коэффициентов, зависящих от частоты, восстановить исходное представление в пространственной области.

Для двумерных функций (коей считается изображение) можно построить двумерные гармоники, которые уже будут зависеть от четырёх параметров: x , y (от двух направлений) и от двух частот в направлении x и y соответственно.

Функция, заданная как рядом, так и преобразование Фурье, может быть полностью без потери информации восстановлена с помощью алгоритма преобразования. Это свойство является чрезвычайно важным, поскольку позволяет работать в «Фурье-пространстве», а затем вернуться в начальную область определения функции без потери какой-либо информации. Поскольку цифровые изображения описываются двумерными дискретными функциями, то рассмотрим дискретное преобразование Фурье (ДПФ) именно для таких функций.

Пусть $f(x, y)$, при $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ и $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$, обозна-

чает изображение $M \times N$. Двухмерное дискретное преобразование Фурье изображение $f(x, y)$, которое отражается $F(u, v)$, задается уравнением (2.1).

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j*2\pi(ux/M+vy/N)} \quad (2.1)$$

где $u = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ и $v = 0, 1, 2, \dots, N - 1$; M и N – парные числа.

Координатная система, задавая аргументы $F(u, v)$ частотными переменными u и v , называется частотной областью. В данном случае можно обнаружить аналогию с заданием аргументов $f(x, y)$ пространственными переменными x и y . Прямоугольную область размера $M \times N$ при $u = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ и $v = 0, 1, 2, \dots, N - 1$, принято называть частотным прямоугольником. Он имеет те же размеры, что и начальное изображение.

Даже если изображение $f(x, y)$ действительное, его преобразование Фурье является, как правило, комплексным. Основной метод визуального анализа этого преобразования заключается в вычислении его спектра (то есть абсолютной величины $F(u, v)$) и его отображения на дисплее. Пусть $R(u, v)$ и $I(u, v)$ помечают действительную и мнимую компоненты $F(u, v)$, тогда спектр Фурье задается выражением (2.2).

$$|F(u, v)| = (R^2(u, v) + I^2(u, v))^{1/2} \quad (2.2)$$

Каждый элемент фурье-образа $F(u, v)$ содержит все отсчеты функции $f(x, y)$, умноженные на значение экспоненциальных членов, поэтому обычно невозможно установить прямое соответствие между характерными деталями изображения и его образом. Однако некоторые общие утверждения относительно взаимосвязи частотных составляющих фурье-образа и пространственных характеристик изображения могут быть сделаны. Например, поскольку частота прямо связана со скоростью изменения сигнала, то понятно, что частоты в преобразованиях Фурье связаны с вариацией яркости на изображении.

Наиболее медленно изменяемая (постоянная) частотная составляющая ($u = v = 0$) совпадает со средней яркостью изображения. Низкие частоты, соответствующие точкам вблизи начала координат Фурье преобразования, соответствуют медленно переменным компонентам изображения. На изображении комнаты, например, они могут соответствовать плавным изменениям яркости стен и пола. По мере отдаления от начала координат высшие частоты начинают соответствовать все большим изменениям яркости деталей изображения и их граней.

2.2 Вейвлет-преобразование в сжатии изображений

Сжатие данных – важное поле деятельности в анализе изображений. Данные, представляющие какое-либо изображение, могут храниться на компьютере таким образом, что изображение может быть восстановлено с точностью, достаточной для получения полной информации. Рассмотрим, например, объем данных, требуемых для одной карточки отпечатки пальцев. Каждый отпечаток занимает площадь около 250 000 пикселей на квадратный дюйм, каждый пиксель требует 8 бит данных (один байт данных). Поэтому каждый отпечаток пальцев требует около 600 000 байт данных. Карточка включает все 10 отпечатков пальцев плюс 2 отпечатка больших пальцев и 2 отпечатка всех пальцев на руке (всей пятерни). Результат таков, что каждая карточка требует около 10 мегабайт данных. Если мы имеем дело с 10 млн карточек, то необходимо хранить 1014 байт данных.

Поэтому необходим метод сжатия данных, т. е. возможность представить информацию с использованием меньшего количества данных, сохраняя при этом достаточную точность для осуществления нужной идентификации.

Текущий промышленный стандарт сжатия изображения был написан Объединенной группой фотографических экспертов (Joint Photographic Expert Group) и называется JPEG. Многие файлы изображений, которые загружаются в Интернете, сжимаются с помощью этого стандарта, поэтому они имеют расширение .jpg.[13]

Одна особенность JPEG состоит в том, что он сначала разбивает большое изображение на меньшие квадраты и затем осуществляет независимое сжатие в этих меньших квадратах. Это обеспечивает некоторые преимущества, обусловленные локальной однородностью в изображении. Его недостаток состоит в том, что подразбиения могут совпадать недостаточно хорошо на границах малых квадратов. Это приводит к регулярному рисунку из горизонтальных и вертикальных линий. Они называются блочными артефактами или, более коротко, блочными линиями. Это может являться препятствием для машинного распознавания отпечатков.

Методы вейвлет-анализа не требуют разбиения изображения на маленькие блоки, так как нужные свойства локализации заложены в вейвлет-систему.

Алгоритм вейвлет-преобразования Хаара для одномерного изображения:

- Пусть имеется одномерное изображение с разрешением в четыре пикселя со следующими значениями пикселей: [10 8 4 6];
 - Изображение можно разложить по базису Хаара путем попарного усреднения пикселей, которое даст нам в результате новое изображение с более низким разрешением и следующими значениями этих пикселей: [9 5].
- Ясно, что эта операция повлекла потерю некоторой информации;

– Для того, чтобы восстановить величины исходных пикселей, необходимо заранее использовать несколькими уточняющими коэффициентами, хранящими пропавшую информацию. В нашем примере первому коэффициенту присвоим значение 1, поскольку значение $10 = 9 + 1$, $8 = 9 - 1$. Таким образом, новое значение и коэффициент 1 позволяют восстановить два первых пикселя для исходного четырехпиксельного изображения;

– Аналогично, второй коэффициент равен -1 .

Итак, мы произвели разложение изображения, получив версию с более низким разрешением (в два пикселя) и уточняющие коэффициенты. Рекурсивное повторение этой процедуры для средних значений дает нам вейвлет-преобразование нашего исходного четырехпиксельного изображения: $[7; 2; +1; -1]$. Таким образом, вейвлет-преобразование исходного четырехпиксельного изображения (также называемое вейвлет-разложением) определяется как единственное значение, представляющее общее среднее значение исходного изображения, дополненное уточняющими коэффициентами, располагающимися в порядке, соответствующем увеличению разрешения.

Стоит заметить, что при применении этого способа не происходит ни потери, ни прибавления какой-либо доли информации: исходное изображение имеет четыре значения, столько же их и у выполненного преобразования. Имея преобразование, возможно восстановить изображение с любым разрешением, последовательно прибавляя или вычитая уточняющие коэффициенты.

Сохранение именно вейвлет-преобразования, а не самого изображения имеет ряд преимуществ. Одно из них состоит в том, что часто большое количество уточняющих коэффициентов оказывается очень малым по величине. Усечение, или удаление из представления, этих малых коэффициентов приводит лишь к незначительным погрешностям воспроизводимого изображения, являя форму сжатия изображения «с потерями».

Рассмотрим аналогичный алгоритм, но уже для двумерного изображения:

– Использовать вейвлеты для преобразования значений пикселей некоторого изображения можно с помощью так называемого стандартного разложения. Чтобы получить стандартное разложение изображения, сначала применяем одномерное вейвлет-преобразование к каждой строке значений пикселей. Эта операция дает среднее значение и уточняющие коэффициенты для каждой строки;

– Затем мы рассматриваем эти преобразованные строки так, как если бы они сами являлись изображением, и применяем одномерное преобразование к каждому столбцу. Полученные в результате значения окажутся уточняющими коэффициентами, за исключением единственного значения, представляющего собой среднее значение пикселей;

– После этого наступает очень важный этап – пороговое преобразование. Нужно отбросить коэффициенты, значение которых близко к нулю. Следует помнить, что при этом происходит необратимая потеря информации, ведь отброшенные коэффициенты участвуют в формировании изображения. Поэтому выбранное пороговое значение коэффициентов сильно влияет на качество изображения – задание слишком высокого порога влечет за собой падение качества изображения.

Итак, обработка изображения происходит в два этапа – на первом этапе происходит сжатие с потерей информации (вейвлет-преобразование), на втором – обычная архивация данных. Для восстановления изображения необходимо повторить все действия в обратном порядке. Сначала восстанавливается значение коэффициентов, а затем по ним, применяя обратное вейвлет-преобразование, получают изображение.

Методы вейвлет-преобразований с тем же успехом можно использовать для обработки цветных изображений. Просто нужно выполнять вейвлет-преобразование независимо на каждом из трех цветных компонентов изображения и представлять результаты как массив векторозначных вейвлет-коэффициентов.

Результат вейвлет-преобразования – обычный массив числовых коэффициентов. Такая форма представления информации об изображении очень удобна, поскольку числовые данные легко обрабатывать.

Пример первой итерации рассмотренного алгоритма представлен на рисунке 2.2.

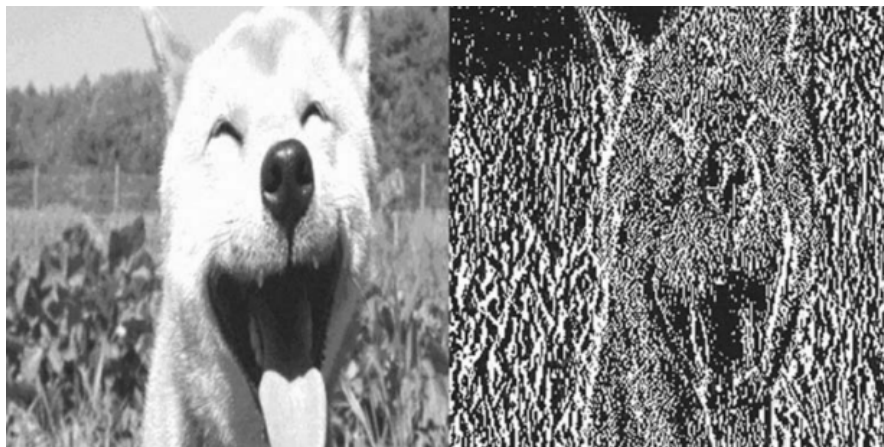


Рисунок 2.2 – Пример первой итерации

2.3 Вывод

По теореме о свёртке, преобразование Фурье превращает сложную операцию свёртки в простое умножение, что обеспечивает эффективный

способ вычисления основанных на свёртке операций, таких как умножение многочленов и умножение больших чисел.

Преимуществами использования преобразования Фурье при обработке изображений являются эффективное удаление шума, улучшении резкости и сжатие изображений, определение границ и текстур. Недостатком может являться высокая вычислительная сложность преобразования Фурье может замедлить процесс обработки изображений, особенно при работе с большими файлами.

Алгоритмы, использующие преобразование Фурье, например JPEG, при сжатии приводят к формированию блочной структуры. При вейвлет-преобразовании же таких проблем не возникает, однако из-за сложных математических вычислений является более требовательным к ресурсам. Но на современном этапе развития вычислительной техники этот факт значительным не является.[14]

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Были проанализированы и сравнены пространственные и частотные методы обработки изображений. И те и другие имеют свои недостатки и преимущества, однако недостатки можно нивелировать, определив ситуации, в которых тот или иной метод предпочтителен в применении.

Пространственные методы обработки изображений обычно применяются в следующих случаях:

- Когда необходимо выполнить простые операции, такие как изменение яркости, контраста, или применение фильтров напрямую к пикселям изображения.
- При работе с небольшими изображениями или когда нет необходимости в анализе частотных характеристик.
- Для выполнения операций, которые зависят от локальной структуры изображения, таких как выделение краев, фильтрация шума, или улучшение резкости.

Частотные методы обработки изображений, основанные на преобразовании Фурье, обычно предпочтительны в следующих случаях:

- При анализе частотных характеристик изображения, таких как текстуры, узоры и границы.
- Для удаления шума изображения и улучшения его качества.
- При компрессии изображений для уменьшения размера файла с минимальной потерей качества.
- Когда необходимо выполнить операции, которые зависят от структуры изображения, такие как фильтрация низких или высоких частот.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- [1] Анализ изображений и видео[Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://habr.com/ru/companies/yandex/articles/251161/>. — Дата доступа: 16.12.2023.
- [2] Розенфельд, А. Распознавание и обработка изображений / А. Розенфельд. — М.: Мир, 1972.
- [3] Предварительная обработка изображений методами интеллектуального анализа многомерных данных[Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/predvaritelnaya-obrabotka-izobrazheniy-metodami-intellektualnogo-analiza>. — Дата доступа: 16.12.2023.
- [4] Предварительная обработка изображений[Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://studfile.net/preview/774683/page:17/>. — Дата доступа: 16.12.2023.
- [5] Основы пространственной и частотной обработки изображений[Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://habr.com/ru/companies/yandex/articles/254249/>. — Дата доступа: 16.12.2023.
- [6] С., Ю. с. Андреев Ю. Методы гистограммных преобразований и контроля в процессах полиграфического воспроизведения изображений / Ю. с. Андреев Ю. С., Е. А Пухова О. А. Гурьянова. — Москва: МГУП, 2016.
- [7] Старовойтов, В. В. Получение и обработка изображений на ЭВМ / В. В. Старовойтов, Ю. И. Голуб. — Минск: БНТУ, 2018.
- [8] Пространственная фильтрация изображений в системах технического зрения[Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/prostranstvennaya-filtratsiya-izobrazheniy-v-sistemah-tehnicheskogo-zreniya#>. — Дата доступа: 16.12.2023.
- [9] Общие понятия фильтрации изображений[Электронный ресурс]. — Режим доступа: http://aco.ifmo.ru/el_books/image_processing/7_01.html. — Дата доступа: 16.12.2023.
- [10] Фурман, Я. А. Цифровые методы обработки и распознавания бинарных изображений / Я. А. Фурман, В. В. Яншин А. Н. Юрьев. — Красноярск: Изд-во Краснояр. ун-та, 1992.

[11] Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. — М. : Техносфера, 2005.

[12] Рейда, А. Н. Методы улучшения цифрового изображения и восстановления его структуры / А. Н. Рейда, Ю. В. Олейник; А. А. Панчук; М. Л. Синенький. — Минск: БНТУ, 2010.

[13] Лобач, В. И. Применение вейвлет-анализа при обработке изображений / В. И. Лобач. — Минск : БГУ, 2005.

[14] Таловская, М. А. Средства и системы обработки обработки и анализа данных / М. А. Таловская, Е. А. Кочегурова. — Томск : ИК НИТПУ, 2012.