

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
(ФГБОУ ВО «КубГУ»)

Физико-технический факультет

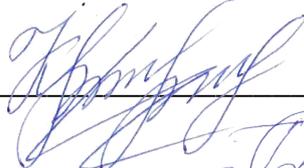
Кафедра теоретической физики и компьютерных технологий

КУРСОВОЙ ПРОЕКТ

**АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ,
ИСПОЛЬЗУЕМЫХ В МОБИЛЬНЫХ ПРИЛОЖЕНИЯХ**

Работу выполнила  Данилова Виолетта Валерьевна
Курс 3

Направление 09.03.02 Информационные системы и технологии

Научный руководитель
канд. биолог. наук, преподаватель  Н. Н. Куликова

Нормоконтролер инженер  Г.Д. Цой

Краснодар 2018

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	3
1 Общая теория анализа изображений.....	4
1.1 Методы анализа изображений	4
1.2 Особенности обработки и анализа видеоряда.....	12
1.3 Выбор метода.....	15
2 Практическое применение проведенного исследования	20
2.1 Анализ пульса с помощью камеры	20
2.1.1 Принцип фотоплетизмографии	20
2.1.2 Медицинское определение пульса.....	21
2.1.3 Модель реализации алгоритма	23
Заключение	26
Список использованных источников	27

ВВЕДЕНИЕ

Более 90% информации об окружающем его мире человек получает с помощью зрения. Однако, при всей чувствительности глаза, его возможности ограничены способностью воспринимать электромагнитное излучение лишь в видимом диапазоне, и человек издавна стремился их расширить. Неудивительно, что совершенствование методов и средств сбора и обработки визуальной информации является важнейшим направлением научно-технического прогресса. Современные компьютерные средства формирования и обработки изображений могут охватывать практически весь электромагнитный спектр от гамма-излучения до радиоволн.

На данный момент раздел компьютерной графики, такой как обработка и анализ изображений находит свое применение в различных сферах - в научных исследованиях, промышленности, медицине, космических исследованиях и информационных системах. Очень актуально применение анализа изображений в медицинских целях для своевременного выявления заболеваний и постановки диагноза. Для людей, следящих за своим здоровьем в условиях современной повседневной жизни, было бы удобно снимать показания жизненно значимых показателей здоровья без специальных медицинских приборов. Для этой цели можно использовать современный мобильный телефон, оснащенный цифровой камерой.

Целью данной работы является анализ алгоритмов обработки и анализа и изображений, оценка их оптимальности и возможности применения в мобильных приложениях для снятия биомедицинских показателей.

В задачи работы входят:

- анализ алгоритмов анализа изображений;
- выбор алгоритма на основе проведенного анализа;
- разработка схемы алгоритма;
- реализация алгоритма в программе MATLAB.

1 Общая теория анализа изображений

1.1 Методы анализа изображений

Термин «изображение» (образ) в математическом смысле -результат функционального преобразования информации, получаемой от аналоговых датчиков. Преобразование (отображение) множества X в множество Y обозначают $f : X \rightarrow Y$. если для каждого $x \in X$ существует единственный элемент $y \in Y$, то $y=f(x)$. Для некоторого прообраза $Z \subseteq X$ множество $f(Z)$ есть изображение или образ.

Говоря о цифровых изображениях, имеют в виду цифровые (дискретные) образы. В контексте этой работы цифровым изображением называются цифровые сигналы, полученные в результате некоторых отображений. Цифровые сигналы в большинстве случаев являются образами реальных физических процессов; могут иметь только дискретные, в заданном диапазоне, значения; всегда имеют конечную область определения. Являются частным случаем многомерных цифровых сигналов.

Компьютерная обработка и распознавание изображений представляет собой быстро развивающуюся самостоятельную дисциплину. Компьютерная обработка изображений предполагает обработку цифровых изображений с помощью компьютеров или специализированных устройств, построенных на цифровых сигнальных процессорах. При этом под обработкой изображений понимается не только улучшение зрительного восприятия изображений, но и классификация объектов, выполняемая при анализе изображений.

При компьютерной обработке изображений решается широкий круг задач, таких как:

- улучшение качества изображений;
- измерение параметров;
- спектральный анализ многомерных сигналов;
- распознавание изображений;

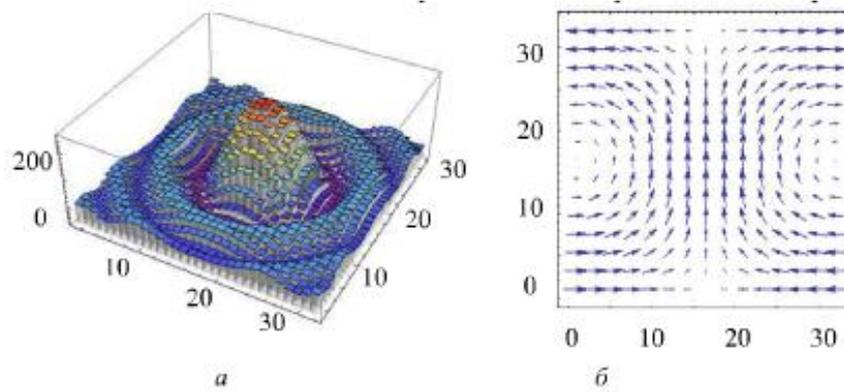
- сжатие изображений.

Для биомедицинских целей применим не весь круг задач, лишь некоторые из них. Рассмотрим подробнее измерение параметров, спектральный анализ и распознавание изображений.

Измерение параметров изображения - в широком смысле, характеристика изображения - любой признак, который может использоваться, чтобы описать цифровое изображение, на основе таких, например, свойств, как форма или площадь ядра клетки, распределение клеток в смешанной популяции по размерам, и т.д. В дополнение к выделению признаков, процедуры, выполняющие анализ изображения, могут также быть использованы для произведения логического анализа информации о проанализированном изображении, например, содержит ли область изображения (поле зрения в микроскопе) клетку, которая должна быть проанализирована, или эта область должна быть отклонена и следует перейти к анализу следующей области.

Особое значение для наших целей имеет цветовой анализ изображений. Анализ изображений можно осуществлять, зная механизм построения изображений на сетчатке глаза или аналогичный механизм построения изображений моделей объектов на плоскости с помощью методов геометрической оптики (методов проецирования и методов освещения). Необходимо отметить, что в обоих случаях плоское изображение имеет информацию о глубине объекта. Эту информацию можно получить путем анализа изображений, применяя методы геометрической оптики. Эффект восприятия глубины объекта усиливается путем рассматривания двух изображений, полученных с разных точек рассматривания (стерео эффект), анализируя два плоских изображения[1].

Для формального описания цифровых сигналов наиболее подходит тензорное поле (рисунок 1), когда каждому элементу, характеризующему набором координат в пространстве сигнала, ставится в соответствие тензор одного типа.



а-тензор нулевого ранга, б-тензор первого ранга

Рисунок 1-Двумерные дискретные тензорные поля.

Так как зрительная система человека воспринимает цвет покомпонентно, любой цвет может быть получен в результате синтеза компонентов различной интенсивности. Обычно используют три компонента-базовые цвета: красный, зеленый и синий или RGB. Эта модель является аппаратно-зависимой и получила наиболее широкое применение в технике, является аддитивной, так как цвета получаются путем добавления к черному цвету. Для большинства приложений значения координат r , g и b можно считать принадлежащими отрезку $[0,1]$, что представляет пространство RGB в виде куба $1 \times 1 \times 1$ (рисунок 2).

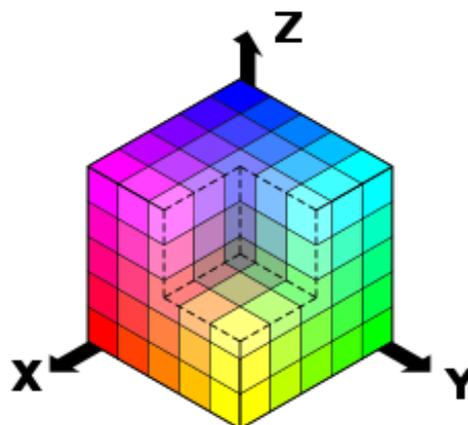


Рисунок 2 - RGB-цветовая модель, представленная в виде куба

В компьютерах представления каждой из координат представляются в виде одного октета, значения которого обозначаются для удобства целыми числами от 0 до 255 включительно, где 0 — минимальная, а 255 — максимальная интенсивность.

По особенностям цветопередачи изображения можно разделить на:

-монохроматические, каждый пиксел такого изображения представляется 1 битом;

-полутоновые, каждый пиксел может иметь 2^n значений, от 0 до $2^n - 1$, обозначающих оттенки серого или иного цвета;

-цветные изображения с различными цветовыми схемами, позволяющими передавать информацию о цвете: различают дискретно-тоновые изображения и с непрерывным тоном.

Рассмотрим структуру страницы (кадра) дискретного цветового изображения.

Цветовая модель страницы изображения имеет следующий вид:

$$M [f (m, n)] = \{ p_0 [x_0 (m), y_0 (n), c_0 (r(l), g(l), b(l))],$$
$$p_1 [x_1 (m), y_1 (n), c_1 (r(l), g(l), b(l))],$$

...,

$$p_k [x_k (m), y_k (n), c_k (r(l), g(l), b(l))] \} ,$$

M – массив точек (пикселей) страницы (кадра) изображения;

$f (m, n)$ – функция расположения точек на странице изображения;

p – пиксел, состоящий из трех цветов (красный, зеленый, синий);

x – местоположение пиксела на горизонтальной строке изображения;

y – местоположение пиксела на вертикальной строке изображения;

c – номер цвета;

r – красный цвет;

g – зеленый цвет;

b – синий цвет;

l – номер уровня градации цвета;

k – число пикселей в изображении.

Объекты на изображении могут отличаться размерами, конфигурацией и цветом. Число объектов на одном изображении может колебаться в широких пределах. Объекты на изображении имеют окраску, которая обуславливается рядом факторов:

- диффузное рассеивания, которое характеризуется зависимостью диффузного отражения от свойств вещества и длины волны;
- зеркальное отражение, которое характеризуется френелевским коэффициентом отражения, зависящим от свойств вещества и длины волны;
- преломление, которое характеризуется френелевским коэффициентом пропускания зависящим от свойств вещества и длины волны;
- направлением лучей освещения;
- расстояниями, пройденными лучами освещения.

Такие сложные зависимости создают трудности при анализе изображений, так как многие факторы окружающей среды при построении изображения могут быть неизвестными (сложность получения значений действительной окраски объектов, направления и интенсивности источников освещения, длин волн освещения, отражающих, преломляющих, пропускающих и поглощающих свойств объектов), например, анализ старых фотографий, архивных изображений и т.п. [2].

Исходя из этого, предлагается цветовой анализ изображения с целью определения цветowych составляющих изображения, которые могут характеризовать объекты на изображениях.

Наиболее распространенные операции обработки сигналов-декомпозиция и синтез. К алгоритмам, реализующим данные операции, относят свертку, преобразование Фурье, вейвлетное преобразование.

Свертка является математической бинарной операцией, формирующей из двух входных сигналов один, при этом один сигнал на входе операции называют импульсной характеристикой системы, другой – входным сигналом (рисунок 3).

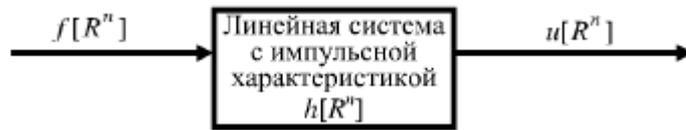


Рисунок 3 - блок-схема свертки

Свертку можно описать выражением:

$$f [R^n] * h[R^n]=u[R^n], \quad (1)$$

где $f [R^n]$ – входной сигнал;

$h[R^n]$ – импульсная характеристика системы;

$u[R^n]$ – выходной сигнал.

В дискретном виде свертку одномерного сигнала можно описать уравнением:

$$\begin{cases} u[i] = \sum_{j=0}^{L-1} h[j]f[i - j], \\ 0 \leq i - j \leq N - 1, \end{cases} \quad (2)$$

где h – импульсная характеристика системы размером L ;

f – входной сигнал размером N ;

u – выходной сигнал (результат свертки) размером $N+L-1$.

Свертка удовлетворяет следующим законам:

-переместительный:

$$f [R^n] * h[R^n]= h[R^n] * f [R^n]; \quad (3)$$

-сочетательный:

$$f [R^n] * h[R^n] * x[R^n]=f [R^n] * [h [R^n] * x[R^n]]; \quad (4)$$

-распределительный:

$$[f [R^n] + h[R^n]] * x[R^n] = f [R^n] * x[R^n] + h[R^n] * x[R^n]. \quad (5)$$

Свертка может быть применена для самых разнообразных преобразований цифровых сигналов, с ее помощью можно произвести декомпозицию и синтез, так же можно рассматривать, как один из видов корреляционного анализа.

Преобразование Фурье-одна из классических операций синтеза и декомпозиции одномерного сигнала.

Взаимно – ортогональные функции синуса и косинуса, выступающие в качестве компонентов фурье-декомпозиции, называют базисными функциями преобразования Фурье. Для непрерывной функции $f(x)$, заданной в замкнутом промежутке $(\Theta, \Theta+2\pi)$ и не имеющей в нем либо имеющей ограниченное число экстремумов, ряд Фурье сходится всюду и его сумма равна $f(x)$ для всякого значения $x \in (\Theta, \Theta+2\pi)$, на концах промежутка $(\Theta, \Theta+2\pi)$ сумма ряда имеет значение $\frac{1}{2}(f(\Theta)+f(2\pi))$. Косинусные и синусные коэффициенты ряда Фурье могут быть вычислены в соответствии со следующими выражениями:

$$\begin{cases} A_n = \frac{1}{\pi} \int_{\theta}^{\theta+2\pi} f(x) \sin(nx) dx, \\ B_n = \frac{1}{\pi} \int_{\theta}^{\theta+2\pi} f(x) \cos(nx) dx, \\ A_0 = 0, \\ B_0 = \frac{1}{2\pi} \int_{\theta}^{\theta+2\pi} f(x) dx, \end{cases} \quad (6)$$

где $f(x)$ – функция разложения;

A_n, B_n – коэффициенты ряда Фурье с индексом $n=1,2,\dots$

Обратное преобразование Фурье (синтез) может быть выполнено с помощью выражения:

$$f(x) = B_0 + \sum_{n=1}^{\infty} A_n \sin(nx) + B_n \cos(nx) \quad (7)$$

В практических целях используется быстрое преобразование Фурье. Также широко используется способ оконного преобразования Фурье. Существуют функции преобразования Фурье для дискретных и непрерывных сигналов.

Особый интерес для анализа изображений представляет вейвлет-преобразование. Название метода от английского wavelet – всплеск, по аналогии с уединенной волной, наблюдаемой в физических процессах. В отличие от волн, имеющих неограниченную протяженность, протяженность вейвлета ограничена.

Вейвлетом называют действительную или комплексную функцию $g(x)$:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} g(x)dx = const \quad (8)$$

быстро затухающую при $x \rightarrow \pm\infty$. На базе $g(x)$ получают семейство функций:

$$g(x, q, u) = \frac{1}{\sqrt{q}} g\left(\frac{x-u}{q}\right) \quad (9)$$

где u определяет сдвиг функции $g(x)$;

q определяет масштабирование ($q > 1$ – растяжение, $q < 1$ – сжатие).

Функцию $g(x)$, порождающую семейство $g(x, q, u)$, принято называть материнским вейвлетом. На основе семейства функций строится интегральное вейвлет-преобразование:

$$F(q, u) = \frac{1}{\sqrt{c_g}} \frac{1}{\sqrt{q}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \bar{g}\left(\frac{x-u}{q}\right) dx \quad (10)$$

Сходство вейвлет и Фурье преобразований состоит в следующем:

- 1) Оба они являются линейными преобразованиями и предназначены для обработки блоков данных, содержащих $\log_2 N$ элементов;
- 2) Обратные матрицы ДПФ и DWT (discret wavelet transform) равны

транспонированной, причем строки самих матриц содержат функции $\cos(x)$ и $\sin(x)$, а для DWT - более сложные базисные функции - вейвлет.

Наиболее важное различие между этими двумя видами преобразований состоит в том, что отдельные функции вейвлет локализованы в пространстве, а синусные и косинусные - нет. Благодаря этой особенности, DWT находит большое число применений, в том числе для сжатия данных, распознавания образов и подавления шумовой составляющей принимаемого сигнала [2].

Вейвлет-преобразование – эффективный инструмент обработки и анализа различных сигналов. Особенности сигнала могут быть учтены на этапе выбора материнского вейвлета, что способствует значительному повышению эффективности преобразования.

1.2 Особенности обработки и анализа видеоряда

В связи с тем, что алгоритм должен работать на мобильных платформах, целесообразно рассмотреть вычислительную сложность известных алгоритмов, применительно к процессорной архитектуре мобильных устройств, также стоит обратить внимание на камеры и особенности снимаемого этими камерами видеоряда.

Большинство современных мобильных устройств оснащено чипами с использованием архитектуры ARM, которая разрабатывается одноимённой компанией ARM Limited и на сегодняшний день имеет множество версий и реализаций (рисунок 4). Данная архитектура имеет следующие особенности:

- 32 битная архитектура. Дает 32 битные арифметические операции, 32 битную адресацию и эффективную реализацию алгоритмов;

- однотактное ядро. Т.е. минимальное число тактов на команду - 1. (Обычно частота микроконтроллеров на ARM7TDMI около 60МГц);

- RISC система команд. Точнее 2 системы команд: ARM (32 битные команды), THUMB - упрощенные и укороченные команды по 16 бит. Соответственно - фиксированная длина команд;

-фон-Неймановская архитектура памяти. Плоская модель памяти – в одном адресном пространстве лежит все: и оперативная память, и FLASH, и адреса периферии.

Следует отметить проблему, связанную с переносом алгоритмов на RISC-платформы. Перенос алгоритмов на RISC-процессоры подразумевает переход к целочисленным операциям с фиксированной точкой, поскольку эмуляция операций с плавающей точкой приводит к катастрофическому замедлению вычислений [3].



Рисунок 4 – Распределение мобильных устройств по типу процессорного ядра на 2018 год

Камеры мобильных телефонов обычно оснащаются камерами разрешением от 3 мегапикселей до 16. Смартфон среднего ценового сегмента

чаще имеет камеру 8 мегапикселей и вспышку. Этого достаточно, чтобы снять видеоряд высокого разрешения, достаточного для анализа цветности.

Для подбора алгоритма также необходимо уточнить, с каким форматом видеофайлов придется работать. Обычно видео-формат записи с камеры основан на протоколе MP4 - это сокращенное обозначение формата MPEG-4 Part 14. Этот формат также может упоминаться как MPEG-4 AVC, где AVC (Advanced Video Coding) означает расширенное кодирование видео. Как видно из названия формата, он предназначен для работы с видео файлами и впервые предложен в 1998. MP4 представляет собой контейнерный формат, который позволяет комбинировать в одном файле аудио, видео, субтитры и картинки. Поддерживает стандарт PAL - видеостандарт, используемый в Европе и России: размер видео 720x576, 25 fps (25 кадров в секунду). Также применяется цветовая модель YUV, отличающаяся от стандарта RGB. Согласно этой модели цвет представляется как 3 компонента — яркость (Y) и две цветоразностных (U и V). Преобразование в цветовую модель RGB осуществляется по следующим формулам:

$$\begin{aligned}R &= Y + 1.13983 * V; \\G &= Y - 0.39465 * U - 0.58060 * V; \\V &= Y + 2.03211 * U.\end{aligned}\tag{11}$$

Яркостная компонента содержит "черно-белое" (в оттенках серого) изображение, а оставшиеся две компоненты содержат информацию для восстановления требуемого цвета. В цветовом пространстве YUV есть один компонент, который представляет яркость (сигнал яркости), и два других компонента, которые представляют цвет (сигнал цветности). В то время как яркость передается со всеми деталями, некоторые детали в компонентах цветоразностного сигнала, лишённого информации о яркости, могут быть удалены путем понижения разрешения отсчетов (фильтрация или усреднение), что может быть сделано несколькими способами [4].

1.3 Выбор метода.

Исходя из проведенного исследования и рамок, накладываемых техническими условиями реализации алгоритма анализа биомедицинских изображений, можно выделить следующие условия реализации:

- вычислительная сложность алгоритма не должна превышать $O(n^2)$;
- быстродействие алгоритма имеет особую важность;
- в алгоритме не должно быть работы над числами с плавающей точкой;
- длина вектора (или размер матрицы) обрабатываемой области равен 2^n .

При разработке алгоритма также необходимо учесть вероятностный характер сигнала, граница между полезным сигналом и шумом существенно размыта, в силу анализа биологических параметров, принимающих значения, индивидуальные для каждого человека в момент измерения. Если учесть конечную цель исследования, и сузить поле поиска, то можно увидеть, что поведение исследуемого сигнала можно классифицировать как периодическую полигармоническую функцию. Данная функция конечна, изображение дискретно. Также нужно учесть, что анализ проводится по изменению частотности сигнала по времени, можно провести корреляционный анализ по времени. Алгоритм анализа может состоять из нескольких этапов, каждый из которых – отдельный алгоритм преобразования.

Физический смысл функций свертки и корреляции состоит в том, что они являются количественной мерой совпадения (сходства) двух последовательностей $f(x)$ и $g(x)$. Свертка определяется путем скольжения эталона по вектору исходного сигнала, и максимум функции будет тогда, когда исходный сигнал совпал с эталоном, но при этом вычисляется прошлое значение функции, сравнивается с текущим. Наиболее распространенные алгоритмы

свертки (без применения быстрого преобразования Фурье) имеют вычислительную сложность $O(n^2)$ в о-нотации. Данный алгоритм соответствует условиям разработки, но временной анализ будет неточен, зависит от размера «скользящего окна» локализации анализируемой области. При сужении окна произойдет увеличение времени обработки исходного изображения, что неприемлемо. Возможно данный алгоритм применить для фильтрации данных.

Преобразование Фурье имеет несколько известных реализаций алгоритма. Имеет смысл рассмотреть дискретное преобразование Фурье (ДПФ), быстрое преобразование Фурье (БПФ), имеющее два вида: с прореживанием по времени и по частоте. В источнике [5] приводится любопытное сравнение работы 3 видов БПФ, применительно к процессорам архитектуры RISC:

1 алгоритм- radix-2 БПФ с прореживанием по времени;

2 алгоритм- split-radix;

3 алгоритм- алгоритм Кули — Тьюки (Cooley — Tukey) radix-N.

Алгоритм 1 реализует классическую схему вычислений по основанию, алгоритм 2-нерекурсивная реализация алгоритма Кули – Тьюки по основанию 2 или 4 и собственно оригинальный алгоритм Кули – Тьюки. Все тестируемые алгоритмы были реализованы в виде вычислений с фиксированной точкой. Точность представления данных и тригонометрических констант была выбрана таким образом, чтобы результат обратного преобразования целочисленных алгоритмов отличался от результата обратного преобразования вещественных алгоритмов не более чем по двум младшим знакам. В качестве меры сложности тестируемых алгоритмов выбрано количество тактов процессора, затраченных для вычисления преобразования, при условии, что доступ к памяти требует 0 тактов.

В таблице 1 приведены L-длина преобразования, и количество процессорных тактов, необходимых для вычислений. Наилучшим быстродействием обладает алгоритм 1 (radix-2 БПФ), при реализации которого требуется на 14 % меньше процессорных тактов, чем при реализации алгоритма 2 (split-radix БПФ). Это объясняется тем, что radix-2 БПФ имеет существенно более регулярную структуру, чем split-radix БПФ. Несмотря на то, что операций

умножения выполняется намного больше, загрузка процессора данными осуществляется более эффективно[5].

Таблица 1 – Количество вычислительных операций для каждого алгоритма

L	Алгоритм 1	Алгоритм 2	Алгоритм 3
64	6107	7954	7089
128	14393	18070	16272
256	33334	41232	36752
512	76020	92433	82256
2048	380528	453093	396400
4096	838318	990790	857200
8192	1831660	2148765	1866608
16384	3973930	4635694	4037744

В целях анализа видеоряда этот оптимизированный алгоритм может быть выбран в качестве промежуточного шага. Однако только одно из представлений доступно для нас в каждый момент времени: либо частотное, либо временное, но для указанных целей необходимо частотно-временное.

При анализе сигналов непостоянного характера часто выгодно определить корреляцию между временем и спектром Фурье сигнала, т.е. необходимо обратиться к частотно – временному представлению сигнала, которое обеспечивает вейвлет-преобразование. Либо возможно применение оконного преобразования Фурье, но корректный подбор ширины окна практически невозможен для наших целей, так как заранее неизвестно, когда может произойти короткое увеличение частоты сигнала, возможны потери информации во временной области. Следовательно, наибольший интерес представляет анализ возможности применения вейвлет преобразования для исследования видеоряда и подбор порождающей (материнской) функции, в зависимости от вида сигнала.

Поскольку вейвлет-преобразование есть скалярное произведение анализирующего вейвлета на заданном масштабе и анализируемого сигнала, коэффициенты $W(a,b)$ содержат комбинированную информацию об анализирующем вейвлете и анализируемом сигнале (как и коэффициенты преобразования Фурье, которые содержат информацию о сигнале и о синусоидальной волне). Выбор анализирующего вейвлета, как правило, определяется тем, какую информацию необходимо извлечь из сигнала. Каждый вейвлет имеет характерные особенности во временном и в частотном пространстве.

Оценить вычислительную сложность вейвлет преобразования несколько затруднительно на данном этапе работы. С уверенностью лишь можно сказать то, что данное преобразование соответствует условиям разработки алгоритма, и может обеспечить достаточную точность анализа сигнала.

Основной при работе с вейвлет-преобразованием является проблема выбора наиболее подходящего вейвлета. Существует ряд подходов к определению вейвлета: через масштабный фильтр, масштабную функцию, вейвлет-функцию. Вейвлет-функции могут быть симметричными, асимметричными и несимметричными, с компактной областью определения и без нее, а также иметь различную степень гладкости. Выбор конкретного семейства вейвлетов диктуется прикладными задачами и исследуемым видом информации о сигнале. Лучше всего выбирать вейвлет таким образом, чтобы он принадлежал такому же классу функций, что и анализируемый сигнал. Если исходную функцию можно аппроксимировать полиномом, то количество нулевых моментов вейвлета должно примерно равняться степени полинома [6].

Для применения в целях анализа видеоряда необходимо подобрать порождающий вейвлет, соответствующий виду исходного сигнала, подходящий по параметрам, указанным выше. Особый интерес представляют вейвлеты Добеши, непрерывные на всей области определения, несимметричные относительно центра координат, периодичные, что соответствует виду исследуемого сигнала. Полином исходного сигнала равен 3, тогда и

порождающая вейвлет-функция должна иметь не более 3 нулевых моментов. Семейство вейвлетов Добеши не имеет аналитического представления в виде формулы, а задаются итерационными выражениями.

В качестве собственно фильтров могут использоваться фильтры Добеши D4 четвёртого порядка (рисунок 5) [7]. Вейвлеты Добеши являются вейвлетами с компактным носителем, что обеспечивает хорошие свойства приближения вейвлет-разложений. Они не имеют эксплицитного (явного) выражения, а задаются коэффициентами фильтрации. Анализирующие (разлагающие) высокочастотные (h) и низкочастотные (g) коэффициенты фильтра Добеши D4 задаются следующими коэффициентами:

$$h_0 = \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_1 = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_2 = \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_3 = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}; \quad (12)$$

$$g_0 = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, g_1 = \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, g_2 = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, g_3 = \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}.$$

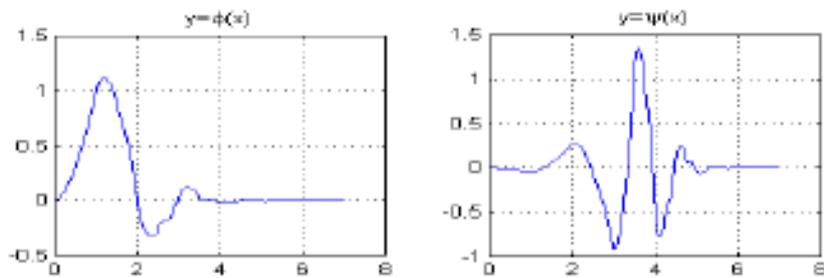


Рисунок 5 - Масштабирующая вейвлет функция и материнский вейвлет D4

2 Практическое применение проведенного исследования

2.1 Анализ пульса с помощью камеры

2.1.1 Принцип фотоплетизмографии

Плетизмография (от греческих слов "plethysmos" - набухание, наполнение и "grapho" - пишу) – это технология регистрации изменений объема тела в результате воздействия на него тех или иных факторов. Она начала применяться медиками еще в XIX веке. Одним из вариантов плетизмографии наряду с механической плетизмографией, электрической и другими видами является фотоплетизмография. Она основана на регистрации изменений интенсивности света после его прохождения сквозь биологическую ткань, обусловленных изменениями ее объема. В клинической практике фотоплетизмография чаще всего применяется для наблюдения т.н. "пульсовых волн" – изменений объема участка тела, обусловленных толчковыми притоками крови в фазе систолы (сокращения мышц сердца и повышения артериального давления).

Изменения интенсивности света, наблюдаемые при фотоплетизмографии, могут быть связаны с разными факторами – в зависимости от схемы наблюдения и от выбранной длины волны света. Поэтому и требуется не просто фотометрия, а именно спектрофотометрия. В классической фотоплетизмографии частей тела человека используют ближнее инфракрасное (БИК) излучение, которое меньше всего поглощается биологическими тканями и кровью. Поэтому интенсивность такого света после прохождения сквозь ткань зависит, в основном, от его рассеяния тканью, которое изменяется при пульсовых изменениях объема.

На фотоплетизмограмме можно выделить "волны" 1-го, 2-го и 3-го порядка (рисунок 6). Волны 1-го порядка (I) синхронизированы с сокращениями сердца. Именно их и называют "пульсовыми волнами". Волны 2-го порядка (II) синхронизированы с ритмом дыхания человека, их называют "дыхательными волнами". Причина их появления состоит в том, что сердце находится внутри

грудной клетки, где давление меняется в процессе дыхания (снижается относительно атмосферного при вдохе и повышается при выдохе). Из-за этого в такт с дыханием соответственно меняются артериальное давление, а поэтому и изменения объема [8].

Волны 3-го порядка (III) связывают с периодической активностью центров нейрогуморального регулирования тонуса кровеносных сосудов.

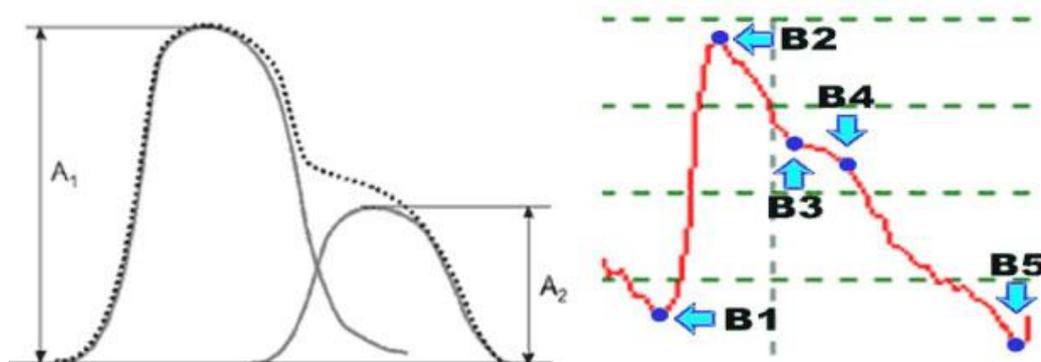


Рисунок 6 – Структура пульсовой волны

Обработка пульсовых волн в микрокомпьютере, который входит в состав фотоплетизмографа, позволяет подсчитывать и выводить на дисплей частоту сердечных сокращений (в ударах за минуту), обнаруживать нарушения сердечного ритма, сигнализировать об опасных нарушениях и "выпадениях пульса", вычислять среднюю амплитуду пульсаций и сигнализировать, когда она выходит за критические пределы.

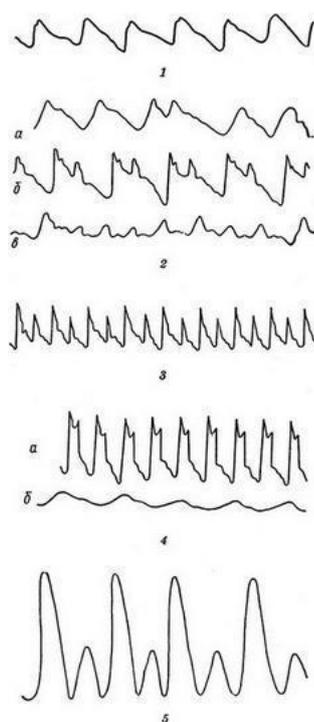
2.1.2 Медицинское определение пульса

Пульс — это колебания стенки сосудов, связанные с изменением их кровенаполнения в течение сердечного цикла. Различают артериальный, венозный и капиллярный пульс. Исследование артериального пульса дает важные сведения о работе сердца, состоянии кровообращения и свойствах

артерий. При исследовании пульса определяют его частоту, ритм, наполнение, напряжение и скорость.

У здоровых взрослых людей частота пульса соответствует частоте сердечных сокращений и равна 60—80 в 1 минуту. При учащении сердечных сокращений (тахикардия) или их урежении (брадикардия) частота пульса изменяется соответственно, и пульс называется частым или редким. При повышении температуры тела на 1° частота пульса возрастает на 8—10 ударов в 1 минуту. Иногда число пульсовых ударов меньше частоты сердечных сокращений (ЧСС), так называемый дефицит пульса. Это объясняется тем, что во время очень слабых или преждевременных сокращений сердца в аорту поступает так мало крови, что пульсовая волна ее не доходит до периферических артерий. Чем выше дефицит пульса, тем неблагоприятнее это сказывается на кровообращении [9].

Если пульсовые удары следуют один за другим через одинаковые промежутки времени, то говорят о правильном, ритмичном пульсе (*pulsus regularis*), в противном случае наблюдается неправильный, нерегулярный пульс (*pulsus irregularis*). У здоровых людей часто отмечается учащение пульса на вдохе и его урежение на выдохе — дыхательная аритмия ; задержка дыхания устраняет этот вид аритмии. По изменениям пульса можно диагностировать многие виды аритмии сердца (рисунок 7).



- 1 – нормального; 2 – аритмичного; 3 – перемежающегося;
 4 – большого и скорого (а), малого и медленного (б);
 5 – дикротического.

Рисунок 7 – Графическая регистрация пульса.

2.1.3 Модель реализации алгоритма

В соответствии с проведенным исследованием можно выделить задачи реализации алгоритма измерения пульса с помощью камеры мобильного телефона (рисунок 8):

- запись видеоряда с помощью камеры;
- выделение на каждом кадре видеоряда анализируемой области;
- разделение анализируемой области на три цветовых канала в цветовом формате RGB;
- подсчет средней интенсивности красной компоненты на протяжении анализируемой области;
- повторение данного алгоритма на каждом кадре видеоряда;

- обработка полученных данных с помощью сглаживающего фильтра;
- разделение данных на небольшие временные промежутки;
- подсчет количества пиков в единицу времени (рисунок 7).

В ходе работы был применен фильтр на основе вейвлета Добеши D4 4 порядка, отфильтрован шум с его помощью и осуществлено обратное вейвлет преобразование, получен исходный сигнал, очищенный от шума, далее проведены остальные технические операции.

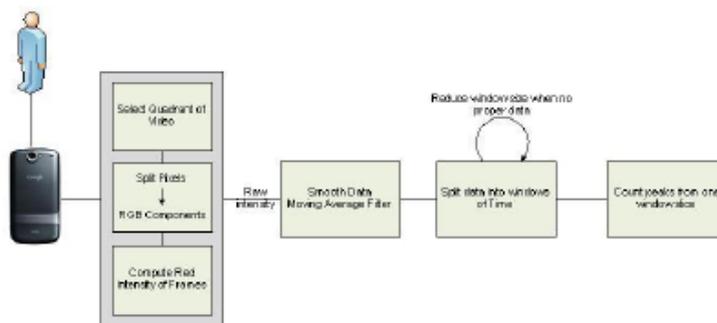


Рисунок 8 – Архитектура системы измерения пульса

Листинг 1. Выделение красного канала и фильтрация.

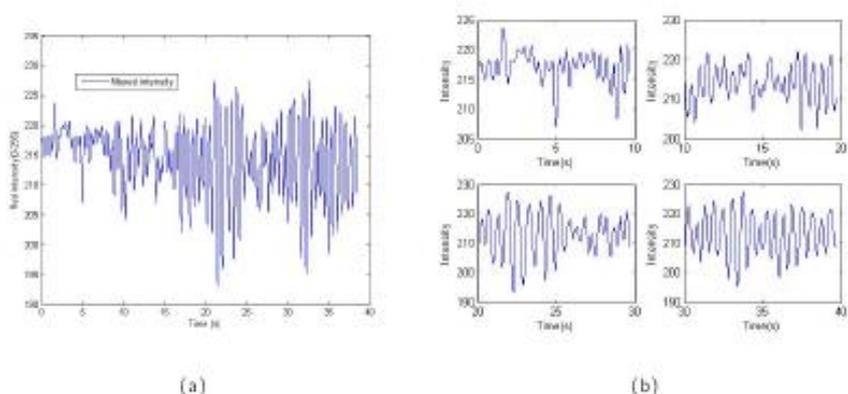
```

for i=2:totalframes
    compared=read(vidObj,i);
    RGB=reshape(ones(64,1)*reshape(jet(64),1,192),[64,64,3]);
    R=RGB(:,:,1);
    level=graythresh(R);
    filter= dbaux (4, 1);
    compared=im2bw(compared,level);
    differ=sum(sum(imabsdiff(vid,compared)));
    if (differ ~=0) && (any(amp==differ)==0)
amp(end+1)=differ;
        time(end+1)=i/framerate;
        vid=compared;

```

```
end  
end  
figure,plot(amp,time);
```

Общий график данных разделяется на небольшие промежутки по времени (окна) и если вид кривой в окне совпадает с синусоидой, то подсчитывается количество пиков на участке, умножается на 60 и делится на размер окна (рисунок 9).



(a) полный график данных, (b) данные разделены на меньшие участки

Рисунок 9 – График данных

Данный алгоритм разработан аналитически на основе материалов работы [10] в программе MATLAB и дальнейшая работа ведется по переработке полученного алгоритма в программный код на языке высокого уровня и адаптации для работы в мобильных телефонах. Исследование точности результатов измерений на данный момент не проводилось, разработанный алгоритм имеет гипотетически более высокую точность и информативность, по сравнению с существующими. В дальнейшем будет проведена работа по оптимизации и улучшению, проведено исследование точности анализа пульсовой волны.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе была поставлена цель анализа алгоритмов обработки и анализа изображений и было проведено исследование основных алгоритмов обработки изображений применительно к биомедицинским целям, а именно к анализу пульсовой волны. Так же проведена оценка оптимальности этих алгоритмов для вычислений на процессорных чипах мобильных телефонов и выполнены следующие задачи:

- проведено исследование алгоритмов анализа изображений;
- выбран алгоритм на основе проведенного анализа;
- разработана схема алгоритма;
- реализован алгоритм в программе MATLAB.

Разработка программы этим не завершена, на основе полученного алгоритма будет создано мобильное приложение для регистрации пульса и точного анализа вида и формы его волны.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Гришенцев А. Ю. Методы и модели цифровой обработки изображений / А. Ю. Гришенцев, А. Г. Коробейников. – СПб. : Изд-во Политехн. ун-та, 2016. – 190 стр.
- 2 Фисенко В. Т. Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие. – СПб. : СПбГУ ИТМО, 2017. – 192 стр.
- 3 Коваленко И. 10 особенностей архитектуры ARM. – 2016 // URL: <http://igorkov.org/arm10> [14.04.2018]
- 4 Семенов Ю. А. Стандарт MPEG-4. – ИТЭФ-МФТИ, 2015 // URL: <http://book.itep.ru/2/25/mpeg-4R.htm> [28.04.2018]
- 5 Овсянников Е. П. Сравнительный анализ сложности реализации быстрых цифровых преобразований на RISC-процессорах. / Е. П. Овсянников, С. Е. Петров, К. В. Юрков. // Изв. Вузов. Приборостроение. -СПб. 2011. Т. 54, № 9.
- 6 Орешко Н.И. Применение гармонических вейвлетов в задачах обработки осциллирующих сигналов. / Н.И Орешко, В.В. Геппенер, Д.М Клионский. Сб. мат. 14-й Междунар. научно-технич. конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение -DSPA'2016», М., стр. 54-59.
- 7 Червяков Н. И., Кондрашов Ю. В. Развитие методов быстрого вейвлет-преобразования с помощью фильтров Добеши. / Научные Ведомости № 15(70) 2015. стр. 112-117
- 8 Войтович И., Корсунский В. Интеллектуальные сенсоры: Информация. Учебн. пособие. // URL: <https://www.intuit.ru/studies/courses/590/446/info> [12.04.2018]
- 9 Медицинское определение пульса. [Справочник] // URL: <http://www.medical-enc.ru/15/pulse.shtml> [12.04.2018]
- 10 Vikram Chandrasekaran, В.Е. Measuring vital signs using smart phones. Thesis Prepared for the Degree of Master of Science, University of North Texas December 2015. -130 стр.

