

# Обработка изображений

иколаев Д. П.

14 апреля 2016 г.

### **Аннотация**

организационные моменты на сдаче: 1 вопрос по выбору студента - идеаль 2 вопроса по выбору преподавателя задача в зависимости от сложности можно выступить в течение семестра с докладом по части курса +1/2 балла сделать методичку? по теме опасные вопросы - вопросы про цвет, быстрое преобразование хафа хорошо гуглится - сжатие изображений задачи забываются заранее. в разные дни можно отвечать 1 и тот же вопрос

учебник - гонсалес/вудс, йане??, красивеньких "цифровая обработка изображений" про цвет - кандидатская диссертация димы

# Глава 1

## сделать

ниблэк отсу - сравнение.

## Глава 2

# lecture1

### 2.1 введение

Что такое изображение, к примеру фотографическое изображение. не протяженные во времени объекты. в основном двумерные объекты. Изображение это некоторый результат измерения, обычно с пространственн выразимый в виде пмерный значений и несущее какую либо информации.

срез полиморфической?? функции. Измеряем потоки света, а хотим понять про отражательные свойства и объекты трехмерной сцены расположенной перед фотоаппаратом. Можно работать с акустическими, рентгеновскими изображениями.

Постановка задачи обработки изображений в широком смысле В узком смысле

- анализ изображений - на выходе параметры изображения
- обработка - на выходе изображения
- синтез изображения - на входе параметры на выходе изображения

Что еще делаем с изображением - сжатие изображения - анализ + синтез изображений

Обработка изображений:

- восстановление изображения(super resolution, фильтрация)
- редактирование изображений(закрывать дырку на изображении (свести к минимуму градиент на краях...), правдоподобно вклеить объект в изображение)

анализ изображений: распознавание, выделение углов и т.д

где используется:езде:медицина, транспорт (штрафы, платные дороги), военные, финансовая безопасность, маркетинг, физика (геофизика, астрономия), нефть (томография)

Математический аппарат(требуется):

- дискран (алгоритмы на дискретных структурах)
- численные методы
- линейная алгебра
- урматы, дифуры
- матан, чуть-чуть
- статистика
- проективная геометрия
- оптимизация

Изображение - работаем с растром и говорим, что это изображение пусть существует сколько-то мерная таблица, в узлах которой - математической объекты есть несколько осей координат и задана евклидова система кроме растра существует векторное изображение (объектное). в растре может храниться:

- битики (черно-белые изображения, жесткие маски)
- скаляр (уровень сигнала, серые, скалярные изображения)
- вектор (цветное изображение, векторное)

Обсудим случайно выбранную задачу обработки изображений. Отличие обработки изображений от обработки сигналов. в обработке сигналов очень хорошо работают линейные методы (фурье, вейвлеты), в обработке изображений - очень плохо. Почему? в обработке сигналов - сигналы акустические, электромагнитные. непрерывные сигналы (как правило) про изображение так сказать нельзя ибо изображение это проекция и при проекции 3х мерного мира на 2ух мерный существуют заслонения, разрывы глубины, разрывы свойств объектов на разных планах.

необходима частотная разделимость сигнала и шума - тогда линейные методы хорошо работают

любые линейные фильтры будут сглаживать границы и размывать, что неприемлемо в обработке изображений

модель изображения - кусочно-гладкая функция с разрывами образующими граф, ребрами которого являются кусочно гладкие разрывы границы могут начинаться из какой-то точки и ни к чему не присоединяться

рассмотрим линейный метод фильтрации, окно размера  $m$  сглаживание - преобразование фурье, обработка спектра (свертка) - обратное преобразование. не устраивает сложность  $n^2$  дэать среднее по окну  $n \log(m)$

Хотим за  $O(n)$  способы 1. построить интегральное изображение 2. зная предыдущую сумму вычисляем следующую за 2 действия ( $O(2n)$ ) 2.1 хотим фильтр с сохранением границ - менять размер окна в зависимости от

изображения 2.2 основная теорема математического анализа - формула Ньютона-Лейбница площадь под изображением равна разнице первообразных. 2.3 формула посмотреть у иры (или) 2.3 что считаем?? 2.4 получилось за  $O(2n)$

Всегда следим за сложностью.

Представление чисел. Пусть сигнал 8 бит.  $n=2^{*30}$ ,  $m=200$  подсчитали  $255*2^{*30}=2^{*38}$ , влезает в  $2^{*64}$  в 64 бита однако достаточно 16 что будет, если 16 бит то в какой-то момент произойдет переполнение и старший бит пропадет получим лесенку (картинка у иры) в одно окно попадет максимум один разрыв

пока в одно окно попадает максимум одно переполнение - все хорошо.

проблема потери точности: осторожно с флоатами. когда мы накапливаем что-то большое во float то вначале все приводится к одному показателю, а потом складывается если меньшее число не попадает в мантиссу больше то большее число не изменится

осторожно с округлением вниз - можно потерять сигнал

проблема дрейфа значений - когда прибавляем, вычитаем - складываются погрешности и будут уплывать значения к правой части картинки

## 2.2 регистрация изображений

Изображение непрозрачных объектов в видимом диапазоне

Камера простейшая модель камеры - камера обскуры. маленькая дырка перед экраном в темной комнате практически идеальна по параметрам дисторсии обертки светового пучка очень маленькая использовалась художниками для получения реалистичных картин ящик с дырочкой (картинка у иры) заднее фокусное расстояние - расстояние между экраном и дыркой глубина резкости - насколько можно уходить из фокусной плоскости передние, задние фокусные расстояния, фокусная плоскость - расфокусировка - изменение резкости - изменение переднего фокусного расстояния изменение зума - заднее фокусное расстояние

чем хорошая камера хуже камеры обскуры вьюетирование - изображение темнее к краям - элемент площади светочувствительной матрицы находящийся скраю, отвечает за меньший телесный угол, чем находящийся в центре матрицы

калибровка для вьюетирования - запоминание коэффициентов усиления для каждого пикселя по отдельности размечаем вьюетирование на возрастание уровня шумов

дефокусировка - (для камеры обскуры - не все лучи проходят через одну точку и в каждой точке мы наблюдаем лучи еще и для соседних пикселей - можно считать, что была вычислена свертка со сглаживающим ядром)

свертка - вызывает дефокусировку ядро свертки - функция рассеяния точки или аппаратная функция

$$f(x) * g(x) = \int f(x) * g(x - a) dx$$

можно ли дефокусировку откалибровать? b да и нет по идее обратная свертка существует но это ядро - сглаживающее а вообще говорим, что нет

это не калибровка - это серьезная фильтрация с массой побочных эффектов  
 смаз - проявляется только в разговорах о времени - на изображении может быть движущийся объект, необходимо время для интегрирования яркости (время выдержки). если за время выдержки местоположение объекта изменилось - изображение получится смазанным или движущаяся камера смаз можно записать как свертку идеальной картинке с функцией ... смаз и дефокусировка - нелинейная свертка смаз из-за вращения камеры нельзя записать как свертку

хроматические aberrации - у линзы разная плотность для разных длин волн и как следствие фокусное расстояние тоже разное и разные длины волн накладываются друг на друга получаем двоение границ если глубины резкости хватает и мы не говорим, что для разных длин волн дефокус разный разные цветовые каналы имеют разный размер и это можно учесть и скалибровать

разные каналы будут проективно сводимы

если оптическая ось не перпендикулярна матрице - это часть тангенциальной дисторсии проективное преобразование? 8 параметров

$$x = \frac{ax + by + c}{gx + hy + i}$$

$$y = \frac{dx + ey + f}{gx + hy + i}$$

аффинное - 6 параметров преобразование

Пуассоновский шум увеличение шума, уменьшение шума но увеличение смаза

Апертура

Байеровская мозайка

Гамма коррекция

## Глава 3

## лекция2

### 3.1 цветность, цветовое пространство

в глазу колбочки (для дня) и палочки (для ночи) в сумерках работают 4 канала

в камере тоже светочувствительные элементы. рассмотрим 1 элемент, он считает падающие фотоны, с определенными видами волн рис 1 - блокнот рис 2 - функция светочувствительности элемента (спектральная характеристика детектора)

фотоны между собой не взаимодействуют, с красителем взаимодействуют до насыщения

неизвестная линейная функция о  $a_i$  интеграл

$F(\lambda)$  - спектральная характеристика, неотрицательная, не образует линейное пространство - выпуклый конус

при линейном преобразовании  $F \rightarrow a$

$\Rightarrow a$  - выпуклый трехмерный конус

множество  $a$  - не покрывает положительный октант, ибо не может одновременно одинаково ярко видеть все цвета (одной колбочкой)

всевозможные достижимые точки цветового пространства называют цветовым конусом, и характеризуются чувствительностью -  $\chi$

сечение плоскостью проходящей через начало координат - цветовой треугольник

все возможные цветовые треугольники образованные одним конусом - проективно подобны цветовой треугольник человека - рис3 - двуугольник

цветим лазером от инфокрасного до ультрафиолетового, это образует петлю рис 4 - с одной точкой излома. проецируем на плоскость цветности (считаем касательные)

касательные в нуле - разные - переходят в разные точки. рис 5

фиолетовые цвета - не спектральные. так как не существует пурпурного лазера



цветность - то, что не меняется, когда меняется яркость. яркость - мощностная характеристика входного излучения без изменения длины волны  
цветность двумерна

не зависящая от длины волны характеристика окраски - светлота не зависящая от длины волны характеристика излучения - яркость

рис 6 хотим извлечь информацию об отражающей поверхности главная задача цветового зрения - определение характеристик окрасок объектов

способность биологического зрения решать поставленную задачу - феномен цветовой константности

что такое окраска?

каждую точку излучающей поверхности характеризуем спектральной индикатриссой излучения  $B(r, \lambda)$

$r$  - направление, размерность 2

$B(r, \lambda) = B(r) * S(\lambda)$  - не работает для витражных стекол

с окраской - спектральная индикатриса рассеяния (характеристика отражающей способности) чтобы охарактеризовать каждую точку объекта нужна функция  $G(r_{out}, r_{in}, \lambda)$  -  $G$ ? спектральная двулучевая функция отражающей способности

у нас нет нелинейных объектов, только линейное рассеяние - поэтому одна  $\lambda$

можем вынести за скобку спектральные характеристики? не фига

доказательство - белый блик. он бы не существовал

для диэлектрических глянцевых объектов можно записать данное разложение  $G = G_1() * \phi(\lambda) + G_2 * \phi(\lambda)$

одна компонента диффузная, другая - зеркальная. у зеркальной  $\phi_2$  - константа. не всегда белый

$G_2$  - матовое  $G_1$  - глянцевое - ламбертова - переизлучает в половине телесных углов одинаково - не так

все неправда. зеркальная компонента - то, что возникает на поверхности, диффузная возникает в толще.

металлы и хорошо матированные диэлектрики имеют один член разложения, большинство гладких диэлектриков - 2. бывает больше - 3.

вводим понятие цветового тела - подмножество цветового пространства, которое достижимо при наблюдении всех сцен при зафиксированном источнике

цветовой конус параметризован чувствительностью глаза

цветовое тело выпукло, не конус, центральносимметрично (относительно точки, соответствующей нейтрально серой окраске  $(1/2, 1/2)$ ) рис 7

теорема максимова - по форме цветового тела, можно восстановить спектральные характеристики источника света. - не применимо на практике - все точки сцены освещаются в разной мощностью

метомирии излучений и окрасок

метомирия излучений - это свойство разных излучений давать одну и ту же реакцию

метамирия окрасок - это разные красители, с разным спектром излучения могут оказаться неразличимыми для определенного сенсора и при определенном излучении

$$\int_0^\infty s_1(\lambda)\phi_1(\lambda)\chi_1(\lambda)d\lambda = \int_0^\infty s_2(\lambda)\phi_2(\lambda)\chi_2(\lambda)d\lambda$$

## 3.2 цветовые пространства

$$a_c = \int_0^\infty F(\lambda)\chi_c(\lambda)$$

$$a_h = \int_0^\infty F(\lambda)\chi_h(\lambda)$$

зная  $a_c, a_h, \chi_c, \chi_h$  - нельзя восстановить F

но если есть ограничения на F - то можно в среднем минимизировать ошибку в пространстве  $\lambda$

человек привыкает ко всему, даже к перевернутому миру восприятие фрагментально

CIE Lab, XYZ - цветовые пространства

XYZ - цветовое пространство наблюдателя, зафиксированно. изменили базис, сдвинули, сделали измеримым - получили Lab

использование Lab - не обосновано в нем яркостная компонента цвета введена в отдельную координату - правильно

закон Гугера Ламберта Бера:

рис 8

$$T(\lambda, l) = \exp(l * t(\lambda))$$

принтеры, мониторы и т. д. спектральные характеристики можно складывать монитор просто замещает свои базисные спектры

с принтерами все не так несколько механизмов 1 - если на белую канву наносить пятна красителя не пересекая их - субтрактивная цветовая модель из максимума спектров (белой бумаги) вычитаем несколько спектров 2 - льем краситель непрерывно, цветность зависит от толщины красителя спектр ведет себя как рис 9 заслонение - краска на краску. не увидим следов первой краски.

только в Lab говорить о расстоянии

базис в цветовых пространствах задан кривыми чувствительности человека,

RGB - не опирается на человека, скорее на камеры

цилиндрические и конические системы координат - HSV, HSI, HSB вводятся насыщенность и цветовой тон рис 10 проецирование на плоскость цветности центральное или параллельное - от этого зависит цилиндричность или коничность системы

почему эти системы важны? легко говорить в терминах цветового тона, яркости, насыщенности

наиболее инвариантная компонента по отношению к окраске - цветовой тон

когда мы говорим об окраске - наиболее безопасно говорить о цветовом тоне

каналы. сколько должен иметь монитор для воспроизведения всех, желаемых нами цветов? меньше 3ех нельзя. могли бы изображать только отрезок на цветовом треугольнике

старые мониторы воспроизводили рис 11 лучше рис 11.б сделать при 3ех каналах невозможно 5 каналов - рис 11.в на боках треугольника - есть проблемы

рис 12 - спектр чувствительности человеческого глаза красный и зеленый очень скорелированы должны: между красным и зеленым - намного больше цветов, чем между синим и зеленым

сколько красок нужно принтеру - бесконечно много. 7 красок - можно рассчитывать на неплохую цветопередача

смотрим на красную рубашку, в цветовом пространстве видим - скорее размазанный отрезок (из точки 0 до 1, если есть блик)

цветовое распределение однородно окрашенного объекта лежит в пространствах меньшей разметности (очень редко - 0)

k-ближайщих в цветовом пространстве по этому даст убогие результаты

## Глава 4

### лекция 3

.....1 час лекции....

движения

$\delta x, \delta y$  - сдвиг - для определения преобразования необходимо 2 точки

$\delta x, \delta y, \phi$  - + поворот - необходимо 3 точки

$\delta x, \delta y, \phi, s$  - + масштабирование - необходимо 4 точки

аффинная группа преобразований - 6 параметров

проективная - 8 параметров

для любых потриколлинеарных единичный квадрат проективным преобразованием в странный четырехугольник - разорванный по идее проективное преобразование сохраняет выпуклость

проективное преобразование может преобразовать бесконечно удаленную прямую в собственную, проходящую через изображение и наоборот

перспективное преобразование - проективное, реализуемое камерой, 6 параметров, группа

#### 4.1 свертки

$f$  свернута с  $g$  по  $y$  это  $\int_{-\infty}^{\infty} f(x) * g(y-x) dx$

считать свертки от картинки.

дискретная свертка - вместо интеграла - сумма

$$\sum_i f_i * g_{j-i}$$

сложность  $O(N^2)$  в асимптотике  $O(N*M)$

теорема о свертке

$$f * g = F^{-1}(F(f) * F(g))$$

сложность  $O(N * \log(N))$

свертка с прямоугольником - за  $O(n)$

свертка с треугольником новый сдвиг вычисляется как сумма предыдущего и прямоугольных сверток с разным знаком  $O(n)$

свертка с параболой - разница двух парабол - две треугольных свертки - вначале один смотри вниз, потом вверх  $O(n*k)$

сложное задание - подсчитать свертку гауссианы аппроксимированной 3 звеньями параболы.

самые нужные - бокс, и гаусовская свертки

композиция гаусовских сверток - гаусовская свертка, ассоциативны, нулевой элемент

гаусовское ядро дает изотропное сглаживание и фильтр сепарабелен

размер ядра гауссиановой свертки должно быть пропорционален  $\sigma$  обычно  $4 - 6 * \sigma$

алгоритм Дерише, Ван Влиит?- Диана на следующей лекции

смотрели на фильтры как на FIR фильтры - с ограниченным носителем функции рассеяния точки можем считать ядро равным нулю, всюду, за исключением конечной области

можем смотреть на фильтры как на IIR

на входе сигнал, на выходе свертка его с экспоненциальное спадающей штукой, обрезанной с одной стороны

делаем:  $y_i = (1 - \alpha) * y_{i-1} + \alpha * x_i$

## 4.2 градиент

производная - свертка свертка, которая ничего не делает, - дельта-функция свертка с производной дельта-функции - производная.

дискретный аналог дельта-функции - везде 0, где-то 1 - 0000001000000

аналог производной дельта-функции - везде ноль, перед 1 в дельта-функции - -1, после 1 000000000-10+1000000, а лучше 0000000000-1+1000000

картинку сдвинута на полпикселя относительно исходной - помнитть

дискретная свертка для второй производной 0000000000-12-10000000000000

в двумерный мир: рис.13.1 -1 -1 0+1 +1

крест Робертса

+1 -1 - половина оператора

градиент повернут на 45 градусов, и все съехало на полпикселя

есть еще треугольник . рис13.2 только из этого оператора можно собрать лапласиан (div(grad))) - сумма вторых производных по x и Y

-1 -1 4-1 - оператор для лапласианна -1

куча методов вычисление градиента на картинке - сглаживание прямого креста

аналог градиента для цветного изображений считать для каждой компоненты отдельно? а что потом

использование псевдоградиента Di Zenzo

вы построим директор, вектор без знака

рис. 14

запишем уравнение

рис 15

первое собственное значение - максимальная скорость псевдоградиента, второе - минимальная первый собственный вектор - направление псевдоградиента, второй - нормаль к нему

модуль псевдоградиента считается разными способами:  
 $\sqrt{\lambda_+}$ ,  $\sqrt{\lambda_+ - \lambda_-}$ ,  $\sqrt{\lambda_+} - \sqrt{\lambda_-}$   
с помощью данного оператора хорошо искать границы на изображении  
говорили о псевдоградиенте  
теперь о псевдолапласиане  
лапласиан - это оператор второй производной  
однако, вместо лапласиана используется обычно DOG - разница гаусси-  
анн  
на самом деле нас интересует (картинка - сглаженная картинка) снизу  
ограничиваем нулем

### 4.3 морфология

оконные максимумы и оконные минимумы  
эрозии, делатации, размыкания, замыкания  
не вводят новые значения в изображения  
любые ранговые фильтры так работают  
эрозия и делатация - сепарабельны. для прямоугольного структурного  
элемента  
алгоритм Ван Херка-Дила-Вермана  
возьмем два дополнительных массива рис. 16  
 $O(3N)$   
структурный элемент.  
возьмем 9 пикселей  
закрасим часть пикселей черным, остальные белым  
ввели  $\omega_+$  - белые,  $\omega_-$  - черные  
рассчитаем  $\max(\min(\omega_+) - \max(\omega_-), 0)$   
это подсчет крестообразных элементов на изображении  
что делать, если пики - сигнал, а не шум.  
нашли сигнал без пиков, вычли его из изображения

### 4.4 преобразования расстояния

есть два множества, черное и белое. и для каждого элемента мы хотим найти  
расстояние для ближайшего черного, или белого  
расстояние может быть разным (евклидовым ( $L_2$ ), манхетонским ( $L_1$ ),  
 $L_{\inf}$  и т. д.) рис. 17  
как считать distance transform/ он, подсчитанный для однобитного из-  
ображения, дает возможность подсчитать элементарный морфологический  
фильтр, с окном, являющимся порогом данного преобразования  
если расстояние от элемента до ближайшего черного больше окна -  
оставляем белым, иначе становим черным  
сегментация с помощью дистансе трансформ

## Глава 5

### лекция4

коноваленко хрень сопоставление точек ааааа сопоставление объектов бееее

## Глава 6

## лекция 5

### 6.1 структурный тензор

е нас есть область изображения и на нем есть текстура - изображение более-менее константа или плавно меняется, или гороше, или полосатое

хочется различать классы текстур

простейшие способы - выраженность, дисперсия внутри окна

если дисперсия большая - текстура может быть, или сильно меняется яркость можно смотреть фурье образ или фильтры габора

дисперсия - разговор о амплитде сигнала но не о пространстве фурье - о пространстве но не об амплитуде

дисперсия - вариация яркости градиент - в каждой точке вектор и можем посмотреть на ковариацию вектора в окне (невзвешанном) матрица ковариации вектора градиента - структурный тензор 2го порядка (матрица)

чаще всего структурный тензор вводят не центрированным образом рассматривают второй момент центрированный не чувствителен к линейному перекошу пьедестала яркости окна (одна часть окна более яркая) не центрированный это увидит

обычно используем центрированный - в разговоре о текстуре павное изменение яркости нас не интересует

на стр тензор можно взглянуть как на тензор инерции гистораммы градиента изображений

тензор инерции - можно представить в виде эллипса, который аппроксимирует систему масс?

в случае главного поляса собственные значения маленькие

в случае зебры первый маленький второй большой первый собственный вектор поперек полосок

в случае горошка - оба собст значения большие одинаковые

выделяем нечеткое множество пикселей и по ним считаем структурный тензор



как подсчитать структурный тензор для изображения - каждой точке ставим значение тензора для окна, соответствующего данной точке  
 формула 5,1  
 в каждой точке 3 числа  
 можно подсчитать 5 чисел формула 5,2 точнее самое  
 для каждой точки считаем 5 чисел формул 5,3 далее применяем нужный нам бокс-фильтр. это будет структурный тензор вычисленный в необходимом окне

## 6.2 цветоклассификация

цветовая дискретизация - задача кодирования, актуальная задача во времена использования gif - там можно было использовать только 256 цветов  
 существовали видеокарты, не использующие более 16 цветов

задача - имеется полноцветная (24-битная) картинка и ее необходимо представить в ограниченной палитре цветов задача пр трудная по числу цветов в выходной палитре

цветоклассификация - задача среди небольшого множества цветов указать для каждого множества цветов, к которому данный пиксель относится - задача восстановления

пример решения задачи классификации - алгоритмы бинаризации

алгоритмы бинаризации - алгоритмы глобального порога:

король - алгоритм отцу

предположения - гистограмма яркости - смесь двух гауссиан, и мы минимизируем дисперсию внутри классов или максимизируем дисперсию между классами

$m_0 * \sigma_0^2 + m_1 * \sigma_1^2 - > \min$  также максимизирует критерий студента для данных классов

$O(n+k)$  - n - сбор гистограммы, k - количество ячеек в гистограмме

как его настраивать - гамма-коррекцией, инвариантен к прибавлению числа и умножению на число

локальные алгоритмы - ниблэк

введем  $T = \mu_\omega + \alpha * \sigma_\omega$  - пороговая функция по всему изображению

$\mu$  - оконное среднее  $\sigma$  - оконная дисперсия

в пустых местах алгоритм ниблэка увеличивает шум придумывает объекты решения

$$T = \mu_\omega + \alpha * \sigma_\omega + \beta$$

многомасштабный ниблэк - :)

вначале сравните  $\sigma$  и  $T_\sigma$  и если сигма больше - применяйте основной алгоритм иначе - увеличиваем окно, если и так далее до размеров изображения нормально распознает заголовки

## 6.3 цветовая дискретизация

задача - форм 5,4

решение данной задачи - неудовлетворительный результат

чувствительность к контрасту:  $\frac{I_1 - I_2}{I_1 + I_2}$

решение методом k-средних

еще более не работает так как в цветовом пространстве кластеры - куски прямых и плоскостей

метод медианного сечения - бьем ось гистограммы (r, g, или b) на 2 одинаковых по массе

есть несколько точек на плоскости и введено евклидово расстояние ячейка воронова - геометрические места точек, которые ближе к одному центру, нежели чем к другим

грань ячеек воронова - гиперплоскость перпендикулярные отрезкам, соединяющих 2 центра

ячейки выпуклы

формовка шума - dithering - допустим у нас уже выбрана политра; можем ли улучшить цветопередачу в данной фиксированной палитре, по отношению к методу, когда мы выбираем ближайший к каждому пикселю

лучше чередовать первый и второй вариант для каждого пикселя чередовать значения

алгоритм ditherings будем при выборе очередного пикселя минимизировать

$\|I - P_i + \sum_{x,y} (I - P) // \dots$

минимизирую не оточку, а точку смещенную на накопившуюся ошибку

## Глава 7

## лекция 6

### 7.1 дерише - диана рассказывает

алгоритм выполняет размытие по гаусу  
формула 6,1  
упрощаем. используем

### 7.2 восстановление изображение

мы сняли немного не то, что хотели измерить  
могли измерять косвенные данные, а не необходимые нам. к примеру  
томография  
сигнал может быть с искажениями. к примеру дисторсия сигнал может  
быть с шумом.

#### 7.2.1 морфологическая фильтрация

линейные методы фильтрации будут работать плохо, так как шум и сигнал  
частотно не разделены

морфологическая фильтрация требует делимости сигнала и шума в  
плане форм и размеров, а не частот

залепают дырки и срезают пики

маски. поиск по маскам структурных элементов

$w_1 \& w_2 \& w_3 \& b_1 \& b_2$

$\max(\min_j(w_j) - \max_i(b_i), 0)$

исходный сигнал монотонный - известно. получили хрень. хотим прибли-  
зить

минимизация  $|S - S^{new}|_2$

S - сигнал исходный, S - сигнал из множества возможных, которым мы  
приближим S

$S_i^{new} \geq S_{i-1}^{new}$

исходный сигнал унимодальный  
как восстановить?  
с помощью штрафов заполняем таблицу для восстановления монотонного сигнала  
пройдем ее справа налево и слева направо.  
найдем минимум площади под пересечением(?)  
еще полезно записать ограничение на производную  
это поможет  
задача: есть  $k$  пиков на сигнале  
сигнал квазипериодический 6,2  
непонятное что-то про ван херка и реал тайм  
в матрицу в ячейке  $i$ ,  $x$  хранится результат суммы за  $i$  прыжков, завершившихся в точке  $x$

## Глава 8

### лекция 8

...30минут Преобразование Радона Синограммы Конусная схема и параллельная схема задача вычислительной томографии - по синограмме вычислить сечение Оператор радона - в каждой точке пространства Радона живет интеграл вдоль прямой на изображении. (прямая задается  $\phi$  и  $\rho$ ) Теорема: формула 8.1 Алгоритм свертки обратной проекции - знать принцип, не более

свертке необходимы подсчитанные ВСЕ проекции

Алгеброический метод: записями переопределенную систему решаем методом наименьших квадратов замечание -  $m$  не может быть больше нуля линейные ограничения

Проблема зубного - очень большое  $m$  метод свертки взрывается в алгеброическом методе заменяем равенства на неравенства

Регуляризация виды регуляризации: TV - total variation ( $|\text{grad}(I)|$ )  $L_1$   $L_2(I)$  - тихоновская - размывает изображение, и затемняет  $L_2(\text{grad}(I))$  - размывает разрывы

#### 8.1 (

детектор границ) детектор Канни точка краевая - когда в ней локальный максимум модуля производной в направлении градиента трюк двойного порогового отсечения - нижний порог - ниже только шум высокий порог - после фильтрации по низкому шуму - если есть компонента связности есть точка выше высокого порога - вся компонента связи - граница

#### 8.2 (

сглаживание) сглаживание вдоль границы медианной - теряем границы билатеральный фильтр -  $I_0(x, y) = \sum_{\delta(x), \delta(y) \in \omega} I_i(x + \delta(x), y + \delta(y)) * \omega(\delta(x), \delta(y))$   
 $\omega = \omega_s(\delta(x), \delta(y)) * \omega(\delta(I))$   $\delta(I) = I_i[x + \delta(x), y + \delta(y)] - I_i[x, y]$  Guided фильтры

## Глава 9

### лекция 9 - читает егор

быстрое преобразование хафа

# Глава 10

## лекция 10

### 10.1 адаптивные алгоритмы

с сохранением границы

имеется бокс фильтр. пусть при приближение границы бокс ИЛТР СИЛЬНО УМЕНЬШАЕТСЯ. ТАКИМ ОБРАЗОМ ОН НЕ РАЗмост границы

если мы сможем сделать бокс фильтр адаптивным (размер окна зависит от точки)

как определить находимся ли мы на границы - оценить дисперсию в окне, и если она велика - считать что мы находимся на границе

но он не будет сглаживать вдоль границы хочется прямоугольный вытянутый овальный фильтр

посчитаем в каждом окне структурный тензор на ровных участках будет маленькие собственные границы - маленькая окружность

около границ одно собственное число (поперек границы) будет большим вдоль маленьким

около текстуры - оба будут большими

зададим функцию -  $1/x$  чем больше собственное число тем больше радиус сглаживания

тогда вдали от границ сглаживание будет, сильно текстурированные области не сгладятся, вдоль границ сглаживание буде, поперек нет

фильтр анизотропной диффузии гаусовский фильтр - решение уравнения диффузии - интенсивность изображения концентрация вещества и на примере картинка происходит диффузия - от через время  $t$  картинка примет вид как после гаусовского фильтра

а если уравнение анизотропной диффузии - если перепад значений велик - диффузия медленная, перепад значений мал - диффузия велика - аналог описанного выше фильтра результат близок к применению билатерального фильтра

## 10.2 геометрический шум

будем считать, что мы наблюдаем картинку, которая связана с идеальной таким образом  $E(x, y) = I(x, y) * M(x, y) + A(x, y)$

здесь  $M$  и  $A$  не случаены, и слабо меняются во времени

пиксели в камере оказываются разного размера - пример шума

кроме этого некоторые пиксели могут быть горячими - их сигнал слабо коррелирует с соседними, к примеру подслеповатый и их свойства зависят от температуры матрицы

два кадра с разной фокусировкой

$E * E_{\sigma} = (I * M) \otimes (\delta - \delta_{\sigma})$  - псевдолапласиан

если мы научимся это считать - мы узнаем  $I * M$  - и сможем подавить аддитивную составляющую

медленно меняющуюся интенсивность человек плохо различает

используем регуляризацию

метод для человека а не для систем

## 10.3 мультиспектры

многоканальная картинка

можем вместо канала использовать яркость и рисовать серую картинку

РСА - неизменность преобразования плюсы - одинаковые элементы остаются одинаковыми, минусы разные могут стать одинаковыми

это свойство переоценено (плюс - одинаковые в одинаковые)

хотим сохранить градиент картинки

проблемы - что такое градиент на многоканальном изображении - псевдоградиент дизенза доопределин псевдоградиент дизенза

рис 10.1

у псевдоградиента ротор не равен нулю если равен - то значит изображение было одноканальным

решаем уравнение в смысле наименьшего отклонения - задача вариационного исчисления

получаем уравнение 10.2 лапласиан исходного изображения равен дивергенции исходного псевдоградиента

уравнение пуассона - решение - фурье туда, фурье обратно. просто решили уравнение свертки дифф операторы можно представлять в виде свертки

получим - разницы между разными изображениями сохранятся, далекие одинаковые элементы могут стать разными

если каналов больше попробуем работать со следующими каналами:

$$I - L = R + G + B \quad ? - L = R - G \quad ? - L = 2B - R - G$$

первый РСА похожа на яркость и решение пуассона тоже похоже на яркость.

можно сделать так: возьмем лапласиан  $I$  - он нам известен. далее найдем в цветовом пространстве исходной картинки такое направление, что картинка наиболее похожа на  $\delta(I)$  и исключим его и в этом пространстве



делаем PCA, возьмем первые 2 компонента и засунем их вместо знаков вопроса

## 10.4 ранзак

метод превращающий неробастный метод в робастны задача сопоставления изображений

ищем преобразование, связывающее 2 изображения одного объекта

имеются особые точки с дескрипторами

необходимо найти соответствие. проблема - одной точке на левом изображении соответствует несколько точек на правом

решение - поиск максимального паросочетания. знаю паросочетание можем найти преобразование

задача линейного восстановления зависимости. если проэкттивное преобразование - приводим к линейному домножая на знаменатель

все методы минимизации среднеквадратичного отклонения не работают. так как присутствует шум.

придуман ранзук. такое количество точек необходимо, чтобы система стала определенной. - 2 точки

выбираем случайно точки. восстанавливаем решая систему преобразование. для него посмотрим, сколько сопоставлений имеют геометрическую невязку меньше порога - инлайеры.

выбираем новые точки. делаем  $n$  итераций. можно всунуть любой неробастный эстиматор.

решение задачи - преобразование набравшееся большее число инлайеров.