



ЛЕКЦИЯ 5. ВЫДЕЛЕНИЕ И АНАЛИЗ ПРИЗНАКОВ

План лекции

2

- Выделение признаков символов
- Вычисление моментов
- Анализ профилей, сегментация
- Фазовые пространства
- Утончение изображений
- Меры близости

3

Признаки для ч/б изображений

Скалярные признаки. Веса.

Вес чёрного, доля чёрного

4

- Вес чёрного:

$$weight = \sum_x \sum_y f(x, y)$$

- Удельный вес чёрного:

$$weight_{rel} = \frac{\sum_x \sum_y f(x, y)}{S}$$

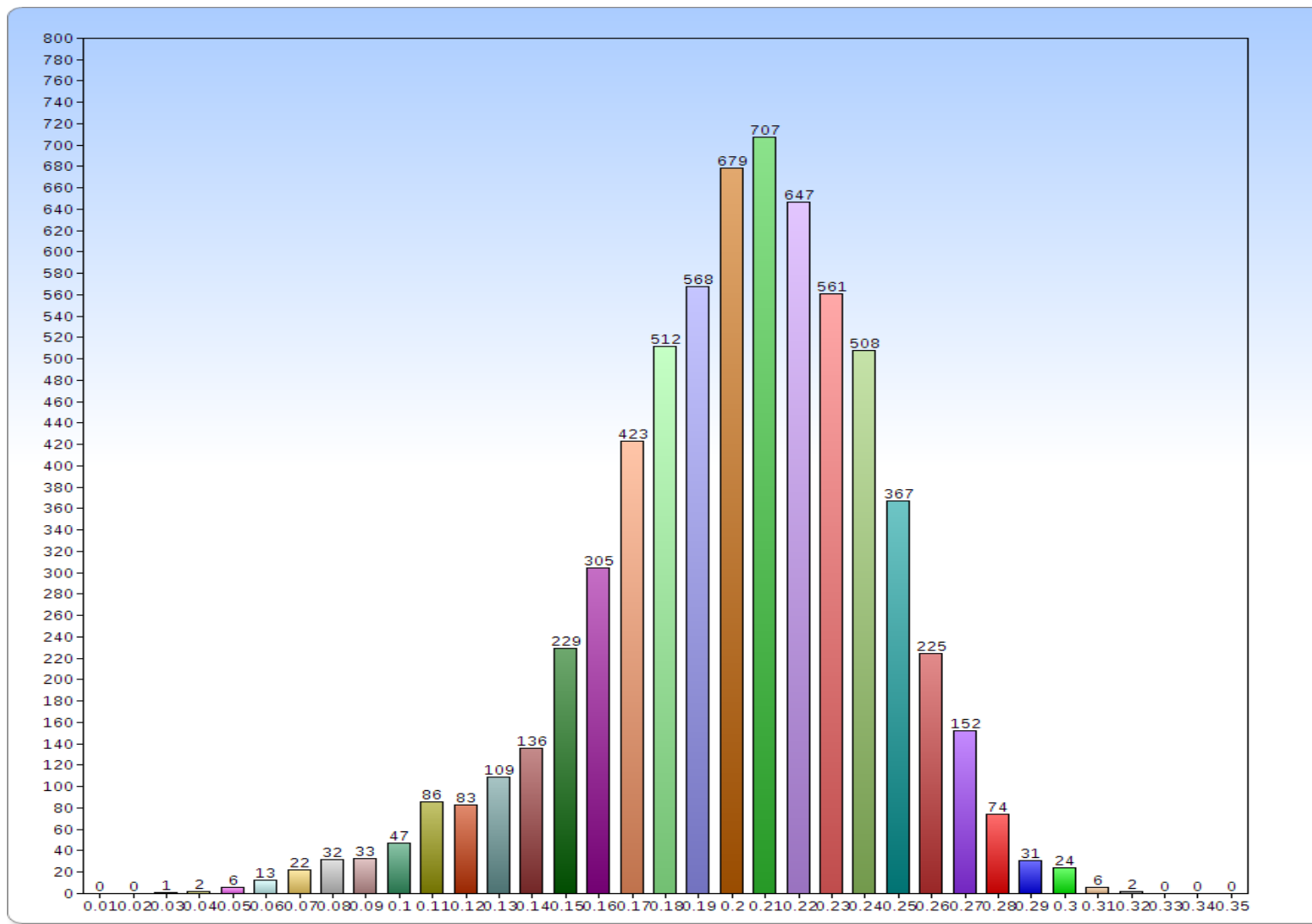
- Вес белого:

$$weight^{f=0} = S - weight^{f=1} = \sum_x \sum_y (1 - f(x, y))$$

- Самый простой интегральный признак.
- В макромасштабе может сказать о характере изображения (график, текст, фото)
- В микромасштабе позволяет различать символы по весу.

Пример гистограммы удельных весов символов для одного шрифта

5



Изолированные пиксели

6

- Изолированный белый пиксель (все соседи чёрные) — простейший вид зашумлённости типа «соль».

```
1 1 1
1 0 1
1 1 1
```

- Изолированный чёрный пиксель (все соседи белые) — простейший вид зашумлённости типа «перец».

```
0 0 0
0 1 0
0 0 0
```

- Удельный вес изолированных пикселей может сказать о степени зашумлённости изображения.

Доля пикселей с k соседями, k_1 - k_2 соседями

7

- Можно посчитать удельный вес пикселей, имеющих k соседей того же цвета. $k \in [1..8]$
- Можно посчитать удельный вес пикселей, имеющих $k_1 \leq k \leq k_2$ соседей того же цвета.
- Эти признаки могут сказать о повышенном шуме «соль»/«перец», когда искажений столько, что помимо изолированных пикселей появляются пары, тройки, четверки смежных искажённых пикселей.
- На микроуровне по этим долям можно оценить степень фрагментированности символов, зная доли для нефрагментированного текста.

Особые фигуры

8

□ Доля чёрных крестиков

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

□ Доля белых крестиков

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

□ Доля косых чёрных крестиков (очень похожи на белые крестики)

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

□ Доля косых белых крестиков (очень похожи на чёрные крестики)

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

□ Сумма долей, другие фигуры...

Признаки для выявления шума

9

- Логические и морфологические преобразования изменяют изображение.
- Признаки, рассчитанные для изменённого изображения, несут другую информацию.
- Пусть A — матрица яркостей исходного изображения.
 - Обозначим через $A]$ матрицу A без последнего столбца, а через $[A$ матрицу A без первого столбца.

Примеры преобразований для оценки шума

10

- Вычислим матрицы:
 - $\text{Noise} = A \text{ xor } A$
 - $T = A \text{ or } A$
 - $R = (\text{not Noise}) \text{ or } (\text{not dilate}(\text{not } T))$
 - $\text{Noise2} = A \text{ xor } (T \text{ and } R)$
 - $\text{Noise3} = \text{Noise} \text{ xor } (\text{not } R)$
- Доли белого в Noise, Noise2, Noise3 по-разному говорят об уровне шума в A.

ポストーク通信

いると指摘した。
案件への場合、当
なる原油の輸送
した制度作りが
経済学校のため
隊を政府内に

ポストーク通信

いると指摘した。
案件への場合、当
なる原油の輸送
した制度作りが
経済学校のため
隊を政府内に

ポストーク通信

いると指摘した。
案件への場合、当
なる原油の輸送
した制度作りが
経済学校のため
隊を政府内に

ポストーク通信

いると指摘した。
案件への場合、当
なる原油の輸送
した制度作りが
経済学校のため
隊を政府内に

11

Признаки для ч/б изображений

Скалярные признаки. Моменты

Статистические моменты

12

- Рассчитываются для совокупности чёрных точек относительно некоторого выбранного центра.
- Наиболее общеупотребительными для распознавания символов являются построчные, центральные и нормированные моменты.
- Для цифрового изображения, хранящегося в двумерном массиве, построчные моменты являются функциями координат каждой точки изображения следующего вида:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y)$$

где

- $p, q = 0, 1, \dots, \infty$ — порядки момента;
- M и N являются размерами изображения по горизонтали и вертикали
- $f(x, y)$ является яркостью пикселя в точке (x, y) на изображении.

Центральные и осевые моменты

13

- Центральные моменты являются функцией расстояния точки от центра тяжести символа:

$$\mu_{pq} = \sum \sum (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$$

где x и y с чертой — координаты центра тяжести.

- Нормированные центральные моменты получаются в результате деления центральных моментов на моменты нулевого порядка.

Вес на основе моментов

14

- Вес чёрного соответствует нулевому моменту ($p=0, q=0$):

$$weight = \mu_{0,0} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)$$

- Удельный вес соответствует нулевому моменту отнесённому к площади изображения:

$$weight_{rel} = \frac{weight}{M \cdot N} \in [0; 1]$$

Центр тяжести

15

- Абсолютные координаты центра тяжести соответствуют парам $p=1, q=0$ для x и $p=0, q=1$ для y , отнесённым к нулевому моменту:

$$\bar{x} = \frac{\sum_x^M \sum_y^N x \cdot f(x, y)}{weight} \quad \bar{y} = \frac{\sum_x^M \sum_y^N y \cdot f(x, y)}{weight}$$

- Относительные координаты центра тяжести в отрезке $[0; 1]$:

$$\bar{x}_{rel} = \frac{\bar{x} - 1}{M - 1} \in [0; 1] \quad \bar{y}_{rel} = \frac{\bar{y} - 1}{N - 1} \in [0; 1]$$

Осевые моменты инерции

16

- Осевые моменты инерции для четырёх центральных осей: горизонтальной, вертикальной и двух диагональных

$$I_{\bar{x}} = \sum_x^M \sum_y^N (y - \bar{y})^2 \cdot f(x, y)$$

$$I_{\bar{x}_{rel}} = \frac{I_{\bar{x}}}{M^2 \cdot N^2}$$

$$I_{\bar{y}} = \sum_x^M \sum_y^N (x - \bar{x})^2 \cdot f(x, y)$$

$$I_{\bar{y}_{rel}} = \frac{I_{\bar{y}}}{M^2 \cdot N^2}$$

$$I_{cm45} = \frac{1}{2} \sum_x^M \sum_y^N (y - \bar{y} - x + \bar{x})^2 \cdot f(x, y)$$

$$I_{cm45_{rel}} = \frac{I_{cm45}}{M^2 \cdot N^2}$$

$$I_{cm135} = \frac{1}{2} \sum_x^M \sum_y^N (y - \bar{y} + x - \bar{x})^2 \cdot f(x, y)$$

$$I_{cm135_{rel}} = \frac{I_{cm135}}{M^2 \cdot N^2}$$

Применение моментов

17

- Строковые моменты, как правило, обеспечивают низкий уровень распознавания.
- Центральные и нормированные моменты предпочтительнее из-за их большей инвариантности к преобразованиям изображений.
- На основе моментов можно вычислить такие признаки как:
 - вес символа (число черных пикселей в бинарном изображении);
 - центр масс на основе момента 1-го порядка;
 - эллиптические параметры: наклон главной оси a и эксцентриситет (соотношение малой и главной полуосей);
 - скошенность символа (асимметрию) как нормированный момент 3-го порядка;
 - коэффициент эксцесса символа (степень островершинности, крутизны) на основе нормированного момента 4-го порядка;
 - моменты более высоких порядков.

$$e = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}}$$

$$A_3 = \frac{\mu_3}{\sigma_3}$$

$$\gamma_2 = \frac{\mu_4}{\sigma_4} - 3$$

Признаки для ч/б изображений

Векторные признаки. Профили

Профили

19

- Профиль (проекция) представляет собой сумму яркостей пикселей, подсчитанную вдоль какого-либо направления.
- *Горизонтальный профиль по уровню Y* рассчитывается как сумма яркостей пикселей, лежащих на горизонтали Y :

$$Proj_Y [x] = \sum_{x=0}^{W-1} I(x, y)$$

- *Вертикальный профиль по уровню X* рассчитывается как сумма яркостей пикселей, лежащих на вертикали X :

$$Proj_X [y] = \sum_{y=0}^{H-1} I(x, y)$$

Профили (2)

20

- *Горизонтальный профиль* — совокупность горизонтальных профилей по всем уровням Y от 0 до H-1
- *Вертикальный профиль* — совокупность вертикальных профилей по всем уровням X от 0 до W-1

Крупинки тонера осыпались по горизонтали влево — горизонтальный профиль

Крупинки тонера осыпались вертикально вниз — вертикальный профиль

1. 概要

1. 沿革

北緯約 60 度、ネヴァ川といく筋もの運河のはしる「水の都」サンクトペテルブルクは、帝政ロシアの首都として、また大革命勃発の地として歴史的に有名ですが、今もなお人口 450 万人を擁するロシア第二の都市であり、行政、経済、学術文化の中心地となっています。「サンクト」（「聖なる」の意）ゆきで、単に「ペテルブルク」と呼ぶこともあります。

ピョートル二世（大帝）により 1703 年に建都。元々はフィン人漁民しか住まない沼地でしたが、近代ロシア国家の建設のためには海への出口と「西欧への窓」が不可欠と考えたピョートルは、大量の農奴を動員して、ここに新都の建設を開始。厳しい気候や過重な労働で倒れる農奴は数知れず、そのため当地は「屍の上に築かれた都市」と呼ばれます。

1712 年にはモスクワから当地に首都が移されます。以来、西欧各国から優秀な建築家を招いた結果、ロシアには珍しくヨーロッパ的雰囲気のある都になりました。当市の生みの親がピョートルなら、中興の祖は女帝エカテリーナ二世です。ピョートルが理想としたのはオランダ風、建築様式で言えば奇想にみちたバロック様式ですが、エカテリーナは、転、パリをモデルに優美なクラシック様式の街づくりを行いました。彼らの事業をひきつぎ、都市整備の仕上げをしたのは、19 世紀前半のニコライ一世です。厳しい専制政治で評判の悪い君主ではありますが、当市建設にかけては相当の功績がありました。彼の性格を反映してか、イサク聖堂やエルミタージュ宮殿新館など、この時代の建物は豪奢な中にも独特の厳しい面立ちをしています。

約二世紀にわたりロシアの首都であった当市も、革命の翌年、1918 年 8 月にその座を再びモスクワに譲りました。国境への近さから、ソビエト新政権が懸念を抱いたためといわれます。第二次大戦では 900 日もの間ドイツ軍に包囲され（1941～1943 年）、記録的な寒波もあって一般市民にも莫大な餓死者、病死者を出しました。砲撃や空爆により市街もなかなば焼け野原になりましたが、戦後に復旧がなされ、美しい歴史都市としてよみがえっています。現在、市の中心部にある建築は、大半が 18～19 世紀のものです。

複雑かつ苦難に満ちた歴史をたどった当市は、市の名前自体、何度も改称されています。1914 年第一次大戦の勃発とともにドイツ風の「ペテルブルク」は、ロシア風に「ペトログラード」と改められました（どちらも意味は同じで、「ピョートル大帝の街」、「使徒ペテロの守護する街」、「石の街」といった意味が掛け合わされています）。革命を経て、1924 年にレーニンが亡くなると「レーニングラード」（レーニンの街）と改名。ソ連邦の解体前後、1991 年 9 月には、住民投票によって再びペテルブルクとなりました。

市内には文豪プーシキン、ドストエフスキー、ネクラソフ、ソシチェンコ、アフマードワなどの旧居も保存されており、ロシア文学愛好家は必見。また、2008 年 5 月に就任し

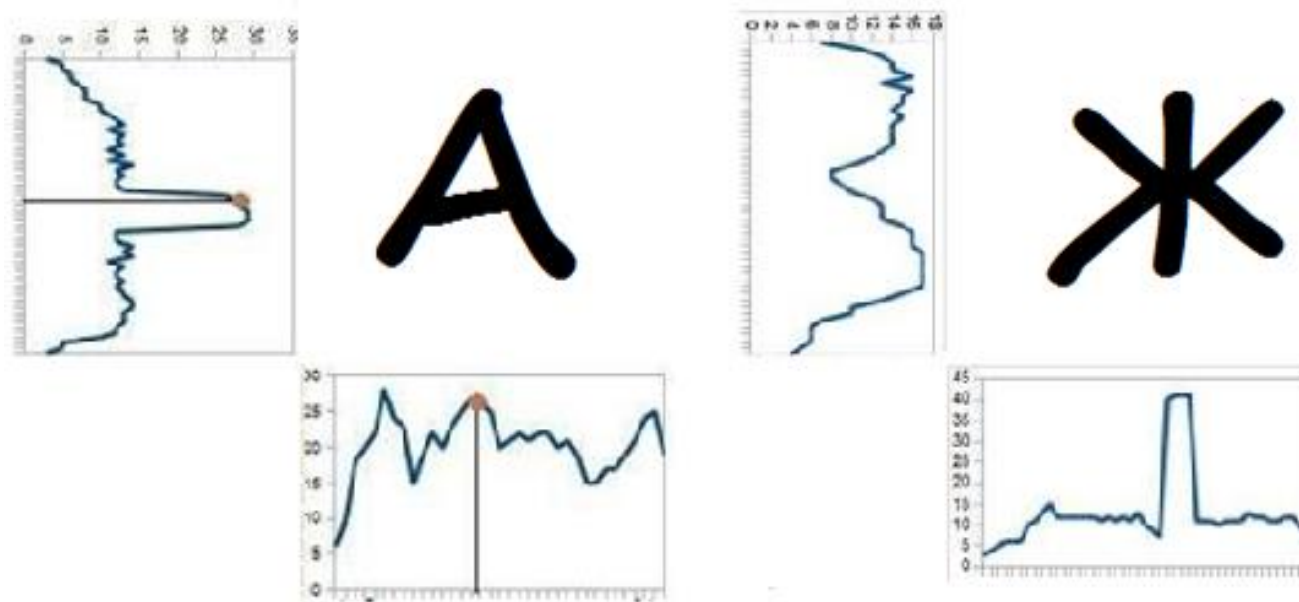
Профили (3)

21

- Для **изображений текста** один из профилей будет иметь вид «расчёски», где ширина зубца соответствует высоте строки.
- Второй профиль не имеет чёткой структуры.
- Ширина основания профиля (минимальный уровень) указывает на общий уровень шума. Это подсказка для автоматического подбора фильтра.
- В **масштабе страницы** профили могут сказать об ориентации текста: отличить горизонтальное письмо от вертикального.
- В **масштабе символа** несут характерную информацию о нём.

Примеры профилей символов

22



Снизу вертикальный, слева горизонтальный профиль.

Косые профили

23

- Проекции на прямую, проходящую под некоторым углом.
- Могут пригодиться для определения угла поворота текста: для этого нужно построить несколько косых профилей с углами от -15 до $+15$ градусов и найти самую лучшую «расческу».
- Профили под углами 45 и 135 градусов могут пригодиться как дополнительные признаки символов при классификации.

Признаки для ч/б изображений

Векторные признаки. Метод пересечений и метод зон

Метод пересечений

25

- Задаётся система секущих прямых.
- Рассчитывается количество пересечений изображения с каждой из прямых.
- Получается вектор, длина которого равна количеству прямых, а значение элемента вектора равно количеству пересечений исходного изображения соответствующей прямой.
- Для сравнения векторов вводится мера близости. Например, Евклидово расстояние, Манхеттенское, Левенштейна (терпение, друзья).

Метод пересечений. Пример

26



~: 0.041
0: 0.078
1: -0.177
2: 0.203
3: -0.071
4: -0.030
5: 0.015
6: -0.096
7: 0.004
8: 0.128
9: 0.129
A: 0.021
B: 0.463
C: 0.104
D: 0.331
E: 0.568
F: 0.673
G: 0.004
H: 0.315
I: -0.096
J: -0.288
K: 0.455
L: 0.324
M: 0.197
N: 0.204
O: 0.076
P: 0.755
Q: 0.269
R: 100.000
S: 0.050
T: -0.046
U: -0.026
V: -0.063
W: 0.084
X: 0.086
Y: -0.085
Z: 0.108

MINdistance: 99.245

Эталонное изображение



~: -0.074
0: 0.198
1: 0.032
2: 0.128
3: -0.162
4: -0.024
5: 0.048
6: -0.088
7: -0.179
8: 0.004
9: 0.174
A: -0.071
B: 0.279
C: 0.098
D: 0.280
E: 0.326
F: 0.442
G: 0.081
H: 0.340
I: -0.271
J: -0.124
K: 0.213
L: 0.219
M: 0.247
N: 0.306
O: 0.127
P: 0.530
Q: 0.122
R: 0.540
S: 0.027
T: -0.233
U: 0.179
V: -0.154
W: 0.130
X: -0.098
Y: -0.289
Z: -0.125

MINdistance: 0.010

Реальное изображение

Вектора близости с
другими образцами

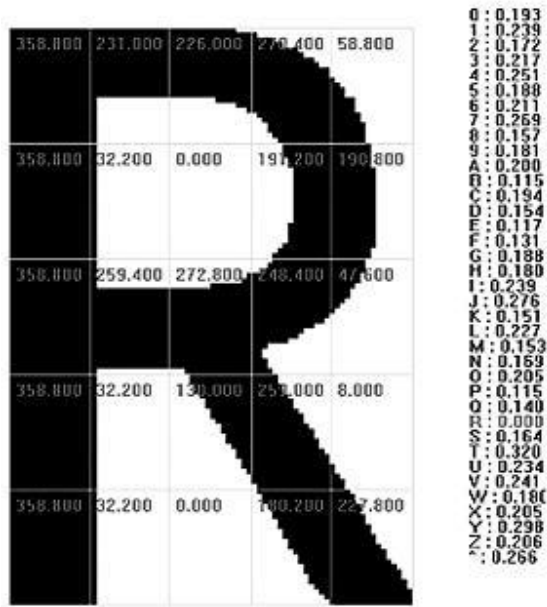
Метод зон

27

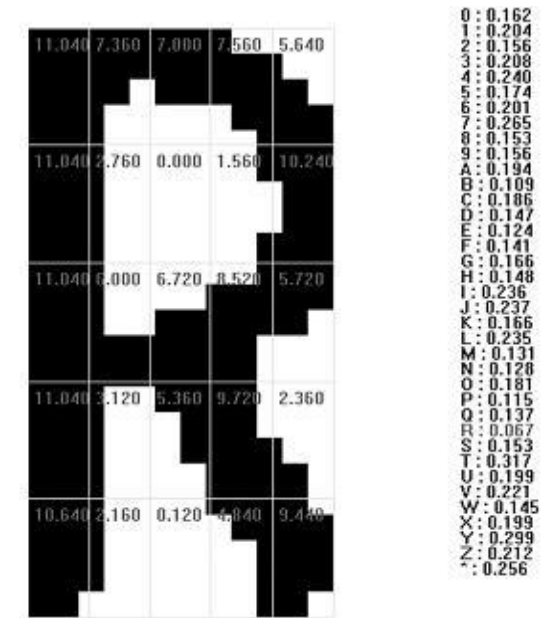
- Метод зон предполагает разделение площади рамки, объемлющей символ, на области и последующее использование плотностей точек в различных областях в качестве набора характерных признаков.
- Получается вектор, длина которого равна количеству зон, а значение элемента вектора равно пиксельному весу каждой зоны.

Метод зон. Пример

28



Эталонное изображение



Реальное изображение

Вектора близости с
другими образцами

Признаки для ч/б изображений

n-мерные признаки. Анализ фазовых пространств

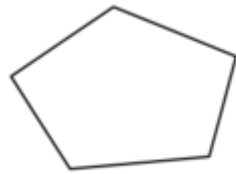
Фазовое пространство (r, φ)

30

- Пусть
 - ▣ r — расстояние прямой от центра координат
 - ▣ φ — угол наклона прямой
 - ▣ $A(r, \varphi)$ — аккумуляторная функция (аккумулятор «голосов»), вычисляемая как количество точек на прямой (r, φ) .
- Локальные максимумы $A(r, \varphi)$ соответствуют наиболее длинным прямым линиям исходного изображения.
- Фазовое пространство строится с помощью преобразования Хафа (Hough Transform).

Пример пространства Хафа

31



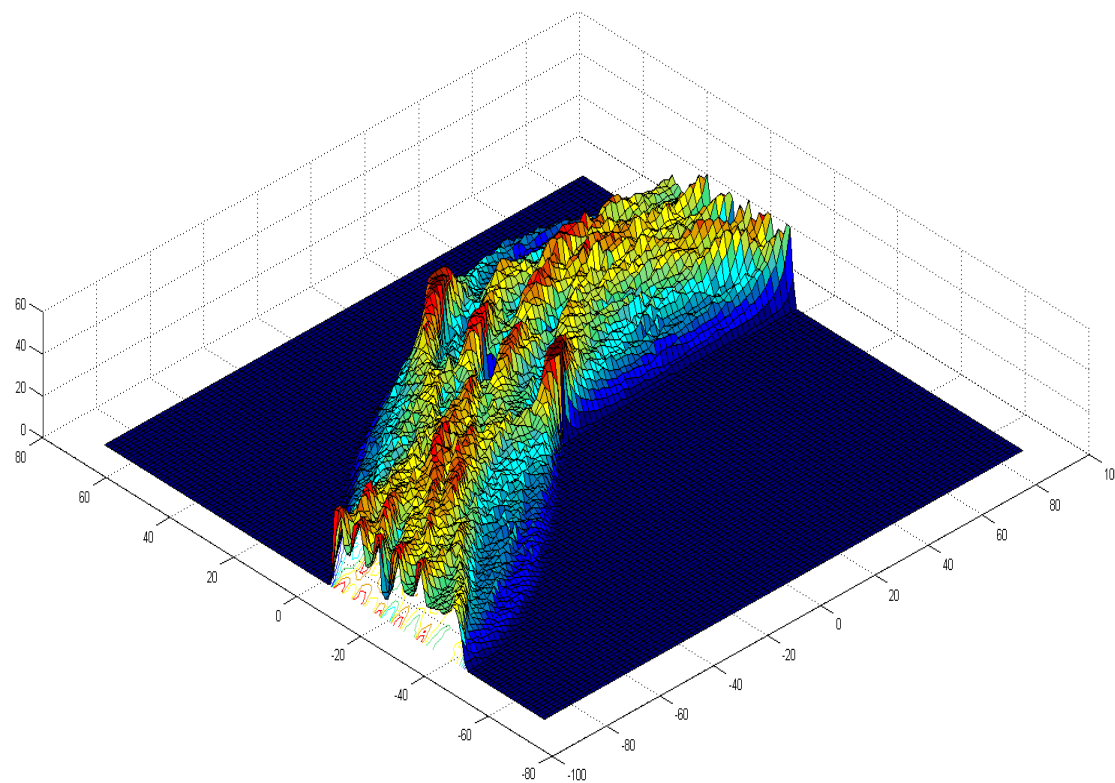
Изображение
пятиугольника



2D-визуализация в
координатах (R, ϕ)

Пример пространства Хафа

32



В виде 3D-карты высот

Выявление таблиц с помощью преобразования Хафа

33

ポストワーク通信

ベドモスチ紙 《ВЕДОМОСТИ》

英Financial Times、米The Wall Street Journalに匹敵するロシアの有力経済紙。

10月1日	「エネルギー省の再生エネルギー推進計画は採算取れず：専門家の予想は悲観的」 エネルギー省の依頼を受け、部内市場の管理組織である市場会議が再生可能エネルギー（RPS）部門への投資効果を分析した。全発電量に占めるRPSの割合は現在1%足らずだが、同省の目標は2020年までに4.5%にすることだ。来年から2020年までにRPS部門へ約6900億ルーブルを投じる国家計画もある。この目標達成には同年までに計1100万kWの発電施設の建設が必要だが、小水力を除くRPS発電施設の平均建設費は10万ルーブル/kWで最大で16万5000ルーブルの火力発電施設に比べて高くなる。さらにRPS発電には従来の電源が予備電源として必要で、同省の計画は採算が合わないというのが市場会議の多数の専門家の結論だ。一方で、2月に発表されたロシアの合併企業によるハイブリッド太陽光発電所の建設等（本誌33号に関連記事）、既に値上がりしたRPS市場もある。
10月2日	「旧ソ連向け投資ファンド運営企業Baring Vostok、ロシア最大の外資系ファンドを設立」 旧ソ連諸国で4つの直接投資ファンドを運営するBaring Vostokが、外資系でロシア最大の運用資金15億ドルのBaring Vostok Private Equity Fund LP Vを設立した。Baring Vostokは米投資銀行ウォーレン・バロウズ・ギラードのGalvinsky氏が設立者の一人となり、競合大手インベックス等に投資している。新ファンドには米、中国、アジアから新たに10の投資家が参加、既にポストナチス・ユークラス・バンク等にも投資を開始した。Galvinsky氏のように、年4%の経済成長率を誇るロシアに投資魅力が大きいと見る外国投資家は多い。特に投資先として有望なのは消費財、医療、自動車、IT分野など。一方、政府系のロシア直接投資基金は運用資金を20億ドルから将来的には100億ドルに引き上げる予定だ。
10月3日	「グレシコア子会社がタマニ港の穀物ターミナル株式を取得」 ロシアの企業グループ「グレシコア」が所有していた黒海タマニ港穀物ターミナルの株式が、ウクライナのKernel Holding（タシスの穀物商社グレシコアの子会社）Remiseco BVが折半出資する合弁企業に2億6500万ドルで売却された。Kernelの9月27日付発表によると、合弁企業は穀物ターミナルの100%株式を取得した。ターミナルの穀物積持能力は年間300万トンで、黒海に面したロシアの太平洋岸穀物ターミナルでは4番目に大きい。ターミナルの設計処理能力は年間900万トンだが、現在はその第1段階のみ稼働。穀物輸出のピーク時には18%の積持シェアを占めるタマニ港だが、カバシイスク（1800万トン）やウヴァーズ（300万トン）といった他港と異なり、鉄道支線が敷設されていないことがシェア拡大のネック。しかし穀物輸出が伸びる中、船の出荷可能な港湾インフラを見いだすのは極めて難しい。（本誌33号に関連記事）
10月4日	「モスクワの市立病院にコンセッション方式を導入」 モスクワ市のマチュド・コバコフ市長（社会発展問題担当）はラジオでモスクワのことが話で、市立病院の施設をコンセッション（民間企業を10年に出す準備を進めている）ことを明らかにした。市内97ヶ所の市立病院のうち一部の病院がコンセッションに出されるかは未定だが、市長によれば、第63市立病院には民間の医療機関「欧州医療センター（EHC）」が入社参加を表明しているという。地産20年には同施設が改修されて新しい第63市立病院が、同社はここに「欧州医療センター」を開設する意向。病院業務の約40%は強制加入保険（OMS）の保険証を持つ患者や救急搬送された患者の看護に費やせて、残り30%は任意加入保険（OMS）の保険証を持つ患者で、自己負担で会計を行う患者に当てられる。コンセッションの例としては「アルファ保険」など、一部保険会社が関心を示している。医療施設のコンセッションは、ロシアにモスクワ州やタタールスタン共和国で既に実施されている。
10月5日	「米国製電子部品の密輸出にスパイ容疑がかけられる」 小型電子部品を米国から不法に輸出したとして、ロシア名を付した1名の容疑者が米司法当局に起訴された。サイバースペースのアメリカ・レクタ・テクノス社は輸出の際、販売先は1号機や複合機等の「アップ」であると申請していたが、取引先であるロシアのアルセナル社は、軍用電子部品の納入企業として国防省から認可を受けている企業だった。米議会はアップ社と取引のあった165の企業名・個人名を公表。リストに上げられたアップ社などは、製品が韓国・中国等に納入されている事実を自己申告で「否定」して、反論していた（現在は閉鎖）。業界関係者はアップ社に付いて、インターネットに輸出品の注文を受け付ける中継会社があったと推察している。自国防産の急増が背景になっているという。米軍に在任する元ロシア人から電子部品を買い付けた企業は11ヶ国あり、リストにはあるが、リストには11ヶ国で、産業スパイ活動と、言うには程遠い。この点について、

ベドモスチ紙

ベドモスチ紙 《ВЕДОМОСТИ》

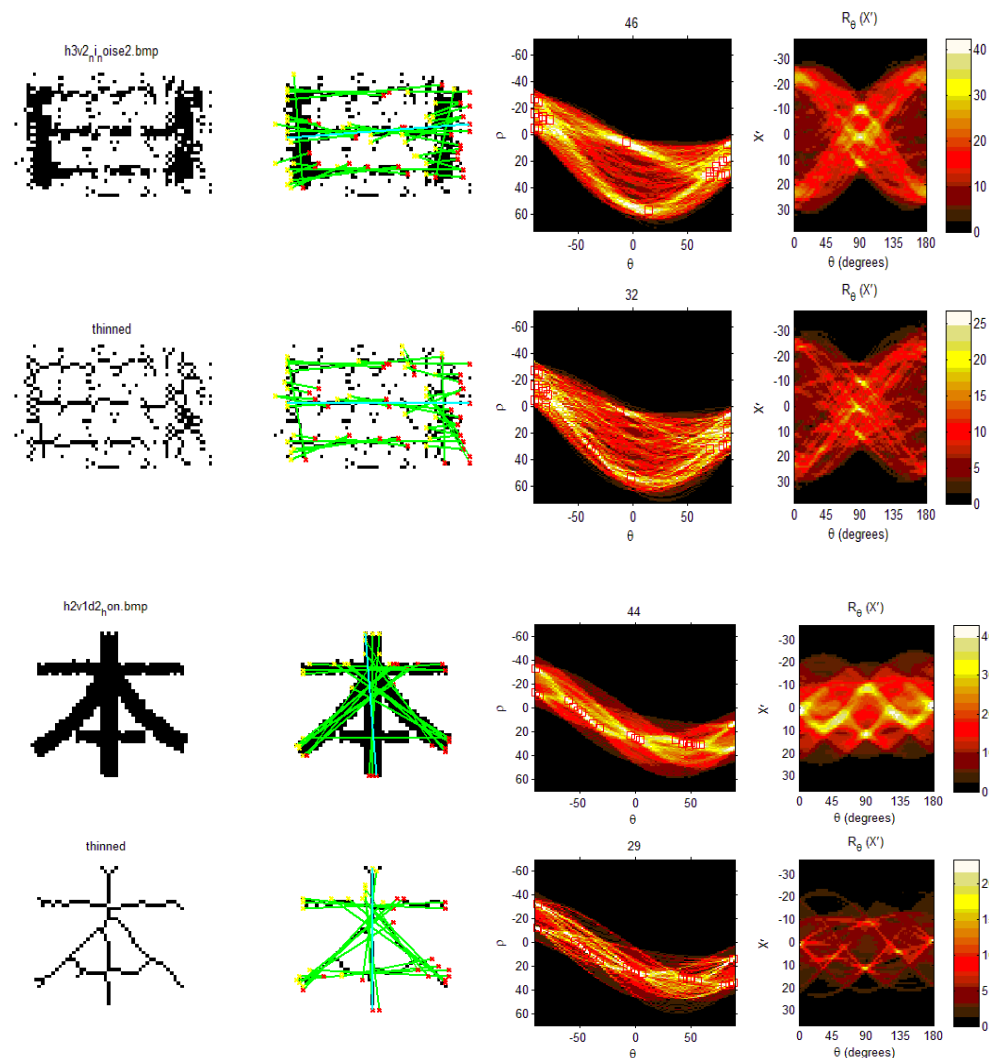
英Financial Times、米The Wall Street Journalに匹敵するロシアの有力経済紙。

10月1日	「エネルギー省の再生エネルギー推進計画は採算取れず：専門家の予想は悲観的」 エネルギー省の依頼を受け、部内市場の管理組織である市場会議が再生可能エネルギー（RPS）部門への投資効果を分析した。全発電量に占めるRPSの割合は現在1%足らずだが、同省の目標は2020年までに4.5%にすることだ。来年から2020年までにRPS部門へ約6900億ルーブルを投じる国家計画もある。この目標達成には同年までに計1100万kWの発電施設の建設が必要だが、小水力を除くRPS発電施設の平均建設費は10万ルーブル/kWで最大で16万5000ルーブルの火力発電施設に比べて高くなる。さらにRPS発電には従来の電源が予備電源として必要で、同省の計画は採算が合わないというのが市場会議の多数の専門家の結論だ。一方で、2月に発表されたロシアの合併企業によるハイブリッド太陽光発電所の建設等（本誌33号に関連記事）、既に値上がりしたRPS市場もある。
10月2日	「旧ソ連向け投資ファンド運営企業Baring Vostok、ロシア最大の外資系ファンドを設立」 旧ソ連諸国で4つの直接投資ファンドを運営するBaring Vostokが、外資系でロシア最大の運用資金15億ドルのBaring Vostok Private Equity Fund LP Vを設立した。Baring Vostokは米投資銀行ウォーレン・バロウズ・ギラードのGalvinsky氏が設立者の一人となり、競合大手インベックス等に投資している。新ファンドには米、中国、アジアから新たに10の投資家が参加、既にポストナチス・ユークラス・バンク等にも投資を開始した。Galvinsky氏のように、年4%の経済成長率を誇るロシアに投資魅力が大きいと見る外国投資家は多い。特に投資先として有望なのは消費財、医療、自動車、IT分野など。一方、政府系のロシア直接投資基金は運用資金を20億ドルから将来的には100億ドルに引き上げる予定だ。
10月3日	「グレシコア子会社がタマニ港の穀物ターミナル株式を取得」 ロシアの企業グループ「グレシコア」が所有していた黒海タマニ港穀物ターミナルの株式が、ウクライナのKernel Holding（タシスの穀物商社グレシコアの子会社）Remiseco BVが折半出資する合弁企業に2億6500万ドルで売却された。Kernelの9月27日付発表によると、合弁企業は穀物ターミナルの100%株式を取得した。ターミナルの穀物積持能力は年間300万トンで、黒海に面したロシアの太平洋岸穀物ターミナルでは4番目に大きい。ターミナルの設計処理能力は年間900万トンだが、現在はその第1段階のみ稼働。穀物輸出のピーク時には18%の積持シェアを占めるタマニ港だが、カバシイスク（1800万トン）やウヴァーズ（300万トン）といった他港と異なり、鉄道支線が敷設されていないことがシェア拡大のネック。しかし穀物輸出が伸びる中、船の出荷可能な港湾インフラを見いだすのは極めて難しい。（本誌33号に関連記事）
10月4日	「モスクワの市立病院にコンセッション方式を導入」 モスクワ市のマチュド・コバコフ市長（社会発展問題担当）はラジオでモスクワのことが話で、市立病院の施設をコンセッション（民間企業を10年に出す準備を進めている）ことを明らかにした。市内97ヶ所の市立病院のうち一部の病院がコンセッションに出されるかは未定だが、市長によれば、第63市立病院には民間の医療機関「欧州医療センター（EHC）」が入社参加を表明しているという。地産20年には同施設が改修されて新しい第63市立病院が、同社はここに「欧州医療センター」を開設する意向。病院業務の約40%は強制加入保険（OMS）の保険証を持つ患者や救急搬送された患者の看護に費やせて、残り30%は任意加入保険（OMS）の保険証を持つ患者で、自己負担で会計を行う患者に当てられる。コンセッションの例としては「アルファ保険」など、一部保険会社が関心を示している。医療施設のコンセッションは、ロシアにモスクワ州やタタールスタン共和国で既に実施されている。
10月5日	「米国製電子部品の密輸出にスパイ容疑がかけられる」 小型電子部品を米国から不法に輸出したとして、ロシア名を付した1名の容疑者が米司法当局に起訴された。サイバースペースのアメリカ・レクタ・テクノス社は輸出の際、販売先は1号機や複合機等の「アップ」であると申請していたが、取引先であるロシアのアルセナル社は、軍用電子部品の納入企業として国防省から認可を受けている企業だった。米議会はアップ社と取引のあった165の企業名・個人名を公表。リストに上げられたアップ社などは、製品が韓国・中国等に納入されている事実を自己申告で「否定」して、反論していた（現在は閉鎖）。業界関係者はアップ社に付いて、インターネットに輸出品の注文を受け付ける中継会社があったと推察している。自国防産の急増が背景になっているという。米軍に在任する元ロシア人から電子部品を買い付けた企業は11ヶ国あり、リストにはあるが、リストには11ヶ国で、産業スパイ活動と、言うには程遠い。この点について、

Выявление прямых линий, аппроксимация прямыми линиями

34

- Самые яркие 50 точек соответствуют 50-ти наиболее длинным линиям, которые хорошо аппроксимируют исходное изображение.
- Однако, начало и конец линии нужно подбирать.



Поиск окружностей с помощью преобразования Хафа

35

- Поиск окружностей заданного радиуса R можно проводить в параметрическом пространстве (x, y) с аккумуляторной функцией $A(x, y)$, вычисляемой как число голосов, удовлетворяющих уравнению:

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = R^2$$

- Максимум аккумулятора соответствует положению центра окружности на изображении.
- Если радиус окружности является неизвестным или переменным, необходимо добавить R в качестве дополнительной переменной в параметрическое пространство-аккумулятор $A(x, y, R)$.
- Если важны только сами центры, а радиусы не важны, то можно не увеличивать размерность пространства, но вместо голоса-точки использовать луч в сторону центра.

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = R^2, R \in [0, R_{\max}]$$

Обобщённое преобразование Хафа

36

- GHT (Generalized Hough Transform) предложено Баллардом для обнаружения кривых линий заданного типа.
- в отличие от задач обнаружения окружности, существенно то, что расстояние R от текущего пиксела границы искомого контура до ее центра больше не константа, а является функцией $R(\phi)$ от угла ϕ радиуса-вектора, направленного от точки контура к центру.
- Для простых форм функция $R(\phi)$ может быть описана аналитически.
- Для сложных форм функция задаётся с помощью просмотровой таблицы LUT (look-up-table), содержащей дискретные значения $R(\phi)$ для различных значений углов. Вначале детектор Хафа обучается на эталоне и строит LUT, потом применяется к тестовому изображению.

Преобразование Радона

37

- Интегральное преобразование, обладающее свойством обратимости (в отличие от преобразования Хафа).
- Определение:

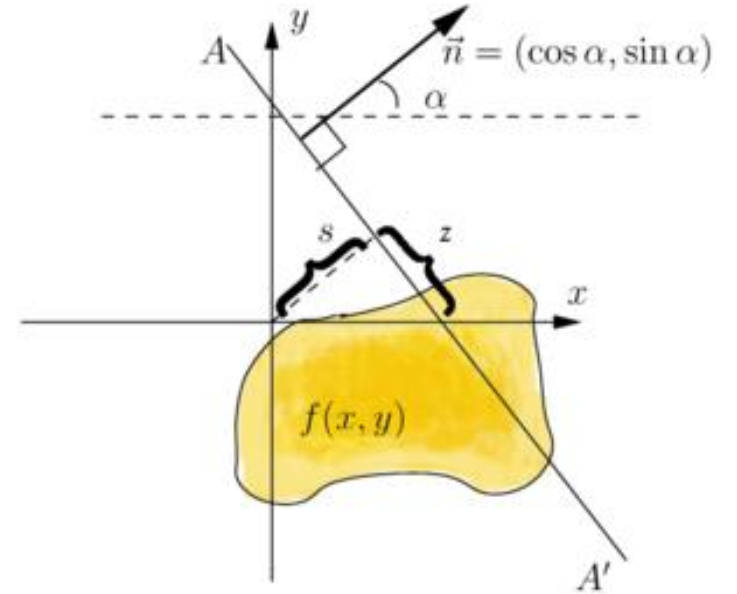
$$R(s, \alpha) = \int_{-\infty}^{\infty} f(s \cos \alpha - z \sin \alpha, s \sin \alpha + z \cos \alpha) dz$$

- Геометрический смысл: интеграл от функции $f(x, y)$ вдоль прямой, перпендикулярной вектору

$$\vec{n} = (\cos \alpha, \sin \alpha)$$

и проходящей на расстоянии s от начала координат.

- В дискретном двумерном случае соответствует преобразованию Хафа.



Обратное преобразование Радона

38

- Одномерное преобразование Фурье от преобразования Радона для функции $f(x, y)$ есть двумерное преобразование Фурье от функции $f(x, y)$
- Существование обратного преобразования Фурье говорит о существовании обратного преобразования Радона

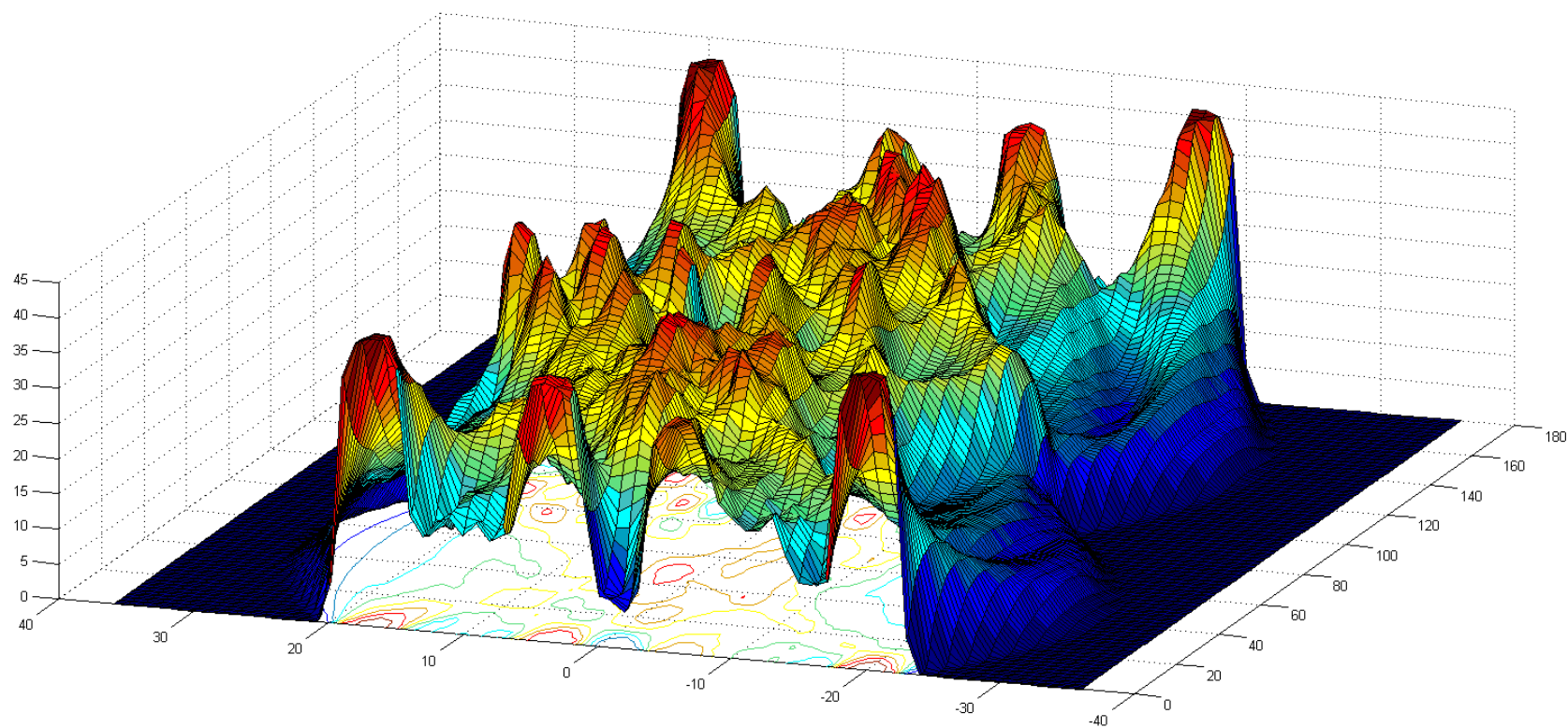
$$f(x, y) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_0^{2\pi} \int_0^\infty e^{i\omega(x\cos\alpha + y\sin\alpha)} \tilde{R}(\omega, \alpha) \omega d\omega d\alpha$$

$$\tilde{R}(\omega, \alpha) = \int_{-\infty}^{\infty} R(s, \alpha) e^{-i\omega s} ds$$

- Таким образом, по значениям R можно восстановить значения f .

Пример карты высот

39



Признаки для ч/б изображений

Скелеты изображений.

Алгоритмы утончения

Утончение символов

41

- Алгоритмы приблизительной скелетизации бинарных изображений часто называют алгоритмами *утончения* (*утоньшения*).
- Дискретные скелеты называют *остовами*.

Непрерывный случай

42

- На непрерывной плоскости скелет можно математически строго определить следующим образом:
 - ▣ Пусть R — множество точек плоскости, V — его граница и P — точка множества R .
 - ▣ Ближайшим соседом точки P на границе V является такая точка M , принадлежащая границе V , что на этой границе нет никакой другой точки, расстояние от которой до точки было бы меньше расстояния PM .
 - ▣ Если точка P имеет более одного ближайшего соседа, то P называют **остовой** точкой множества R . Объединение всех остовных точек называется **остовом** или *серединной осью* множества R .
 - ▣ Из этого следует, что остовные точки являются центрами окружностей, полностью покрываемых множеством R , причем не существует окружностей с тем же центром и большим радиусом, покрываемых множеством R .

Дискретный случай

43

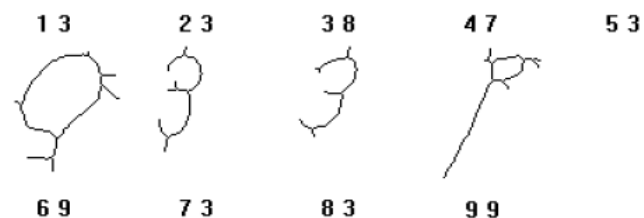
- На дискретной сетке остовом множества пикселей R называется множество, формируемое следующим образом.
 - ▣ Сначала определяются пиксели остова и пиксели контура, принадлежащие множеству R .
 - ▣ После этого все пиксели контура, не являющиеся остовными, удаляются и полученное в результате этой процедуры множество заменяет множество R .
 - ▣ Этот процесс повторяется до тех пор, пока не будет сформировано множество, включающее только остовные пиксели.

Утончение символов. Примеры

44



(a)



(b)



Некоторые алгоритмы утончения

45

- FPTA — Fast Parallel Thinning Algorithm
- GHPTA — Guo & Hall's parallel thinning Algorithm
- RPTA — Robust Parallel Thinning Algorithm for binary images
- PPTA — Preprocessing Thinning Algorithms for Handwritten Character Recognition
- IPTA — Improved Parallel Thinning Algorithm
- EFPTA — Efficient Fully Parallel Thinning Algorithm

Сегментация

Выделение текстовых областей, строк, символов
пороговой обработкой

Выращивание областей и диаграммы Вороного

Сегментация изображений

47

- Сегментацией называется процесс подразделения сцены на составляющие части или объекты.
- Сегментация является одним из основных элементов работы автоматизированной системы технического зрения, т.к. именно на этой стадии обработки объекты выделяются из сцены для дальнейшего распознавания и анализа.
- Наиболее часто сегментацию проводят по яркости для одноцветного изображения и цветовым координатам для цветного изображения.
- Конечной целью сегментации изображений является разбиение поля зрения D на области объектов D_1, \dots, D_s и область фона D_ϕ .

Качество сегментации

48

- Качество зависит от того, насколько учтена важная информация:
 - ▣ число объектов S ;
 - ▣ некоторые характеристики распределения яркости в областях объектов или фона, например экстремальные значения яркости, количество перепадов яркости;
 - ▣ оценки яркостного перепада при переходе из области фона в область объектов;
 - ▣ форма объекта;
 - ▣ информация о том, какую часть поля зрения занимает объединение областей объектов.

Классификация по степени автоматизации

49

- Методы сегментации изображений делятся на два класса:
 - ▣ автоматические, то есть такие методы, которые не требуют взаимодействия с пользователем;
 - ▣ интерактивные (ручные) методы, использующие введенные пользовательские данные во время работы

Классификация по дихотомии «граница vs область»

50

- Алгоритмы сегментации также можно разделить на два типа:
 - ▣ Основанные на разрыве функции яркости;
 - Изображение разбивается на области на основании некоторого изменения яркости, такого как, например, перепады яркости на изображении.
 - Например, *пороговая обработка* (пороговая классификация).
 - ▣ Основанные на однородности функции яркости.
 - Используется разбиение изображения по критериям однородности областей.
 - Например, *выращивание областей, слияние и разбиение областей*.

51

Сегментация символов пороговой обработкой

Метод профилей

Алгоритм выделения текстовой области

52

- Построить пару профилей изображения.
- **Критерий начала зоны текста:** при просмотре вертикального профиля от *начала* резкая смена нулевых или малых значений профиля на большие значения.
- **Критерий окончания зоны текста:** при просмотре вертикального профиля с *конца* резкая смена нулевых или малых значений профиля на большие значения.
- Внутри горизонтальной зоны выявить зону текста по вертикали, пользуясь теми же критериями, но для горизонтального профиля.
- Вернуть координаты найденной прямоугольной области.
- Обобщить алгоритм для поиска нескольких зон.

Алгоритм выделения строк

53

- Строки выделяются внутри текстовой области, выявленной предыдущим алгоритмом.
 - ▣ Используется только горизонтальный профиль (проекция влево), который просматривается слева направо.
 - ▣ **Критерий верхней границы строки:** резкая смена нулевых или малых значений профиля на большие значения.
 - ▣ **Критерий нижней границы строки:** резкая смена больших значений профиля на малые значения.
- Вернуть список пар высот, соответствующих найденным строкам.

Алгоритм сегментации символов

54

- Границы символов выделяются внутри строки.
 - ▣ Используется только вертикальный профиль (проекция вниз), который просматривается слева направо.
 - ▣ **Критерий левой границы символа:** резкая смена нулевых или малых значений профиля на большие значения.
 - ▣ **Критерий правой границы символа:** резкая смена больших значений профиля на 0 или 1.
- Удаление ложных границ:
 - Если левая и правая граница оказались ближе, чем ~5 пикселей, то удалить правую границу и следующую левую. Такое бывает с буквами Ы и Ю.
- Вернуть список пар границ, соответствующих символам.

Диаграммы Вороного

Диаграмма Вороного

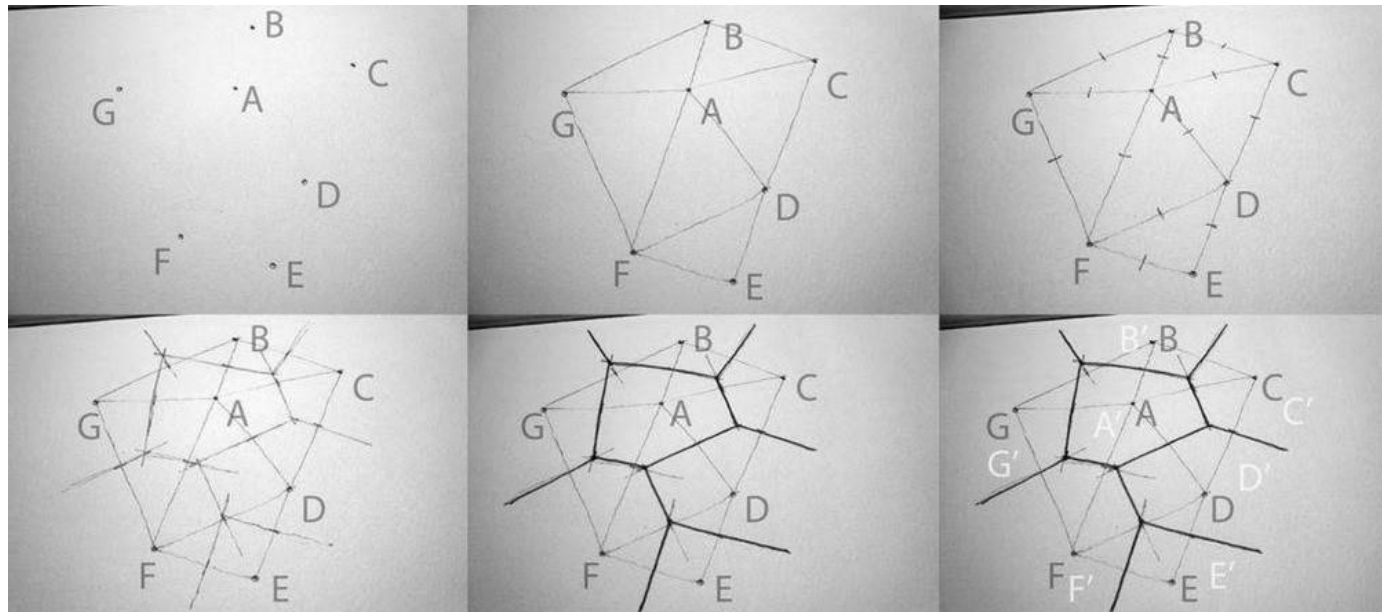
56

- Диаграмма Вороного — геометрическое разбиение области на многоугольники, обладающие следующим свойством:
 - для любого центра системы $\{A\}$ можно указать область пространства, все точки которой ближе к данному центру, чем к любому другому центру системы.
 - Такая область называется *многогранником Вороного* (или *областью Вороного*)

Построение диаграммы Вороного

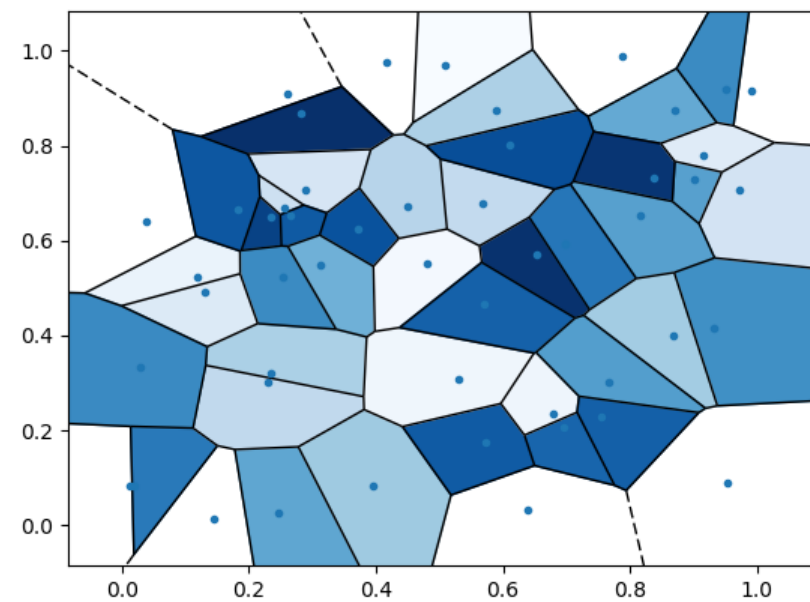
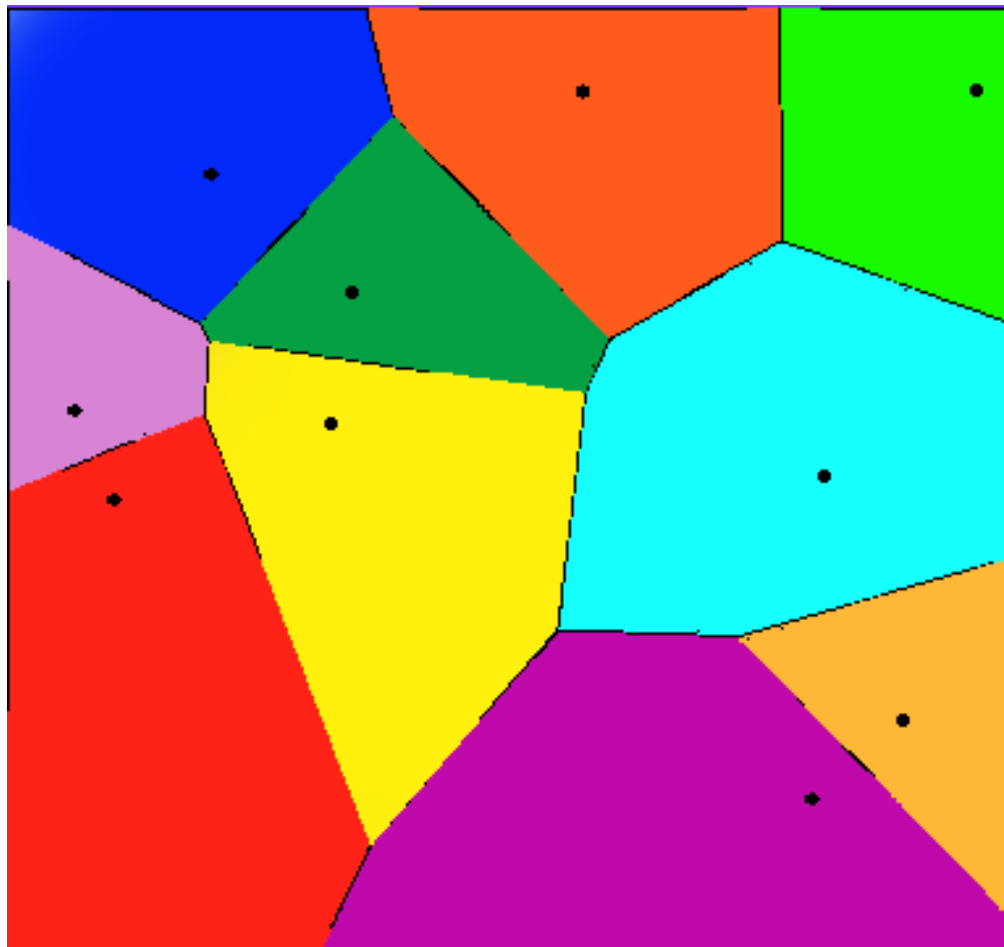
57

- Строим треугольники с вершинами в заданных точках, отмечаем середины сторон.
- Строим срединные перпендикуляры от центров сторон.
- Точки их пересечения — вершины ячейки.



Примеры

58



Ячейка Вороного

59

- Ячейка Вороного представляет собой выпуклый многоугольник,
 - ▣ вершины многоугольников определяют вершины диаграммы Вороного, а
 - ▣ соединяющие их отрезки — рёбра диаграммы Вороного.
- Таким образом, вся плоскость представляется объединением ячеек равноудалённых от точек-генераторов рёбер.

Свойства диаграммы

60

- Каждая вершина диаграммы Вороного, полученной для множества N точек-генераторов, является точкой пересечения трёх рёбер диаграммы (при $N > 2$).
- Многоугольник $V(s_i)$ является неограниченным тогда и только тогда, когда точка s_i лежит на границе выпуклой оболочки множества S .
- Диаграмма Вороного, построенная для множества N точек имеет не более $2*N-5$ вершин и $3*N-6$ рёбер

Сегментация текста

61

- Для сегментации текста используется способ выделения слов и символов текста, основанный на использовании обобщённой диаграммы Вороного.
- Каждый символ трактуется как объект, состоящий из множества связанных точек. Таким образом, весь текст представляется набором связанных множеств точек c_1, \dots, c_n .
- Каждое связанное множество точек S_i , соответствующее некоторому символу текста, заменено центром его масс:

$$c_i = \frac{1}{|S_i|} \sum_{s \in S_i} s, \quad i = 1..N.$$

- Множество точек $C = \{c_i, i = 1..N\}$ рассматривается как множество генераторов диаграммы Вороного.

Алгоритм поиска соседних символов

62

- В качестве критерия принадлежности символов, заданных центрами масс $c = (c_x, c_y)$, и $p = (p_x, p_y)$, одному слову используются следующие условия:

- Символы принадлежат одной строке:

$$|p_y - c_y| < \alpha \min(md_C(p), md_C(c))$$

- Символы расположены достаточно близко друг к другу и принадлежат одному слову:

$$md_S(p, c) < \beta \min(md_C(p), md_C(c))$$

- где $\alpha = 1.3$, $\beta = 1.5$

Диаграммы Вороного

63

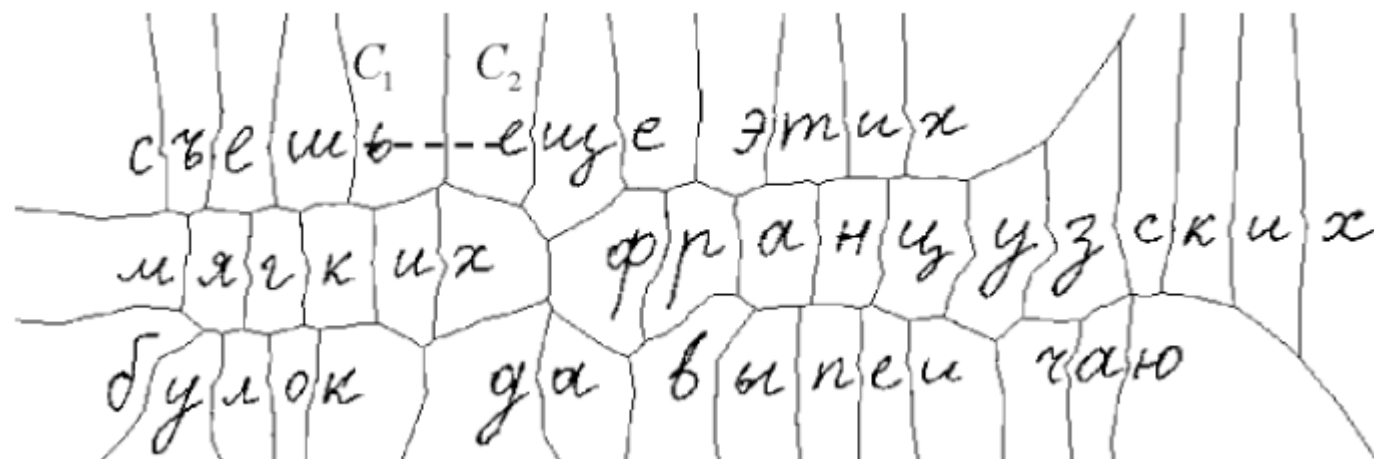


Диаграмма Вороного
для областей

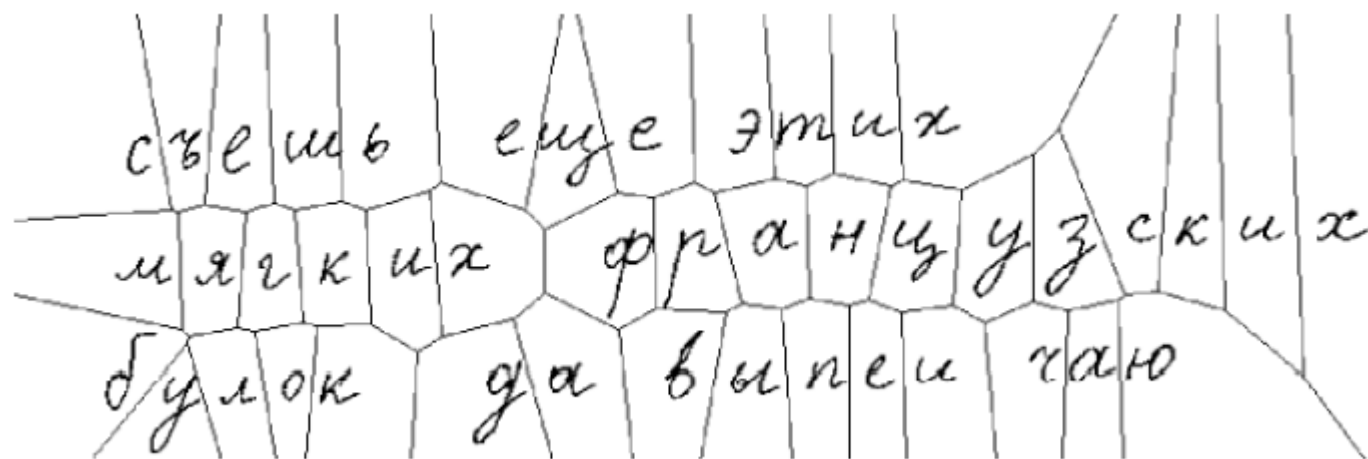


Диаграмма Вороного
множества центров масс
символов

Меры близости

Евклидово расстояние

Манхэттенское расстояние

Расстояние Махаланобиса

Косинусная мера

Редакционное расстояние Левенштейна

Евклидово и Манхэттенское расстояние

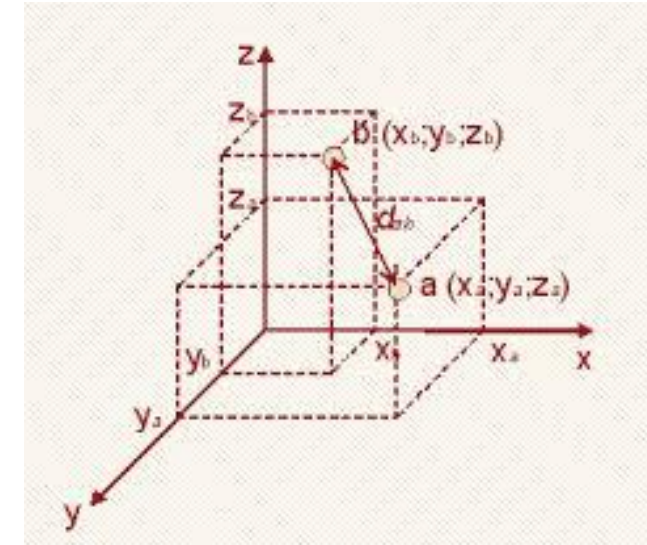
65

- Евклидова метрика — длина отрезка в n -мерном пространстве:

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (p_k - q_k)^2}$$

- Манхэттенское расстояние (расстояние городских кварталов) — сумма смещений по осям координат:

$$d(p, q) = \sum_{k=1}^n |p_k - q_k|$$



Расстояние Махаланобиса

66

- Для двух векторов X , Y и матрицы ковариации S :

$$D(X, Y) = \sqrt{(X - Y)^T S^{-1} (X - Y)}$$

$$S = M \left[(X - M[X])(Y - M[Y])^T \right]$$

- С помощью расстояния Махаланобиса можно определять сходство неизвестной и известной выборки.
- Отличается от евклидового тем, что учитывает корреляции между переменными и инвариантно к масштабу.
- Если матрица ковариации является единичной матрицей, то расстояние Махаланобиса становится равным расстоянию Евклида.

Редакционное расстояние или расстояние Левенштейна

67

- Определяется как минимальное количество операций **вставки, удаления и замены** одного символа на другой, необходимых для превращения одной строки в другую.
- Применяется для сравнения строк (с произвольным алфавитом), которые могут не совпадать по длине. Например, в задачах исправления ошибок при поиске, распознавании, вводе текста.
- **Редакционным предписанием** называется последовательность действий, необходимых для получения из первой строки второй кратчайшим образом. Обычно действия обозначаются так:
 - **I** (*insert*) — вставка,
 - **D** (*delete*) — удаление,
 - **R** (*replace*) — замена,
 - **M** (*match*) — совпадение.
- Найти только расстояние Левенштейна — более простая задача, чем найти ещё и редакционное предписание.
- Операции вставки, удаления и замены могут иметь разную стоимость. Задача сведётся к нахождению совокупности операций с минимальной ценой.

Примеры

68

- `levenshtein('ABC', 'ABC') = 0`
- `levenshtein('ABC', 'ABCDEF') = 3`
- `levenshtein('ABC', 'BCDE') = 3`
- `levenshtein('BCDE', 'ABCDEF') = 2`

M	M	M	R	I	M	R	R
C	O	N	N		E	C	T
C	O	N	E	H	E	A	D

ACGTACGTAC-GT
| | | | | | | |
A-GTACCTACCGT

Алгоритм Вагнера-Фишера для поиска редакционного расстояния

69

- $D(0, 0) = 0$
- для всех j от 1 до N
 - ▣ $D(0, j) = D(0, j-1) + \text{цена вставки символа } S2[j]$
- для всех i от 1 до M
 - ▣ $D(i, 0) = D(i-1, 0) + \text{цена удаления символа } S1[i]$
 - ▣ для всех j от 1 до N
 - $D(i, j) = \min\{$
 - $D(i-1, j) + \text{цена удаления символа } S1[i],$
 - $D(i, j-1) + \text{цена вставки символа } S2[j],$
 - $D(i-1, j-1) + \text{цена замены символа } S1[i] \text{ на символ } S2[j] \}$
- вернуть $D(M, N)$

Сравнение профилей на основе редакционного расстояния

70

- Вместо сравнения букв сравниваются числовые значения.
- Применяется адаптированный алгоритм Вагнера-Фишера с динамическим расчётом цен:
 - ▣ Цена вставки = цена удаления = `const`
 - ▣ Цена замены = модуль разности соответствующих значений профилей.
- Надо понимать, что профили должны быть построены для изображений одного размера, либо нормированы.

Косинусное сходство

71

- **Косинусное сходство** — мера сходства между векторами признаков, рассчитанная как косинус угла между векторами

$$d(p, q) = \cos(\theta) = \frac{pq}{\|p\| \|q\|} = \frac{\sum_{i=1}^n p_i q_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i)^2}}$$

- Мера удобна в информационном поиске для разреженных векторов, т.к. учитываются только ненулевые компоненты

Мягкая косинусная мера

72

- Использует матрицу схожести признаков $s_{ij} = \text{сходство}(\text{признак}_i, \text{признак}_j)$
 - ▣ $s_{ii} = 1$,
 - ▣ $0 \leq s_{ij} \leq 1$
- Мера схожести признаков может быть расстоянием Левенштейна
- Равносильная косинусному сходству при $s_{ij} = 0$

$$d(p, q) = \frac{\sum_{i,j}^N s_{ij} p_i q_j}{\sqrt{\sum_{i,j}^N s_{ij} p_i p_j} \sqrt{\sum_{i,j}^N s_{ij} q_i q_j}}$$

Что почитать

73

- **Бондаренко А.В., Галактионов В.А., Горемычкин В.И., Ермаков А.В., Желтов С.Ю.** Исследование подходов к построению систем автоматического считывания символьной информации. Препринт ИПМ им. М.В.Келдыша РАН. Москва, 2003.
- **Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Бондаренко А.В., Ососков М.В., Моржин А.В.** Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения: Курс лекций и практических занятий. — М.: Физматкнига, 2010. — 672 с.
- **Местецкий Л.М.** Непрерывная морфология бинарных изображений. Фигуры. Скелеты. Циркуляры. — М.: Физматлит, 2009.
- **Дробков А.В., Семенов А.Б.** Обзор и анализ распознавателей рукопечатных символов // Математические методы распознавания образов: 15-я Всероссийская конференция, г. Петрозаводск, 11–17 сентября 2011 г.: Сборник докладов. М.: МАКС Пресс, 2011. С. 350–353.
- **Гонсалес Р., Вудс Р.** Цифровая обработка изображений. Издание 3-е, исправленное и дополненное. Москва: Техносфера, 2012. — 1104 с.

Дополнительная литература

74

- **Ballard D. H.** Generalizing the Hough Transform to detect arbitrary shapes // Pattern Recognition Vol. 13, No. 2, pp. 111-122. 1981
- **Duda R.O., Hart P.E.** Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures // Comm. ACM, Vol 15, No. 1, pp. 11-15 (January 1972).
- **С. А. Запрягаев, А. И. Сорокин** Сегментация рукописных и машинописных текстов методом диаграмм Вороного // Вестник ВГУ, серия: Системный анализ и информационные технологии, 2010, № 1. С.160-165
<http://www.vestnik.vsu.ru/pdf/analiz/2010/01/2010-01-27.pdf>
- **Самодумкин, Степанова, Колб** Практикум по компьютерной графике. Минск: БГУИР, 2014
https://libeldoc.bsuir.by/bitstream/123456789/1002/2/Samodumkin_Ch3.pdf
- **Захаркин И.** Диаграмма Вороного и её применения <https://habr.com/ru/post/309252/>
- **D. Comaniciu, P. Meer** Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, pp. 603-619.
- Обзор алгоритмов сегментации. Блог компании Intel <https://habr.com/ru/company/intel/blog/266347/>
- Zhe Wang, Yue Lu, Chew Lim Tan - Word Extraction Using Area Voronoi Diagram
<https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.109.970&rep=rep1&type=pdf>
- Моменты изображения https://en.wikipedia.org/wiki/Image_moment
- Harish Kumar et al, / (IJCSIT) International Journal of Computer Science and Information Technologies, Vol. 2 (5) , 2011, 2375-2379
- Huang L., Wan G., Liu C. An improved parallel thinning algorithm // Proceedings of the Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2003). pp. 780-783, 2003
- Han N.H., La C.W., Rhee P.K. An Efficient Fully Parallel Thinning Algorithm // Proc. IEEE Int.Conf.Document Analysis and Recognition, Vol.1,pp.137-141(1997).