

Извлечение признаков из текстуры изображения

Севастопольский Артём

ВМК МГУ

7 октября, 2015

Текстура

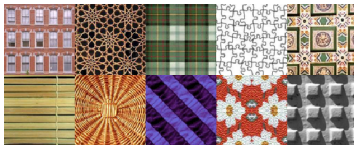
- Текстура — это изображение, воспроизводящее визуальные и тактильные свойства каких-либо поверхностей или объектов.
- Под текстурой понимают характеристики объекта, определяемые его размером, формой, плотностью, расположением и соотношением элементарных частей.
- О текстуре говорят, что она *гладкая или шероховатая, мягкая или жесткая, крупная или мелкая, матовая или глянцевая.*



Картинки взяты из статьи Georgy L. Gimel'farb, Dongxiao Zhou «Texture Analysis by Accurate Identification of a Generic Markov-Gibbs Model»

Свойства текстуры

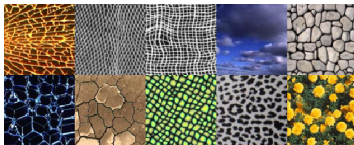
- Регулярность



- Стохастическое происхождение

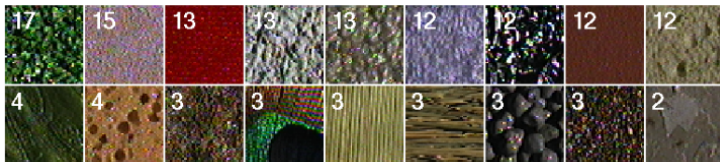


- Однородность /
слабая
однородность



Задачи, связанные с анализом текстуры

- Классификация изображений



Manik Varma, Andrew Zisserman «A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images»

- Поиск подходящих изображений по запросу
«Найди все снимки (со спутника) участков растительности, которые похожи на этот снимок»

Задачи, связанные с анализом текстуры

- Сегментация по текстуре

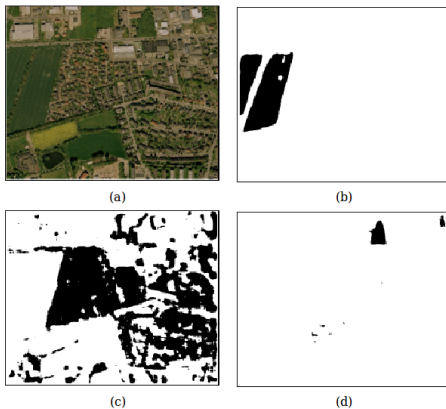
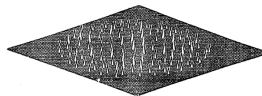
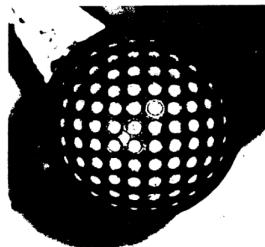
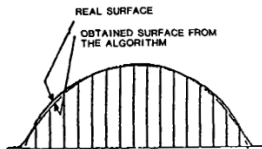
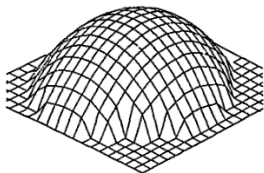


Рис. 1 : Сегментация снимка с самолета. (a) исходный снимок; (b) поля; (c) населенная зона; (d) участки растительности.

Задачи, связанные с анализом текстуры

- Угадать форму 3D поверхности по текстуре
Katsushi Ikeuchi «Shape from Regular Patterns», Artificial Intelligence, 1984

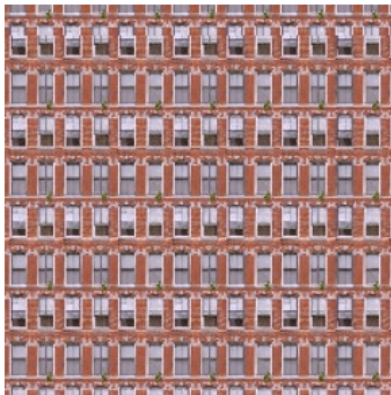


Задачи, связанные с анализом текстуры

- Синтез текстуры



Sample Image



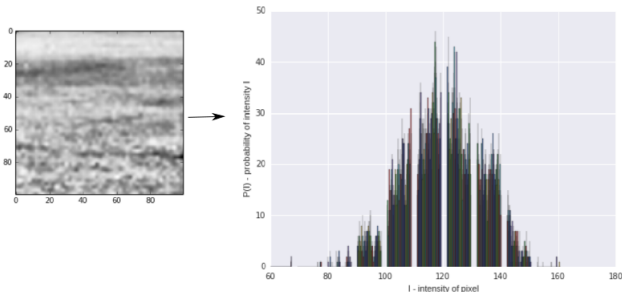
Synthetic texture

Признаки текстуры. Статистики I порядка

Будем рассматривать изображения в оттенках серого. На основе изображения можно получить признаки, описывающие распределение яркости пикселей.

Признаки текстуры. Статистики 1 порядка

Будем рассматривать изображения в оттенках серого. На основе изображения можно получить признаки, описывающие распределение яркости пикселей.



$$\begin{aligned} m_1 &= E[I^1] = \sum_{I=0}^{N_g-1} I^1 P(I) \\ \mu_k &= E[(I - E[I])^k] = \sum_{I=0}^{N_g-1} (I - m_1)^k P(I), \\ k &= 2, 3, 4 \end{aligned}$$

Признаки текстуры. Статистики II порядка

- Статистики II порядка рассматривают распределение не самих пикселей, а взаимное расположение пар пикселей. Известный способ построить такие статистики основывается на подсчете Grey-Level Co-occurrence Matrix (GLCM).

$$G_{(\Delta_x, \Delta_y)}(l_1, l_2) = \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^m \begin{cases} 1, & \text{если } I(p, q) = l_1 \text{ и } I(p + \Delta_x, q + \Delta_y) = l_2 \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

$G_{\Delta_x, \Delta_y}(l_1, l_2)$ равно числу пар пикселей на изображении, таких что у одного пикселя интенсивность l_1 , а у его соседа в направлении (Δ_x, Δ_y) интенсивность l_2 .

- На практике ограничиваются $G_{(1,0)}$, $G_{(1,1)}$, $G_{(0,1)}$, $G_{(-1,-1)}$. Короче это записывают как G_{0° , G_{45° , G_{90° , G_{135° .

Признаки текстуры. Статистики II порядка

Можно посчитать статистические моменты матриц GLCM. Введем определения:

- Пусть $G(i, j)$ – любая из 4 GLCM-матриц.
- N_g – число уровней серого в изображении.
- $p(i, j) = \frac{G(i, j)}{R}$, R – нормировка.
- $p_x(i) = \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j)$ – распределение по x (аналогично по y)

Признаки текстуры. Статистики II порядка

Можно посчитать статистические моменты матриц GLCM. Введем определения:

- Пусть $G(i, j)$ – любая из 4 GLCM-матриц.
- N_g – число уровней серого в изображении.
- $p(i, j) = \frac{G(i, j)}{R}$, R – нормировка.
- $p_x(i) = \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j)$ – распределение по x (аналогично по y)
- $p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1; i+j=k}^{N_g} p(i, j)$, $k = 2, 3, \dots, 2N_g$ – распределение по побочным диагоналям
- $p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1; |i-j|=k}^{N_g} p(i, j)$, $k = 0, 1, \dots, N_g - 1$ – распределение по главным диагоналям

Признаки текстуры. Статистики II порядка

Признаки Гаралика. 14 первичных признаков.

1) *Angular Second Moment:*

$$f_1 = \sum_i \sum_j \{p(i,j)\}^2.$$

2) *Contrast:*

$$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{\substack{i=1 \\ |i-j|=n}}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \right\}.$$

3) *Correlation:*

$$f_3 = \frac{\sum_i \sum_j (ij)p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

where μ_x , μ_y , σ_x , and σ_y are the means and standard deviations of p_x and p_y .

4) *Sum of Squares: Variance*

$$f_4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i,j).$$

5) *Inverse Difference Moment:*

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i,j).$$

Признаки текстуры. Статистики II порядка

6) *Sum Average:*

$$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+y}(i).$$

7) *Sum Variance:*

$$f_7 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_6)^2 p_{x+y}(i).$$

8) *Sum Entropy:*²

$$f_8 = - \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log \{p_{x+y}(i)\}.$$

9) *Entropy:*

$$f_9 = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log (p(i,j)).$$

10) *Difference Variance:*

$$f_{10} = \text{variance of } p_{x-y}.$$

11) *Difference Entropy:*

$$f_{11} = - \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log \{p_{x-y}(i)\}.$$

12), 13) *Information Measures of Correlation:*

$$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max \{HX, HY\}}$$

$$f_{13} = (1 - \exp [-2.0(HXY2 - HXY)])^{1/2}$$

$$HXY = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log (p(i,j))$$

where HX and HY are entropies of p_x and p_y , and

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log \{p_x(i)p_y(j)\}$$

$$HXY2 = - \sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log \{p_x(i)p_y(j)\}.$$

14) *Maximal Correlation Coefficient:*

$$f_{14} = (\text{Second largest eigenvalue of } Q)^{1/2}$$

where

$$Q(i,j) = \sum_k \frac{p(i,k)p(j,k)}{p_x(i)p_y(k)}.$$

Признаки текстуры. Статистики II порядка

- Все эти признаки считаются для каждой из 4 матриц GLCM: G_{0° , G_{45° , G_{90° , G_{135° .
- Для каждого из 4 значений признака берем среднее и дисперсию.
- Получается $14 \cdot 2 = 28$ признаков.

R. Haralick «Texture Features for Image Classification»

Признаки текстуры. Статистики II порядка

- Из этих 14 можно выделить несколько наиболее важных признаков.

Grassland				Water Body		
<u>Angle</u>	<u>ASM</u>	<u>Contrast</u>	<u>Correlation</u>	<u>ASM</u>	<u>Contrast</u>	<u>Correlation</u>
0°	.0128	3.048	.8075	.1016	2.153	.7254
45°	.0080	4.011	.6366	.0771	3.057	.4768
90°	.0077	4.014	.5987	.0762	3.113	.4646
135°	.0064	4.709	.4610	.0741	3.129	.4650
Avg.	.0087	3.945	.6259	.0822	2.863	.5327

(a)

(b)

Fig. 4. Textural features for two different land-use category images.

R. Haralick «Texture Features for Image Classification»

Признаки текстуры. Статистики II порядка

- Классификация текстур

TABLE III
CONTINGENCY TABLE FOR LAND-USE CLASSIFICATION OF SATELLITE
IMAGERY

		ASSIGNED CATEGORY							Total
		Coastal Forest	Woodlands	Annual Grasslands	Urban Area	Large Irrigated Fields	Small Irrigated Fields	Water	
TRUE CATEGORY	Coastal Forest	23	1	2	0	0	0	1	27
	Woodlands	0	17	10	0	1	0	0	28
	Annual Grasslands	1	3	109	1	1	0	0	115
	Urban Area	0	3	10	13	0	0	0	26
	Large Irrigated Fields	1	2	6	0	37	2	0	48
	Small Irrigated Fields	0	0	4	0	3	24	0	31
	Water	0	0	0	0	0	0	35	35
	Total	25	26	141	14	42	26	36	310

Number of training samples = 314; number of test samples = 310;
accuracy of classification on training set = 84.0 percent; accuracy of
classification on test set = 83.5 percent.

- Датасет из 600 фотографий местности со спутника (300 обучающих, 300 тестовых).
- Используются статистики I порядка + несколько признаков Гаралика.
- Проводилась классификация с помощью линейных дискриминантных функций.

Прикладная задача – диагностика болезни Альцгеймера

Journal of Signal and Information Processing, 2012, 3, 146-153
<http://dx.doi.org/10.4236/jsip.2012.32019> Published Online May 2012 (<http://www.Scrib.org/journal/jsip>)



First and Second Order Statistics Features for Classification of Magnetic Resonance Brain Images

Namita Aggarwal, R. K. Agrawal

School of Computer and Systems Sciences, Jawaharlal Nehru University, New Delhi, India.
Email: namita_jsu@rediffmail.com, rkajsu@gmail.com

Received January 10th, 2012; revised February 14th, 2012; accepted March 11th, 2012

ABSTRACT

In literature, features based on First and Second Order Statistics that characterizes textures are used for classification of images. Features based on statistics of texture provide far less number of relevant and distinguishable features in comparison to existing methods based on wavelet transformation. In this paper, we investigated performance of texture-based features in comparison to wavelet-based features with commonly used classifiers for the classification of Alzheimer's disease based on T2-weighted MRI brain image. The performance is evaluated in terms of sensitivity, specificity, accuracy, training and testing time. Experiments are performed on publicly available medical brain images. Experimental results show that the performance with First and Second Order Statistics based features is significantly better in comparison to existing methods based on wavelet transformation in terms of all performance measures for all classifiers.

Keywords: Alzheimer's Disease; Magnetic Resonance Imaging; Feature Extraction; Discrete Wavelet Transform; First and Second Order Statistical Features

1. Introduction

Alzheimer's disease is a form of dementia that causes mental disorder and disturbances in brain functions such as language, memory skills, and perception of reality, time and space. World Health Organization [1] and National Institute on Aging (NIA) [2] highlighted that its early and accurate diagnosis can help in its appropriate treatment. One of the most popular ways of diagnosing Alzheimer by physician is a neuropsychological test like Mini Mental State Examination (MMSE) that test memory and language abilities. But problem with this approach is that it is subjective, human biased and sometimes does not give accurate results [3].

In Alzheimer's disease, the hippocampus located in the medial temporal lobe of the brain is one of the first regions of the brain to suffer damage [4-6]. The research

netic Resonance Imaging (MRI) is most preferred as it is non-invasive technique with no side effects of rays and suitable for the internal study of human brain, which provide better information about soft tissue anatomy. However, there is a huge MRI repository, which makes the task of manual interpretation difficult. Hence, computer aided analysis and diagnosis of MRI brain images have become an important area of research in recent years.

For proper analysis of these images, it is essential to extract a set of discriminative features which provide better classification of MRI images. In literature, various feature extraction methods have been proposed such as Independent Component Analysis [13], Fourier Transform [14], Wavelet Transform [15,16], and Texture based features [17-19]. It is a well-known fact that Fourier transform is useful for extracting frequency contents of a class because it cannot be used for isolating individual

First and Second Order Statistics Features for Classification of Magnetic Resonance Brain Images

Namita Aggarwal, R. K. Agrawal

- 2012 г.
- School of Computer and Systems Sciences, Jawaharlal Nehru University, New Delhi, India

Прикладная задача – диагностика болезни Альцгеймера

- Болезнь Альцгеймера – трудноизлечимая болезнь, вызывающая нарушения работы мозга, языкового центра, памяти.
- Исследуется возможность диагностики болезни Альцгеймера на основе МРТ-сканов мозга.
- Согласно исследованиям, у людей на ранней стадии болезни размер гипоталамуса меньше, а боковых желудочков больше.

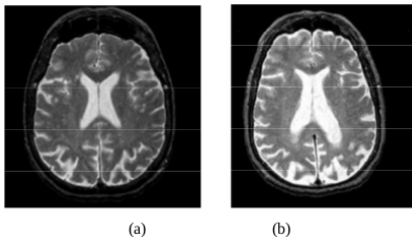


Рис. 2 : Сканы МРТ (а) мозга здорового человека, (б) мозга человека с подозрением на болезнь Альцгеймера.

Прикладная задача – диагностика болезни Альцгеймера

Clsf	Fe	(in percentage)		
		Sn	Sp	Acc
SVM_L	Db4	87.67	98.33	93
	HaarPCA	87.33	97.5	92.42
	FSSStat	98.96	99.17	99.06
SVM_P	Db4	88.58	97.88	93.23
	HaarPCA	88.75	96.67	92.71
	FSSStat	99.33	93.29	96.31
SVM_R	Db4	95	95.58	95.29
	HaarPCA	84.92	90.04	87.48
	FSSStat	97.92	98.88	98.4
KNNC	Db4	85.37	97.17	91.27
	HaarPCA	84.29	95.79	90.04
	FSSStat	98.38	99	98.69
LMNC	Db4	-	-	-
	HaarPCA	83.96	95.38	89.67
	FSSStat	90	93.25	91.63
C4.5	Db4	67.21	85.79	76.5
	HaarPCA	74.67	82.29	78.48
	FSSStat	91.92	95.75	93.83

- Данные Harvard Medical School, 90 картинок.
- Sensitivity = $\frac{TP}{TP+FN}$
- Specificity = $\frac{TN}{TN+FP}$
- Accuracy = $\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$
- DB4 – разложение изображения по вейвлетам Daubechies-4.
- HaarPCA - разложение изображения по вейвлетам Хаара + PCA.
- **FSSStat** – признаки Харалика.

Спектральные признаки.

Другой класс признаков – **спектральные**.

- Строится *банк* фильтров – специальных функций или изображений, каждое из которых отвечает за определенную характеристику текстуры.
- Производится свертка изображения с каждым из фильтров, получаются отклики.
- Считаются характеристики откликов (например, средние и дисперсия). Все они конкатенируются в вектор признаков.

Спектральные признаки. Фильтры Габора

Пример – фильтры Габора.

- Двумерный фильтр Габора задается формулой

$$G(x, y) = \exp\left(-\frac{1}{2} \left[\frac{x_\phi^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_\phi^2}{\sigma_y^2} \right]\right) \cos(2\pi\theta x_\phi),$$

$x_\phi = x \cos(\phi) + y \sin(\phi)$, $y_\phi = -x \sin(\phi) + y \cos(\phi)$,

σ_x, σ_y – растянутость фильтра по осям, θ – частотная модуляция, ϕ – пространственная ориентация фильтра.

- Фильтры Габора соответствуют простым клеткам визуального центра мозга человека и млекопитающих.

Спектральные признаки. Фильтры Габора

- Варьируя параметры, можно получить систему вейвлетов Габора разных направлений и масштабов.

$$g_{mn} = a^{-m} g(x', y'), \quad a > 1, \quad m, n \in \mathbb{Z},$$

$$\text{где } x' = a^{-m} \left(x \cdot \cos \frac{\pi n}{k} + y \cdot \sin \frac{\pi n}{k} \right),$$

$$y' = a^{-m} \left(-x \cdot \sin \frac{\pi n}{k} + y \cdot \cos \frac{\pi n}{k} \right),$$

$g(x', y')$ – некоторый исходный вейвлет.

- Система полная, но не ортогональная.



Figure 5.1: Filter responses of texture D3, produced by a bank of Gabor filters (3 scales and 4 orientations).

Спектральные признаки. Фильтры Габора

- Итоговое преобразование изображения:

$$W_{mn}(x, y) = I * g_{mn}, \text{ '*' - свертка}$$

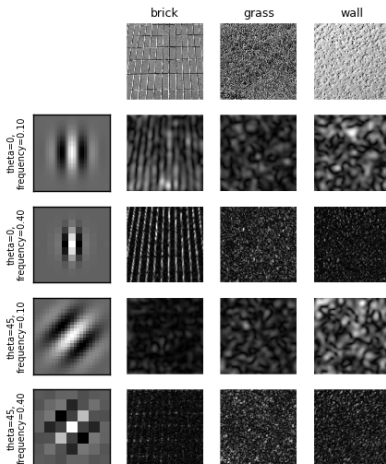
$$\mu_{mn} = \int \int |W_{mn}(x, y)| dx dy,$$

$$\sigma_{mn} = \sqrt{\int \int (|W_{mn}(x, y)| - \mu_{mn})^2 dx dy}$$

- Вектор признаков:

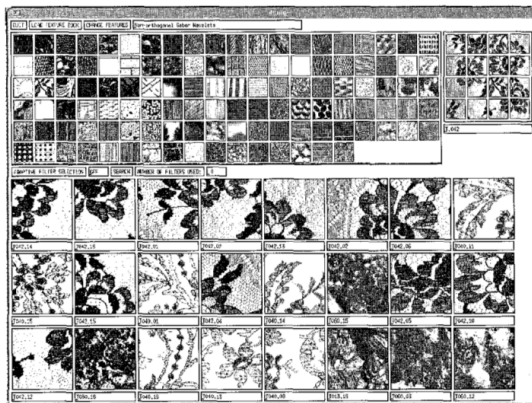
$$[\mu_{00}, \sigma_{00}, \mu_{01}, \dots, \mu_{35}, \sigma_{35}]$$

Image responses for Gabor filter kernels



Спектральные признаки. Фильтры Габора. Эксперименты

- Многоклассовая классификация. В датасете около 110 картинок размера 512 x 512. Они разбиваются на 16 частей, тем самым получается примерно 1800 картинок.
- Для каждой картинке считаются её K ближайших соседей в обучающей выборке (по L1 метрике). Исследуется, сколько из K соседей из той же исходной картинки.
- Результат - **74%** при $K=15$, **92%** при $K=100$ (средняя доля угадываний).
- Одно из основных преимуществ: метод инвариантен к поворотам и растяжениям.



Спектральные методы. Текстоны.

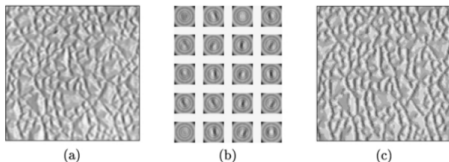
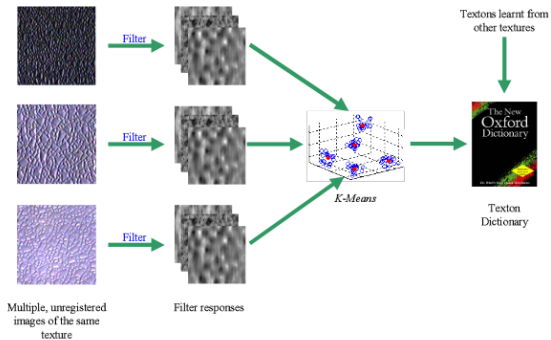
Manik Varma, Andrew
Zisserman «A Statistical
Approach to Texture

Classification from Single
Images»

T. Leung, J. Malik

«Representing and Recognizing
the Visual Appearance of
Materials using

Three-dimensional Textons»



- Пирамиды изображений. D. J. Heeger and J R. Bergen. Pyramid-based texture analysis/synthesis. In SIGGRAPH, pages 229-238, 1995.
- Сопоставление гистограмм. K. R. Castleman. Digital image processing. Prentice Hall Press, Upper Saddle River, NJ, USA, 1996.
- Марковские цепи. G. R. Cross and A. K. Jain. Markov Random Field Texture Models. TransPAMI, 5:25-39, 1983.

Литература

- 1 Dongxiao Zhou «Texture Analysis and Synthesis using a Generic Markov-Gibbs Image Model»
- 2 Robert M. Haralick, K. Shanmugam, Its'hak Dinstein «Texture Features for Image Classification»
- 3 Thomas Leung, Jitendra Malik «Representing and Recognizing the Visual Appearance of Materials using Three-dimensional Textons»
- 4 B.S. Manjunathi and W.Y. Ma «Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data»
- 5 David J. Heeger, James R. Bergen «Pyramid-Based Texture Analysis/Synthesis»