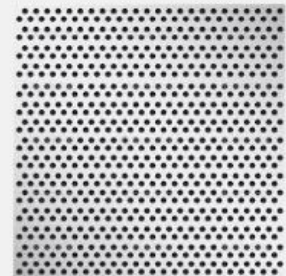
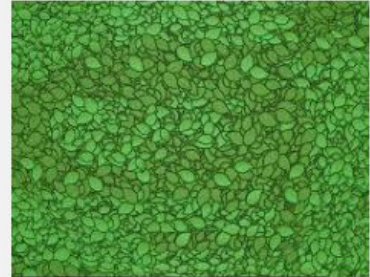
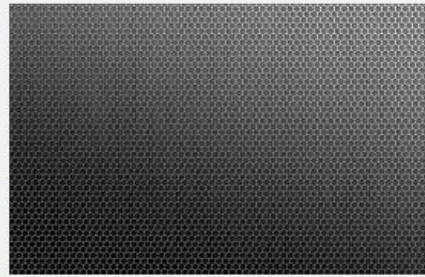


Текстурный анализ изображений



Определение

- Текстуальный анализ широко распространен в обработке различных типов изображений, несмотря на то, что в настоящее время концепция текстуры не достаточно хорошо определена.
- Харалик отмечал что, несмотря на повсеместное присутствие в изображениях текстуры, формального подхода к ее описанию и определению не существует, и методы различения текстур, как правило, разрабатываются отдельно для каждого конкретного случая. Это является следствием того, что неизвестна природа информации воспринимаемой человеческой визуальной системой.

Определение

- 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»

Определение

- Хаиндл утверждал что: .В общем случае, текстура — это свойство поверхности, представляющее пространственную информацию, содержащуюся на поверхности объекта..
- Беннис и Гагалович предполагали, что текстура может представлять информацию, позволяющую человеческом глазу различать части изображения.
- Другое определение, данное Франкосом и Мейри, гласит что Текстура — это структура, состоящая из большого количества элементов, сильно похожих друг на друга и расположенных в определенном порядке, так что наблюдатель не заостряет особого внимания ни на одном элементе. При взгляде на текстуру у наблюдателя создаётся впечатление, что она однородна..

Определение

- Можно выделить два основных подхода к определению термина текстуры.
- Во-первых, это интерпретация текстуры как повторения базовых примитивов, имеющих различную ориентацию в пространстве. Примерами в этом случае могут служить текстуры ткани, кирпичной стены и т. д. Сторонники такого определения ориентировали себя на спектральный анализ и представление текстуры.
- Во-вторых, текстура рассматривается как некий анархичный и однородный аспект, не обладающий ярко выраженными краями. Для сторонников этого метода не существует заметных образцов или доминирующей частоты в текстуре (например, дерн, кора, земля и так далее, рассматриваемые с большого расстояния), т. е. они ориентировали себя на вероятностный метод решения проблемы текстуры.

Определение

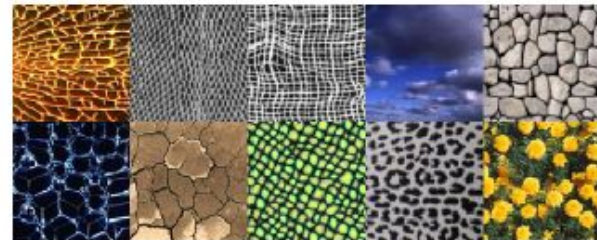
- Регулярность



- Стохастическое происхождение



- Однородность /
слабая
однородность



Определение

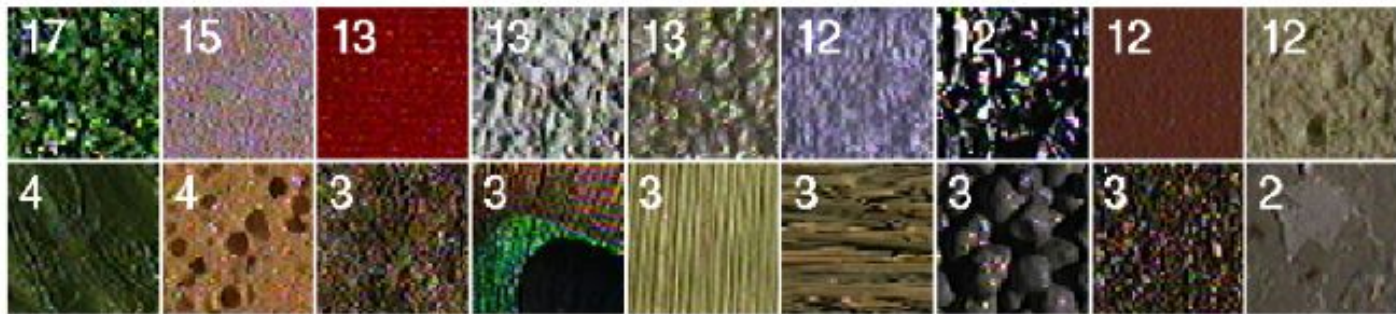
- Исходя из приведенных подходов, определение термина .текстура. Можно получить синтезом обоих описанных выше методов.
- То есть текстура представляет собой пространственную организацию (высший уровень) базовых примитивов (или непроеизводных элементов, как их называет Харалик), которые сами имеют случайный аспект (низший уровень).

Методы анализа текстур

- Неопределенность в описании текстуры приводит к появлению множества различных подходов к анализу текстур.
- В литературе описаны три подхода к анализу текстур

Задачи ТА

- 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 ТА

- Сегментация по текстуре

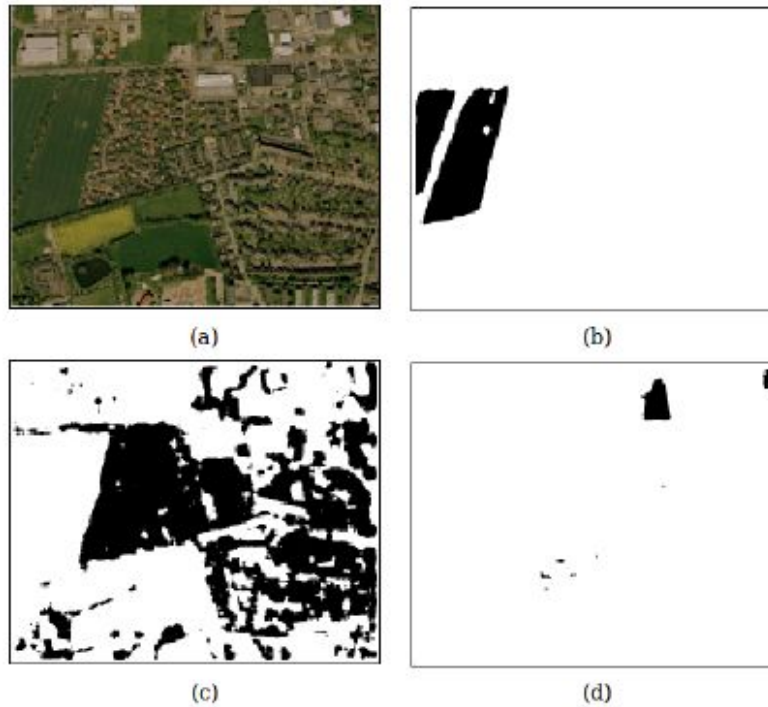
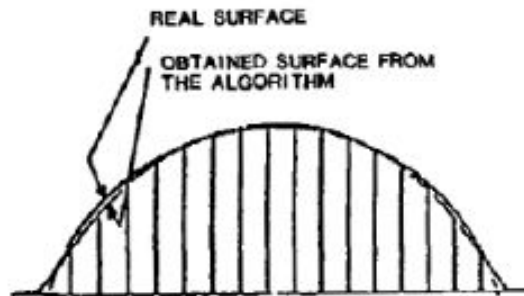
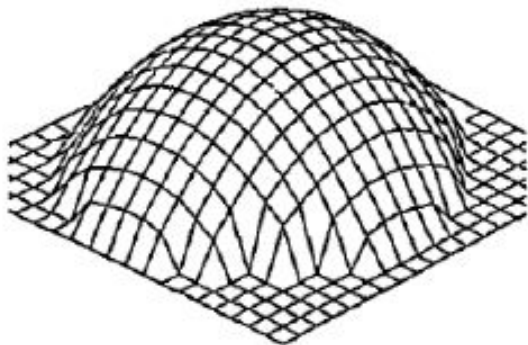


Рис. 1 : Сегментация снимка с самолета. (a) исходный снимок; (b) поля; (c) населенная зона; (d) участки растительности.

Задачи ТА

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

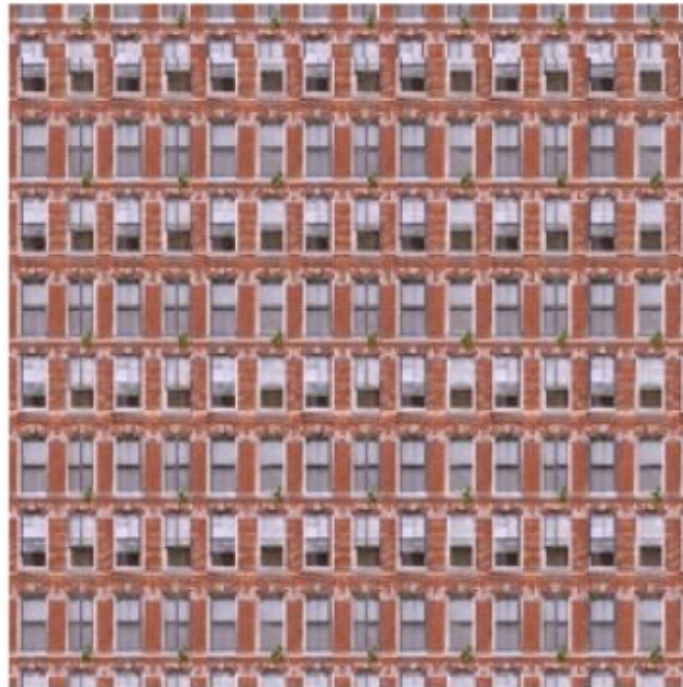


Задачи ТА

- Синтез текстуры



Sample Image



Synthetic texture

Методы анализа текстур

- Статистический подход.
- Для представления характеристик текстурных изображений используется множество признаков. Эти признаки можно определить как следующие свойства: контраст, корреляция, энтропия.
- Поскольку признаки выбираются эвристически, то используя полученное множество признаков невозможно получить изображение, похожее на оригинальное.

Методы анализа текстур

- Структурное моделирование.
- Некоторые текстуры можно рассматривать как двумерные образы, состоящие из множества примитивов или подобразов, которые расположены в соответствии с некоторым правилом.
- Примерами таких текстур являются кирпичная стена или мозаичный пол. Используются такие примитивы как: границы, линии, кривые, полигоны.
- Правильное распознавание этих примитивов является сложной задачей.
- Тем не менее, если примитивы полностью описывают текстуру, то возможно воссоздать похожую текстуру используя примитивы.

Методы анализа текстур

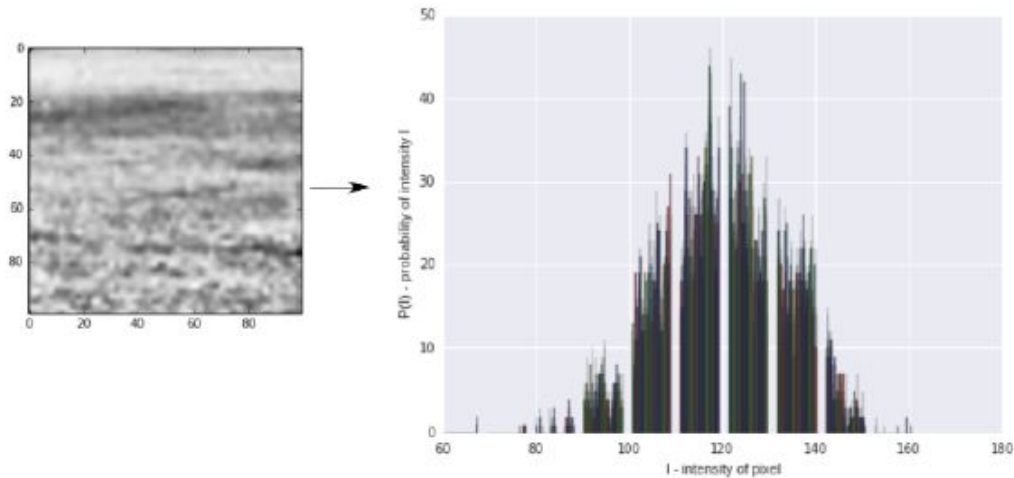
- Стохастическое моделирование.
- Предполагается, что текстура — это реализация стохастического процесса, характеризующегося некоторыми параметрами.
- Анализ представляет собой выбор модели и оценку параметров для того чтобы можно было воссоздать стохастический процесс с использованием модели и соответствующих параметров.
- Оцененные параметры могут рассматриваться как признаки в задачах классификации и сегментации текстурных изображений.
- Данный подход предоставляет хорошие возможности для генерации реалистичных натуральных текстурных изображений по заданному образцу.

Классы методов ТА

- Статистики 1 порядка (учет распределения яркости пикселей)
- Статистики 2 порядка (взаимное расположение пикселей)
- Спектральные
- Специальные

Статистики 1 порядка

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



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

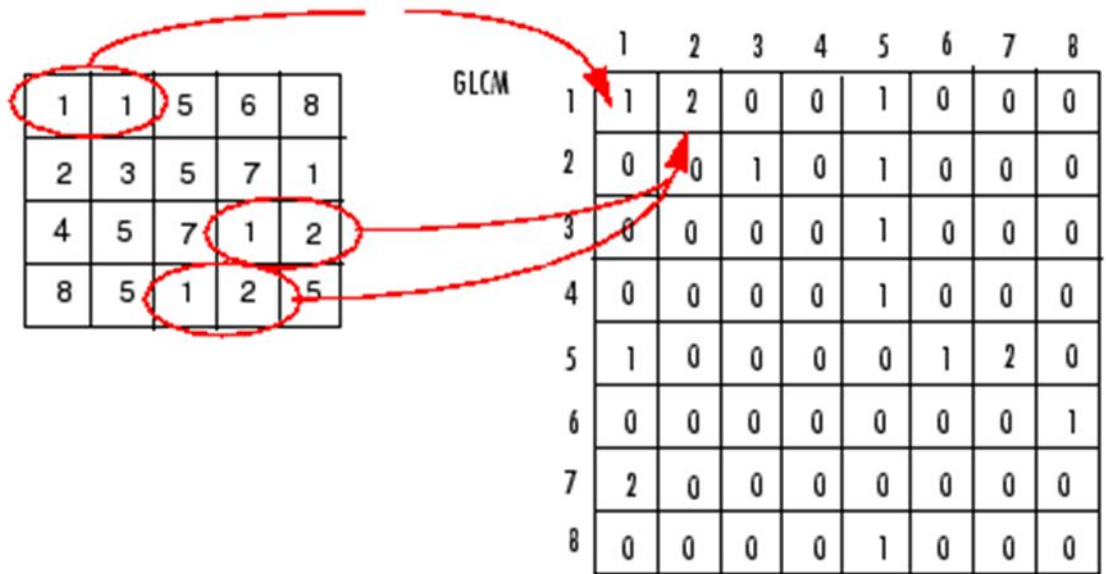
Признаки Харалика

Контраст $\sum_{i,j} |i-j|^2 p(i,j)$

Корреляция $\sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)p(i,j)}{\sigma_i\sigma_j}$

Однородность $\sum_{i,j} p(i,j)^2$

Энергия $\sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|}$



Haralick et al. (1973)

<http://haralick.org/journals/TexturalFeatures.pdf>

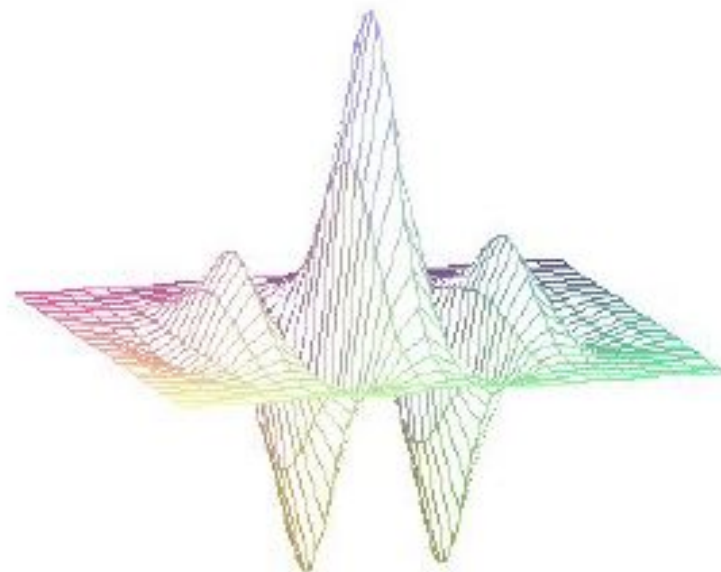
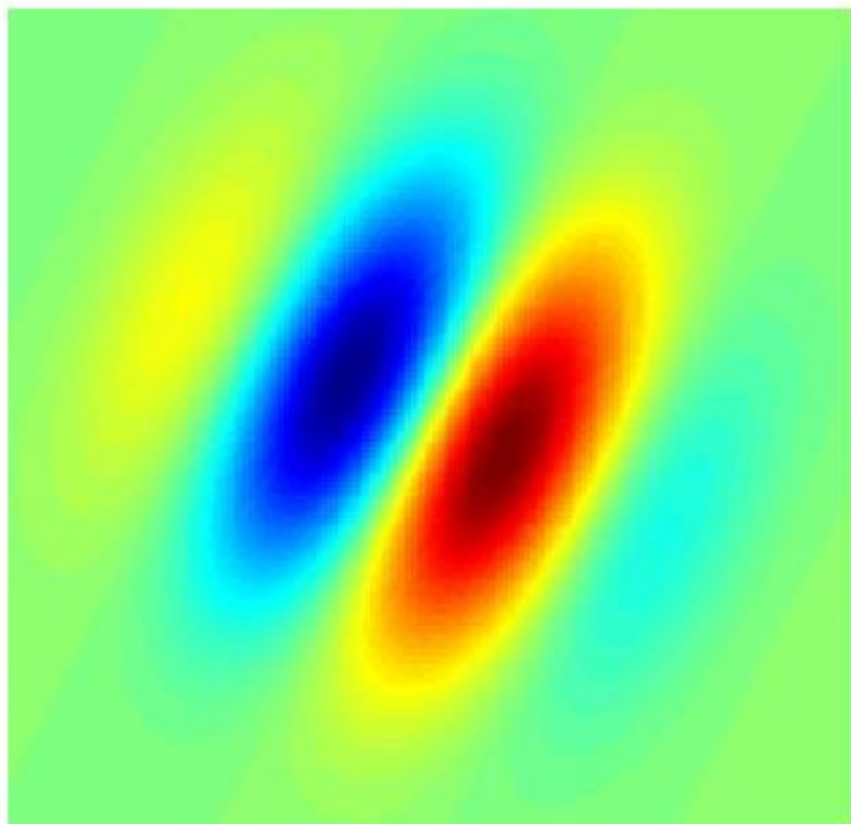
Признаки Габора

$$G_{f,\varphi}(n_0, n_1) = FT^{-1} \left[\hat{I}(u_0, u_1) \cdot M_{f,\varphi}(u_0, u_1) \right]$$

$$M_{f,\varphi}(u_0, u_1) = e^{-2\pi^2\sigma^2((u'_0-f)^2\lambda^2+u'_1)}$$

где $\hat{I}(u_0, u_1)$ — Фурье образ изображения I , λ — коэффициент анизотропии, $f = \sqrt{u_0^2 + u_1^2}$ и $(u'_0, u'_1) = (u_0 \cos \varphi + u_1 \sin \varphi, -u_0 \sin \varphi + u_1 \cos \varphi)$.

Признаки Габора



Признаки Габора

- Итоговое преобразование изображения:

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

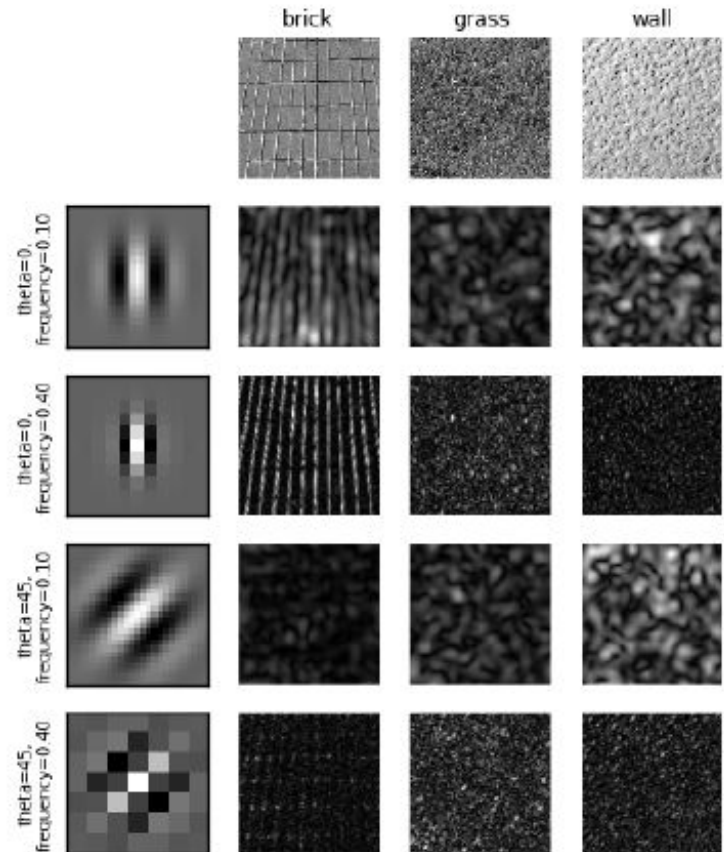
$$\mu_{mn} = \int \int |W_{mn}(x, y)| dx dy,$$

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

- Вектор признаков:

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

Image responses for Gabor filter kernels



Цветовые гистограммы

- Самостоятельно

АКФ

- Отсчет автокорреляционной функции изображения может выступать в качестве признака, т. к. позволяет судить о характере структурных элементов.
- Оценка автокорреляционной функции имеет вид:

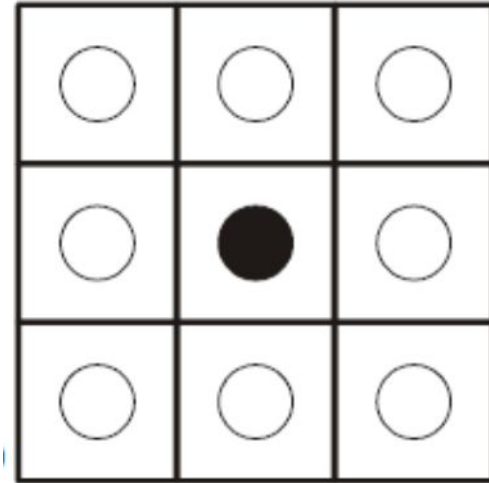
$$R_I(m, n) = \sum_{i=-W}^W \sum_{j=-W}^W I(i, j)I(i - m, j - n)$$

Признаки Тамура

- шесть текстурных признаков, соответствующих визуальному восприятию человека:
- зернистость, контраст, направленность, линейобразность, регулярность, четкость.
- Первые три признака наиболее важные, т. к. они наиболее сильно связаны с восприятием человека.
- Однако, как указывают другие исследователи, этим признакам присущи недостатки, и как правило метод вычисления того или иного признака заменяется в зависимости от задачи.

Марковские случайные поля

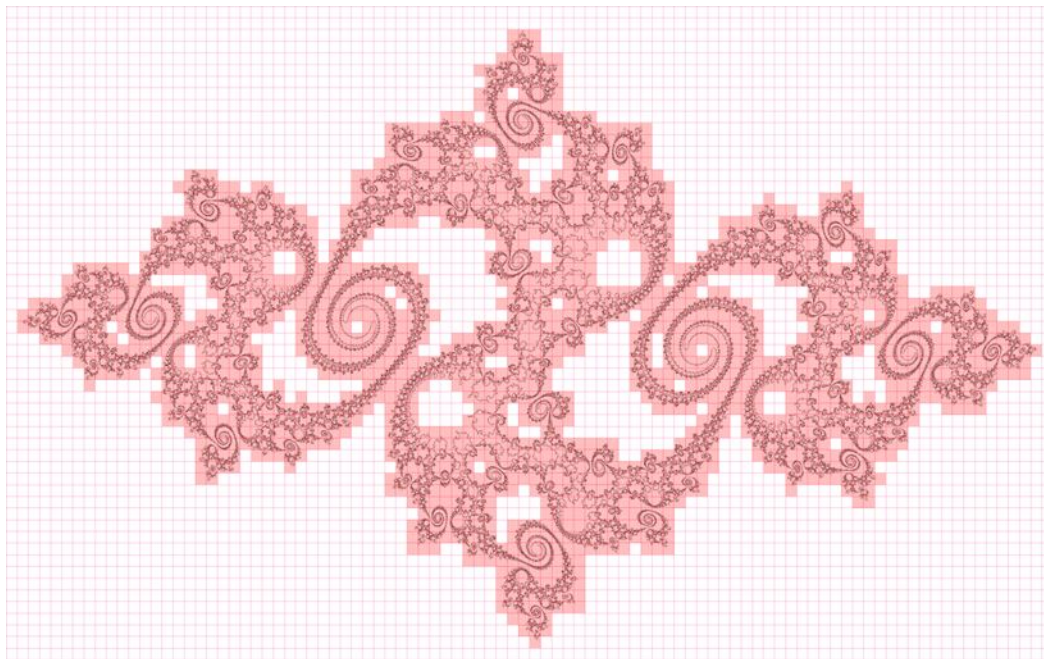
N_p^1	N_p^2	N_p^3
N_p^4	p	N_p^5
N_p^6	N_p^7	N_p^8



$$R(x, y) = \sum_{\substack{i=-1 \\ I(x+i, y+j) \in N_{x,y}}}^1 \sum_{\substack{j=-1 \\ I(x+i, y+j) \in N_{x,y}}}^1 I(x, y) I(x + i, y + j)$$

Мы используем предположение, что изображение удовлетворяет модели марковского случайного поля, таким образом интенсивность пиксела зависит только от интенсивностей соседних пикселей. Оценка автокорреляционной функции приведена в формуле выше.

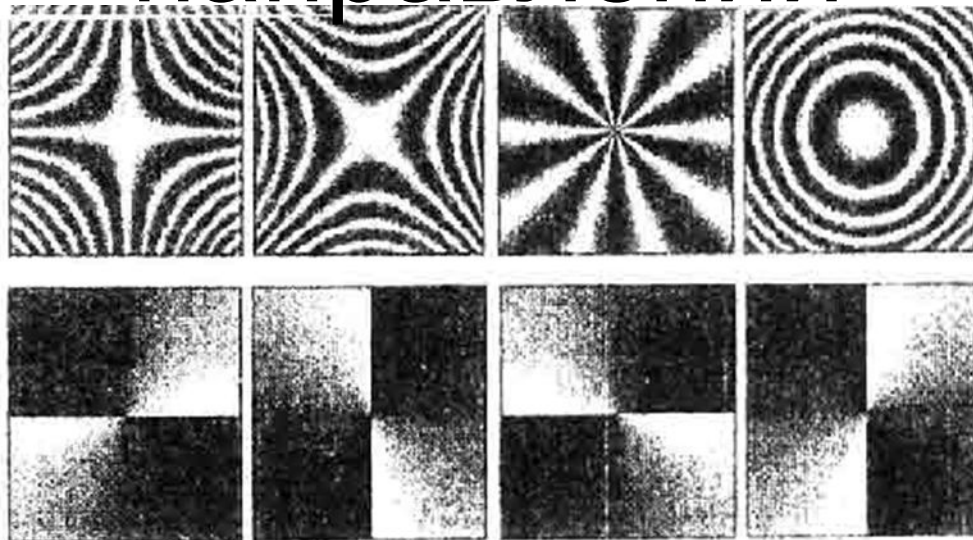
Фрактальная размерность



Фрактальная размерность: $FD = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log N_r}{\log\left(\frac{1}{r}\right)}$.

В методе подсчёта ячеек фрактальная поверхность покрывается сеткой ячеек размерности n или гиперкубами со стороной r and подсчитывается количество ячеек N_r , которые содержат часть фрактала.

Комплексное поле направлений



$$\psi(x, y) = w(x, y) \exp(i 2\psi(x, y))$$

Поле направлений-поле углов преимущественного направления полос в локальной окрестности точки изображения. Угол направления полосы в данной точке равен по определению углу касательной к линии уровня функции яркости. В качестве текстурного признака была взята зависимость дисперсии весовой функции от дисперсии комплексного поля направлений.

Болезнь 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_jaa@rediffmail.com, rkajaa@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

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

Болезнь 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.

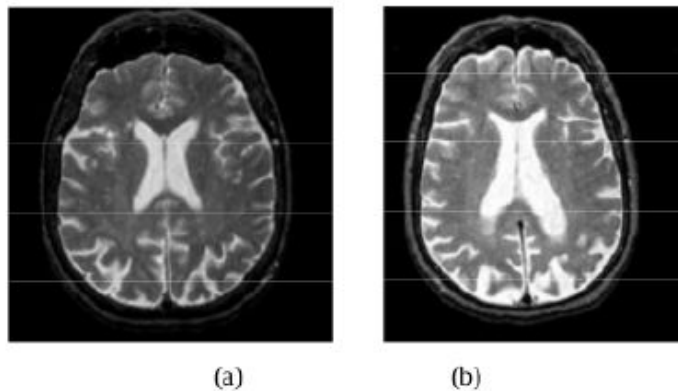


Рис. 2 : Сканы МРТ (а) мозга здорового человека, (б) мозга человека с подозрением на болезнь Альгеймера.

Болезнь Альцгеймера

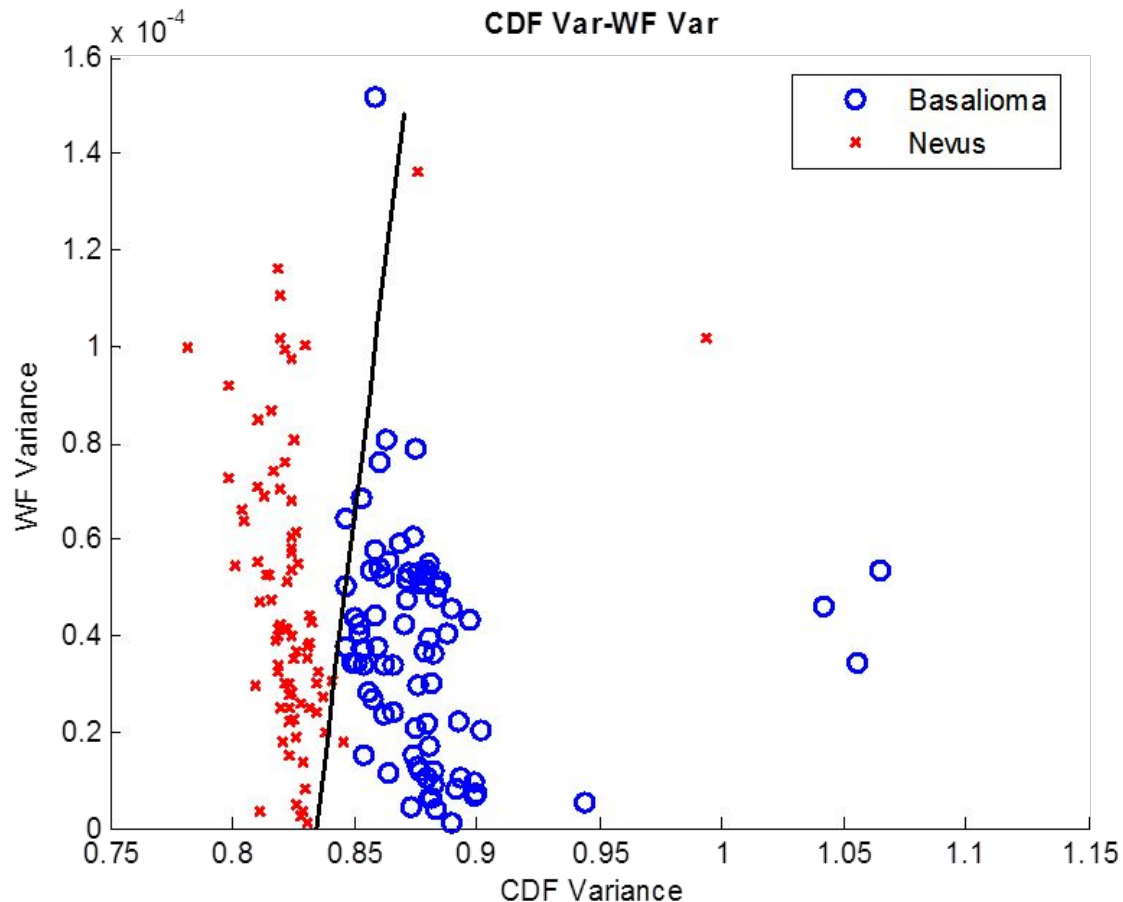
Clsf	Fe	(in percentage)		
		Sn	Sp	Acc
SVM_L	Db4	87.67	98.33	93
	HaarPCA	87.33	97.5	92.42
	FSS stat	98.96	99.17	99.06
SVM_P	Db4	88.58	97.88	93.23
	HaarPCA	88.75	96.67	92.71
	FSS stat	99.33	93.29	96.31
SVM_R	Db4	95	95.58	95.29
	HaarPCA	84.92	90.04	87.48
	FSS stat	97.92	98.88	98.4
KNNC	Db4	85.37	97.17	91.27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

ОСТ кожи. Набор признаков

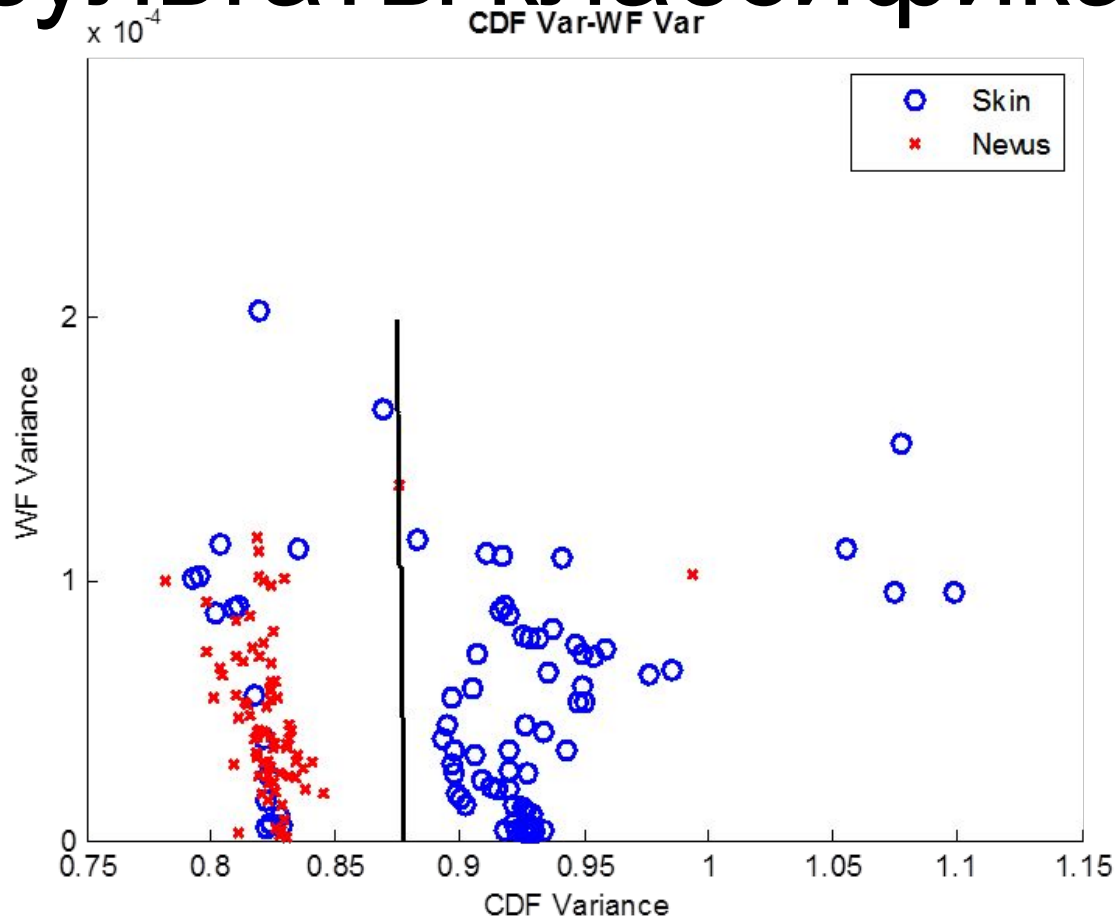
Признаки Харалика	
	Контраст
	Корреляция
	Однородность
	Энергия
Фрактальный анализ	
	Фрактальная размерность 1D (метод подсчёта ячеек 1D)
	Среднеквадратичное отклонение
	Фрактальная размерность 2D (дифференциальный метод подсчёта ячеек 2D)
	Фрактальная размерность (спектральный метод 2D)
Комплексное поле направлений	
	Дисперсия поля направлений
	Дисперсия весовой функции
Марковские случайные поля	
	Оценка среднего автокорреляционной функции
	Оценка дисперсии автокорреляционной функции

Результаты классификации



Чувствительность-специфичность (базалиома-невус) 97,5%-96,2%. График дисперсия поля направлений - дисперсия весовой функции (комплексные случайные поля). Число изображений 160(80-80).

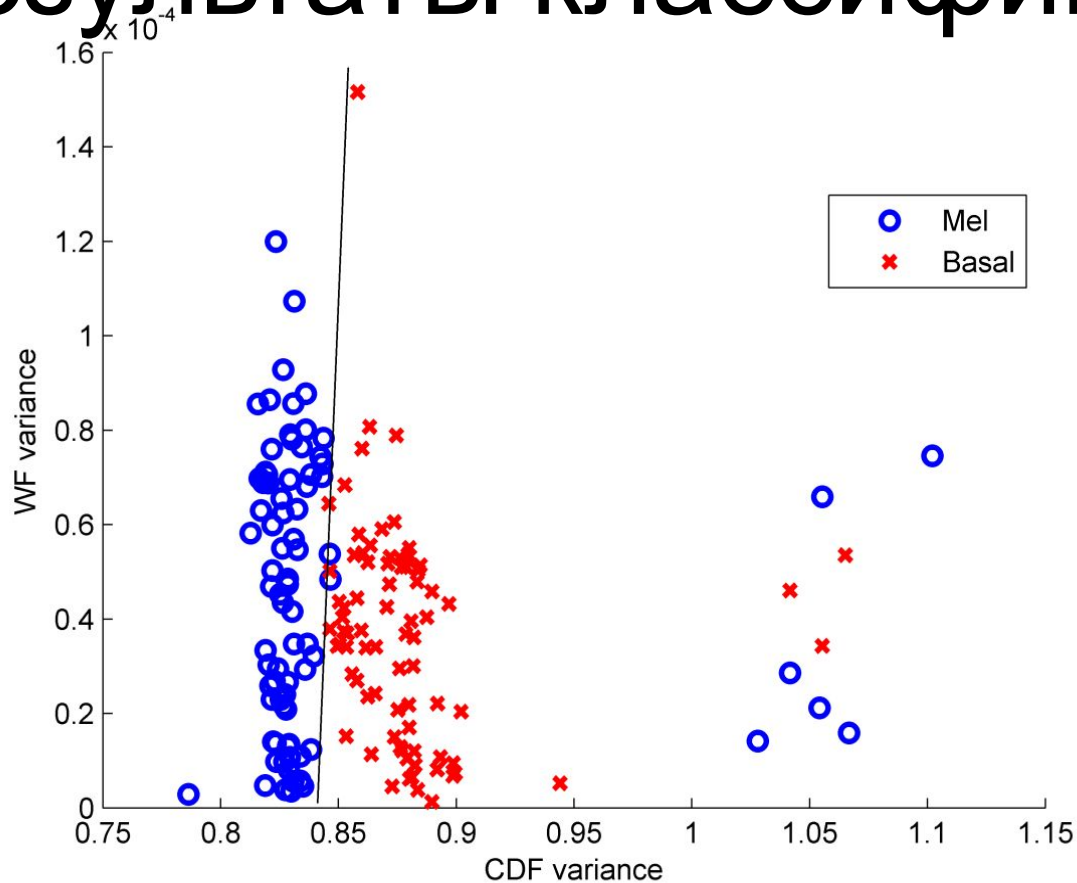
Результаты классификации



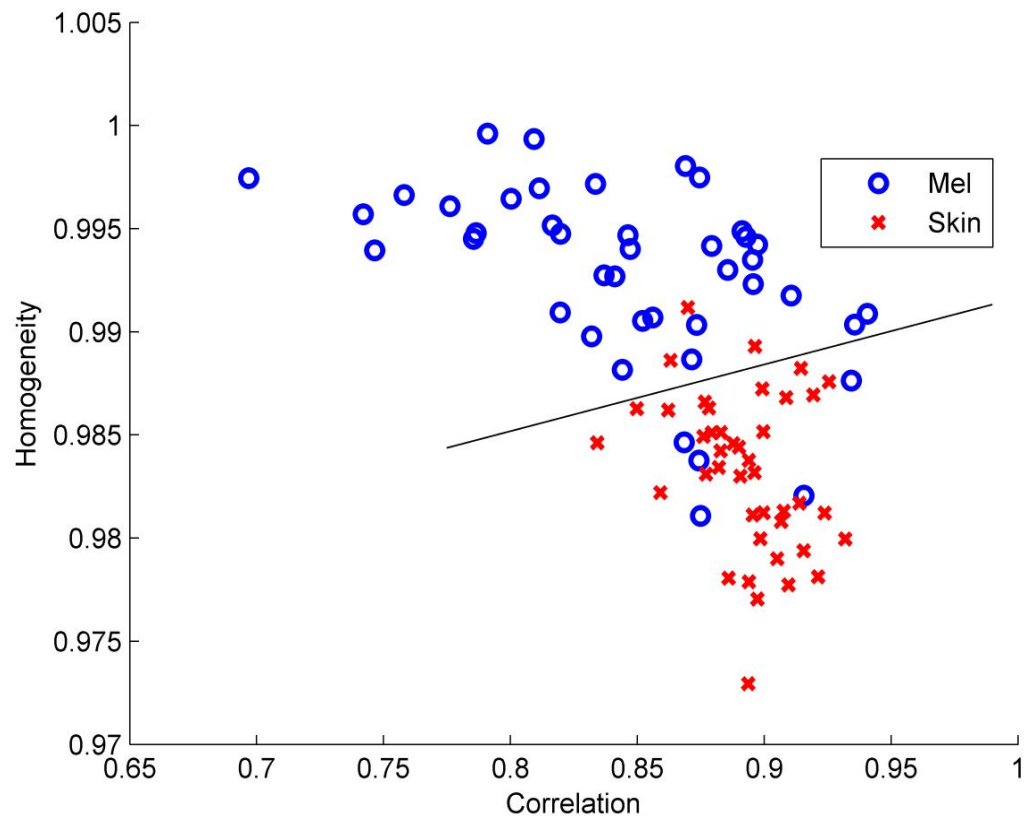
Чувствительность-специфичность (невус-здоровая кожа) 97.5%-82,5%.

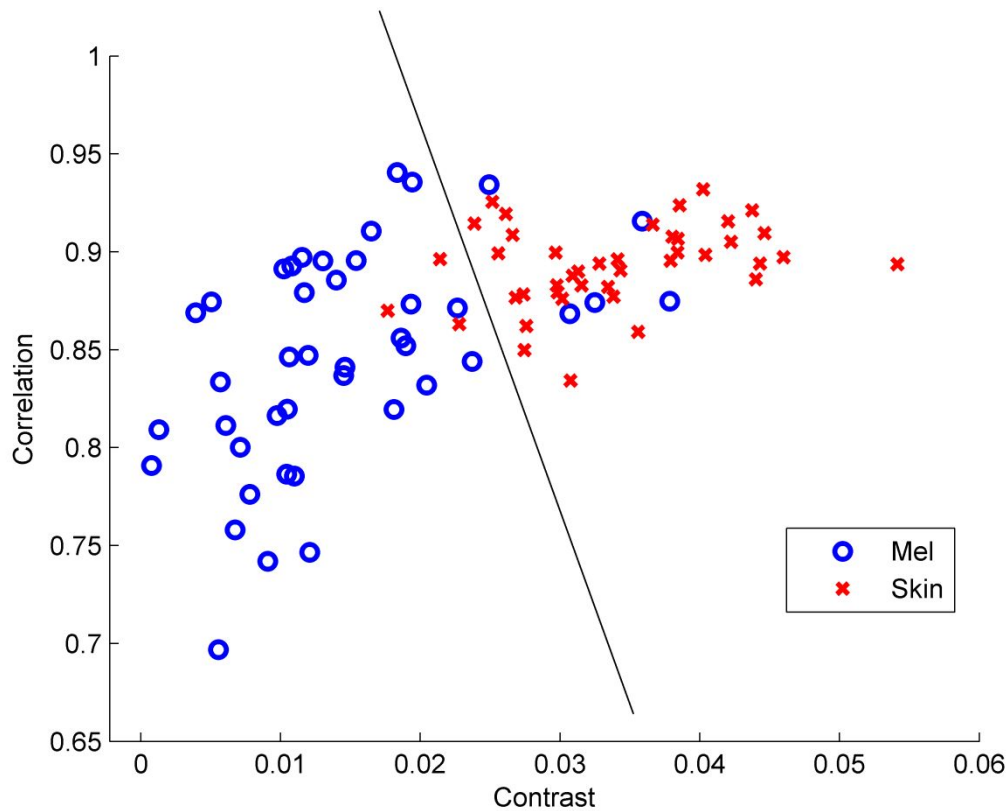
График дисперсия поля направлений-дисперсия весовой функции (комплексные случайные поля). Число изображений 160(80-80).

Результаты классификации



Чувствительность-специфичность (меланома-базалиома) 91,5%-100%.
График дисперсия поля направлений-дисперсия весовой функции
(комплексные случайные поля). Число изображений 160(80-80).





Чувствительность-специфичность (меланома-кожа) 88%-92,8%. График контраст-корреляция (признаки Харалика). Число изображений 84(42-42).

Результаты классификации

Категория признака	Название признака	Ткани		Точность (чувствительность -специфичность)
		Ткань 1	Ткань 2	
Харалик	Контраст- Корреляция	Меланома	Здоровая кожа	88%-92.8%
Харалик	Корреляция- Однородность	Меланома	Здоровая кожа	88%-95.2%
КПН	ВФ дисперсия- КПН дисперсия	Невус	Здоровая кожа	97.5%-83.7%
КПН	ВФ дисперсия- КПН дисперсия	Базалиома	Невус	100%-97.5%
КПН	ВФ дисперсия- КПН дисперсия	Меланома	Базалиома	91.5%-100%
Фрактал	СО-ФР	Опухоль	Норма	70%-71%

MRI. Breast cancer. Набор признаков

Table S1 List of names, descriptions, and categories of all 38 radiomic phenotypes.

Category	Name	Description
Size phenotypes	Lesion volume (mm ³)	Volume of lesion
	Effective diameter (mm)	Diameter of a sphere with the same volume as the lesion
	Surface area (mm ²)	Lesion surface area
	Maximum linear size (mm)	Maximum distance between any two voxels in the lesion
Shape phenotypes	Sphericity	Similarity of the lesion shape to a sphere
	Irregularity	Deviation of the lesion surface from the surface of a sphere
	Surface to volume ratio (1/mm)	Ratio of surface area to volume

Y. Zhu et al. "Deciphering Genomic Underpinnings of Quantitative MRI-based Radiomic Phenotypes of Invasive Breast Carcinoma," Scientific reports 5:17787 (2015) | DOI: 10.1038/srep17787

MRI. Breast cancer. Набор признаков

	histogram	extends in a radial pattern originating from the center of the lesion
Enhancement texture phenotypes	Angular second moment (Energy)	Measure of image homogeneity
	Contrast	Measure of local image variations
	Correlation	Measure of image linearity
	Entropy	Measure of the randomness of the gray-levels
	Sum of squares (Variance)	Measure of the spread in the gray-level distribution
	Difference entropy	Measure of the randomness of the difference of neighboring voxels' gray-levels
	Difference variance	Measure of variations of difference of gray-levels between voxel-pairs
	Inverse difference moment	Measure of the image homogeneity
	Sum average	Measure of the overall image brightness
	Sum entropy	Measure of the randomness of the sum of gray-levels of neighboring voxels
	Sum variance	Measure of the spread in the sum of the gray-levels of voxel-pairs distribution
	Information measure of correlation 1	Measure of nonlinear gray-level dependence
	Information measure of correlation 2	Measure of nonlinear gray-level dependence
	Maximum correlation coefficient	Measure of nonlinear gray-level dependence
Maximum enhancement	Maximum contrast enhancement	