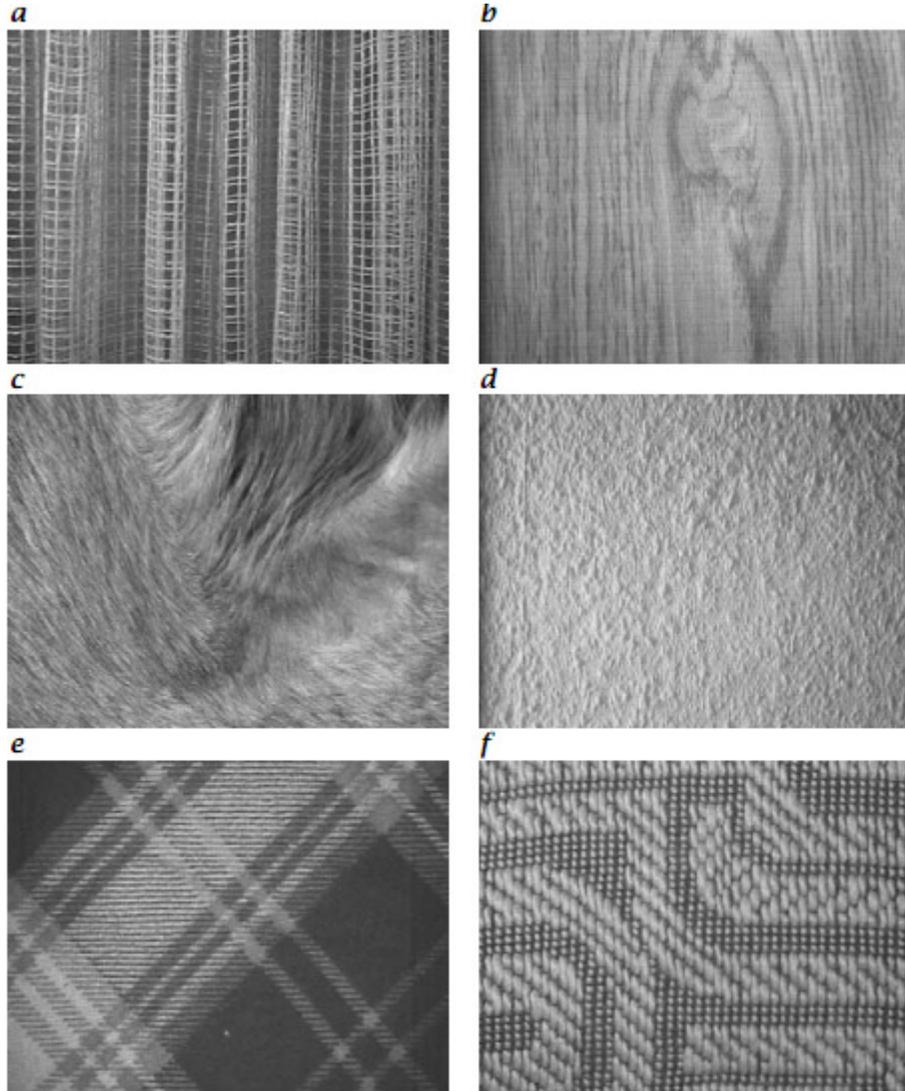


# Текстуры

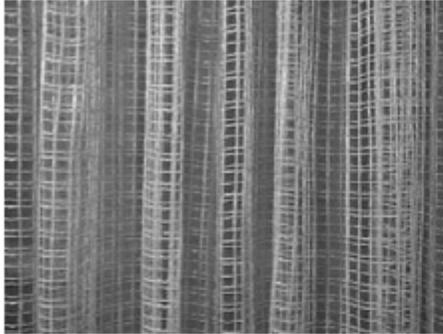
Лекция 10

# Что это?



# Что отнести к текстуре?

*a*

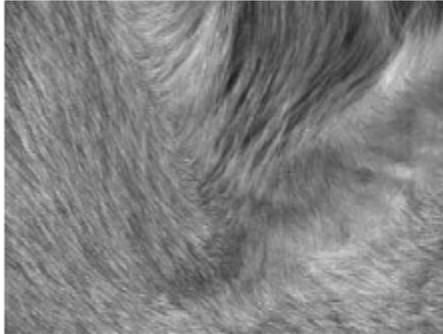


*b*

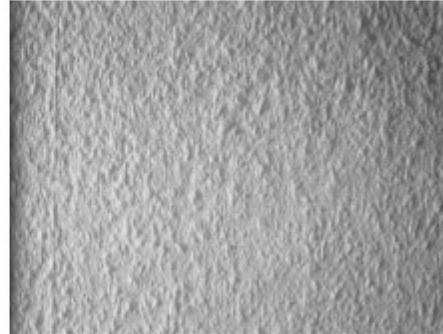


- a) занавеска
- b) дерево

*c*

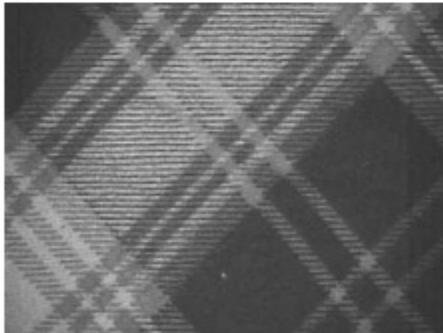


*d*

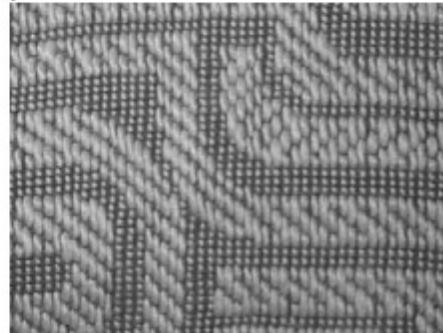


- c) собачий мех
- d) древесно-стружечная бумага

*e*

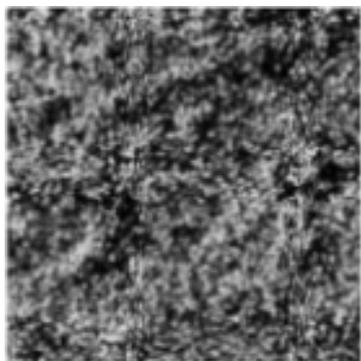


*f*

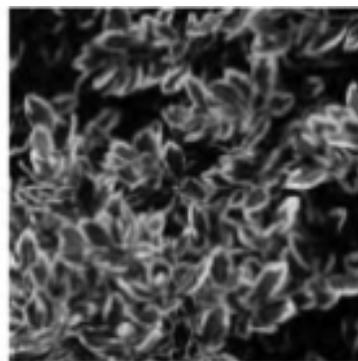


- e) ткань
- f) ткань

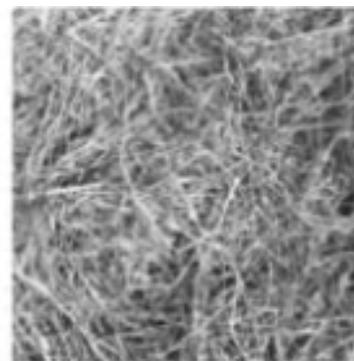
# Природные текстуры



leaves



leaves



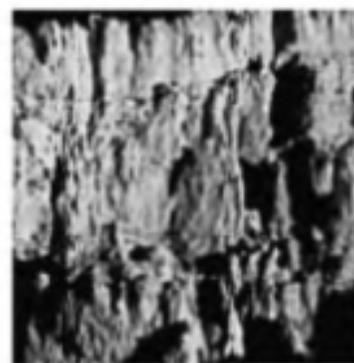
grass



brick

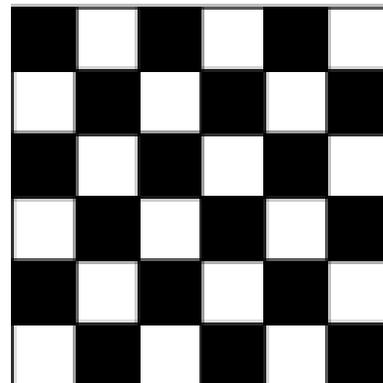
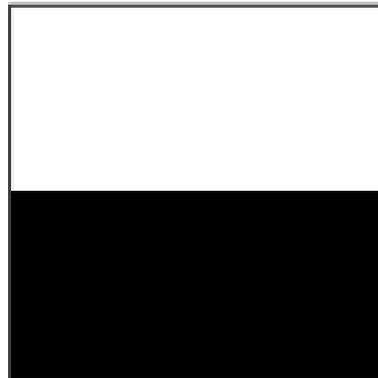


brick



stone

# Виды текстур

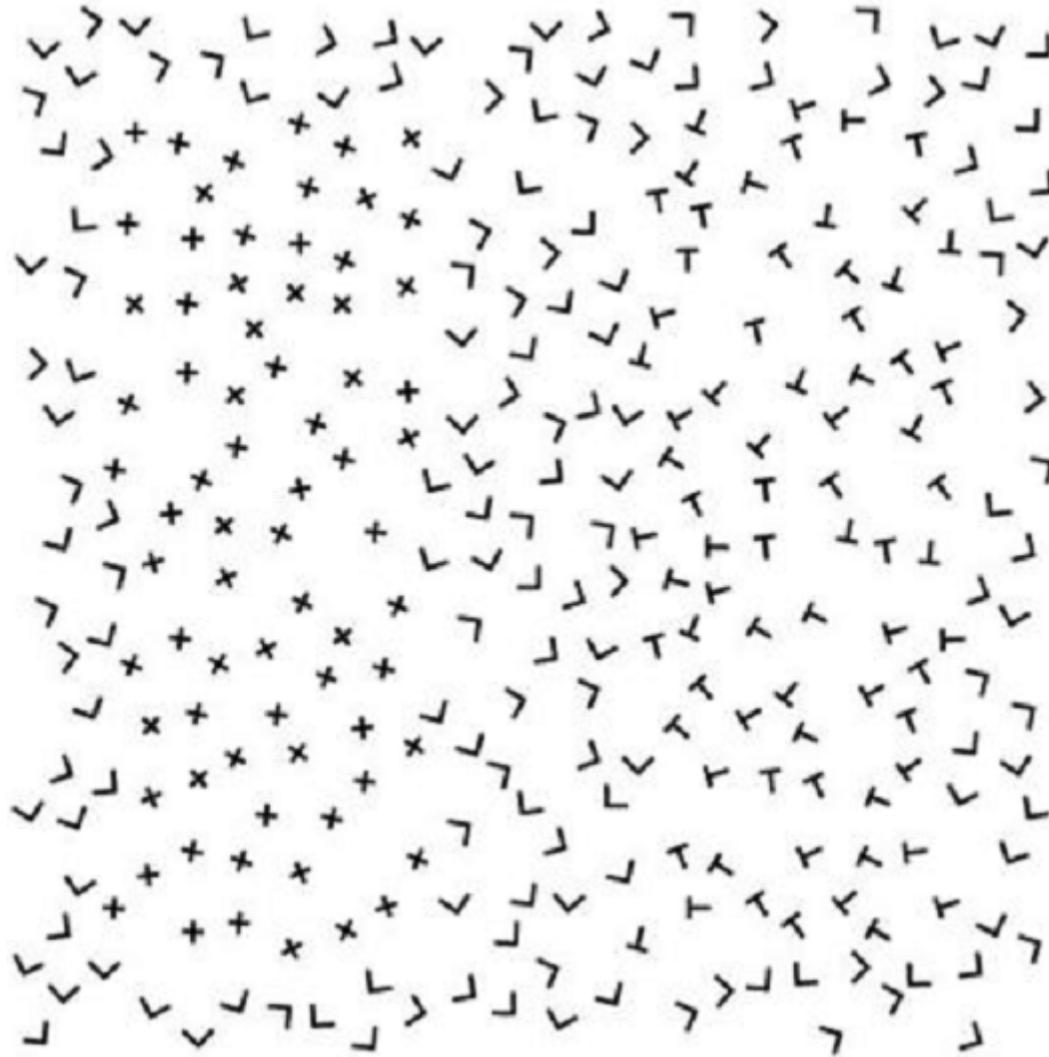


# Признаки изображения

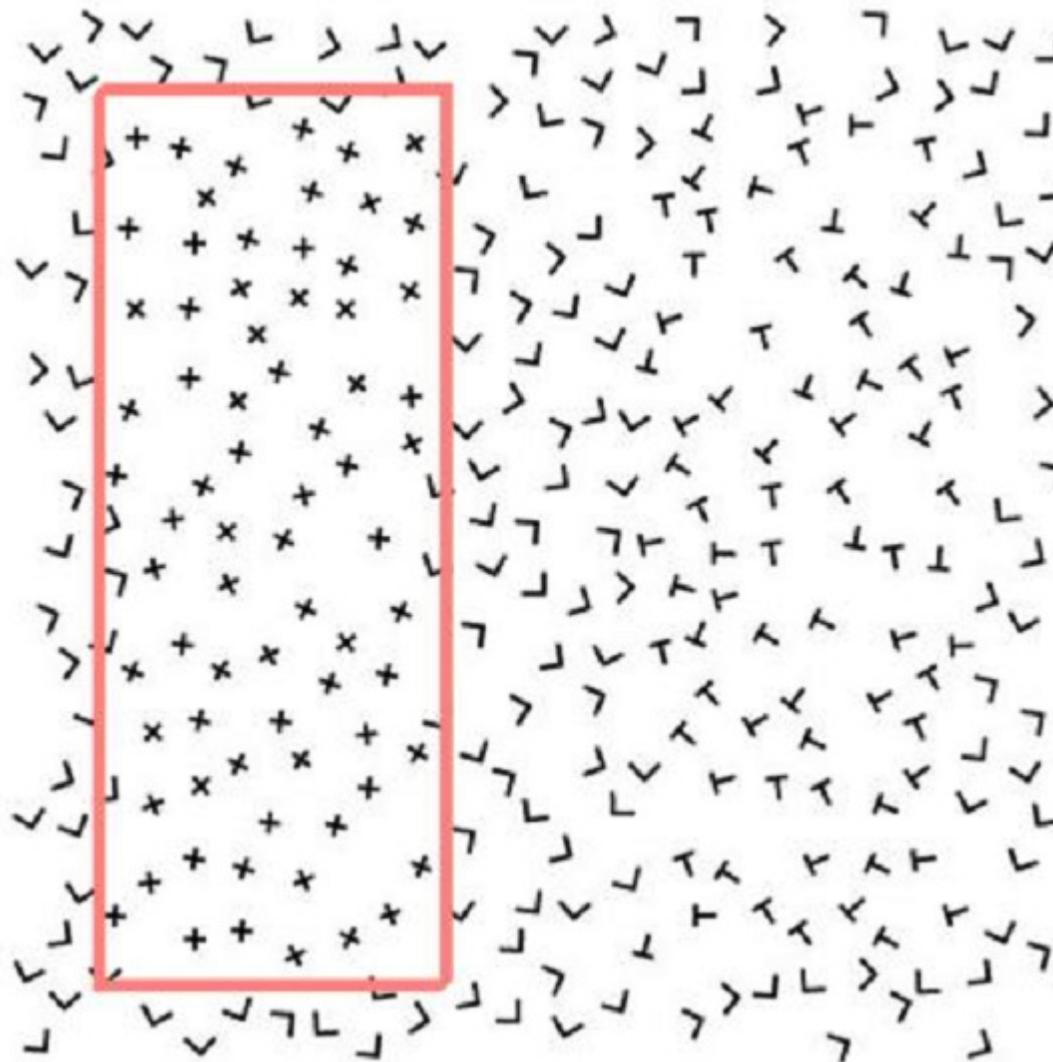
Какие признаки мы можем использовать для сравнения пикселей и регионов?

- Яркость
- Цвет
- ?

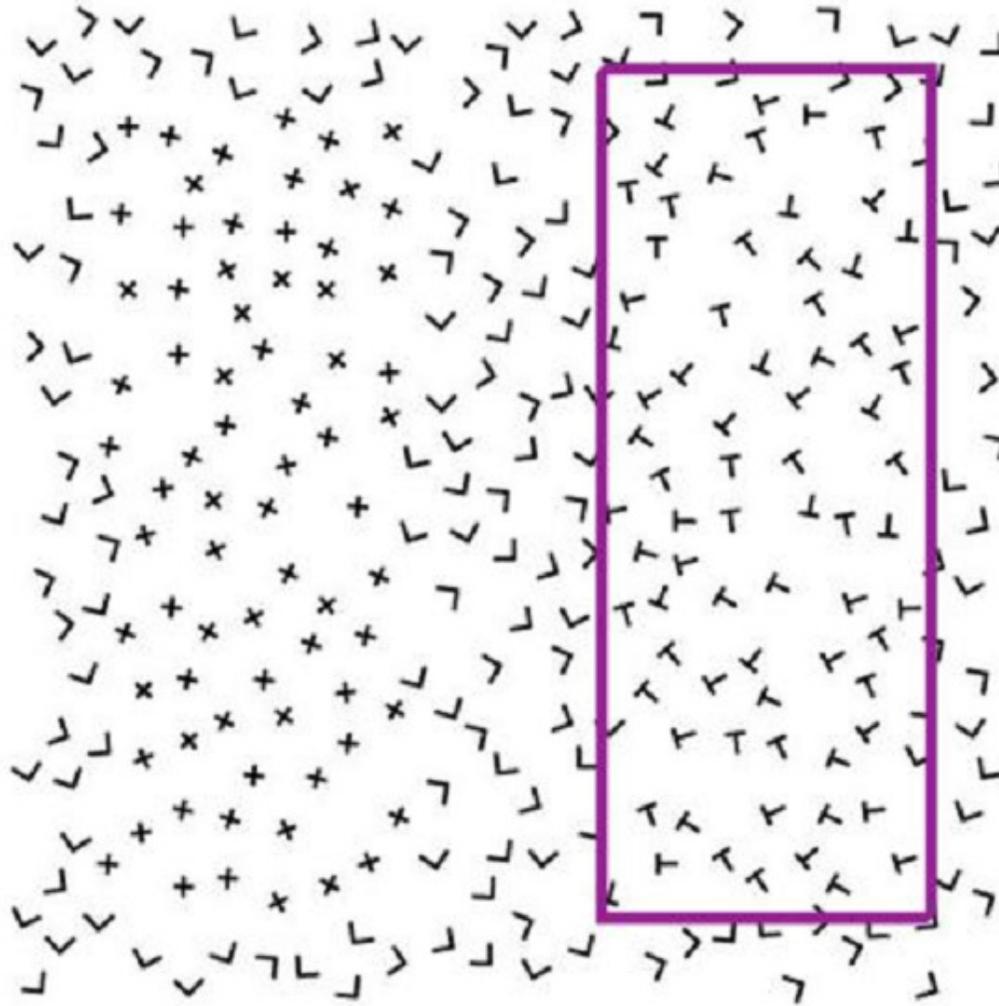
Видите отдельные области?



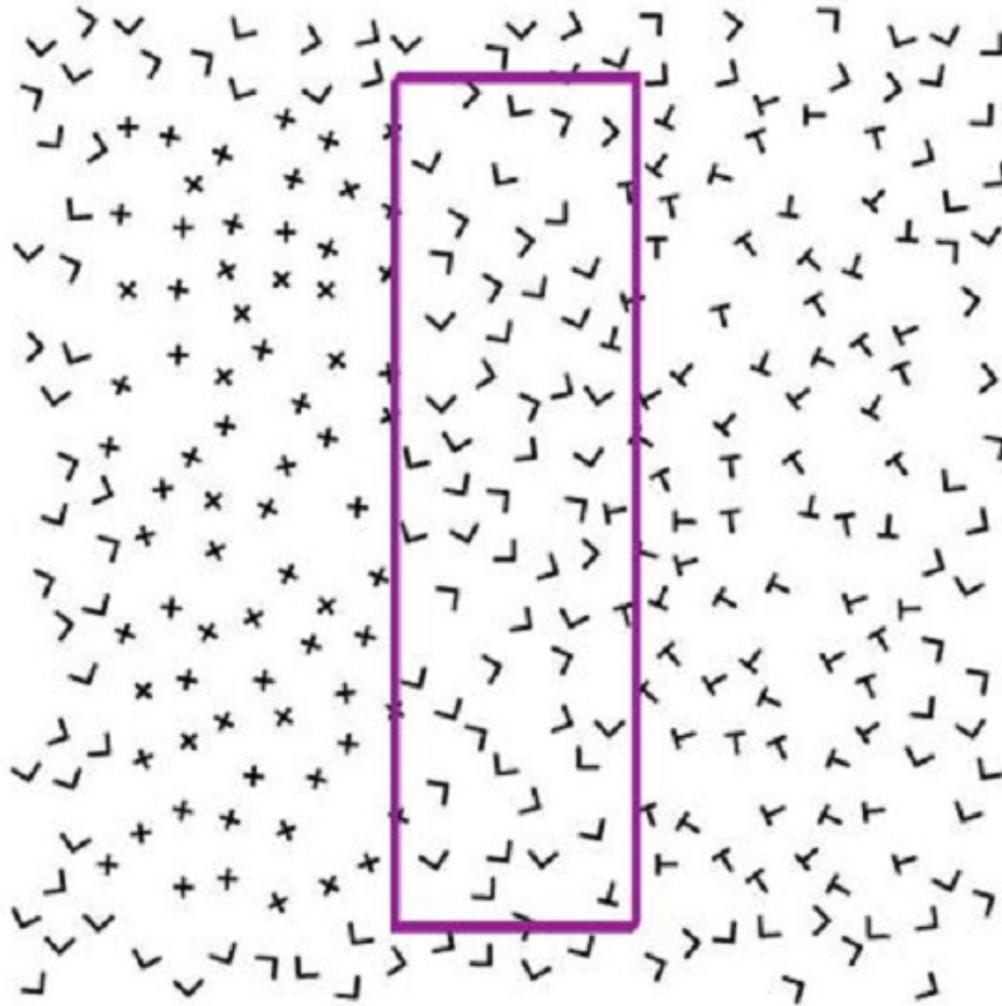
# Область 1



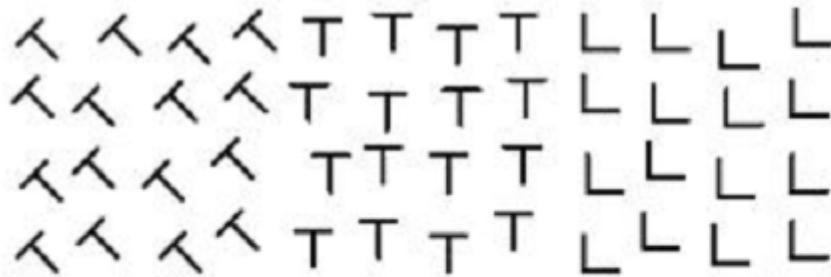
## Область 2



# Область 3



# Текстура



(a)



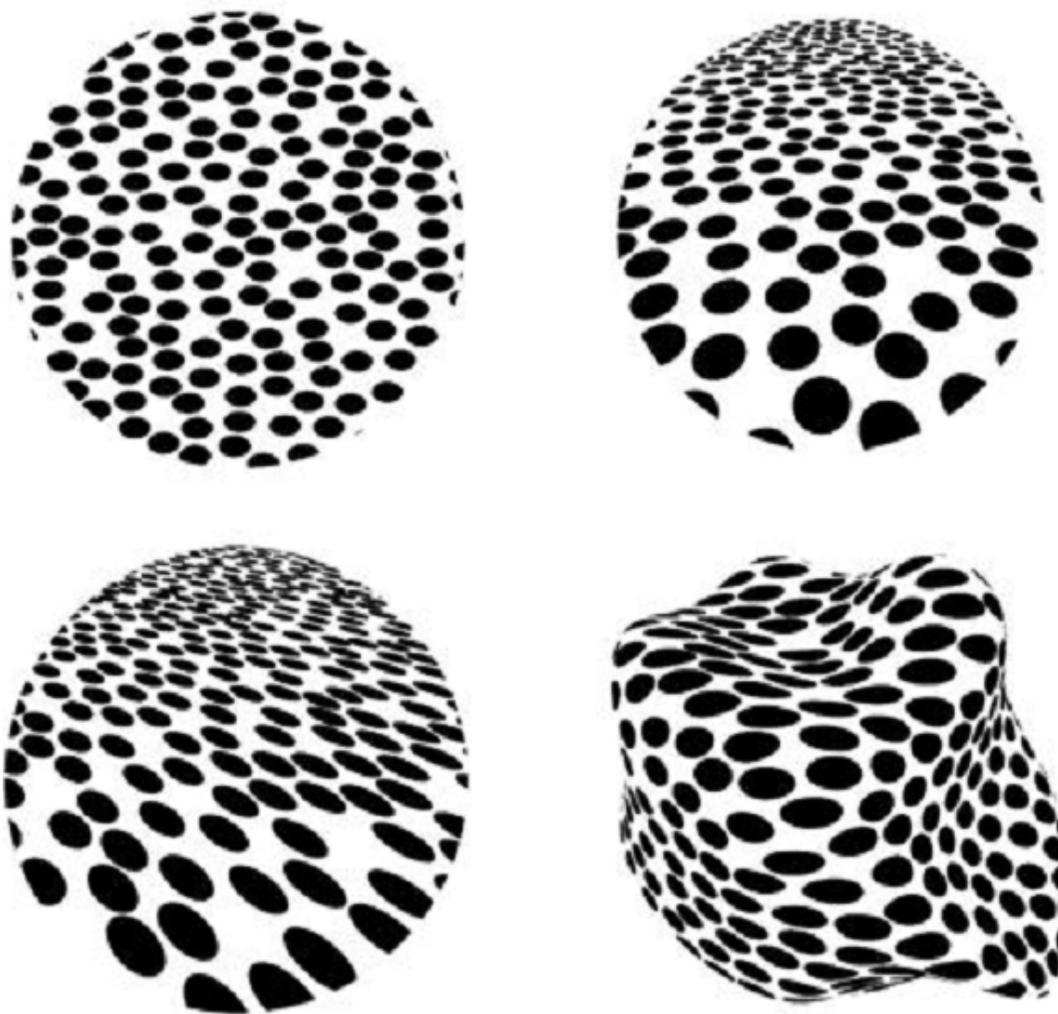
(b)

- **Текстура** — преимущественная ориентация элементов, составляющих материал (одно из определений)
- (b) - типичные примеры шаблонов (текстурных элементов) для исследований психофизиологического восприятия изображений
- Человек явно учитывает свойства текстуры фрагмента при распознавании изображений и выделении областей

## Что ещё даёт текстура?

- распознавание изображений и выделение областей
- ???

# Психологическое свойство текстуры



# Форма из текстуры

- Человек интуитивно считает текстуру изотропной, т.е. с постоянными свойствами на поверхности объекта
- Shape from texture: Исходя из предположения об изотропности шаблона текстуры, можно определить наклон поверхности

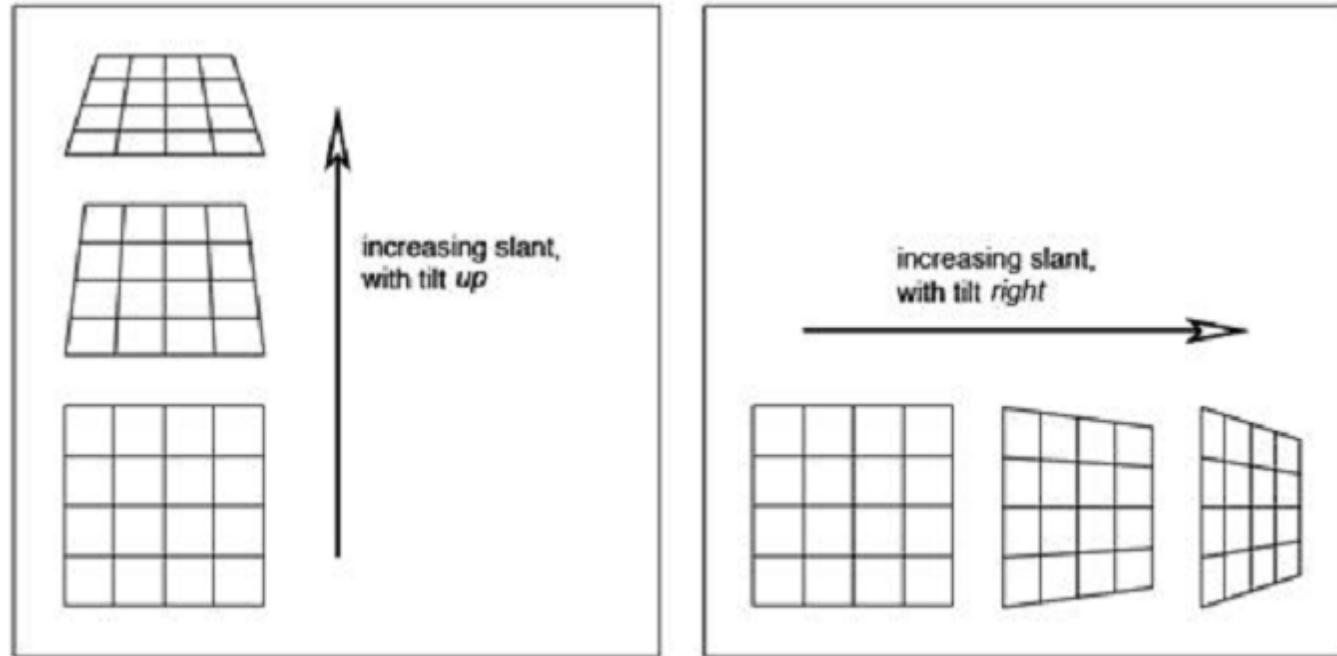
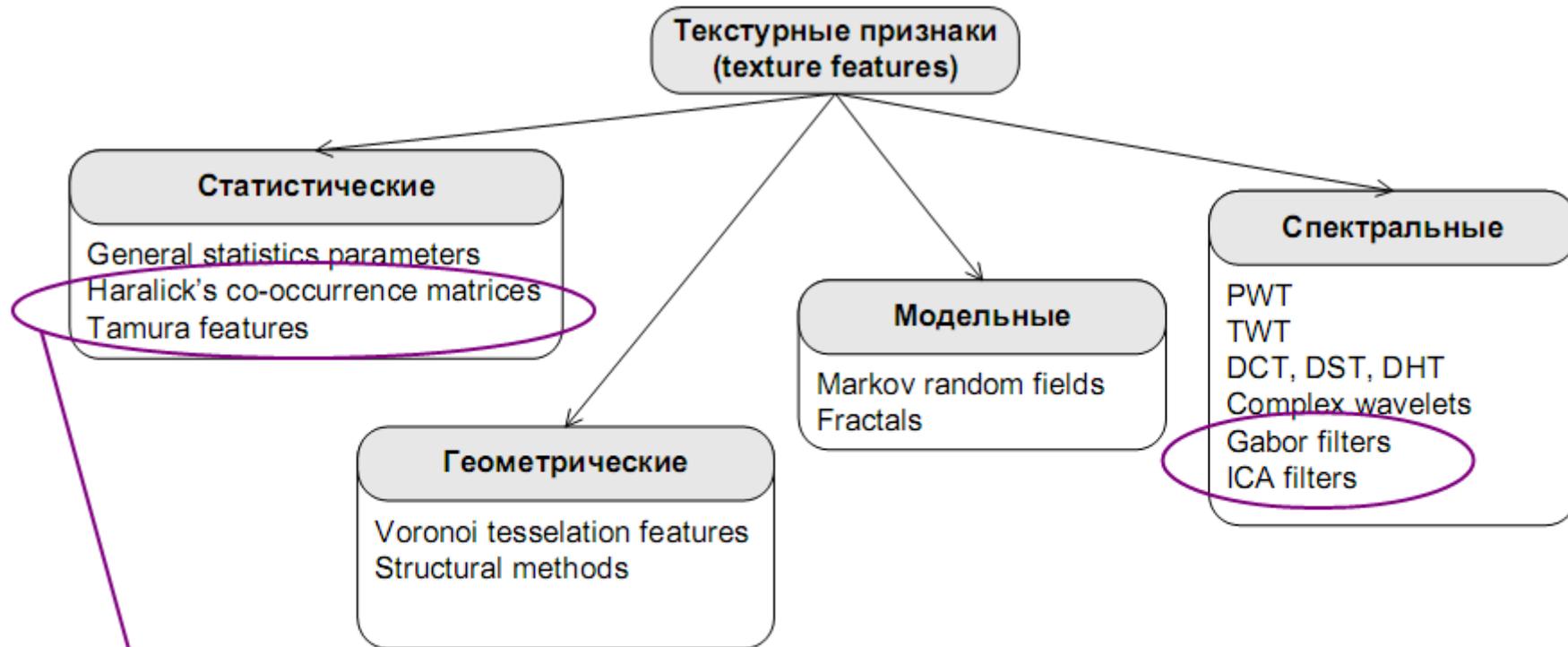


Figure 8.7. Surface orientation is often characterized in terms of *slant* and *tilt*.

# Понятие текстуры при двух подходах текстурного анализа

- **Структурный подход:** текстура представляет собой множество примитивных текселов, расположенных в некотором регулярном порядке.
- **Статистический подход:** текстура является количественной характеристикой распределения значений интенсивности в области изображения.

# Текстурные признаки



- Матрицы смежности – Haralick's co-occurrence matrices
- Признаки Tamura – Tamura features (Tamura image)

# Один из вариантов структурного геометрического описания текстур

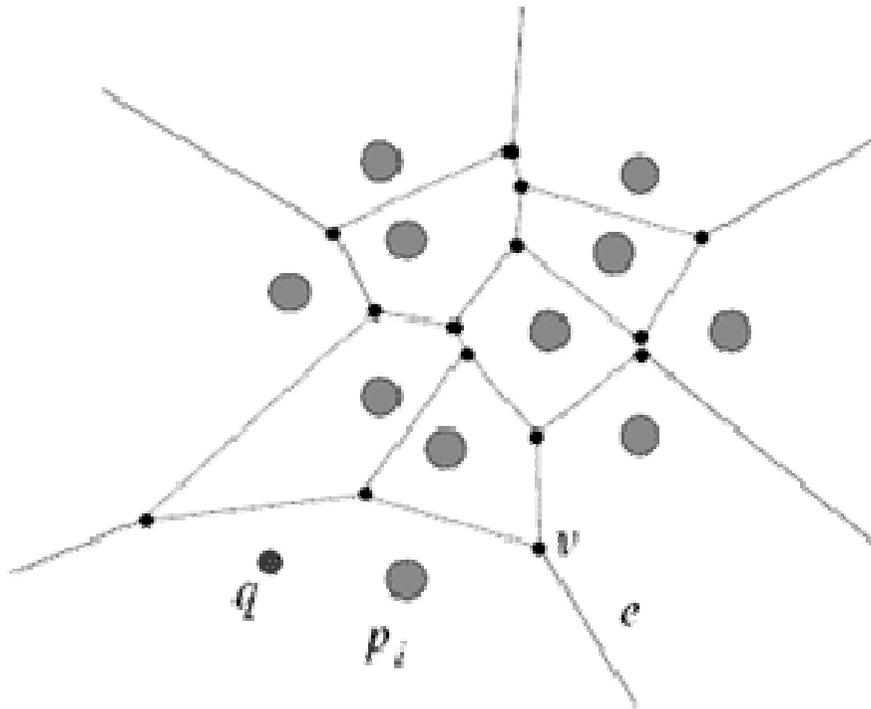
предложен (Tuceryan, Jain, 1990)



**Текселы** — области изображений, обнаруженных простыми операциями (наподобие пороговой бинаризации)

Характеристики пространственной взаимосвязи текселов определяются на основе **диаграммы Вороного**.

# Диаграмма Вороного



Многоугольник Вороного:

$$V(P) = \bigcap_{Q \in S, Q \neq P} H^Q(P)$$

# Алгоритм определения областей с однородной текстурой

1. Выделить текселы
2. Для них определить многоугольники Вороного
3. Вычислить признаки формы многоугольников
4. Сгруппировать многоугольники в кластеры

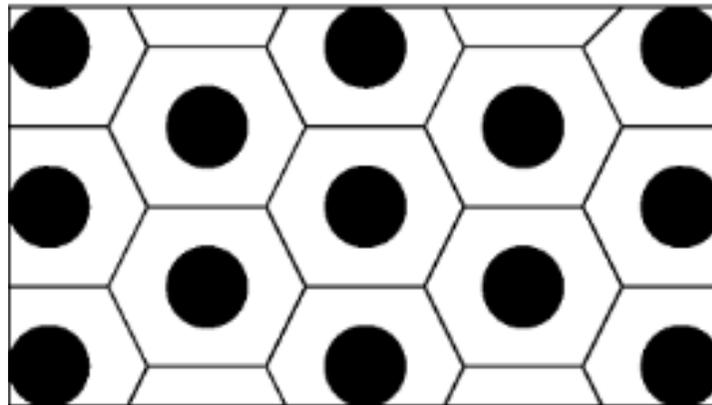


Диаграмма Вороного для множества круговых текселов

## Статистический подход по сравнению со структурным:

- менее нагляден
- обладает вычислительными преимуществами
- может применяться как для сегментации, так и для классификации текстур

# Количественные характеристики текстур

- Плотность и направление краёв
- Локальное двоичное разбиение
- Вычисление характерных признаков на основе матрицы вхождений (Характеристики Харалика)
- Энергетические текстурные характеристики Лавса
- Автокорреляция и спектр мощности
- Признаки Tamura
- Фильтры Габора

# Плотность и направление краёв

- Использование детектора краёв на начальном этапе
- Вычисление количества краёв
- Определение направлений краёв

# Плотность краёв

Количество краёв на единицу площади

$$F_{edgeness} = \frac{|\{p \mid Mag(p) \geq T\}|}{N}$$

где  $N$  – количество пикселей

$Mag(p)$  – модуль градиента для пиксела  $p$

характеризует заполнение текстуры, но не её ориентацию

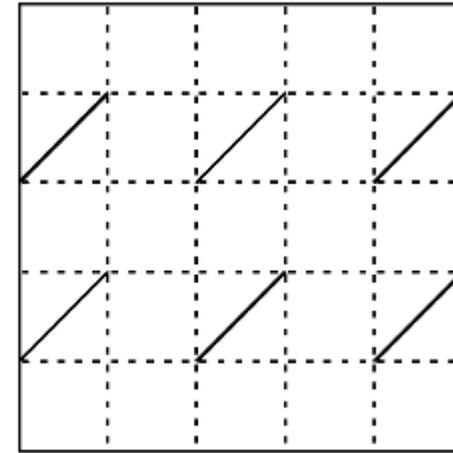
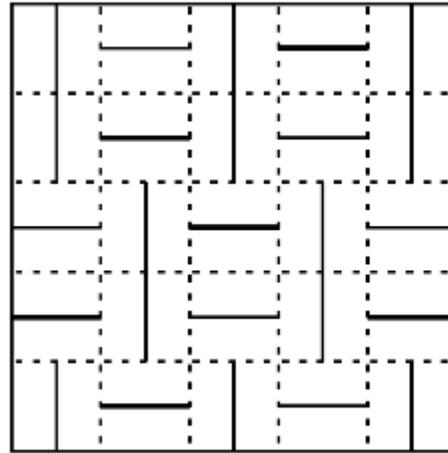
## Расширение текстурной характеристики

- Учёт не только заполнения текстуры, но ещё и ориентации
- Нормированные гистограммы модуля и направления градиента с небольшим количеством разрядов( $\leq 10$ )

$$F_{magdir} = (H_{mag}(R), H_{dir}(R))$$

Количественное описание текстуры области R

# Текстурные характеристики



Плотность

1.0

0.24

Диаграмма модуля

(0, 0.24, 0.76)

(0, 0.24, 0)

Диаграмма градиента

(0.48, 0.52, 0)

(0, 0, 0.24)

# Сравнение двух n-разрядных гистограмм

$$L_1(H_1, H_2) = \sum_{i=1}^n | H_1[i] - H_2[i] |$$

расстояние между гистограммами

# Количественные характеристики текстур

- Плотность и направление краев
- Локальное двоичное разбиение
- Вычисление характерных признаков на основе матрицы вхождений (Характеристики Харалика)
- Энергетические текстурные характеристики Лавса
- Автокорреляция и спектр мощности
- Признаки Tamura
- Фильтры Габора

# Локальное двоичное разбиение (LBP)

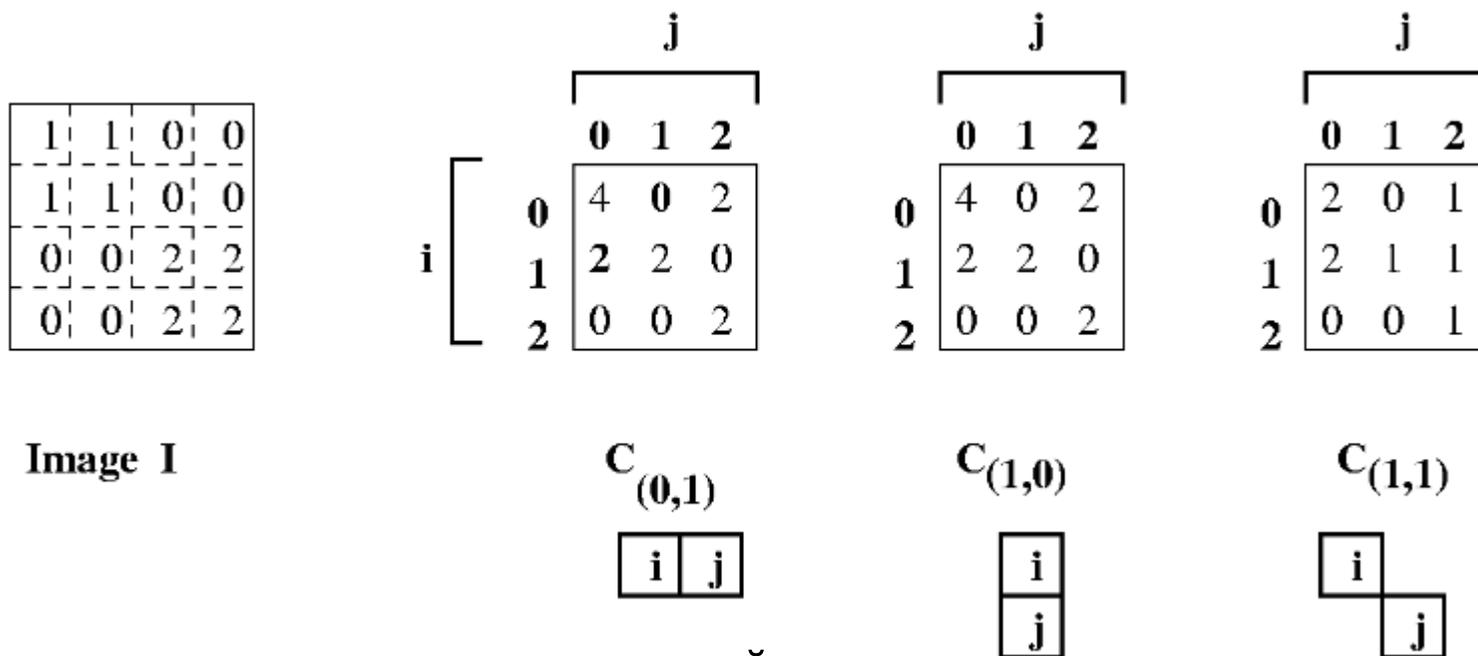
- Сравнение значение интенсивности каждого пиксела и восьми его соседей
- Результат проверки – двоичное число  $b_1b_2b_3b_4b_5b_6b_7b_8$
- По этим числам строится гистограмма

# Количественные характеристики текстур

- Плотность и направление краёв
- Локальное двоичное разбиение
- Вычисление характерных признаков на основе матрицы вхождений (смежности). Характеристики Харалика
- Энергетические текстурные характеристики Лавса
- Автокорреляция и спектр мощности
- Признаки Tamura
- Фильтры Габора

# Матрицы вхождений (смежности) co-occurrence matrix

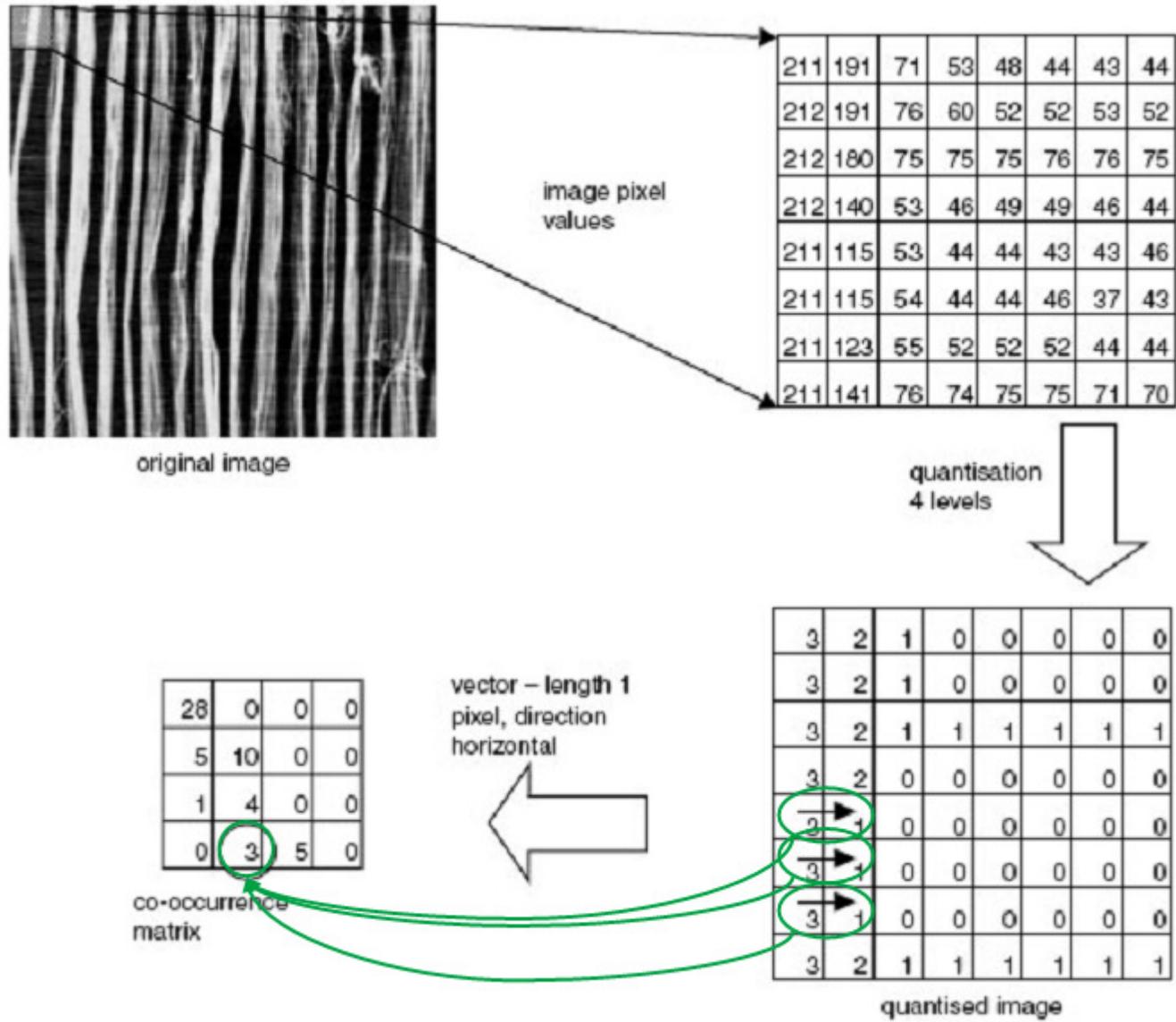
$C(i,j)$  – элемент матрицы – сколько раз встречалось  $i$  в отношении с  $j$



Полутоновая матрица вхождений

$$C(i, j) = \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^M \begin{cases} 1, & \text{если } I(p, q) = i, I(p + \Delta x, q + \Delta y) = j \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

$d=(\Delta x, \Delta y)$  – вектор пространственного отношения



# Основные разновидности стандартной полутоновой матрицы вхождений Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM)

- Нормированная полутоновая матрица вхождений

$$N_d(i, j) = \frac{C_d(i, j)}{\sum_i \sum_j C_d(i, j)}$$

- Симметричная полутоновая матрица вхождений

$$S_d(i, j) = C_d(i, j) + C_{-d}(i, j)$$

# Матрицы вхождений

- представляют свойства текстуры
- но не удобны для непосредственного применения при анализе изображений
- используются для вычисления числовых характерных признаков для более компактного представления текстуры

## Характерные признаки

- Энергия (минимальна, когда все элементы равны)

$$\sum_i \sum_j N_d^2(i, j)$$

- Энтропия (максимальна, когда все элементы равны)

$$-\sum_i \sum_j N_d(i, j) \log_2 N_d(i, j)$$

- Контраст (мал, когда большие элементы вблизи главной диагонали)

$$\sum_i \sum_j (i - j)^2 N_d(i, j)$$

- Однородность (мала, когда большие элементы далеки от главной диагонали)

$$\sum_i \sum_j \frac{N_d(i, j)}{1 + |i - j|}$$

- Корреляция

$$\frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)(j - \mu_j) N_d(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

# Проблема

- Выбор вектора смещения  $d$
- Zucker, Terzopoulos (1980) предложили использовать статистическую проверку  $\chi^2$  для выбора значений  $d$

$$\max \chi^2(d) = \left( \sum_i \sum_j \frac{N_d^2(i, j)}{N_d(i)N_d(j)} - 1 \right)$$

$$N_d(i) = \sum_j N_d(i, j)$$

$$N_d(j) = \sum_i N_d(i, j)$$

# Количественные характеристики текстур

- Плотность и направление краев
- Локальное двоичное разбиение
- Вычисление характерных признаков на основе матрицы вхождений (Характеристики Харалика)
- Энергетические текстурные характеристики Лавса
- Автокорреляция и спектр мощности
- Признаки Tamura
- Фильтры Габора

# Энергетические текстурные характеристики Лавса (Laws)

- Обнаружение различных типов текстур с помощью локальных масок
- Энергетический подход, в котором оценивается изменение содержания текстуры в пределах окна фиксированного размера
- Для вычисления энергетических характеристик используется набор из девяти масок 5x5
- Энергетические характеристики каждого пиксела представляются вектором из 9 чисел

## Векторы для вычисления масок

Для вычисления симметричного  
взвешенного локального среднего  
значения

$$L5 \text{ (Level)} : [ 1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1 ]$$

Для обнаружения краев

$$E5 \text{ (Edge)} : [ -1 \ -2 \ 0 \ 2 \ 1 ]$$

Для обнаружения пятен

$$S5 \text{ (Spot)} : [ -1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1 ]$$

Для обнаружения образа в виде ряби

$$R5 \text{ (Ripple)} : [ 1 \ -4 \ 6 \ -4 \ 1 ]$$

## Получение двумерных масок

$$E5 \times L5 = E5L5$$

$$\begin{bmatrix} -1 \\ -2 \\ 0 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \times [ 1 \quad 4 \quad 6 \quad 4 \quad 1 ] = \begin{bmatrix} -1 & -4 & -6 & -4 & -1 \\ -2 & -8 & -12 & -8 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 8 & 12 & 8 & 2 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

# Метод Лавса (шаг 1)

## Устранение влияния интенсивности освещения

По изображению перемещается окно и из каждого пиксела вычитается локальное среднее значение.

Формируется изображение, на котором средняя интенсивность каждой пиксельной окрестности близка к 0.

Размер окна зависит от типа изображений.

Для естественных сцен окно – 15x15

## Метод Лавса (шаг 2)

**Применение каждой из 16 масок 5x5**

Формируются профильтрованные изображения

**Энергетическая текстурная карта –**

полноразмерное изображение

$$E_k[r, c] = \sum_{j=c-7}^{c+7} \sum_{i=r-7}^{r+7} |F_k[i, j]|$$

$F_k [i, j]$  – результат фильтрации пиксела  $k$ -ой маской

## Метод Лавса (шаг 3)

Каждая симметричная пара карт заменяется усредненной картой

Например, можно усреднить:

E5L5 – горизонтальные края

L5E5 – вертикальные края

Среднее – края обоих типов

16 карт → 9 карт

# Девять окончательных энергетических карт

L5E5/E5L5

E5R5/R5E5

L5S5/S5L5

S5S5

L5R5/R5L5

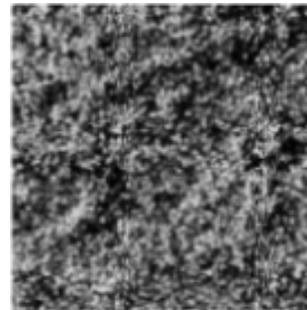
S5R5/R5S5

E5E5

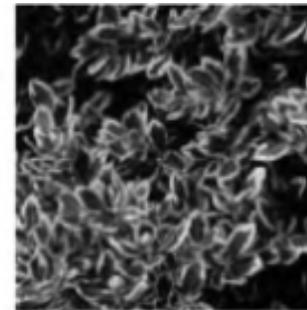
R5R5

E5S5/S5E5

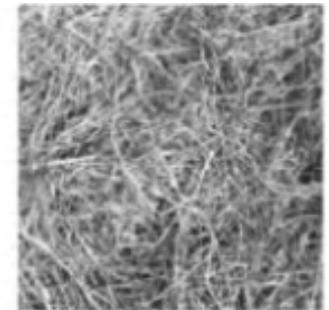
# Природные текстуры



leaves



leaves



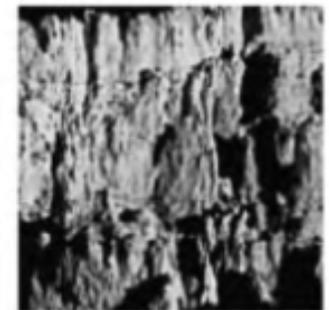
grass



brick



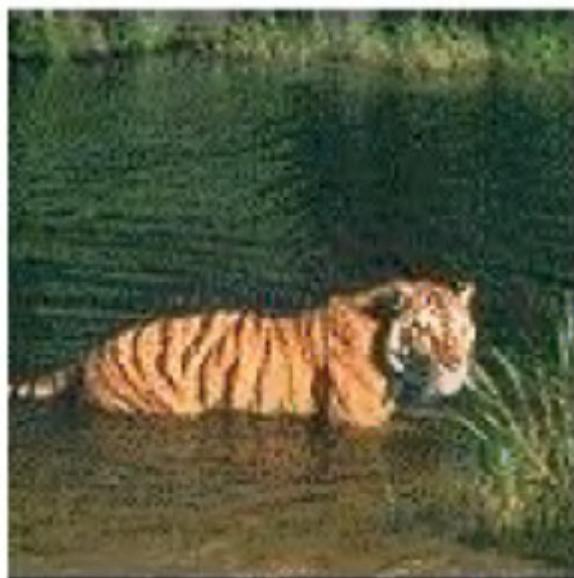
brick



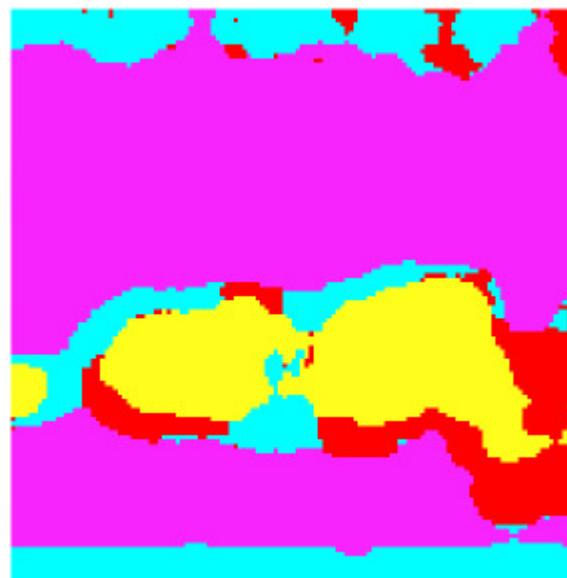
stone

<b>Image</b>	<b>E5E5</b>	<b>S5S5</b>	<b>R5R5</b>	<b>E5L5</b>	<b>S5L5</b>	<b>R5L5</b>	<b>S5E5</b>	<b>R5E5</b>	<b>R5S5</b>
Leaves1	250.9	140.0	1309.2	703.6	512.2	1516.2	187.5	568.8	430.0
Leaves2	257.7	121.4	988.7	820.6	510.1	1186.4	172.9	439.6	328.0
Grass	197.8	107.2	1076.9	586.9	410.5	1208.5	144.0	444.8	338.1
Brick1	128.1	60.2	512.7	442.1	273.8	724.8	86.6	248.1	176.3
Brick2	72.4	28.6	214.2	263.6	130.9	271.5	43.2	93.3	68.5
Stone	224.6	103.2	766.8	812.8	506.4	1311.0	150.4	413.5	281.1

## Сегментация (характеристики Лавса)



(a) Original image



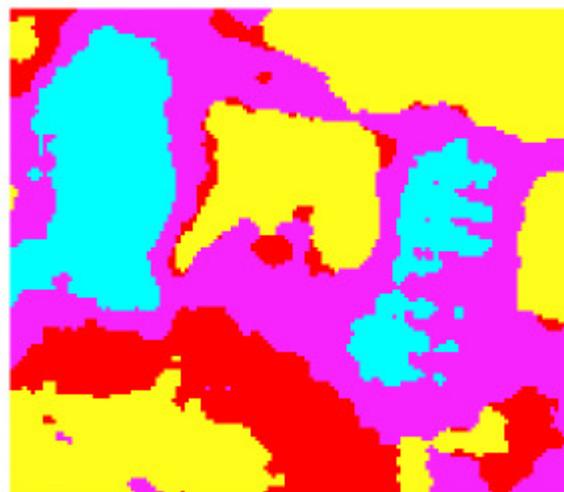
(b) Segmentation into 4 clusters

Region	E5E5	S5S5	R5R5	E5L5	S5L5	R5L5	S5E5	R5E5	R5S5
Tiger	168.1	84.0	807.7	553.7	354.4	910.6	116.3	339.2	257.4
Water	68.5	36.9	366.8	218.7	149.3	459.4	49.6	159.1	117.3
Flags	258.1	113.0	787.7	1057.6	702.2	2056.3	182.4	611.5	350.8
Fence	189.5	80.7	624.3	701.7	377.5	803.1	120.6	297.5	215.0
Grass	206.5	103.6	1031.7	625.2	428.3	1153.6	146.0	427.5	323.6
Small flowers	114.9	48.6	289.1	402.6	241.3	484.3	73.6	158.2	109.3
Big flowers	76.7	28.8	177.1	301.5	158.4	270.0	45.6	89.7	62.9
Borders	15.3	6.4	64.4	92.3	36.3	74.5	9.3	26.1	19.5

# Сегментация (характеристики Лавса)



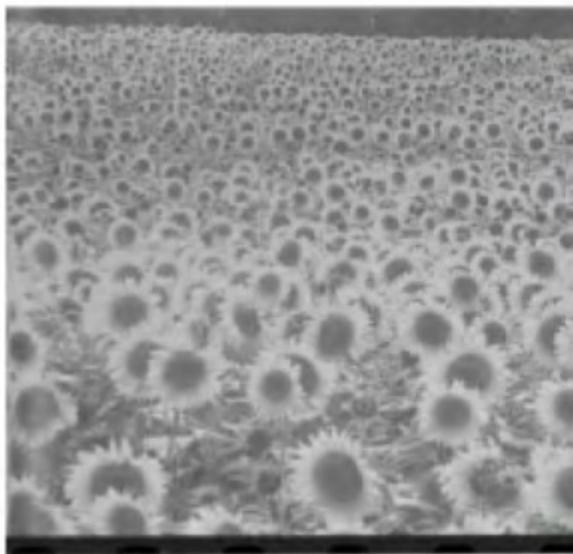
(c) Original image



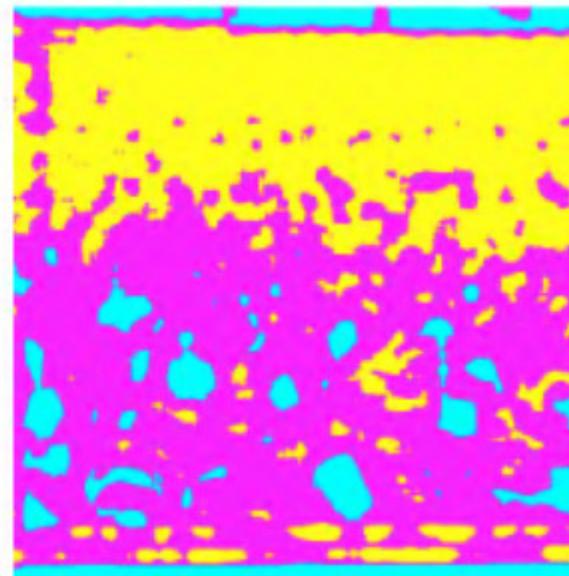
(d) Segmentation into 4 clusters

<b>Region</b>	<b>E5E5</b>	<b>S5S5</b>	<b>R5R5</b>	<b>E5L5</b>	<b>S5L5</b>	<b>R5L5</b>	<b>S5E5</b>	<b>R5E5</b>	<b>R5S5</b>
Tiger	168.1	84.0	807.7	553.7	354.4	910.6	116.3	339.2	257.4
Water	68.5	36.9	366.8	218.7	149.3	459.4	49.6	159.1	117.3
Flags	258.1	113.0	787.7	1057.6	702.2	2056.3	182.4	611.5	350.8
Fence	189.5	80.7	624.3	701.7	377.5	803.1	120.6	297.5	215.0
Grass	206.5	103.6	1031.7	625.2	428.3	1153.6	146.0	427.5	323.6
Small flowers	114.9	48.6	289.1	402.6	241.3	484.3	73.6	158.2	109.3
Big flowers	76.7	28.8	177.1	301.5	158.4	270.0	45.6	89.7	62.9
Borders	15.3	6.4	64.4	92.3	36.3	74.5	9.3	26.1	19.5

# Сегментация (характеристики Лавса)



(e) Original image



(f) Segmentation into 3 clusters

Region	E5E5	S5S5	R5R5	E5L5	S5L5	R5L5	S5E5	R5E5	R5S5
Tiger	168.1	84.0	807.7	553.7	354.4	910.6	116.3	339.2	257.4
Water	68.5	36.9	366.8	218.7	149.3	459.4	49.6	159.1	117.3
Flags	258.1	113.0	787.7	1057.6	702.2	2056.3	182.4	611.5	350.8
Fence	189.5	80.7	624.3	701.7	377.5	803.1	120.6	297.5	215.0
Grass	206.5	103.6	1031.7	625.2	428.3	1153.6	146.0	427.5	323.6
Small flowers	114.9	48.6	289.1	402.6	241.3	484.3	73.6	158.2	109.3
Big flowers	76.7	28.8	177.1	301.5	158.4	270.0	45.6	89.7	62.9
Borders	15.3	6.4	64.4	92.3	36.3	74.5	9.3	26.1	19.5

Corel Stock Photos и MIT Media Lab VisTex

# Количественные характеристики текстур

- Плотность и направление краев
- Локальное двоичное разбиение
- Вычисление характерных признаков на основе матрицы вхождений (Характеристики Харалика)
- Энергетические текстурные характеристики Лавса
- Автокорреляция и спектр мощности
- Признаки Tamura
- Фильтры Габора

# Автокорреляция и спектр мощности

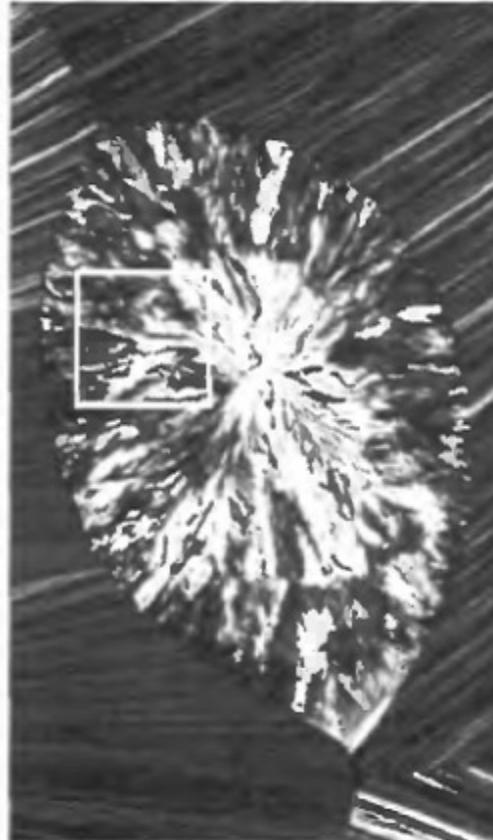
Используют

- для обнаружения повторяющихся образов текстурных элементов
- для описания мелкозернистости / грубости текстуры

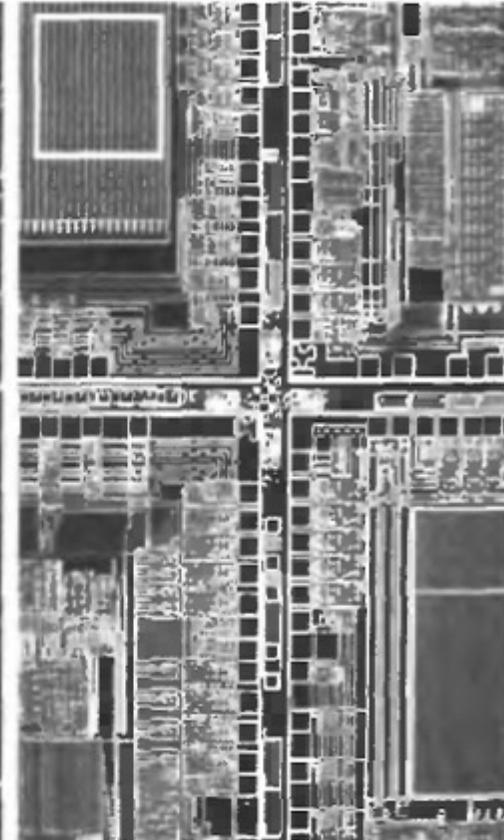
# Текстура



Гладкая



Грубая



Периодическая

## Автокорреляционная функция

$$\begin{aligned}\rho(dr, dc) &= \frac{\sum_{r=0}^N \sum_{c=0}^N I[r,c]I(r+dr,c+dc)}{\sum_{r=0}^N \sum_{c=0}^N I^2[r,c]} \\ &= \frac{I[r,c] \circ I_d[r,c]}{I[r,c] \circ I[r,c]}\end{aligned}$$

- В случае грубого текстурного образа автокорреляционная функция – медленно убывающая
- Автокорреляционная функция мелкозернистых текстур – быстро убывающая
- На графике автокорреляционных функций регулярных текстур присутствуют пики и впадины.

# Количественные характеристики текстур

- Плотность и направление краев
- Локальное двоичное разбиение
- Вычисление характерных признаков на основе матрицы вхождений (Характеристики Харалика)
- Энергетические текстурные характеристики Лавса
- Автокорреляция и спектр мощности
- Признаки Tamura
- Фильтры Габора

# Признаки Тамуры

Имеются 6 признаков, признанных существенными для зрительного восприятия в результате психологического эксперимента

Все они вычисляются по эвристическим процедурам и никак не масштабируются.

Tamura, H. Textural Features Corresponding to Visual Perception / H. Tamura, Sh. Mori, T. Yamawaki // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1978. – June, Vol. SMC-8. – P. 460-473.

# Признаки Тамуры

- **Зернистость** – это признак, связанный с расстоянием между заметными пространственными колебаниями оттенков серого, то есть с размером примитивных элементов (текселей), формирующих текстуру.
- **Контраст Тамуры** – это мера того, насколько сильно и резко может меняться цвет на изображении.
- **Направленность** – это признак, измеряемый с помощью гистограммы локальных направлений контуров.

# Признаки Тамуры

- **Линейность** – это признак, показывающий, насколько прямолинейны контуры на изображении.
- **Регулярность** – это общая изменчивость первых четырёх признаков между различными частями изображения.
- **Грубость** – субъективная оценка грубости переходов на изображении

# Признаки Tamura

Характеристики, существенные для зрительного восприятия:

- Зернистость (coarseness)
- Контрастность (contrast)
- Направленность (directionality)
- Линейность (line-likeness)
- Регулярность (regularity)
- Грубость (roughness)

Tamura image:

Coarseness-coNtrast-Directionality – точки в трехмерном пространстве CND

Признаки:

- Евклидово расстояние в 3D (QBIC)
- 3D гистограмма (Mars)

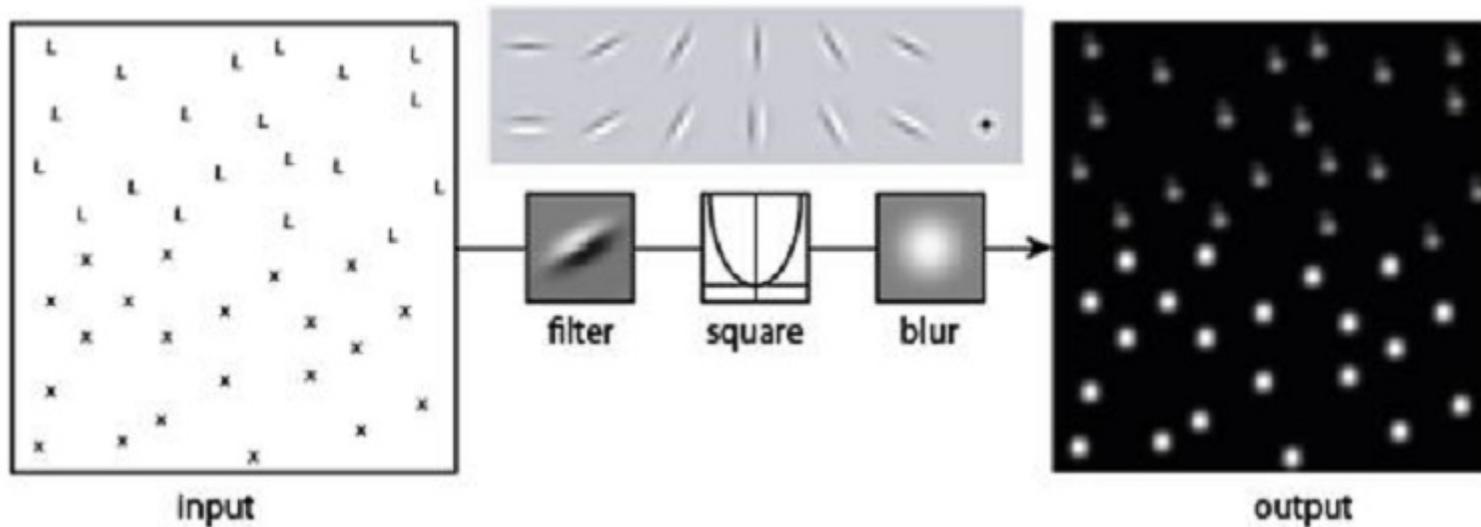
# Количественные характеристики текстур

- Плотность и направление краев
- Локальное двоичное разбиение
- Вычисление характерных признаков на основе матрицы вхождений (Характеристики Харалика)
- Энергетические текстурные характеристики Лавса
- Автокорреляция и спектр мощности
- Признаки Tamura
- Фильтры Габора

## Ещё один подход

- Определение структуры изображения с помощью блоков фильтров

## Банки текстурных фильтров



- Выберем набор (банк) фильтров, каждый из которых чувствителен к краю определенной ориентации и размера
- Каждый пиксель изображения после обработки банком фильтров даёт вектор признаков
- Этот вектор признаков эффективно описывает локальную текстуру окрестности пикселя

Pietro Perona and Jitendra Malik «Detecting and Localizing edges composed of steps, peaks and roofs», ICCV 1990

# Фильтры Габора

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)$$

$\lambda$  — длина волны

$\theta$  — ориентация

$\sigma$  — сигма гауссиана

$\psi$  — сдвиг фазы

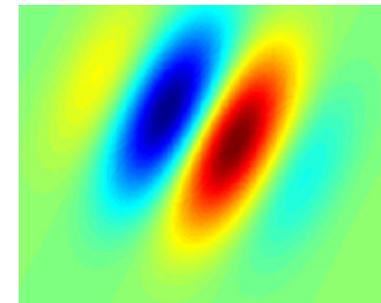
$\gamma$  — коэффициент сжатия

или соотношение размеров  
(aspect ratio),

«эллиптичность фильтра»

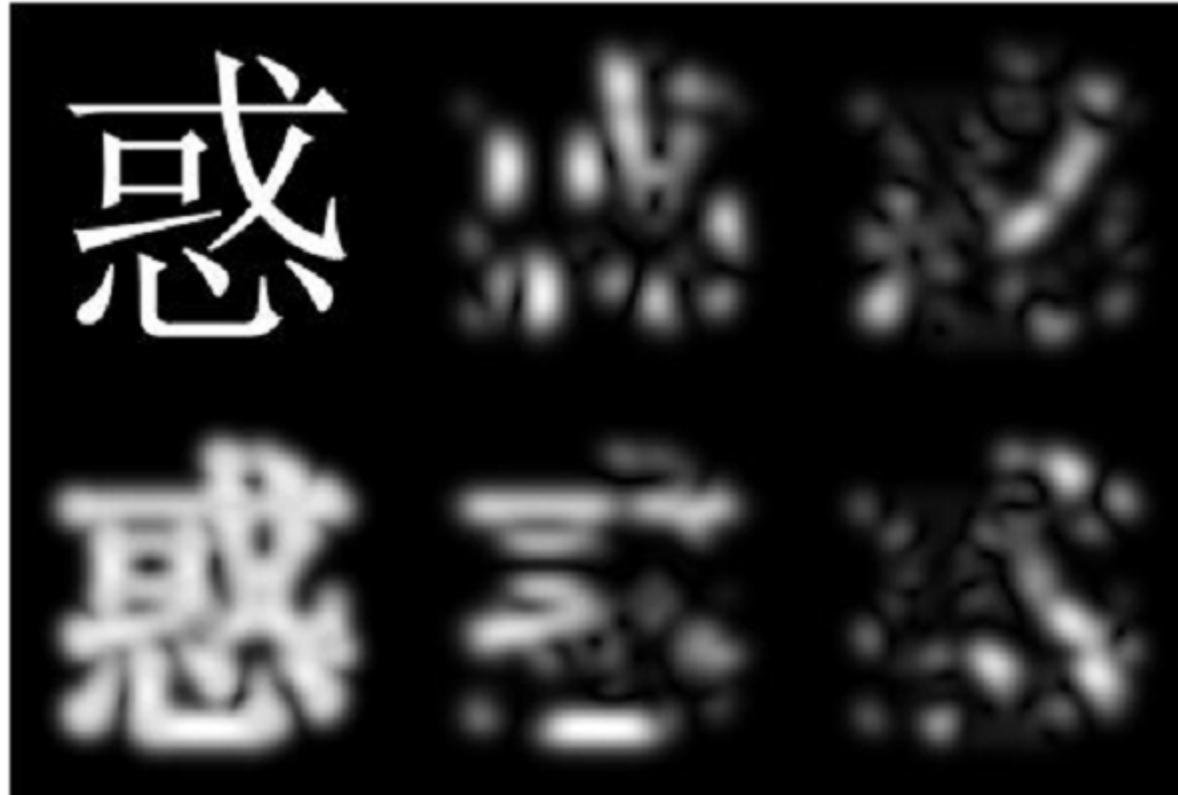
$$x' = x \cos(\theta) + y \sin(\theta)$$

$$y' = -x \sin(\theta) + y \cos(\theta)$$



- 2D фильтр Габора – ядро гауссиана, домноженное на синусоиду
- Предложены в 1947 Денисом Габором (нобелевским лауреатом), независимо переоткрыты в 1980 году
- Позволяет сделать банк фильтров, для выделения краёв разной ориентации, масштаба и положения в окрестности

## Поиск краёв с помощью Габора



- Слева сверху – иероглиф
- 4 справа – применение фильтров Габора с ориентациями 0, 45, 90 и 135 градусов
- Слева внизу – совмещение результатов фильтрации

Фильтр Габора эффективен при обработке изображений со структурной избыточностью, имеющих квазипериодическую структуру.

Дактилоскопические изображения, изображения кристаллограмм и интерферрограмм.

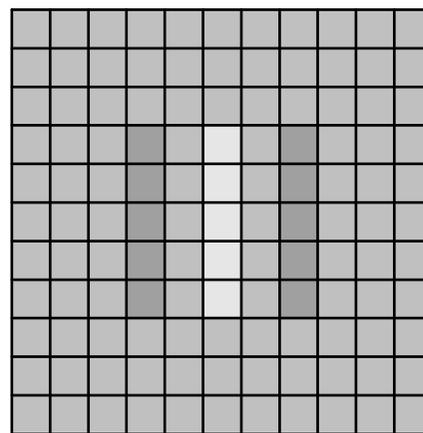
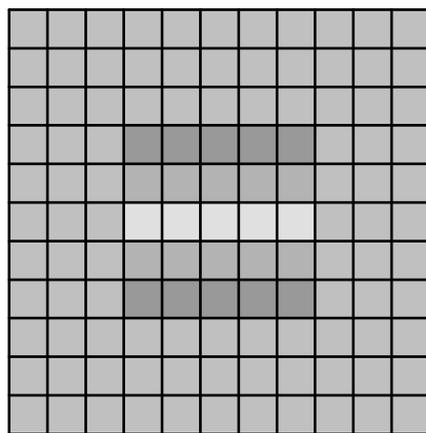
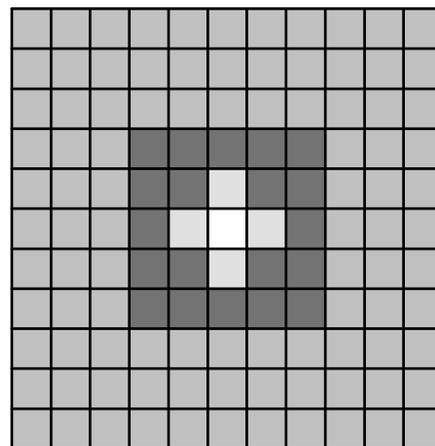
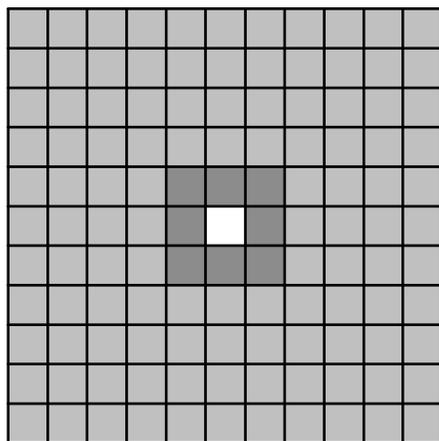
Окрас у зебр, различных кошачьих (тигры, рыси, дымчатые коты), птиц (тетерева), рыб (лепоринус полосатый).

Исходное  
дактилоскопическое  
изображение

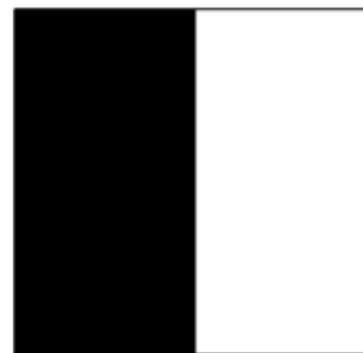


Дактилоскопическое  
изображение,  
обработанное  
фильтром Габора

# Признаки Хаара



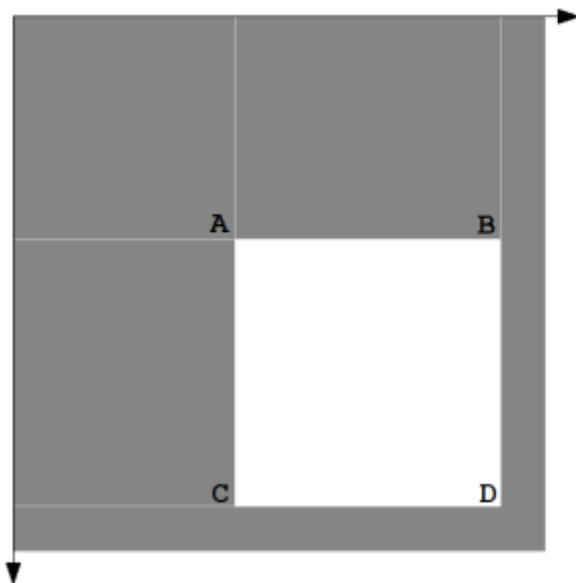
# Признаки Хаара



Интегральное изменение яркости

# Интегральное представление изображения

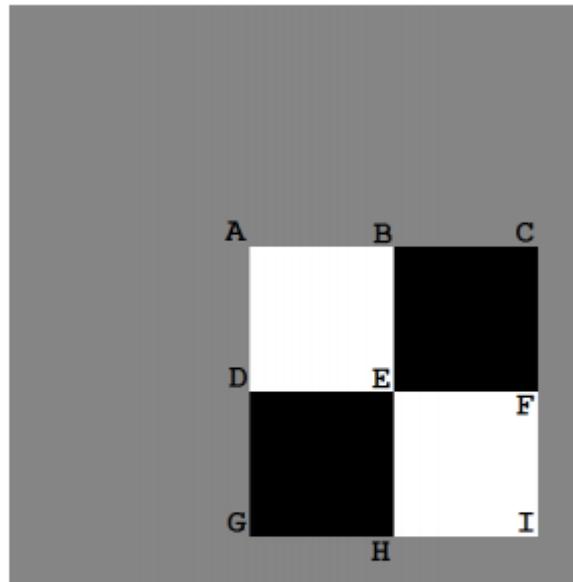
$$L(x, y) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(i, j)$$



$$I_{ABCD} = L_D - L_B - L_C + L_A$$

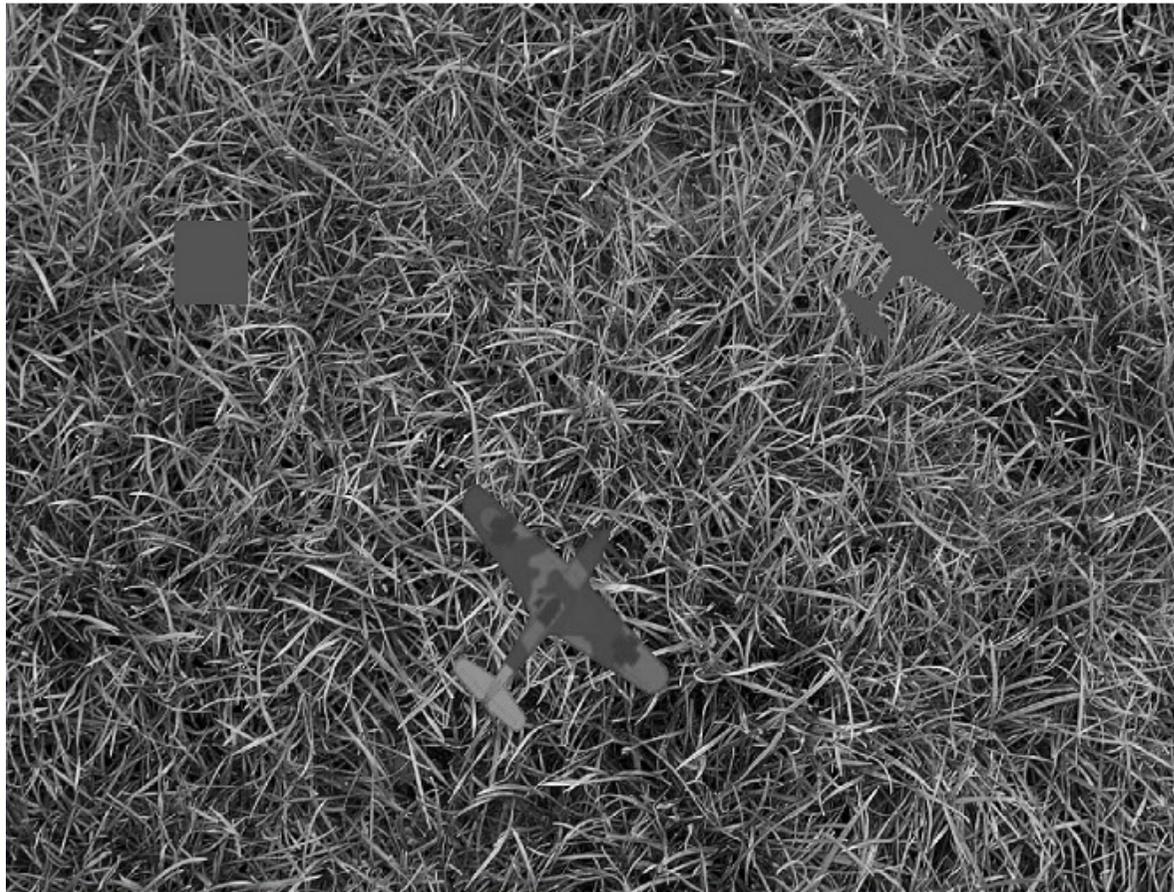
$$L(x, y) = I(x, y) - L(x-1, y-1) + L(x, y-1) + L(x-1, y)$$

# Интегральное представление



$$S_{ACGI} = L_A - 2L_B + L_C - 2L_D + 4L_E - 2L_F + L_G - 2L_H + L_I$$

# Локализация инородных объектов на изображении



Нестеренко В.А.

# Словарь текстурных элементов (текстонов)

- **Алгоритм:**

- Для каждого пикселя вычислим отклики по банку фильтров (вектор-признак)
- Составим обучающую выборку векторов-признаков
- Кластеризуем  $k$ -средними
  - $K$  центров кластеров - Текстоны
  - Вместе они образуют словарь
- Теперь каждому пикселю изображения мы можем сопоставить номер текстона из словаря

- **Получили новые признаки:**

- Номер текстона для каждого пикселя
- Гистограмму частот текстонов для окрестности пикселя



Пример банка из 13 фильтров



Часть текстонов из словаря

J. Malik, S. Belongie, T. Leung, and J. Shi, "Contour and Texture Analysis for Image Segmentation," IJCV 2001