

# Использование текстурных признаков Харалика для анализа изображений щитовидной железы

Соловьев И.П., СПбГУ, Санкт-Петербург i.soloviev@spbu.ru,  
Лямин В.А., СПбГУ, Санкт-Петербург st067898@student.spbu.ru

## Аннотация

В данной работе рассматривается применение текстурных признаков Харалика для распознавания узлов на ультразвуковых изображениях щитовидной железы. Ее основными целями являются извлечение численных признаков, характеризующих текстуру изображения, и последующее обучение нейросетевой модели. Эксперименты показывают, что оптимальный размер исследуемой области составляет  $32 \times 32$  пикселя, а использование цветовых моделей RGB и HSV обеспечивает точность распознавания не менее 90%. Полученные результаты демонстрируют перспективность данного подхода для повышения эффективности медицинской диагностики.

## Введение

Изображения ультразвукового исследования (УЗИ) являются дешевым, простым и эффективным способом для выявления аномалий щитовидной железы человека, в частности, онкологического заболевания. Одним из признаков рака является появление в щитовидной железе так называемых «узлов». Узлами принято называть все новообразования, которые отличаются по эхогенности (способности отражать ультразвуковой сигнал) от окружающей ткани щитовидной железы. Они делятся на несколько видов:

- **изоэхогенные** – узлы совпадают по плотности с тканью щитовидной железы;
- **гиперэхогенные** – узлы с повышенной эхогенностью (более плотная ткань); на изображении УЗИ выглядят более светлыми;
- **анэхогенные** – узлы с пониженной эхогенностью (менее плотная ткань); на изображении УЗИ выглядят более темными.

При просмотре большого числа изображений в медицинской клинике важно иметь программный инструмент, позволяющий быстро выявлять новообразования в щитовидной железе, а также помочь медикам определить пациентов, требующих срочной госпитализации. Существуют много различных

методов анализа цифровых изображений для извлечения характерных признаков для последующего обучения классифицирующих нейронных сетей. В данной статье мы используем для анализа избранные текстурные признаки Харалика [1], а также метод бинарной логики [2], и сравниваем полученные результаты.

## Данные и методы

### Обработка изображений

Для проведения исследования были взяты изображения УЗИ щитовидной железы, полученные в Клинике высоких медицинских технологий им. Н.И. Пирогова. Далее на заранее обученной модели для распознавания объектов была произведена разметка изображений в системе Supervisely [3]. Данная программа используется специалистами клиники и предназначена для разметки изображений вручную или при помощи нейронных сетей. На изображениях была выделена нормальная ткань щитовидной железы и узлы. На следующем этапе были уточнены границы разметки, а также проведена верификация полученных изображений специалистом клиники. Для корректного обучения нейронной сети необходимо обеспечить баланс между классами, извлекая равное количество областей с нормальной тканью щитовидной железы и с узловыми образованиями. Это позволяет избежать смещения модели в сторону одного из классов. На рисунке 1 показан пример получения данных областей. Они выбирались таким образом, чтобы в итоге получилось максимально возможное множество непересекающихся областей.

### Применение текстурных признаков Харалика

Применение текстурных признаков Харалика основано на предположении, что текстурная информация изображения определяется пространственными взаимосвязями уровней серого. Эти взаимосвязи представляются в виде матриц, отражающих различные типы отношений между пикселями в заданной окрестности [4]. Далее из этих матриц извлекаются численные признаки для последующего анализа. Для корректной работы данного метода необходимо выбрать область на изображении в виде прямоугольника, где  $N_x$  – количество пикселей по горизонтали и  $N_y$  – количество пикселей по вертикали, а  $N_g$  – количество уровней серого. Далее вводим горизонтальную пространственную область  $L_x = \{1, \dots, N_x\}$  и вертикальную пространственную область  $L_y = \{1, \dots, N_y\}$ , а также множество уровней серого  $G = \{1, \dots, N_g\}$ .

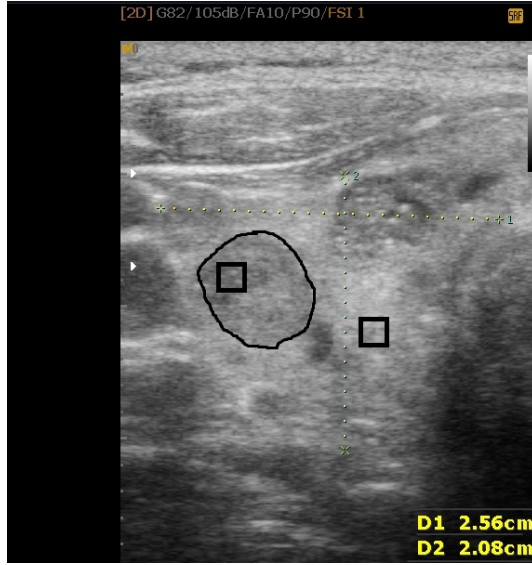


Рис. 1: Изображение УЗИ щитовидной железы с одним очерченным узлом и двумя квадратными блоками, выбранными из нормальной и узловой ткани щитовидной железы (внутри выделенной области)

Основываясь на введенных понятиях, определим функцию изображения  $I$  следующим образом:  $I : L_y \times L_x \rightarrow G$ .

Основным этапом реализации данного метода является вычисление четырех мер, представляющие собой матрицы частот  $P$ , в которых два соседних пикселя находятся на расстоянии  $d$ . Элементами матрицы  $P$  являются ненормализованные отношения уровней серого, которые записываются следующим образом:

- $P_{d,0^\circ}(i, j) = \#\{((k, l), (m, n)) \in (L_y \times L_x) \times (L_y \times L_x) | k - m = 0, |l - n| = d, I(k, l) = i, I(m, n) = j\}$ ;
- $P_{d,45^\circ}(i, j) = \#\{((k, l), (m, n)) \in (L_y \times L_x) \times (L_y \times L_x) | (k - m = d, l - n = -d) \text{ or } (k - m = -d, l - n = d), I(k, l) = i, I(m, n) = j\}$ ;
- $P_{d,90^\circ}(i, j) = \#\{((k, l), (m, n)) \in (L_y \times L_x) \times (L_y \times L_x) | |k - m| = d, l - n = 0, I(k, l) = i, I(m, n) = j\}$ ;
- $P_{d,135^\circ}(i, j) = \#\{((k, l), (m, n)) \in (L_y \times L_x) \times (L_y \times L_x) | (k - m = d, l - n = d) \text{ or } (k - m = -d, l - n = -d), I(k, l) = i, I(m, n) = j\}$ ,

где # обозначает мощность множества. На рисунке 2 показан пример вычисления данных матриц для изображения четыре на четыре пикселя при  $d$  равном одному.

$I =$	0	0	1	1
	0	0	1	1
	0	2	2	2
	2	2	3	3

Grey Tone				
	0	1	2	3
0	#(0,0)	#(0,1)	#(0,2)	#(0,3)
1	#(1,0)	#(1,1)	#(1,2)	#(1,3)
2	#(2,0)	#(2,1)	#(2,2)	#(2,3)
3	#(3,0)	#(3,1)	#(3,2)	#(3,3)

$$P_{1,0^0} = \begin{pmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \quad P_{1,45^0} = \begin{pmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad P_{1,90^0} = \begin{pmatrix} 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{pmatrix} \quad P_{1,135^0} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{pmatrix}$$

Рис. 2: Пример вычисления матриц. В качестве примера возьмем изображение  $I$  размером 4х4 пикселя с четырьмя уровнями серого. Затем построим таблицу отношений уровней серого, по которой вычисляем четыре матрицы вхождения  $P$  при  $d$  равном единице.

Следующим этапом необходимо нормализовать получившиеся матрицы, таким образом, чтобы сумма всех элементов равнялась единице. При помощи нормализованной матрицы  $p$  вычисляем математическое ожидание по строкам и столбцам ( $\mu_x, \mu_y$ ), а так же их дисперсии ( $\sigma_x, \sigma_y$ ) [5]. Формулы для расчета данных величин приведены ниже (так как для всех последующих вычислений выполняются одни и те же действия, то индексы расстояния между пикселями и угла опускаем):

- $\mu_x = \sum_{i=1} i \sum_{j=1} p(i, j);$
- $\mu_y = \sum_{i=j} j \sum_{i=1} p(i, j);$
- $\sigma_x = \sum_{i=1} (1 - \mu_x)^2 \sum_{j=1} p(i, j);$
- $\sigma_y = \sum_{j=1} (1 - \mu_y)^2 \sum_{i=1} p(i, j).$

При помощи ранее полученных величин далее вычисляются 15 признаков, которые можно использовать при дальнейшем исследовании изображения. В наших экспериментах наилучшие результаты получаются при использовании следующих признаков: однородность, контраст, корреляция, дисперсия, гомогенность.

- $f_1 = \sum_i \sum_j p(i, j)^2$  – однородность. Это текстурный признак, который характеризует однородность текстуры изображения. Близкое к единице значение данного признака говорит о гладкой структуре, т.е. значения пикселей мало вариативны и часто повторяются.
- $f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 (\sum_{|i-j|=n}^{N_g} p(i, j))$  – контраст. Данный признак показывает насколько сильно отличаются интенсивности соседних пикселей.
- $f_3 = \frac{\sum_i \sum_j (ij)p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$  – корреляция. Она измеряет степень линейной зависимости между значениями интенсивностей пикселей, расположенных рядом. Например, низкая корреляция указывает на наличие резких границ и высокочастотных изменений в изображении.
- $f_4 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))$  – энтропия Шеннона. Данный признак измеряет степень беспорядка или сложности текстуры на изображении.
- $f_5 = - \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j)$  – гомогенность. Это признак измеряет, насколько близки значения пикселей друг к другу. В ходе экспериментов было выявлено, что он наиболее сильно влияет на точность модели (до 70%).

## Обучение нейронных сетей

В качестве модели машинного обучения был выбран метод опорных векторов (SVM) библиотеки scikit-learn [6]. Перед обучением признаки были масштабированы, чтобы привести их к единому масштабу и избежать доминирования одних признаков над другими, а также данные были разделены на две группы. Обучающая выборка составляла 80% данных, тестовая — 20%.

## Результаты

На первом этапе экспериментов был определен оптимальный размервлекаемой области. В серии экспериментов рассматривались квадратные области размером 20x20, 25x25, 32x32 и 35x35 пикселей. Результаты приведены в таблице 1. На них видно, что наибольшей точности (доля правильных предсказаний среди всех предсказаний модели) модель достигает при размере области 32 на 32 пикселя.

На втором этапе была исследована зависимость точности модели от цветовой палитры. Использовались палитры RGB, LAB и HSV. Результаты приведены в таблице 2. Наибольшей точности удалось достичь на моделях RGB и HSV.

Размер области	Точность модели
20x20	0.68
25x25	0.76
32x32	0.91
35x35	0.89

Таблица 1: Точность модели в зависимости от размера области

Цветовая модель	Точность модели
RGB	0.91
HSV	0.9
LAB	0.82

Таблица 2: Точность модели в зависимости от цветовой модели

Для сравнения с другими методами извлечения признаков из изображения был реализован метод локального бинарного шаблона (LBP) [7]. Но модель, обученная на признаках, полученных при помощи данного метода, показала точность в 60%, что значительно хуже, чем при использовании текстурных признаков Харалика.

## Заключение

В данной статье представлен подход к обработке размеченных изображений УЗИ щитовидной железы для последующего извлечения численных характеристик при помощи текстурных признаков Харалика. Также приведены серии экспериментов, по которым можно сделать следующие выводы:

- наиболее оптимальным размером области для разделения узлов от нормальной ткани щитовидной железы составляет 32 на 32 пикселя;
- использование цветowych моделей RGB и HSV дает лучший результат, чем LAB.

## **Благодарности**

Авторы благодарят Клинику высоких медицинских технологий им. Н.И. Пирогова за предоставленные образцы изображений.

## **Список литературы**

- [1] Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural features for image classification // IEEE Transactions on systems, man and cybernetics. 1973. Vol. SMC 3. № 6. P. 610-621.
- [2] Stamos Katsigiannis Eystratios Keramidas Dimitris Maroulis Local Binary Patterns: New Variants and Applications of Ultrasound Images and Videos January 2014 149–175.
- [3] Supervisely. Supervisely: AI-powered platform for computer vision [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://supervisely.com> (дата обращения: 11.05.2025).
- [4] Haralick R.M. Statistical and structural approaches to texture // Proceedings of the IEEE. 1979. Vol. 67, №.5. P. 786 - 804.
- [5] Белов Н. И., Ермак М. А., Дубинич Е. А., Кузнецов А. Ю. Распознавание изображений на основе текстурных признаков Харалика и искусственных нейронных сетей // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. — 2022. — Т. 22, № 2. — С. 279–286.
- [6] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. Journal of Machine Learning Research, 12, 2825–2830
- [7] Dimitris K. Iakovidis a, Eystratios G. Keramidas b, Dimitris Maroulis Fusion of fuzzy statistical distributions for classification of thyroid ultrasound patterns // Artificial Intelligence in Medicine 50 (2010) 33–41.