

## ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ АЛГОРИТМА ФИЛЬТРАЦИИ НА ТОЧНОСТЬ РАБОТЫ МОДЕЛИ МОДУЛЯ ТЕКСТУРНОЙ СЕГМЕНТАЦИИ УЛЬТРАЗВУКОВЫХ ЭХОГРАММ

148-153  
Адамов В.Г. канд. тех. наук, доцент, Привалов М.В. аспирант,  
Донецкий государственный технический университет  
E-mail: [max@kita.dgtu.donetsk.ua](mailto:max@kita.dgtu.donetsk.ua), [adamov@kita.dgtu.donetsk.ua](mailto:adamov@kita.dgtu.donetsk.ua)

*Данная статья содержит описание и результаты функционирования модели модуля текстурной сегментации ультразвуковых эхограмм с различными параметрами и алгоритмами фильтрации - медианным и квадрантным. Исследовано влияние на точность работы модели ее параметров и алгоритмов фильтрации.*

*This article contains textural segmentation module model description and experimental results for its performance with different parameters and filtration algorithms – median and quadrant. Influence on performance accuracy of filtration algorithms and model parameters was researched.*

При выявлении патологий внутренних органов в модуле текстурной сегментации информационно-диагностической системы производится текстурный анализ ультразвуковых эхограмм, включающий в себя текстурную сегментацию и классификацию изображений. В [1] показано, что с использованием таких систем искусственного интеллекта как искусственные нейронные сети сегментация и классификация могут быть проведены одновременно. При этом возникает необходимость в проведении предварительной обработки изображений до подачи их на вход нейронной сети. Это обусловлено тем, что применение нейронных сетей с непосредственной подачей на их вход пикселей исходного изображения связано со следующими проблемами:

- при предъявлении пикселей изображения на вход нейронной сети возникают сложности с учетом при распознавании углов поворота участков текстур относительно краев изображения;
- так как текстура – пространственное свойство, то она должна обрабатываться в пределах некоторого окна определенного размера. При выборе такого окна малого размера могут наблюдать

ся ошибки даже внутри участков с однородной текстурой, что обуславливается статистической неустойчивостью результата обработки. При выборе окна большого размера возникает значительное количество ошибок распознавания вблизи границ текстурных участков за счет попадания внутрь окна двух и более различных текстур.

Первая проблема может быть решена путем использования предварительной статистической обработки ультразвуковых снимков. Задачей такой обработки является расчет статистик, не зависящих от угла поворота текстур внутри анализируемого окна. В качестве таких статистик хорошо себя зарекомендовали статистики различия уровней серого (GLDS – Gray Level Difference Statistics) и статистики пространственной зависимости уровней серого (SGLD – Spatial Gray Level Dependence), описанные в [2]. Основным их преимуществом над статистиками, рассчитанными с помощью масок микротекстуры Лоза [3] является то, что они учитывают пространственное расположение пикселей друг относительно друга. Вторая проблема может быть решена так, как показано в [4]. В окне небольшого размера для каждого пикселя исходного изображения рассчитываются статистики GLDS или SGLD. Это обеспечивает снижение процента ошибок, возникающих за счет смещения статистик вблизи границ двух или более участков с разными текстурами, происходящего из-за захвата окном нескольких текстурных участков. После этого полученные пространства текстурных статистик подвергаются фильтрации при помощи сглаживающего фильтра, сохраняющего контуры, с использованием окна большего размера. При этом происходит устранение статистической неустойчивости полученных данных, обусловленной малым размером окна при расчете текстурных свойств.

На основании эксперимента, описанного в работе [5] была построена программная модель модуля текстурной сегментации, которая имеет следующий алгоритм функционирования:

1. Вычисляются статистики GLDS (контраст, второй угловой момент и математическое ожидание) для всех текстур в окне  $N \times N$  для четырех векторов смещения  $d$  с координатами  $(-x, 0), (-x, x), (0, x), (x, x)$ , где  $x$  – длина вектора смещения.
2. Производится обучение нейронной сети распознаванию текстур по 12-мерным векторам текстурных свойств (4 вектора смеще-

ния для 3 параметров – контраст, второй угловой момент и математическое ожидание).

3. Рассчитываются статистики GLDS для входного изображения (расчет производится аналогично п.1)
4. Двенадцать полученных пространств текстурных свойств подвергаются фильтрации с помощью фильтра, сохраняющего контуры, с размером окна  $M \times M$ .
5. Из отфильтрованных пространств свойств для каждого пиксела формируются входные векторы и подаются на нейронную сеть для выполнения сегментации и классификации текстур.
6. Рассчитывается процент ошибок (как соотношение неверно распознанных пикселов исходного изображения к суммарному количеству пикселов).

Точность функционирования этой модели определяется такими параметрами как размер окна для расчета статистик, размер окна фильтра и алгоритм работы фильтра, сохраняющего контуры. При проведении экспериментов в качестве такого фильтра были использованы квадрантный сглаживающий фильтр, сохраняющий контуры (EPNSQ) и медианный фильтр. Алгоритм функционирования квадрантного фильтра описан в [4], где также показано, что он может применяться при выполнении текстурной сегментации. Медианный фильтр был выбран, так как он является эффективным сглаживающим фильтром, сохраняющим контуры.

Размер окна для расчета статистик выбирается достаточно малым, чтобы снизить количество ошибок около границ текстурных участков и при этом обеспечить возможность расчета статистик в нем. Размер окна фильтра выбирается больше, чем окно для расчета статистик, чтобы обеспечить устранение статистической неустойчивости результата расчетов.

Длина вектора смещения для расчета статистик SGLD или GLDS выбирается соизмеримой с размерами текстурообразующих элементов.

В данной работе производится исследование влияния вышеописанных параметров, и алгоритма фильтрации, на точность функционирования модуля текстурной сегментации. Вектор текстурных свойств, предъявляемых на вход нейронной сети, был сформирован с использованием статистик GLDS таких как контраст (1), второй угло-

вой момент (2) и математическое ожидание (3). Данные параметры рассчитываются следующим образом:

$$CON = \sum_{k=0}^{K-1} k^2 p_d(k), \quad (1)$$

$$ANSM = \sum_{k=0}^{K-1} p_d(k)^2, \quad (2)$$

$$M = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} k p_d(k). \quad (3)$$

Здесь  $p_d(k)$  - вектор, представляющий собой разностную гистограмму второго порядка, где  $k$ -й элемент этого вектора представляет собой количество пикселей на анализируемом изображении, абсолютная разница яркостей которых равна  $k$  и отстоящих друг от друга на вектор  $d = (d_1, d_2)$ , где  $d_1$  - расстояние между пикселями по горизонтали, а  $d_2$  - по вертикали;  $k$ -номер элемента вектора  $p_d(k)$ ,  $K$  - размерность этого вектора, равная количеству уровней серого, которые можно представить на данном изображении.

При проведении экспериментов по выяснению влияния применяемого в методике алгоритма фильтрации, а также других параметров использовалась нейронная сеть, аналогичная описанной в [1]. При обучении сети использовался алгоритм обратного распространения со следующими параметрами: целевая суммарно-квадратичная ошибка  $SSE = 0.01$ , максимальное количество проходов обучения 100000. Проведен ряд экспериментов с использованием квадрантного фильтра для длины вектора смещения статистик GLDS  $d = 2, 3, 4$ , размеров окна при расчете статистик 7, 9 и 11 пикселей и размеров окна фильтра 15, 19 и 21 пиксел. Выполнен анализ функционирования модели с использованием медианного фильтра и проведено сравнение точности результатов с полученными при использовании квадрантного фильтра. Нейронная сеть обучалась распознаванию 5 различных текстур, взятых из альбома Бродаца: трава, черепица, шерсть, вода и кожа. Исходное изображение было сформировано таким образом, чтобы в нем присутствовали области с тремя из этих текстур. Так как входное изображение было сформировано искусственно путем стыковки

участков с различной текстурой, это дало возможность определить эталонный результат распознавания. Путем сравнения результатов сегментации и классификации с эталоном производился расчет коэффициента ошибки, представленного как процентное соотношение неверно классифицированных пикселей к суммарному количеству пикселей исходного изображения, подвергнутого обработке. Ниже приведены таблицы, содержащие результаты функционирования модуля текстурной сегментации для различных параметров.

Таблица 1 – Процент ошибок распознавания, фильтр – квадрантный.

		Размер окна фильтра, пикселей		
		15	19	21
Размер окна для расчетов		$d=2$		
	7	3,6%	6,9%	5,5%
	9	4,6%	4,1%	4,4%
	11	9,7%	4,0%	4,8%
		$d=3$		
	7	2,8%	7,6%	7,8%
	9	14,5%	9,1%	5,8%
	11	8,4%	4,3%	5,2%
		$d=4$		
	9	6,9%	6,0%	5,4%
11	16,0%	4,3%	4,7%	

Таблица 2 - Процент ошибок распознавания, фильтр – медианный.

		Размер окна фильтра, пикселей			
		11	13	15	19
Размер окна для расчетов		$d=2$			
	7	5,2%	4,1%	4,0%	4,0%
	9	9,1%	3,9%	6,1%	14,1%
		$d=3$			
	7	9,1%	5,5%	4,9%	4,3%
	9	11,1%	7,2%	4,2%	5,0%

Таблица 3 – Сравнительная таблица результатов функционирования модели модуля текстурной сегментации ультразвуковых эхограмм с применением различных алгоритмов фильтрации.

		Размер окна фильтра, пикселей			
		15		19	
Размер окна для расчетов статистик		EPNSQ	Медианный	EPNSQ	Медианный
			d=2		
	7	3,6%	4,0%	6,9%	4,0%
	9	4,6%	6,1%	4,1%	14,1%
		d=3			
	7	2,8%	4,9%	7,6%	4,3%
	9	14,5%	4,2%	9,1%	5,0%

Полученные результаты позволяют сделать вывод, что при распознавании искусственных текстур модель при меньших размерах окна фильтра (11-15) функционирует лучше с применением квадрантного фильтра, а при больших размерах (19-21) – с применением медианного фильтра. В данном эксперименте наилучший результат (2,8%) был получен для квадрантного фильтра с размером окна для расчетов 7 пикселей и окном фильтра 15 пикселей.

#### Список источников.

1. Адамов В.Г., Привалов М.В.. Применение нейронных сетей для обработки текстуры эхограмм в информационно-диагностических системах // Наукові праці Донецького державного технічного університету. Серія: Обчислювальна техніка та автоматизація, випуск 12. - Донецьк: ДонДТУ, 1999р. – с. 151-157.
2. Dhawan, Yateen Chitre. Analysis of mammographic microcalcifications using gray-level image structure features. IEEE Transactions on medical imaging, vol. 15, no. 3, June 1996.
3. K.I. Laws, Textured image segmentation, Ph.D. dissertation. Univ. Southern California, Los Angeles, USCIPR Rep. 940, 1980.
4. J. Hsiao, A. Sawchuk. Supervised textured image segmentation using feature smoothing and probabilistic relaxation techniques. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 11, no. 12, December 1989.
5. Адамов В.Г., Привалов М.В. Текстурная сегментация ультразвуковых эхограмм с применением сглаживания статистик различия уровней серого. // Наукові праці Донецького державного технічного університету. Серія: Обчислювальна техніка та автоматизація, випуск 20: - Донецьк: ДонДТУ, 2000р. – с. 132-139.