

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ТЕКСТУРНОЙ СЕГМЕНТАЦИИ УЛЬТРАЗВУКОВЫХ ЭХОГРАММ В КОМПЬЮТЕРНОЙ СИСТЕМЕ ДИАГНОСТИКИ

Адамов В.Г., Привалов М.В.

Донецкий национальный технический университет

Кафедра АСУ

E-mail: adamov@kita.dgtu.donetsk.ua; max@kita.dgtu.donetsk.ua

Abstract

Adamov V., Privalov M. Research of ultrasonic images textural segmentation effectiveness in computer system of diagnostics. To perform ultrasonic image segmentation in system of diagnostics it is necessary to perform preliminary image processing with usage of SGLD (Spatial Gray Level Dependence) and GLDS (Gray Level Difference Statistics) textural features. This article contains short description of textural segmentation module model and processing results for real ultrasonic images of liver. Analyzing experimental results we can make conclusions, that there are much more misclassified pixels on image, comparatively with results of analysis of images-models, but classification accuracy can be greatly improved by preliminary improvement of input medical image.

В системах диагностики, использующих ультразвуковую эхолокацию, выявление патологий может быть выполнено с применением компьютерной обработки входных снимков в подсистеме предварительной обработки диагностической информации. Такая обработка включает в себя построение геометрической модели, которое производится в модуле контурного анализа, и текстурной модели – в модуле текстурной сегментации.

Текстурный анализ ультразвуковых эхограмм, включает в себя текстурную сегментацию и классификацию изображений. Как показано в [1], сегментация и классификация изображений могут быть проведены одновременно с использованием искусственных нейронных сетей. При этом до подачи изображений на вход нейронной сети возникает необходимость в проведении предварительной обработки. Ее задачей является решение следующих проблем:

- при непосредственном предъявлении точек изображения на вход нейронной сети возникают сложности при учете углов поворота участков текстур относительно краев изображения;
- так как текстура – пространственное свойство, то она должна обрабатываться в пределах некоторой области – окна определенного размера. При этом возникает задача выбора размера окна для достижения компромисса между устойчивостью найденных статистик и точностью классификации пикселей на границах двух и более текстурных участков.

Проблема учета углов поворота текстурных участков может быть решена путем проведения предварительной статистической обработки ультразвуковых снимков до подачи их на вход нейронной сети. При этом рассчитываются статистики, не зависящие от поворота текстур внутри анализируемого окна. В качестве таких статистик могут применяться статистики различия уровней серого (GLDS) и статистики пространственной зависимости уровней серого (SGLD), описанные в [2], а также статистики микротекстуры Лоза. В работе [3] было показано, что статистики, полученные путем свертки исходного изображения с масками микротекстуры Лоза, слабо зависят от взаимного пространственного расположения пикселей

изображения, поэтому предпочтительнее использовать при текстурном анализе статистики GLDS и SGLD. Наиболее часто применяемыми статистиками являются такие статистики GLDS как контраст (1), второй угловой момент (2) и математическое ожидание (3). Данные текстурные свойства 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.

Для решения проблемы выбора размера окна для анализа текстуры применим подход, описанный в [3]. Следуя этому подходу, выбирается окно небольшого размера, и в этом окне по исходному изображению рассчитываются пространства статистик (в данном случае GLDS или SGLD, так как их применение дает лучшие результаты, потому что они учитывают взаимное пространственное расположение пикселей на изображении друг относительно друга.). Это позволяет обеспечить более низкий уровень ошибок, возникающих за счет смещения статистик вблизи границ двух или более участков с разными текстурами, происходящего из-за захвата этих текстурных участков окном, в котором производится анализ. Устранение статистической неустойчивости полученных данных, обусловленной малым размером окна при расчете текстурных свойств, производится путем фильтрации полученных пространств текстурных статистик при помощи сглаживающего фильтра, сохраняющего контуры, который использует для расчетов окно большего размера.

В работе [4] с учетом всего сказанного выше была построена программная модель модуля текстурной сегментации ультразвуковых эхограмм, основные принципы функционирования которой состоят в следующем.

По исходному изображению сначала строятся пространства текстурных свойств с применением статистик GLDS. Данные статистики рассчитываются для четырех векторов смещения, формируя тем самым пространства текстурных статистик (расчет производится только для четырех векторов, так как пространства для оставшихся симметричных им векторов будут идентичны уже рассчитанным). При этом, как было сказано выше, для расчета статистик используется окно относительно малых размеров. Затем для устранения статистической неоднородности рассчитанных пространств текстурных свойств они подвергаются фильтрации с помощью квадрантного фильтра, сохраняющего контуры, использующего окно больших размеров. Отфильтрованные данные предъявляются на вход классифицирующей нейронной сети. В данной модели применена прямоточная нейронная сеть. Результат классификации представляет собой индексированное изображение, где каждому виду тканей (здоровых или патологических) соответствует свой цвет-индекс. По полученному таким образом индексированному изображению можно визуально оценить качество классификации

реального снимка путем визуального сравнения с эталоном, предоставленным квалифицированным врачом.

Схему функционирования данной модели можно представить следующим образом:

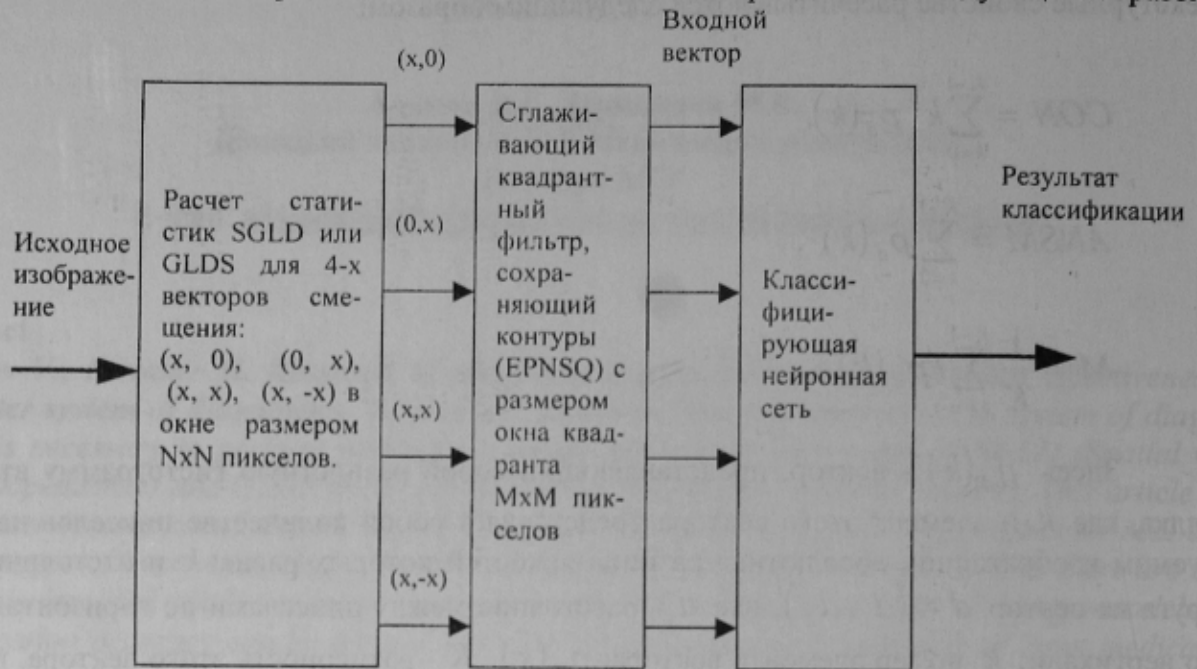


Рисунок 1 - Схема функционирования программной модели блока текстурной сегментации.

После построения данной модели был выполнен ряд экспериментов по обработке искусственно созданных изображений – моделей эхограмм, сформированных из текстур альбома Бродаца. Их задачей является исследование влияния на точность работы модели таких параметров как размер окна при расчете статистик, размер окна для фильтрации пространств текстурных свойств, а также самого способа фильтрации. При этом в качестве текстурных свойств были использованы статистики GLDS – математическое ожидание, контраст и второй угловой момент. В данных экспериментах наилучший результат (2,8%) был получен при использовании квадрантного фильтра с размером окна для расчетов 7x7 и размером окна фильтра 15x15 пикселей.

Для ряда параметров модели модуля текстурной сегментации, обеспечивших лучшие результаты при распознавании изображений-моделей [5], в данной работе были проведены эксперименты по обработке реальных ультразвуковых снимков печени с заведомо известными диагнозами. Использовались снимки со здоровыми тканями печени и с такими патологиями как киста печени и гемангиома печени. Классификация производилась с помощью прямоточной двухслойной нейронной сети, которая имела 12 входных нейронов, 24 нейрона в скрытом слое и 3 выхода. Активационные функции нейронов в первых двух слоях – тангенциальные, в последнем – линейные. Нейронная сеть была обучена распознаванию участков с патологиями и без них, выделенных на данных снимках. Каждой точке изображения с патологией или без нее в результате классификации был присвоен свой цвет-индекс так, как это было описано в работе [1].

В результате анализа были сформированы следующие результирующие изображения с цветами – индексами:

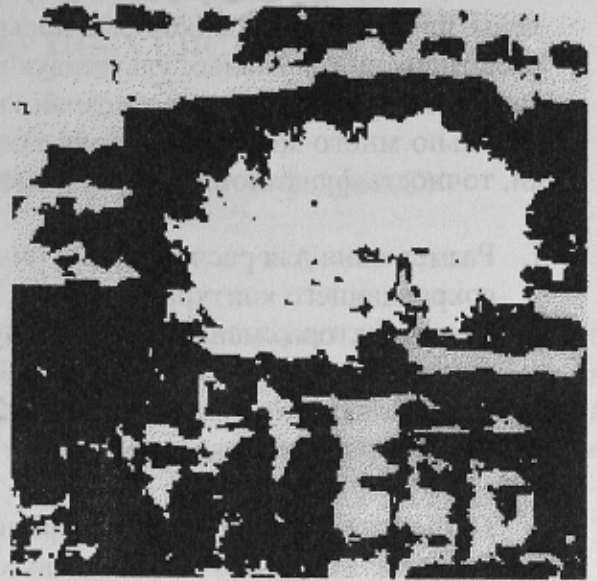


Рисунок 2 – Исходное ультразвуковое изображение (слева) кисты печени и результат обработки (справа)

На рисунках 2 и 3 приведены результаты обработки с помощью обученной нейронной сети ультразвуковых снимков кисты печени и гемангиомы печени. На результирующем изображении белым цветом обозначены точки, относящиеся к данной патологии (киста), черным – нормальные ткани, серым – ошибочно обработанные участки (распознаны как другая патология на другом снимке). В целом, патология была обнаружена, а погрешности можно объяснить тем, что при обучении нейронной сети использовались снимки различного качества, за счет чего нормальная ткань, представленная на одном снимке могла быть принята за патологию, представленную на другом. К тому же обучение нейронной сети производилось на ограниченном наборе данных.

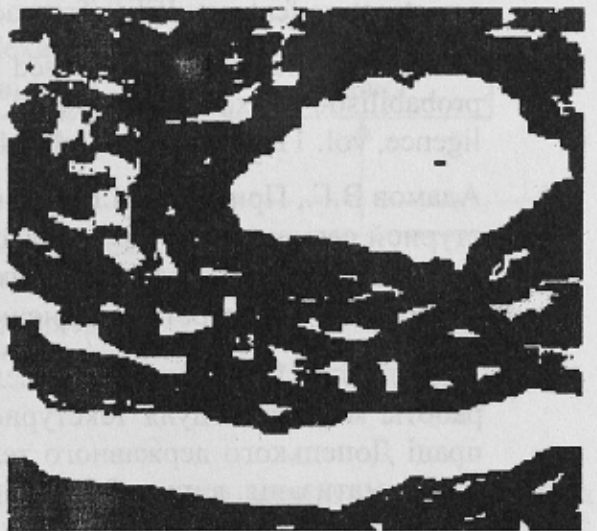
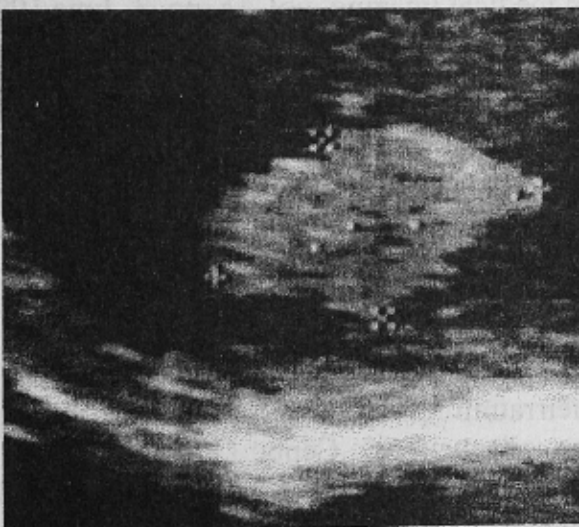


Рисунок 3 – Исходное ультразвуковое изображение (слева) гемангиомы печени и результат обработки (справа)

Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод, что, хотя патологии выделены на снимках, необходимо повысить точность функционирования данной модели при распознавании реальных ультразвуковых изображений. Так на рисунке 3 видно, что участок со здоровой тканью был распознан как патология. К тому же на обоих рисунках содержится довольно много мелких ошибочно распознанных участков. Согласно используемой методики, точность функционирования модели в целом зависит от следующих факторов:

1. Размер окна для расчета текстурных статистик и размер окна сглаживающего фильтра, сохраняющего контуры.
2. Длина вектора смещения, используемого при расчете пространств текстурных свойств с применением статистик SGLD и GLDS.
3. Набор статистик, используемый для классификации текстур с помощью нейронной сети.
4. Параметры фильтра, сохраняющего контуры (алгоритм фильтрации, форма окна, размер окна)
5. Топология и структура классифицирующей нейронной сети.
6. Качество входных ультразвуковых изображений.

Одним из путей повышения точности работы модуля текстурной сегментации системы диагностики является экспериментальный выбор рациональных параметров модели данного модуля. Также точность текстурной сегментации можно повысить, выполнив предварительное улучшение качества исходного ультразвукового снимка, например таких как фильтрация шумов, устранение влияния яркости фона изображения.

Литература

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. 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.
4. Адамов В.Г., Привалов М.В. Оценка точности функционирования модели модуля текстурной сегментации ультразвуковых эхограмм с применением нейронных сетей // Материалы второго международного семинара «Практика и перспективы развития институционального партнерства», Донецк, ДонГТУ, 2001 г, с. 93-99.
5. Адамов В.Г., Привалов М.В. Исследование влияния алгоритма фильтрации на точность работы модели модуля текстурной сегментации ультразвуковых эхограмм. // Наукові праці Донецького державного технічного університету. Серія: Обчислювальна техніка та автоматизація, випуск 25: Донецьк: ДонДТУ, 2001р.