

Автоматическая визуализация границ левого желудочка сердца на эхокардиографических видеозаписях с использованием методов дискриминантного анализа

¹Анастасия Бобкова, ¹Андрей Мухтаров, ¹Василий Зюзин, ²Владимир Бобков,
¹Сергей Поршне

¹Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина

²Уральский институт бизнеса и управления

Екатеринбург, Россия

iconismo@gmail.com

Аннотация

Предложен вариант решения задачи автоматического построения контуров левого желудочка сердца пациента на кадрах записей его сердечной деятельности, полученных в результате ультразвукового исследования в апикальной четырёхкамерной проекции, с использованием линейного и квадратичного дискриминантного анализа. Применение квадратичного дискриминантного анализа для решения задачи подтверждает работоспособность выбранного подхода: площадь, ограниченная ROC-кривой и осью доли ложных положительных классификаций равна 0,87.

Ключевые слова: УЗИ сердца, ЭхоКГ, оконтуривание ЛЖ.

1. ВВЕДЕНИЕ

Ультразвуковое исследование (УЗИ) является неинвазивным методом, который широко используется в различных областях медицины. В кардиологии данный метод называется эхокардиографией (ЭхоКГ). Он применяется при изучении глобальной и локальной сократимости левого желудочка (ЛЖ) сердца. При этом часто используется апикальная четырёхкамерная проекция, на которую эксперт, как правило, вручную наносит изображение контура ЛЖ (рис. 1).

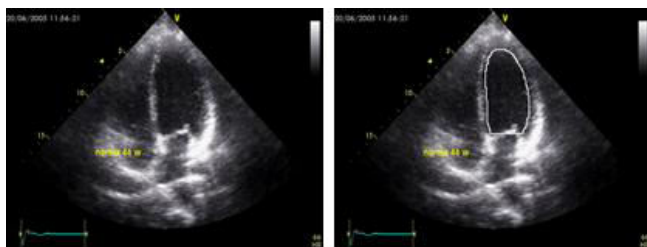


Рисунок 1: ЭхоКГ изображение (слева) и контур, обозначенный экспертом (справа)

Далее, используя построенный контур, вычисляют геометрические размеры ЛЖ, по значениям которых оказывается возможным оценить состояние сердечной мышцы пациента. Точность идентификации границы ЛЖ во многом зависит от квалификации врача, осуществляющего обработку УЗИ-изображений.

На сегодняшний день существует множество различных УЗИ-сканеров, каждый из которых оснащен тем или иным инструментарием оконтуривания ЛЖ (Philips, Aloka Hitachi, Toshiba, Siemens, General Electric и др.). Аппараты Philips

поставляются с программным пакетом QLAB, который позволяет по трем точкам (две точки нижнего основания и точка вершины ЛЖ), нанесенным экспертом, строить контур ЛЖ на видеопоследовательности кадров и рассчитывать различные показатели сердечной мышцы. Построения контура ЛЖ на УЗИ-сканерах Aloka Hitachi имеет сходный принцип, основанный на нанесении трех основных точек экспертом, как в QLAB. Инструментарий аппаратов Siemens строит сектор эллипса на изображении, используя точки основания ЛЖ отмеченные экспертом. Затем врач-эксперт вручную корректирует построенную область. Таким образом, анализ коммерческих предложений перечисленных выше фирм показал, что на рынке нет аппаратов для ЭхоКГ со встроенными программами, которые бы позволяли выполнять оконтуривание ЛЖ в полностью автоматическом режиме. Достаточно много внимания уделяется в научной литературе вопросу оконтуривания ЛЖ. Например, предпринимались попытки разработки алгоритмов идентификации границ ЛЖ сердца на ЭхоКГ-изображениях [1], [2], [3]. В этой связи, задача разработки автоматизированных алгоритмов оконтуривания ЛЖ и за счет этого повысить точность и скорость обработки ЭхоКГ-записей является актуальной.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Из рис. 1 видно, что изображение на ЭхоКГ-кадре представляет собой набор пикселей, имеющих различные яркости в градациях серого цвета. Врач-эксперт при построении контура ЛЖ сердца не только использует некоторое множество низкоуровневых признаков на каждом отдельном кадре, но также учитывает динамику их изменения и руководствуется собственными представлениями о правильной форме ЛЖ-сердца. В результате, несмотря на присутствие на каждом ЭхоКГ-кадре шумов и артефактов на границе ЛЖ, и даже при отсутствии этих границ на отдельных участках кадра, эксперт способен построить контур ЛЖ.

Задача оконтуривания может быть сформулирована как задача классификации пикселей. При этом понятно, что в рассматриваемом случае количество классов равно двум — пиксель может принадлежать или области ЛЖ, или области фона. Следовательно, задача нахождения области ЛЖ состоит в отнесении данного пикселя в зависимости от его координат в признаковом пространстве к области ЛЖ-сердца или остальной области ЭхоКГ-кадра, т.е., по сути, оказывается задачей бинарной классификации пикселей.

Таким образом, задача нахождения на изображении области ЛЖ-сердца формулируется следующим образом. Пусть X — множество описаний пикселей, Y — множество номеров классов. Существует неизвестная целевая зависимость — отображение $y^* = X \rightarrow Y$, значения которой известны только на объектах конечной обучающей выборки $X^m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$. Требуется построить алгоритм $a: X \rightarrow Y$, способный классифицировать произвольный объект $x \in X$.

3. ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ МЕТОДЫ

Для решения задач бинарной классификации традиционного используются методы машинного обучения, из которых в нашей работе мы использовали:

- линейный дискриминантный анализ;
- квадратичный дискриминантный анализ.

Перечисленные методы позволяют проводить классификацию с использованием линейной и квадратичной разделяющей поверхностей в признаковом пространстве, соответственно. Выбор данных классификаторов для решения поставленной задачи обусловлен тем, что они хорошо зарекомендовали себя при решении различных практических задач [4].

4. ОПИСАНИЕ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Для проверки пригодности выбранных методов машинного обучения, применительно к поставленной задаче, были проведены целенаправленные исследования, в которых для обучения и тестирования использовалась коллекция полутонных ЭхоКГ-фильмов.

4.1 Коллекция ЭхоКГ-фильмов

Коллекция была получена в результате проведенных ЭхоКГ исследований взрослых пациентов без патологии в Свердловской областной клинической больнице №1. ЭхоКГ исследования проводились на аппарате фирмы Philips. Каждая видеопоследовательность содержит один сердечный цикл. Экспертная сегментация проводилась вручную врачами Свердловской областной клинической больницы №1. Каждый фильм состоит из ЭхоКГ-кадров («мгновенных» ЭхоКГ-изображений сердца (рис. 2, серия А)) и соответствующих бинарных изображений ЛЖ, обозначенных экспертом (рис. 2, серия В).

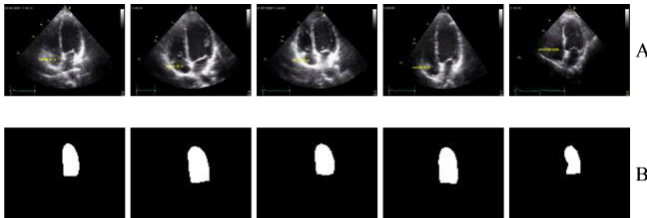


Рисунок 2: Исходные данные: А – снимки ЭхоКГ, В – области ЛЖ, обозначенные экспертами

Коллекция содержит 26 ЭхоКГ-фильмов, количество кадров в которых различно (минимальное — 20, максимальное — 50). Общее количество кадров — 724.

Для уменьшения необходимых вычислительных ресурсов и снижения влияния шумов на результаты оконтуривания

проводилось уменьшение кадров видеопоследовательности. Каждый кадр приводился к размеру 60×80 пикселей с использованием бикубической интерполяции. При этом небольшие светлые области внутри ЛЖ уменьшались или вовсе исчезали.

Общее количество пикселей, подлежащих классификации, составило 912 964. Для его сокращения при принятии решения об их принадлежности к области ЛЖ использована известная маска зоны УЗИ. Это позволило сократить время обучения и тестирования алгоритма, а также объем используемой оперативной памяти.

4.2 Используемые признаки

В качестве признаков, характеризующих пиксели изображения, использованные в работе, были взяты значения пикселей в результате применения следующих операций (см. таб.1).

Таблица 1: Операции над изображениями

№ п/п	Описание признака
1	Модуль разности первого и текущего кадров видеопоследовательности
2	Сумма первого и текущего кадров видеопоследовательности
3	Деление первого и текущего кадров видеопоследовательности
4	Умножение первого и текущего кадров видеопоследовательности
5	Матрица угловых метрик (с настроенным контрастом)
6-7	Горизонтальные и вертикальные линии (с применёнными операциями дилатации и заливки отверстий)
8-9	Операция расширенного максимума
10	Эквализация гистограммы
11	Декорреляционное растяжение
12-15	Улучшение контраста с использованием эквализации гистограммы с интервалами 20, 10, 5 и 3
16	Сглаживание значений интенсивности
17	Двухмерный медианный фильтр
18	Фильтрация на основе статистики второго порядка
19	Сглаживания значений интенсивности
20	Адаптивная винеровская фильтрация
21	Фильтр, аппроксимирующий линейные движения камеры
22	Округлый усредняющий фильтр
23	Усредняющий фильтр
24	Гауссовый фильтр нижних частот
25	Фильтр, аппроксимирующий двумерный оператор Лапласа
26	Фильтр лапласиана гауссиана
27	Фильтр улучшения контраста
28	Двумерное косинусное преобразование
29	Top-hat фильтрация
30	Bottom-hat фильтрация
31	Матрицу текущего изображения складываем с матрицей, полученной в результате применения top-hat фильтрации, вычитаем из полученной матрицы матрицу, полученную в результате применения bottom-hat фильтрации, применяем

№ п/п	Описание признака
	медианную фильтрацию.
32	Подавление светлых структур, которые примыкают к краям изображения, и применения медианной фильтрации
33-37	Морфологические операции закрытия, дилатации, эрозии, открытия
38-40	Вычисление локальной энтропии, размаха и стандартного отклонения.

Значения пикселей из матричного представления были преобразованы в вектора следующим образом. После вычисления на одном кадре всех признаков был получен 40 вектора $f_i^1, f_i^2, \dots, f_i^n$, где $n=40$ — количество признаков, $i=1, p$ — номер пикселя, p — количество пикселей.

Соответственно, каждый вектор признаков f_i^n содержит p элементов. Затем, все векторы признаков объединили в единую матрицу признаков $X^{(1)} = f_i^1, X^{(2)} = f_i^2, \dots, X^{(n)} = f_i^n$. Далее, сформировался вектор Y_i , содержащий метки класса («0» или «1») для каждого i -го пикселя. При этом пикселям, принадлежащим области фона, присваивалась метка «0», пикселям, принадлежащим области ЛЖ, — метка «1».

684 723 (75%) произвольных пикселей было использовано в качестве обучающего множества. Оценка качества классификации проводилась на оставшихся 228 241 (25%) пикселях. При этом не проводился контроль принадлежности пикселей одной видеопоследовательности.

4.3 Критерии качества классификации

Для оценки качества классификации пикселей использовалась площадь, ограниченная ROC-кривой и осью доли ложных положительных классификаций (AUC). Отметим, что чем выше показатель AUC, тем качественнее классификатор. Значение 0,5 демонстрирует непригодность выбранного метода классификации (соответствует случайному гаданию).

4.4 Параметры алгоритмов

В проведенных исследованиях были использованы программные реализации линейного дискриминантного анализа и квадратичного дискриминантного анализа, реализованные в библиотеке scikit-learn [5]. Используемые значения входных параметров данных методов машинного обучения указаны в табл. 2 ниже.

Таблица 2: Параметры настройки использованных методов машинного обучения

№	Обозначение	Настройки
1	LDA	solver='svd', shrinkage=None, priors=None, n_components=None, store_covariance=False, tol=0.0001
2	QDA	priors=None, reg_param=0.0, store_covariances=False, tol=0.0001

Отметим, что варьирование значений данных параметров не приводило к существенному улучшению классификации.

4.5 Результаты экспериментов

Результаты тестирования алгоритмов представлены в табл. 3. Графическое представление результатов тестирования представлено на графике ниже (рис. 3).

Таблица 3: Результаты тестирования алгоритмов

№	Обозначение	AUC
1	LDA	0.62
2	QDA	0.87

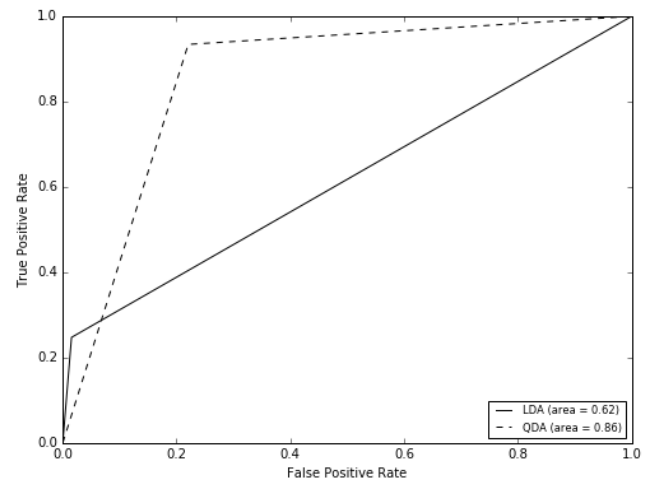


Рисунок 3: ROC-кривые

Из рис. 3 видно, что линейный дискриминантный анализ дает плохой результат классификации, близкий к случайному гаданию (AUC = 0.62), в то время как квадратичный дискриминантный анализ показывает лучший результат (AUC = 0.87). Таким образом, применение для обучения простых признаков, извлекаемых из изображения, позволяет получить обнадеживающие результаты по полностью автоматическому выделению области ЛЖ сердца.

Помимо анализа результатов классификации проведено сравнение построенных контуров с существующими аналогами, описанными в [7]. Получившиеся контуры сравнивались с экспертными контурами с помощью 17 точек, лежащих на кривой контуров, по следующим критериям:

- MSSD - средняя сумма квадратов расстояния точками контуров.
- MAD - среднее абсолютное значение расстояние между точками контура.

Для серии кадров MSSD и MAD получились равными 391,2 и 16,1 соответственно, тогда как в работе [7] в худшем случае MSSD = 147,9 и MAD = 8,8. Таким образом, можно сделать вывод, что форма получившегося контура с помощью QDA расходится значительно больше чем в аналогичных исследованиях.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение квадратичного дискриминантного анализа для решения задачи автоматического оконтуривания ЛЖ на кадрах ЭхоКГ-фильмов подтверждает работоспособность выбранного подхода: площадь, ограниченная ROC-кривой и

осью доли ложных положительных классификаций равна 0,87.

Результаты экспериментов позволяют сделать вывод, что автоматизация определения контуров ЛЖ с помощью квадратичного дискриминантного анализа уже сейчас может упростить работу врачей-специалистов. Программа может предлагать свою, автоматически построенную, версию контура, а врач при необходимости может корректировать построенный контур, вручную доводя его до желаемого.

Полученные результаты исследований свидетельствуют о целесообразности использования перечисленных методов для решения задачи автоматического оконтуривания ЛЖ на кадрах УЗИ-фильмов с высоким уровнем достоверности. Однако проведенный анализ результатов с аналогичными исследованиями показал, что форма получившегося контура контура серьезно расходится с экспертным контуром и требуются дальнейшие исследования для улучшения ее формы.

6. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Mahmoudi S. A. et al. *Real Time GPU-Based Segmentation and Tracking of the Left Ventricle on 2D Echocardiography* //Bioinformatics and Biomedical Engineering. – Springer International Publishing, 2016. – С. 602-614.
- [2] Petrank Y. et al. *Using Anatomical Markers for Left Ventricular Segmentation of Long Axis Ultrasound Images* //arXiv preprint arXiv:1510.03250. – 2015.
- [3] Santiago C., Nascimento J. C., Marques J. S. *Automatic 3-D Segmentation of Endocardial Border of the Left Ventricle From Ultrasound Images* //Biomedical and Health Informatics, IEEE Journal of. – 2015. – Т. 19. – №. 1. – С. 339-348.
- [4] Kallie C., Egan E., Todd J. *Local Surface Patch Classification Using Multilinear PCA+ LDA on High-Order Image Structures Compared to Human Observers* //Journal of vision. – 2015. – Т. 15. – №. 12. – С. 734-734.
- [5] Varoquaux G. et al. *Scikit-learn: Machine Learning Without Learning the Machinery* //GetMobile: Mobile Computing and Communications. – 2015. – Т. 19. – №. 1. – С. 29-33.
- [6] Almeida N. et al. *Automatic left-atrial segmentation from cardiac 3D ultrasound: a dual-chamber model-based approach* //SPIE Medical Imaging. – International Society for Optics and Photonics, 2016. – С. 97900D-97900D-10.
- [7] Comaniciu D., Zhou X., and Krishnan S., Robust real-time myocardial border tracking for echocardiography: An information fusion approach, IEEE Trans. Med. Imag., vol. 23, no. 7, pp. 849–860, 2004