

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПРОДОЛЬНОЙ ДЕФОРМАЦИИ МИОКАРДА У ДЕТЕЙ С ИЗОЛИРОВАННЫМ ДЕФЕКТОМ МЕЖПРЕДСЕРДНОЙ ПЕРЕГОРОДКИ ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

Сакович Виталий Валерьевич

Врач, ФГБУЗ «Федеральный центр сердечно-сосудистой хирургии», г. Красноярск
office@krascor.ru

DETERMINATION OF LONGITUDINAL MYOCARDIAL DEFORMATION IN CHILDREN WITH ISOLATED ATRIAL SEPTAL DEFECT USING DEEP LEARNING NEURAL NETWORKS

V. Sakovich

Summary. The paper sets the task of calculating the parameters of deformation of the heart muscle according to echocardiogram data under interference conditions, for example, in the study of children. Indicators of deformation (strain value) of the heart muscle were used by us to determine the presence and severity of dysfunction of the chambers of the heart in atrial septal defect — a congenital heart defect characterized by the presence of communication between the right and left atria. The problem was solved by analyzing the video stream obtained from the installation of echocardiography using a set of deep learning neural network architectures designed for image segmentation. The study was conducted for the U-net architecture. As a result of processing the video stream, it was possible to solve the problem of segmentation of the walls of the heart muscle and binding of key points in the condition of interference in the removal of an echocardiogram on child patients unable to remain motionless during the study. The obtained indicators provide the cardiologist with important information for determining the dysfunction of the chambers of the heart (especially the right atrium, the most compromised chamber of the heart in the studied cases) with a defect of the atrial septum.

Keywords: congenital heart disease, atrial septal defect, longitudinal speckle tracking, heart failure, deep learning neural networks.

Аннотация. Статья посвящена теме достоверной оценки признаков сердечной недостаточности у пациентов детского возраста с одним из наиболее часто встречающихся врожденных пороков сердца (дефект межпредсердной перегородки) в процессе динамической курации этих пациентов. Целью исследования была разработка алгоритма расчета показателя продольной деформации миокарда у пациентов с дефектом межпредсердной перегородки при наличии значительных помех (акустических шумов), например, при обследовании детей младшего возраста, когда исследование проводится при активном поведении, плаче, беспокойстве ребенка при невозможности стабильного позиционирования ультразвукового датчика. Показатели продольной деформации миокарда использовались нами для констатации наличия и степени выраженности дисфункции камер сердца. Исследование проводилось в группах пациентов детского возраста с изолированным вторичным центральным дефектом межпредсердной перегородки (ДМПП). Исследование проводилось на аппарате Philips iE33. Анализ полученных данных проводился с использованием набора архитектур нейронных сетей глубокого обучения, предназначенных для сегментации изображений. Исследование проводилось для архитектуры U-net. В результате обработки видеопотока удалось решить задачу автоматической сегментации стенок сердца с привязкой к изображению ключевых точек. Получаемые данные позволяют судить о наличии и степени дисфункции камер сердца.

Ключевые слова: врожденный порок сердца, дефект межпредсердной перегородки, продольная деформация миокарда, сердечная недостаточность, нейросеть глубокого обучения.

Введение

Эхокардиография — один из ультразвуковых методов в арсенале врача функциональной диагностики для анализа анатомических особенностей и функциональных характеристик сердца. Для достоверной интерпретации эхокардиографических данных специалисту необходимо затратить значительное количество времени и сил. При этом метод исследования является оператор- и аппаратозависимым, что зачастую приводит к несоответствию результатов разных исследователей и лабораторий. В 2010-х годах произошел на-

стоящий «прорыв» в области анализа изображений с помощью искусственных нейронных сетей, что позволило автоматизировать обработку изображений и сократить время анализа полученных данных, а также снизить степень внутри- и межоператорской вариабельности. На настоящем этапе активно ведется разработка и оптимизация методов обработки эхокардиографических данных с помощью искусственных нейронных сетей.

Дефект межпредсердной перегородки (ДМПП) является одним из наиболее широко распространенных в современной популяции врожденных пороков сердца.

Анатомическая основа данной аномалии — это наличие сообщения между правым и левым предсердиями. Распространенность ДМПП составляет 3,89 на 1000 детей и 0,88 на 1000 взрослых [1]. Хирургическая коррекция порока выполняется в широчайшем возрастном диапазоне (от 6 месяцев до практически любого возраста). Показаниями к оперативному лечению являются появление или усугубление клинических проявлений данного порока — сердечной недостаточности и/или лёгочной гипертензии [2].

При проведении данной работы авторами была решена задача автоматизации процесса определения показателя продольной деформации миокарда левого и правого предсердий. Патологическое изменение этих значения в дальнейшем планируется использовать, как одно из показаний к плановой хирургической коррекции ДМПП. В клинической практике одной из особенностей в данной ситуации является то, что, зачастую, эхокардиографическое исследование проводится у детей, в том числе, у детей младшего возраста. Существенным затруднением в получении достоверных ЭХО-кардиографических данных и последующей их интерпретации в этих случаях часто является проведение исследования при активном поведении, плаче, беспокойстве ребенка, что ведет к нестабильности изображения, постоянному его смещению по всем трем осям координат.

Обзор литературы

Дефект межпредсердной перегородки — один из наиболее широко распространенных в современной популяции врожденных пороков сердца. Данная анатомическая аномалия может сопровождаться многообразными осложнениями, что объясняет активный интерес как практикующих врачей, так и медиков-исследователей к этой проблеме [3]. Изучая публикации последних пяти лет, было найдено большое количество работ, посвященных изучению этой патологии.

В исследовании [4] рассматривалась этиология и эмбриология дефекта межпредсердной перегородки, описывались клинические проявления, возможные тактики лечения и схемы динамического ведения пациентов, а также объяснялись стратегии междисциплинарного взаимодействия, направленные на оптимизацию результатов лечения, в том числе, с помощью построения правильной тактики общения с пациентом.

В статье [5] описывается исследование, направленное на сравнительное двух хирургических методов лечения дефекта межпредсердной перегородки — с использованием срединной стернотомии и через переднебоковой мининиторакотомный доступ.

В работе [6] проводится углубленное дополнительное обследование детей с дефектом межпредсердной

перегородки по типу дефекта венозного синуса с целью исключения сопутствующих сосудистых аномалий.

Группа авторов [7] оценили изменения продольной деформации миокарда желудочков сердца в раннем послеоперационном периоде после транскатетерного закрытия дефекта межпредсердной перегородки и оценили их связь с размерами окклюзирующего устройства. Величина глобальной продольной деформации правого желудочка использовалась как важный диагностический признак сердечной недостаточности.

В публикации [8] продемонстрировано использование показателя продольной деформации (strain) для оценки влияния чрескожного закрытия дефекта межпредсердной перегородки (ДМПП) на функцию левого желудочка (ЛЖ) у взрослых пациентов.

Также были проанализированы подходы к обработке эхокардиографических изображений с помощью искусственных нейронных сетей. Так, в исследовании [9] авторы использовали логически прозрачную глубокую нейронную сеть для классификации эхокардиографических изображений, получив среднюю точность классификации 98,2 %.

Предложен набор свёрточных нейронных сетей MENN, предназначенных для анализа изображений левого желудочка как в режиме отслеживания «пятен» (speckle-ov) по длинной оси (В-режим), так и по короткой оси (М-режим) [10]. Эффективность предложенной авторами архитектуры была дополнительно подтверждена на двух доклинических моделях, и достигнуты отличные показатели корреляции между результатами автоматического и мануального анализа эхокардиографических изображений (значение коэффициента корреляции Пирсона r от 0,85 до 0,99).

Описано использование глубинной нейронной сети с механизмом внимания и модулем агрегации остаточных признаков для автоматической сегментации левого желудочка на изображениях чреспищеводной эхокардиографии во время сердечно-лёгочной реанимации [11]. Цель работы — определить наилучшее положение для эффективной компрессии грудной клетки с использованием систолической функции левого желудочка.

Найдена возможность верификации факта перенесенного инфаркта миокарда по записям эхокардиографии [12]. Предложенная авторами модель представляет собой последовательность, состоящую из двумерных свёрточных нейронных сетей, выполняющих предварительную обработку данных путем сегментации контура левого желудочка, полученного из апикального четырёхкамерного доступа. Затем трёхмерная свёрточная нейронная сеть выполняет бинарное выявление факта

сердечного сокращения на последовательности кадров. Модель достигла высоких показателей точности: точность 100 %, полнота 95 % и показатель F1 97,2 %.

Группой авторов [13] решена задача отслеживания смещения ЭХО-тени аортального клапана в последовательности эхо кардиографических кадров. Для решения задачи обнаружения и восприятия изображения были использованы две архитектуры сверточных нейронных сетей — более быстрый однократный детектор Multibox (твердотельный накопитель) и сверточная нейронная сеть на основе регионов (RNN).

Таким образом, можно констатировать, что выбранная в работе тема вполне актуальна в современных условиях и должна рассматриваться на стыке таких наук, как медицина, кибернетика и информатика, с точки зрения задач искусственного интеллекта и компьютерного зрения.

Материалы и методы

Используемые методы. Для решения поставленных задач использовалась модель сегментации Unet [14], предварительная обработка изображений методами фильтрации Гаусса [15], оператор поиска границ Канни [16] и стандартные процедуры библиотеки OpenCV [17].

Для расчета продольной деформации миокарда необходимо найти крайние (граничные) точки анализируемой камеры сердца. Для этого необходимо найти фрагменты контура стенок предсердия, что бывает сделать довольно проблематично ввиду сильных помех в зоне интереса. Поиск верхнего и нижнего контура осуществлялся идентификацией максимального и минимального положения центра тяжести замкнутого контура с последующим нахождением крайней левой точки верхнего

фрагмента контура и самой нижней точки нижнего фрагмента контура.

После получения значений длины вектора расстояния между крайними точками использовался усредняющий фильтр для сглаживания отклонений, вызванных ошибками маркировки контуров сердечной мышцы. Параметры strain-a рассчитывались по формуле 1:

$$\varepsilon(t) = \frac{L(t) - L(t_0)}{L(t_0)}, \quad (\text{формула 1})$$

где $L(t)$ — расстояние между крайними точками текущего кадра (конечно-систолический размер сегмента миокарда), $L(t_0)$ — длина вектора расстояния между крайними точками на предыдущем кадре (конечно-диастолический размер сегмента миокарда).

Экспериментальные материалы. Для разработки алгоритма расчета параметра деформации предсердий необходимо предварительно обработать видеофрагмент двухмерной эхокардиографии. Для сегментации стенок предсердий и расчета показателей деформации были использованы видеозаписи трансторакальной ЭхоКГ 40 пациентов с диагнозом дефект межпредсердной перегородки. Возраст пациентов составлял от 0 до 18 лет.

На основании этих данных определялись показания к хирургической коррекции порока. Исследование проводилось на базе ФГБУЗ «Федеральный центр сердечно-сосудистой хирургии» г. Красноярск.

Исходное разрешение видеофрагментов составляло 1344x1000 пикселей, 25 кадров в секунду, изображение в цветовой кодировке RGB. В видеозаписях ЭХО кардиографии, выполненной на аппарате Philips iE33, имелись значительные помехи. После удаления лишних фрагментов системы разрешение изображения стало 800x600 пикселей в цветовой кодировке RGB. Пример изображений показан на рисунке 1.

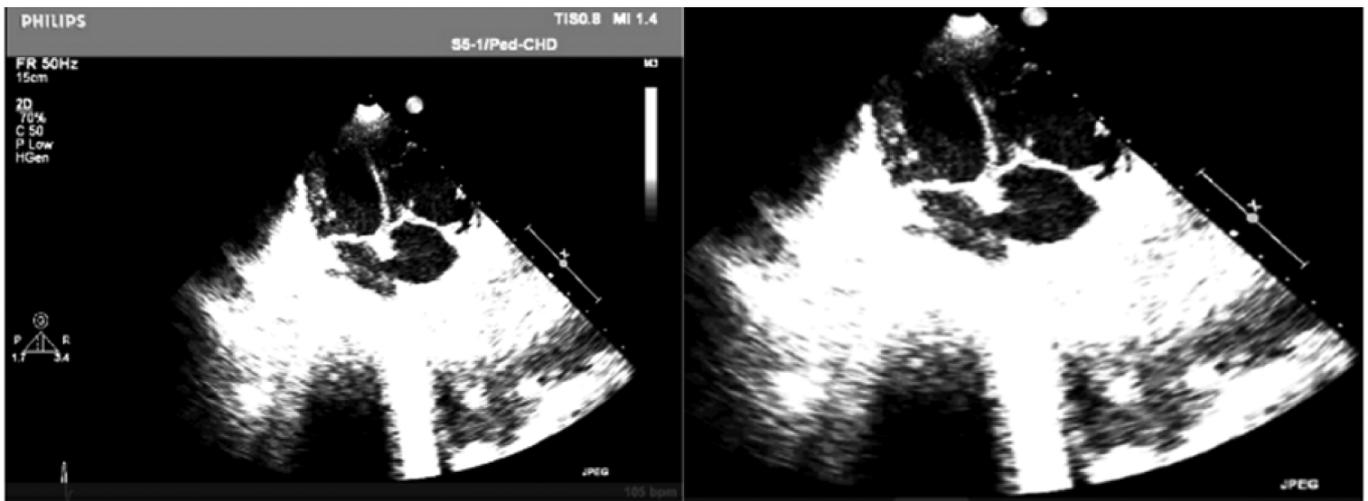


Рис. 1. Исходное разрешение видеофрагментов имеет 1344x1000 пикселей. Пример фрагментации кадра для подготовки обучения нейронной сети

Фрагментированные изображения размечались экспертами — врачами функциональной диагностики, которые вручную маркировали область правого и левого предсердия по классу «предсердия» — как область интереса для дальнейшего обучения нейронных сетей. Для обучения модели выборка была разделена на обучающую, проверочную и тестовую в соотношении 70 %:20 %:10 %. В итоге была получена следующая выборка: 1500 изображений сердца пациентов в движении (1 цикл сокращения) в наборе данных. 3000 отмечено предсердиями (левым и правым). На рис. 2 показан пример ручной разметки элементов предсердий и получения общей «маски» (схематического контура) для дальнейшего обучения нейронной сети. Разметка набора данных выполнялась в программе разметки Labelme [18].

Обучение нейронной сети проводилось на персональном компьютере со следующими характеристиками: NVIDIA GeForce 2060, 16 ГБ оперативной памяти.

Результаты

Результаты обучения модели сегментации. Модель, созданная на основе архитектуры свёрточной нейронной сети Unet [14] имеет общее количество 6 502 786 нейронов, из них 4 658 882 обучаемых. Вход нейронной сети содержит 512x512 пикселей в цветовой кодировке RGB. После сегментации по модели размер изображения увеличивается до размера анализируемого видефрагмента, в данном случае до размера 800 x 600 пикселей в цветовой кодировке RGB. Полная структура созданной модели представлена на рисунке. Обучение проходило в 18 эпох, 147 итераций на 1 эпоху, тензорная размерность 32 изображения. Потеря результатов обучения 0,013 val_loss 0,017. Функция потерь SparseCategoricalCrossentropy.

Предварительная подготовка изображения для расчёта стрейна. Видефрагменты с аппарата Philips iE33 со скважностью (частотой формирования изображения) 5–10 подаются в систему автоматического расчёта показателей деформации. Размер видеозображения со-

ставляет 1344x1000 пикселей в цветовом канале RGB. Из видеопотока вырезается фрагмент с окном 600x800 пикселей в цветовом канале RGB. Полученное изображение уменьшается до размеров входного слоя обученной нейросети U-net (512x512 пикселей), и на выходе получаем сегментированные контуры («маски») правого и левого предсердий. Затем производится наложение изображения и «маски» и получается изображение сегментированных областей размером 800x600 пикселей в цветовой кодировке RGB. Для дальнейшего поиска контуров необходимо выполнить следующие операции: преобразование в оттенки серого, фильтрацию по Гауссу с окном 11x11 пикселей для удаления грубого шума и поиск контура с помощью оператора Канни с параметром 30, 150. Поскольку изображение очень зашумлено, большая часть контуров являются незакрытыми. Для решения этой проблемы значение пикселя было дополнено функцией расширения [19]. Результатом операции являются закрытые фрагменты видимой стенки предсердия, подготовленные для расчета деформации. На Рис. 4 показано пошаговое описание процедуры предварительной обработки изображения.

Расчет величины стрейна левого предсердия. После получения контура предсердий необходимо найти и зафиксировать крайние верхнюю и нижнюю точки анализируемой области. Поскольку на ультразвуковых изображениях присутствуют более или менее интенсивные помехи, четкая локация границ отделов сердца не всегда возможна. На рис. 5 показаны примеры получения контуров с различной степенью зашумленности в зоне интереса.

После нахождения крайних точек необходимых фрагментов контура вычисляется длина результирующего вектора расстояния. На рис. 6 показаны результаты поиска точек и найденный вектор. Красная точка — левая крайняя точка верхнего фрагмента стенки левого предсердия, зеленая точка — нижняя точка нижнего фрагмента стенки левого предсердия, зеленая рамка — ограничивающая рамка найденного замкнутого контура, розовая линия — вектор расстояния между крайними точками.

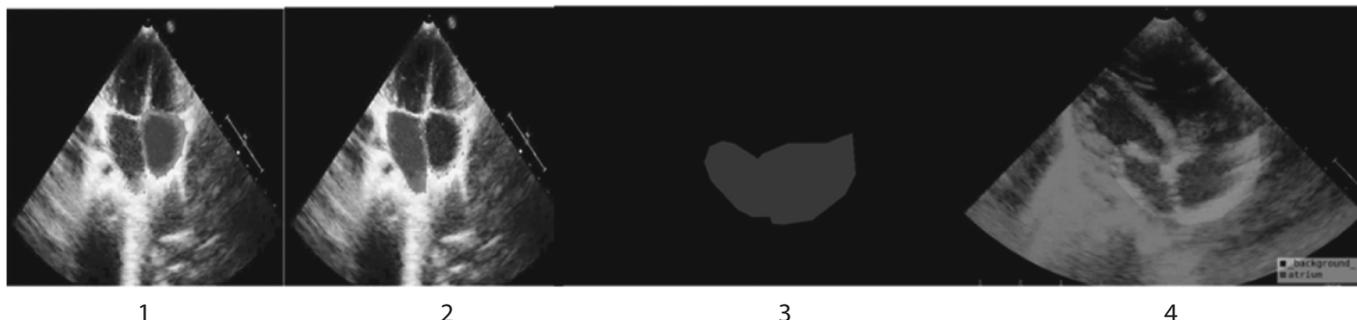


Рис. 2. Разметка предсердий на изображении, где 1) «маска» правого предсердия, 2) «маска» левого предсердия, 3) общая «маска» обоих предсердий, 4) добавление изображения сердца и общей «маски» предсердий

Model: "model_9"

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_13 (InputLayer)	[(None, 512, 512, 3)]	0	[]
model_8 (Functional)	[(None, 256, 256, 96), (None, 128, 128, 144), (None, 64, 64, 192), (None, 32, 32, 576), (None, 16, 16, 320)]	1841984	['input_13[0][0]']
sequential_25 (Sequential)	(None, 32, 32, 512)	1476608	['model_8[0][4]']
concatenate_11 (Concatenate)	(None, 32, 32, 1088)	0	['sequential_25[0][0]', 'model_8[0][3]']
sequential_26 (Sequential)	(None, 64, 64, 256)	2507776	['concatenate_11[0][0]']
concatenate_12 (Concatenate)	(None, 64, 64, 448)	0	['sequential_26[0][0]', 'model_8[0][2]']
sequential_27 (Sequential)	(None, 128, 128, 128)	516608	['concatenate_12[0][0]']
concatenate_13 (Concatenate)	(None, 128, 128, 272)	0	['sequential_27[0][0]', 'model_8[0][1]']
sequential_28 (Sequential)	(None, 256, 256, 64)	156928	['concatenate_13[0][0]']
concatenate_14 (Concatenate)	(None, 256, 256, 160)	0	['sequential_28[0][0]', 'model_8[0][0]']
conv2d_transpose_31 (Conv2DTranspose)	(None, 512, 512, 1)	1441	['concatenate_14[0][0]']

Рис. 3. Архитектура обученной модели на основе архитектуры U-net

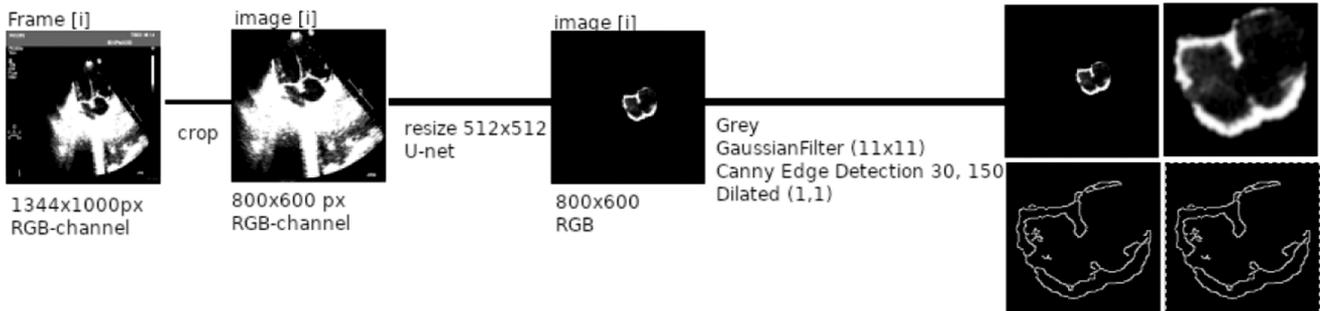


Рис. 4. Алгоритм выделения контура области интереса сердца

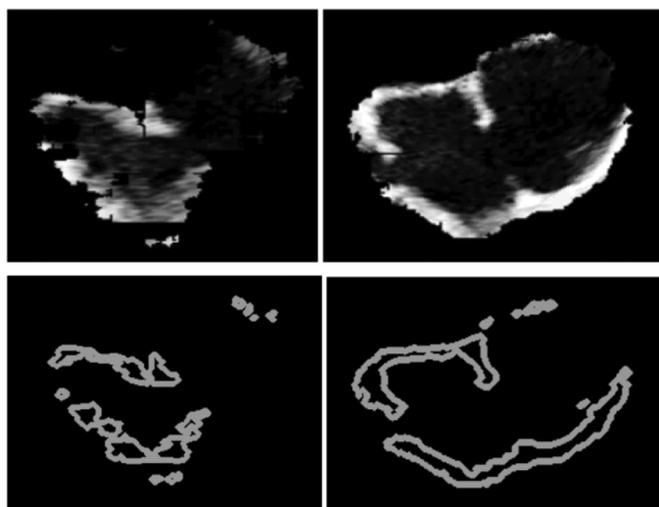


Рис. 5. После получения контура предсердий необходимо найти и зафиксировать полученный результат. Примеры выделения контуров из видеокadres ЭхоКГ, слева — «сильно зашумленная» область предсердий, справа — чистая от шумов область предсердий

Расчет мгновенного и среднего значений стрейна левого предсердия. После формирования списка типа [[номер_фрейма],[длина]] данные были отсортированы по возрастанию и скопированы в одномерный упорядоченный массив. Затем был использован медианный фильтр для удаления акустического шума (помех) в данных, полученных после расчета длины вектора расстояния между крайними точками. После получения незашумленного сигнала мгновенное значение стрейна рассчитывалась по формуле 1. Для лучшего понимания полученные данные были преобразованы в проценты. В таблице [1] представлены результаты расчета деформации за один цикл сокращения левого предсердия, полученные массивы данных и этапы их преобразования

Таблица 1.

Протокол пошагового расчета мгновенного значения стрейна

Номер кадра	Исходная длина	После фильтрации медианным фильтром	Мгновенное значение стрейна	Мгновенное значение стрейна, %
0	75.610	75.610	0	+0
1	100.004	75.610	0.322	+32
2	52.325	100.004	-0.395	-40
3	121.490	60.440	0.514	+51
4	60.440	91.547	-0.339	-34
5	91.547	60.440	0.032	+3
6	58.051	62.393	0	+0
7	62.393	62.393	0.613	+61
8	112.445	100.687	0	+0
9	100.687	100.687	0	+0
10	80.529	100.687	0.010	+1
11	108.756	101.710	0	+0
12	101.710	101.710	0.010	+1
13	38.948	85.023	0	+0
14	85.023	55.901	-0.164	-16
15	55.901	85.023	-0.342	-34
16	102.004	102.004	0.520	+52
17	128.082	102.004	0.199	+20
18	58.034	123.709	0	+0
19	123.709	111.072	0.212	+21

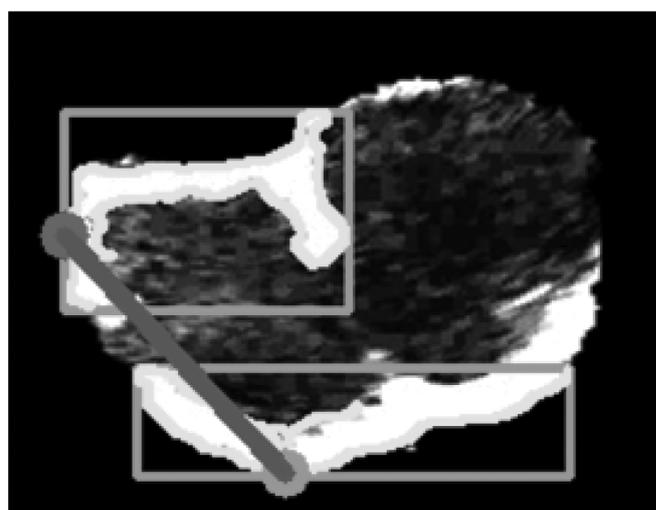
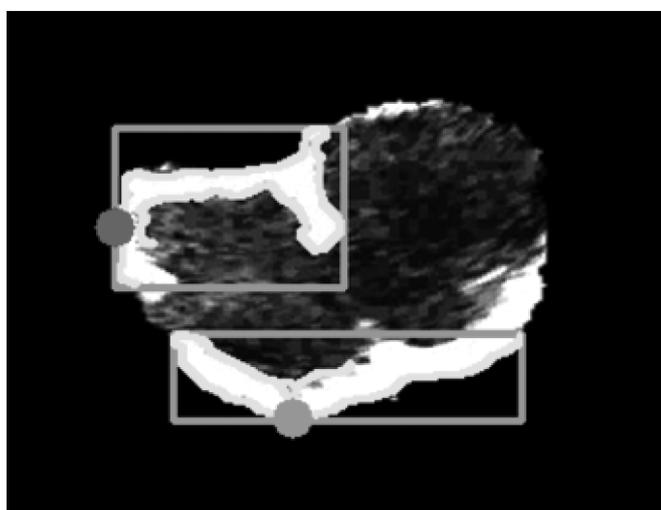


Рис. 6. Результат поиска крайних точек видимых участков стенок левого предсердия.

Номер кадра	Исходная длина	После фильтрации медианным фильтром	Мгновенное значение стрейна	Мгновенное значение стрейна, %
20	111.072	123.709	-0.102	-10
21	150.416	111.072	0.113	+11
22	49.040	91.005	-0.102	-10
23	91.005	91.005	-0.180	-18
24	130.667	91.005	0	+0
25	10	100.498	0	+0
26	100.498	93.005	0.104	+10
27	93.005	93.005	-0.074	-7
28	67.601	93.005	0	+0

Рисунок 7 показывает графики полученных данных и этапы их преобразования.

Обсуждение

Перспективной работой с точки зрения прикладных информационных технологий является решение проблемы сильных акустических шумов (помех) при определении контуров левого и правого предсердий на ЭхоКГ-изображении. Для решения этой задачи авторы планируют использовать метод восстановления нелоцируемой стенки предсердий с помощью генеративно-состязательных нейронных сетей (ГНС), который позволит рассчитывать независимые параметры мгновенной и средней деформации для обоих предсердий и тем самым точнее диагностировать дисфункцию камер сердца, например, при ДМПП.

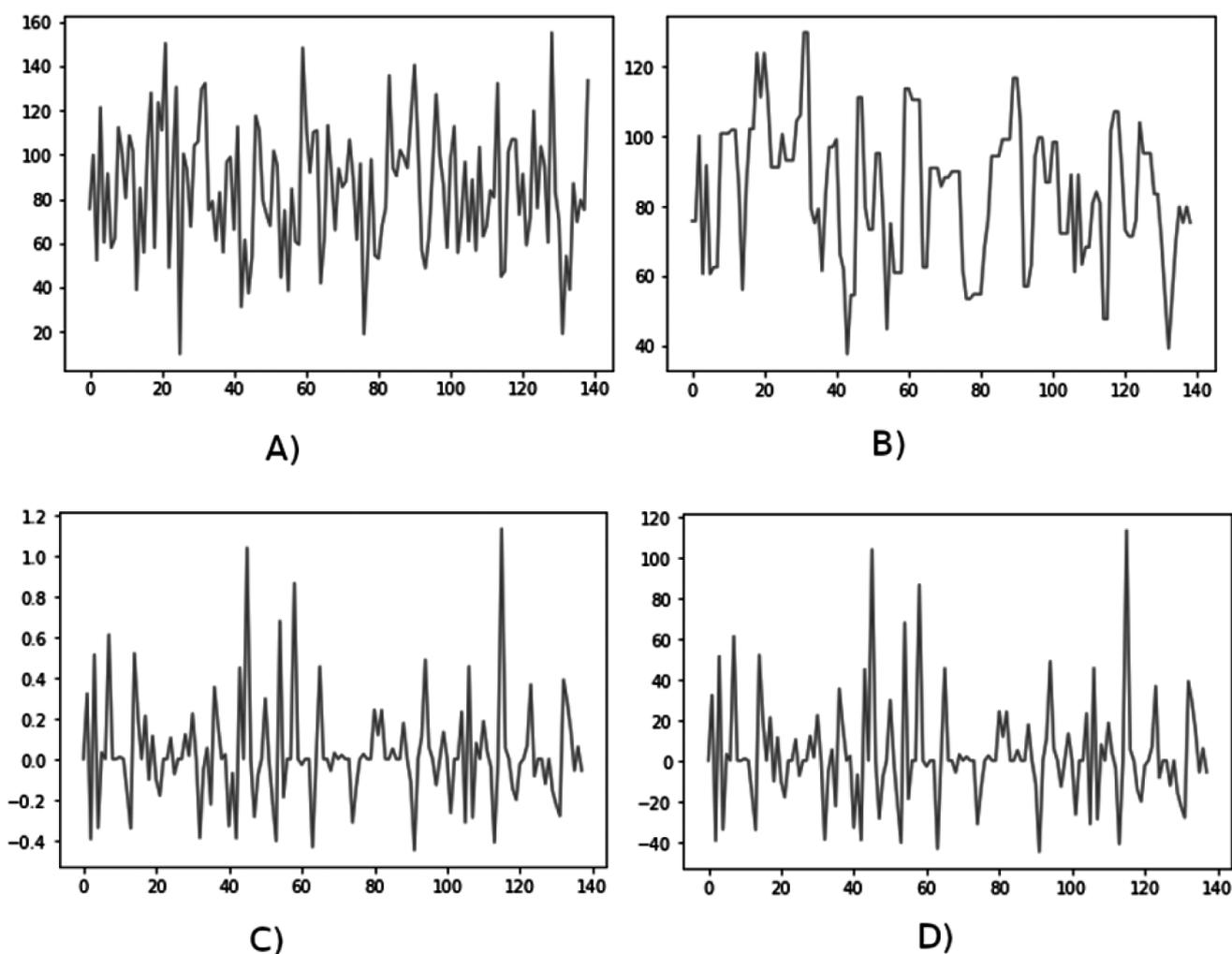


Рис. 7. Графики расчета деформации, где А) — график исходных данных, В) — график данных с использованием медианного фильтра, С) — график мгновенной деформации, D) — процентное отображение мгновенной деформации.

Заключение

Авторы полагают, что новый параметр (продольная деформация предсердий) даст возможность врачам функциональной диагностики и кардиологам более

корректно и точно определять оптимальные сроки плановой хирургической коррекции ДМПП. Мы считаем целесообразным включение показателей продольной деформации миокарда в протоколы ЭХОКГ, в частности, в процессе диспансерного наблюдения детей с ДМПП.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бокерия Л.А., Ким А.И., Зеленикин М.М., Авраменко А.А., Алесян Б.Г., Белов В.А., Богданов В.Н., Борисков М.В., Борисова Н.А., Бродский А.Г., Волков С.С., Гаврилов Р.Ю., Гармаш О.И., Гладышев И.В., Голубова Т.Ф., Горбатилов К.В., Горбатов Ю.Н., Горбачевский С.В., Григорян А.М., Елисеева Л.В., Евтушенко А.В., Иртыга О.Б., Ковалёв И.А., Комиссаров М.И., Кривошеков Е.В., Крупяно С.М., Купряшов А.А., Курганова А.В., Левченко Е.Г., Лежнев А.А., Любчик В.Н., Мартынюк Т.В., Мовсесян Р.Р., Налимов К.А., Никифоров А.Б., Петрушенко Д.Ю., Плотников М.В., Подоксенов А.Ю., Пурсанов М.Г., Свободов А.А., Семеняк Е.Г., Синельников Ю.С., Татаурова В.П., Теплов П.В., Трунина И.И., Черногринов А.Е., Шехмаметьев Р.М., Шляхто Е.В., Шмальц А.А., Яковлева А.Н., Александрова С.А., Барышникова И.Ю., Берген Т.А., Рычина И.Е., Сеницын В.Е., Юрпольская Л.А. Дефект межпредсердной перегородки. Клинические рекомендации 2023. Российский кардиологический журнал. 2023;28(8):5588. DOI:10.15829/1560-4071-2023-5588
2. Baumgartner H., De Backer J., Babu-Narayan S.V., Budts W., Chessa M., Diller G., Lung B., Kluijn J., Lang I.M., Meijboom F., Moons P., Mulder B.J., Oechslin E., Schwerzmann M., Sondergaard L., Zeppenfeld K. Рекомендации ESC по ведению взрослых пациентов с врожденными пороками сердца 2020. Российский кардиологический журнал. 2021;26(9): 4702. DOI: 10.15829/1560-4071-2021-4702
3. Baumgartner H., De Backer J., Babu-Narayan S.V., Budts W., Chessa M., Diller G-P, Lung B., Kluijn J., M Lang I., Meijboom F., Moons P., J. M. Mulder B., Oechslin E., W Roos—Hesselink J., Schwerzmann M., Sondergaard L., Zeppenfeld K., ESC Scientific Document Group. 2020 ESC Guidelines for the management of adult congenital heart disease: The Task Force for the management of adult congenital heart disease of the European Society of Cardiology (ESC). Endorsed by: Association for European Paediatric and Congenital Cardiology (AEPC), International Society for Adult Congenital Heart Disease (ISACHD). European Heart Journal. 2021;42(6):563–645. DOI: 10.1093/eurheartj/ehaa554
4. Elsaka O. et al. Pathophysiology, Investigations, and Management of Atrial Septal Defect // Asian J. Med. Princ. Clin. Pract. 2021. Vol. 4, № 4. P. 207–220.
5. Bhattarai A. et al. Atrial Septal Defect Closure Via Mini Thoracotomy and with Peripheral Cannulation. // J. Nepal Health Res. Counc. Nepal, 2022. Vol. 19, № 4. P. 725–729.
6. Akbar A. et al. Pattern of Vascular Anomalies Associated With Sinus Venosus Atrial Septal Defect // Cureus. 2022.
7. Alkhatieb A. et al. Impact of atrial septal defect device size on biventricular global and regional function: a two-dimensional strain echocardiographic study // Cardiol. Young. 2022. Vol. 32, № 5. P. 746–754.
8. Miki T. et al. Favorable changes of left ventricular function in the circumferential direction following transcatheter atrial septal defect closure: a strain imaging study // Int. J. Cardiovasc. Imaging. 2021. Vol. 37, № 3. P. 903–912.
9. Huang M. et al. Explainable deep neural network for echocardiography view classification // Eur. Hear. J. — Cardiovasc. Imaging. 2022. Vol. 23, № Supplement_1.
10. Duan C. et al. Fully automated mouse echocardiography analysis using deep convolutional neural networks // Am. J. Physiol. Circ. Physiol. 2022. Vol. 323, № 4. P. H628–H639.
11. Kang S. et al. Left ventricle segmentation in transesophageal echocardiography images using a deep neural network // PLoS One / ed. Liu X. 2023. Vol. 18, № 1. P. e0280485.
12. Hamila O. et al. Fully automated 2D and 3D convolutional neural networks pipeline for video segmentation and myocardial infarction detection in echocardiography // Multimed. Tools Appl. 2022. Vol. 81, № 26. P. 37417–37439.
13. Nizar M.H.A. et al. Real-time Detection of Aortic Valve in Echocardiography using Convolutional Neural Networks // Curr. Med. Imaging Former. Curr. Med. Imaging Rev. 2020. Vol. 16, № 5. P. 584–591.
14. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. 2015.
15. Andrews J. Low-Pass Risetime Filters for Time Domain Applications. 2023.
16. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1986. Vol. PAMI-8, № 6. P. 679–698.
17. OpenCV [Electronic resource]. URL: <https://opencv.org/>.
18. LabelMe [Electronic resource]. URL: <http://labelme.csail.mit.edu/Release3.0/>.
19. Eroding and Dilating [Electronic resource] // Open-Source Computer Vision. URL: https://docs.opencv.org/3.4/db/df6/tutorial_erosion_dilatation.html.

© Сакович Виталий Валерьевич (office@krascor.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»