

УДК 621.397

А. В. Дворкович, А. П. Зарецкий, К. С. Митягин, Д. Э. Копосов

Московский физико-технический институт (государственный университет)

Алгоритмы обработки тепловизионных изображений для анализа качественных показателей гемодинамики артерий лица

При мониторинге качественных показателей гемодинамики артерий лица с помощью методов медицинской термографии возникает задача автоматизации обработки и анализа тепловизионных изображений. В данной работе приводится сравнительный обзор алгоритмов сегментации информационных областей на тепловизионных снимках человека. Результаты проведенного имитационного моделирования позволяют выделить ряд ключевых алгоритмов, наиболее подходящих для решения задачи анализа и мониторинга показателей кровотока артерий лица.

Ключевые слова: медицинская термография, анализ гемодинамики, обработка тепловизионных изображений, сегментация изображений, выделение ключевых областей.

A. V. Dvorkovich, A. P. Zaretskiy, K. S. Mityagin, D. E. Kuposov

Moscow Institute of Physics and Technology (State University)

Algorithms of thermal image processing for analysis of hemodynamic parameters of facial arteries

The problem of automating of medical infrared image processing arises in analysis and monitoring of hemodynamic parameters of facial arteries. In this paper, we give a comparison overview of algorithms for segmentation regions of interest (ROI) in face's thermal images. The simulation results allow us to identify a number of key algorithms, which implementation is necessary for the analysis of hemodynamic parameters of facial arteries.

Key words: medical infrared imaging, hemodynamic analysis, thermal image processing, segmentation, ROI detection.

1. Введение

В настоящее время наблюдается значительный интерес к развитию бесконтактных методов диагностики и скрининга медицинских заболеваний. Перспективным направлением развития в данной области является медицинская термография [1]. Медицинская термография — метод диагностики состояния пациента с помощью тепловизора, позволяющего регистрировать тепловое излучение человека и преобразовывать его в двумерные термограммы, отображающие температурное распределение поверхности тела.

Температура поверхности тела является интегральным показателем функционального состояния человека и служит в качестве информационного критерия при решении задач медицинской диагностики. Неоднородное поверхностное распределение температуры при неизменных внешних условиях может быть обусловлено влиянием ряда факторов: состоянием сосудистой системы, мышц и внутренних органов, локальной теплопроводности кожи

© Дворкович А. В., Зарецкий А. П., Митягин К. С., Копосов Д. Э., 2017

© Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Московский физико-технический институт (государственный университет)», 2017

и прилегающих тканей, а также протекающими обменными процессами терморегуляции [2]. Данные факторы должны учитываться при диагностике функционального состояния пациента.

Основным фактором изменения температурного распределения поверхности кожи человека является состояние сосудистой системы. Увеличение притока крови или его уменьшение, вызванное сужением сосудов или их закупоркой, приводят к возникновению изменений (рис. 1) локальной температуры. Наличие патологических процессов изменяет нормальное распределение температуры, причем эти изменения зачастую опережают другие клинические проявления, что крайне важно для ранней диагностики и своевременного лечения заболеваний [2].

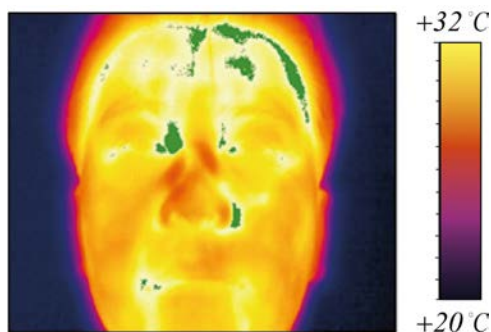


Рис. 1. Тепловизионный снимок лица человека с наличием сужения коронарных артерий

В отличие от методов диагностики с помощью компьютерной томографии, в которых исследуется преимущественно анатомическая структура, визуализация поверхностной тепловой картины позволяет получить качественную информацию о функционировании мягких тканей и внутренних органах. В приложениях медицинской термографии огромный практический интерес представляет задача анализа данных, полученных на основе тепловизионных снимков лица человека, которые используются для бесконтактного определения биомедицинских параметров, таких как сердечный пульс и показатели кровотока артерий [3]. Например, для определения пульса выделяется область сонной артерии на последовательности записанных термографических снимков, на которой измеряются волнообразные изменения температуры, связанные с пульсацией объема кровотока в сосудах. При диагностике нарушений кровообращения артерий лица производится поиск и сегментация информационных участков с выявленной температурной асимметрией, анализ которых позволяет выявить патологические участки [4].

Эффективное измерение биомедицинских показателей требует использования тепловизионных устройств с высокой разрешающей способностью и низким уровнем собственных шумов. Кроме того, отдельную сложность представляет процесс обработки данных, полученных с помощью тепловизора, на которых зачастую бывает крайне сложно выявить визуальные участки с температурной асимметрией. Ввиду вышесказанного, возникает актуальная задача разработки алгоритмов анализа и автоматической обработки тепловизионных изображений. На подобные алгоритмы накладываются существенные ограничения по вычислительной сложности, что необходимо для построения мониторинговых систем, способных работать в режиме реального времени.

2. Алгоритмы обработки тепловизионных снимков лица

При визуализации данных, полученных с помощью тепловизионных изображений, необходимо выполнять предварительную обработку. Предобработка включает в себя выполнение операций над изображением, таких как контрастирование и фильтрация шума, и предназначена для повышения тепловой различимости объектов изображения.

Процесс обработки изображений для анализа качественных показателей кровотока артерий лица должен включать в себя:

- поиск области лица,
- сегментацию информационных участков для последующего анализа.

Под сегментацией понимается распределение множества пикселей изображения друг от друга по каким-либо признакам, например, цвет, яркость или геометрические характеристики. Информационные участки изображения содержат данные, необходимые для анализа гемодинамических показателей кровотока артерий. Исходя из вышесказанного, работа алгоритмов обработки тепловизионных изображений должна обладать следующими свойствами:

- 1) эффективностью – работой в реальном времени на записанных последовательностях термографических снимков;
- 2) возможностью выделения информационных участков с оценкой их температурных характеристик;
- 3) низкой вероятностью ошибки выделения.

2.1. Поиск области лица

Существующие алгоритмы, предназначенные для задачи поиска лица человека на снимках, работают преимущественно с изображениями видимого диапазона [5]. Значительная часть данных алгоритмов не учитывает специфические особенности, которые возникают при работе с тепловизионными изображениями и поэтому не применимы для задачи бесконтактного определения гемодинамических показателей артерий лица. Однако имеется ряд работ, в которых исследуются и описываются принципы работы алгоритмов поиска лиц на тепловизионных снимках [6–10]. Рассмотрим некоторые из них.

В соответствии с методом Виолы–Джонса для поиска области лица скользящее окно заданного размера перемещается по изображению и для каждого участка рассчитывается признак Хаара [6]. Признак Хаара представляет собой разбивку прямоугольной области на наборы разнотипных прямоугольных подобластей. Каждый признак показывает наличие или отсутствие какой-либо конкретной характеристики изображения. Например, двупрямоугольный признак можно определить в виде разности суммарной интенсивности пикселей двух смежных областей внутри прямоугольника, ориентированного горизонтально или вертикально. Подобный признак позволяет найти положение границы между темным и светлым фонами областей изображения. При движении скользящим окном по изображению вычисляются значения необходимых признаков, которые характеризуют размер и ориентацию изображения. В процессе обучения алгоритма задается пороговое значение, на основе которого алгоритм решает задачу обнаружения области лица. Если разность между текущим и пороговым значением отрицательная, то алгоритм принимает решение об отсутствии лица в данной области. В противном случае происходит уточнение положения лица с помощью более мелких признаков внутри данной области. Недостатком данного метода является высокая вычислительная сложность алгоритмов реализации, что существенно ограничивает его применимость на практике.

Некоторые алгоритмы детектирования лиц основаны на выделении контуров объектов, являющихся информативными составляющими изображения. Контур представляет собой совокупность связанных точек, имеющих замкнутую структуру, поперек которых происходит резкое изменение значений яркости пикселей. Для выделения контура объекта могут использоваться различные методы: градиентный метод, метод второй производной, Превитта–Кирша, Марра–ХилдERTA и др [7]. Общим способом нахождения контура является обработка изображения с помощью скользящей маски, которая производит расчет значений характерной величины (первой или второй производной) и ее сравнение с пороговым значением. Затем производится сшивание границ контуров, после чего с помощью

информационных признаков происходит определение вида объекта (рот, нос, глаза и т.д.) по заранее обученному методу классификации. Преимуществом данного метода является возможность выделения области лица на основании совокупности признаков, характеризующих объект изображения, что позволяет повысить потенциальную точность работы детектора лиц при обработке тепловизионных изображений.

В работе [8] предлагается простой алгоритм детектирования области лица для тепловизионных изображений с бимодальным распределением значений интенсивности пикселей. Для этого выполняется предварительная бинаризация изображения на основе порогового значения, который выбирается в соответствии с критерием Оцу [9] и проводится анализ значений функции проекции интенсивности в горизонтальной и вертикальной проекциях изображений. Поиск локальных максимумов позволяет определить граничные точки, которые полностью определяют положение лица (рис. 2) на изображении.

Для корректной работы данного алгоритма необходимо предварительное выделение верхней части туловища человека на изображении, в противном случае возникает значительная систематическая ошибка при работе алгоритма.

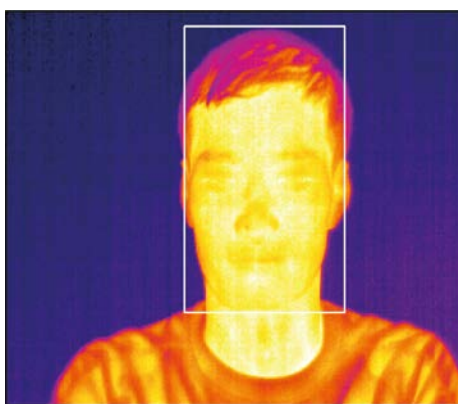


Рис. 2. Пример работы алгоритмы поиска лица

В работе [10] предлагается модифицированный алгоритм, основанный на анализе функции проекции суммарной интенсивности пикселей тепловизионного изображения. Принцип работы модифицированного алгоритма устроен следующим образом. Сначала определяются граничные точки функции вертикальной проекции изображения: первая граничная точка соответствует первому аргументу, в котором значение функции проекции отлично от нуля, вторая граничная точка соответствует аргументу функции, при котором производная функции проекции меняет знак (подобная область соответствует переходу лицо-плечи). Затем определяются граничные точки функции горизонтальной проекции интенсивности в пределах заданных значений аргументов.

Данный алгоритм позволяет обрабатывать тепловизионные изображения различных размеров, а сглаживание значений функции проекции интенсивности позволяет бороться с ошибками определения граничных точек, вызванными наличием фоновых объектов на изображении.

2.2. Сегментация информационных участков

После определения области лица на изображении возникает задача выделения и сегментации информационных участков поверхности для последующего анализа температурного распределения. Для сегментации информационных участков используется ряд наиболее известных подходов [11–17].

В работе [11] был предложен простой алгоритм сегментации информационных участков на основе антропометрических соотношений головы человека. Для определения местоположения информационных участков используются 7 периферийных точек конутра лица. Использование данного подхода накладывает важное ограничение: положение человека

должно быть строго вертикальным и неподвижным в ходе записи всех тепловизионных снимков.

Альтернативный подход был предложен в работе [12], который основан на использовании жесткой антропометрической модели лица. Для поиска и выделения информационных участков используется классификатор (рис. 3), который описывается комбинацией нескольких параметров: y_g – высота головы, r_{sk} – длина плеча и d_{lg} – параметр, определяющий положение глаз относительно линии бровей.

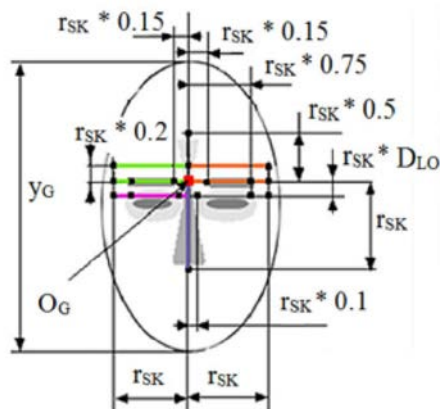


Рис. 3. Жесткая модель лица

Поиск необходимых информационных областей выполняется следующим образом. Сначала производится аппроксимация формы головы с использованием модели активных контуров. Поиск границы объекта сводится к оптимизационной задаче, в которой необходимо найти минимум функционала, зависящего от формы и размеров контура. Оптимальным расположением активного контура является положение вдоль границ объекта изображения с максимальным градиентом интенсивности. После выделения границ активного контура определяется примерное значение высоты головы y_g и производится уточнение положения и ориентации с помощью детектора с необходимым масштабом. В результате уточнения положения выделяются линии бровей. Положения глаз рассчитываются с помощью алгоритма поиска в определенной области и заданного шаблона контура. Форма глаз задается в виде эллипсов, размеры которых определяются параметром r_{sk} . Ключевые точки носа определяются с помощью специально заданных признаков.

Несомненным преимуществом данного подхода является возможность работы с тепловизионными изображениями различного размера и ориентации, однако при работе алгоритма не учитываются индивидуальные особенности строения лица человека, что затрудняет адаптивную подстройку системы автоматического анализа тепловых данных.

Использование алгоритма сегментации информационных участков на основе метода активных моделей внешнего вида позволяет частично устранить вышеуказанную проблему [13]. Активная модель внешнего вида (active appearance model, ААМ) более гибким образом определяет пространственную структуру форму лица человека. Основные параметры структуры формы ограничиваются параметрами реальных объектов, содержащихся в обучающей выборке изображений. При обучении модели обучающая выборка должна обеспечивать максимальную вариативность и информативность выделения признаков. Для описания структуры формы лица используются метки, расположенные по границам контуров характерных объектов лица (глаза, нос, периферийные точки). При определении местоположения меток на реальном изображении решается оптимизационная задача по минимизации среднеквадратического отклонения между реальными и оценочными значениями положений меток на изображении.

Точечное описание (рис. 4) структурной модели формы лица делает ее удобной для разделения поверхности лица на заданные информационные участки. При обучении активной модели внешней формы производится нормирование изображений обучающей выборки с помощью операций прокрустового анализа [14]:

- 1) вычисление средних по всему набору координат для каждой метки и переход (x_i, y_i) к координатам $(x_i - \bar{x}, y_i - \bar{y})$;
- 2) нормирование полученных координат;
- 3) выбор одной из полученных форм и поворот всех остальных на угол, при котором обеспечивается минимум среднеквадратического отклонения.

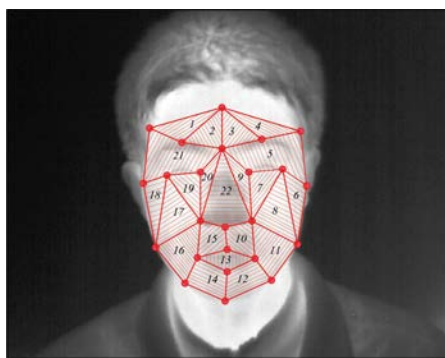


Рис. 4. Пример расположения меток активной модели внешней формы

Данные операции необходимы для получения параметров модели и взаимного расположения меток, независимых от масштаба, угла поворота и смещения лица на изображении. Для выделения основных значений параметров формы применяется метод главных компонент:

$$\mathbf{s} = \bar{\mathbf{s}} + \mathbf{P}\mathbf{b}, \quad (2.1)$$

где $\bar{\mathbf{s}}$ — среднее значение формы;

\mathbf{P} — матрица, состоящая из первых t собственных векторов;

\mathbf{b} — вектор весовых значений.

Варьируя значения параметров \mathbf{b} модели в некоторых пределах, можно определить положение искомого объекта на изображениях тренировочной выборки [14]. При обучении активной модели можно учитывать также параметры текстуры лица. Под текстурой понимается пространственное распределение интенсивности пикселей, направления градиентов интенсивности и другие параметры изображения. В таком случае параметры модели описываются двумя уравнениями с вектором параметров формы \mathbf{b} и вектором параметров текстуры λ :

$$\mathbf{s} = \bar{\mathbf{s}} + \sum_{i=1}^n \mathbf{s}_i b_i, \quad \mathbf{g}(\mathbf{x}) = \bar{\mathbf{g}}(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^m \mathbf{g}_i(\mathbf{x}) \lambda_i. \quad (2.2)$$

Как было указано ранее, для определения положения меток при обработке реального изображения решается оптимизационная задача по нахождению значений параметров. Использование градиентного спуска при расчете значений основных параметров приводит к значительному повышению вычислительной сложности. Для упрощения алгоритма в работе [13] предлагается рассчитывать значение гессiana функции по заданной таблице. В результате возникает дополнительная ошибка при расчете вектора параметров.

Альтернативный инверсный композиционный способ решения оптимизационной задачи был предложен в работе [15]. Данный подход заключается в том, что помимо вычисления изменения параметров модели $\Delta \mathbf{b}$ дополнительно рассчитывается значение изменений функции отображения. Это позволяет вынести вычисление якобиана функции из цикла алгоритма, что позволяет существенно снизить вычислительные затраты. Инверсным алгоритм называется за счет применения инкрементального отображения (с параметрами

$\Delta \mathbf{b}$) не к изображению, а к текстуре модели. Существуют различные вариации данного подхода к решению оптимизационной задачи, возникающей при расчете параметров модели на реальном изображении [14]: проектно-инверсный (Project-out Inverse-Compositional, PIC), одновременный (Simultaneous Inverse-Compositional, SIC) и переменный (Alternating Inverse-Compositional, AIC). Данные подходы имеют свои характерные особенности и отличаются друг от друга вычислительной сложностью и эффективностью работы.

Недостатком метода активной внешней модели является зависимость точности оценки положения ключевых меток от начальной инициализации на изображении. Метод с использованием локально-ограниченных моделей позволяет устранить этот недостаток (Constrained Local Model, CLM). В работе [16] показано, что метод локально-ограниченных моделей обладает большим радиусом сходимости (расстояние между начальной инициализацией и оптимальным положением меток, при котором алгоритм еще сходится к экстремуму). Метод локально-ограниченных моделей не требует использования большого числа меток для получения хорошего качества позиционирования. Напротив, увеличение числа ключевых меток, используемых для описания формы лица, приводит к снижению эффективности работы алгоритма. Использование локальных свойств приводит к сокращению числа характерных признаков, что позволяет предотвратить явление переобучения модели.

Методы, основанные модели на внешнего вида демонстрируют неплохую эффективность по качеству определения положения ключевых меток, но по скорости вычислений они значительно уступают регрессионным методам [17]. Регрессионные методы рассчитывают положение точек с помощью некоторой параметрической функции, которая аппроксимируется в процессе обучения на тренировочной выборке:

$$M : F(\mathbf{I}) \rightarrow \mathbf{x} \in \mathbf{R}^{2L}, \quad (2.3)$$

где M – отображение из пространства признаков в пространство векторов, которые содержат пары координат (x, y) для каждой из N ключевых точек;

F – функция изображения, описывающая его признаки.

Использование локальных бинарных признаков в регрессионной модели обеспечивает выигрыш по производительности при сохранении качества оценки положения ключевых точек. Данный метод использует принцип локальности (значимая информация содержится в малой окрестности ключевой точки). Выделение локальных признаков позволяет избавиться от несущественных параметров и снизить зашумленность данных, обеспечивая высокую обобщающую способность модели.

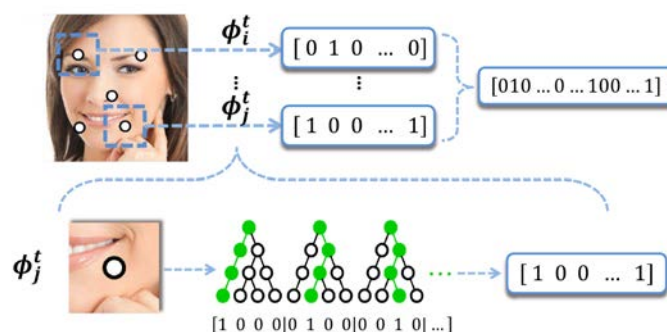


Рис. 5. Процесс формирования локальных бинарных признаков в регрессионной модели

Построение формы \mathbf{S}^t модели происходит итеративно, начиная с некоторого начального приближения:

$$\mathbf{S}^t = \mathbf{S}^{t-1} + \Delta \mathbf{S}^t. \quad (2.4)$$

Приращение рассчитывается по следующей формуле:

$$\Delta \mathbf{S}^t = \mathbf{W}^t \Phi^t(\mathbf{I}, \mathbf{S}^{t-1}), \quad (2.5)$$

где \mathbf{W}^t — матрица коэффициентов линейной регрессии;

Φ^t — функция, порождающая локальные бинарные признаки.

Каждый параметр функции φ_l^t обучается отдельно в окрестности собственной ключевой метки с помощью регрессионной модели на основе алгоритма случайного леса (рис. 5). Данный процесс происходит следующим образом. Для каждого решающего дерева m генерируется подвыборка $X_m : |X_m| < N, m = 1, \dots, N$, с повторением. Строится решающее дерево b_m на подвыборке X_m , причем на каждом шаге выбирается случайным образом только часть исходных признаков. По заданному критерию выбирается наилучший признак и делается разбиение по нему. Процесс продолжается до окончания выборки. Построение решающего дерева выполняется до достижения некоторого размера. В результате получается вектор Φ^t , который состоит из частных функций φ_l^t . Элементы вектора значений частной функции равны нулю, за исключением элемента с номером предсказанного листа.

3. Результаты моделирования

Сравнительный анализ эффективности и производительности алгоритмов сегментации информационных участков поверхности лица проводился с использованием программной среды Python. Для этого были реализованы метод активных внешних моделей и метод локально-ограниченных моделей с использованием функционала открытой библиотеки Метро [18].

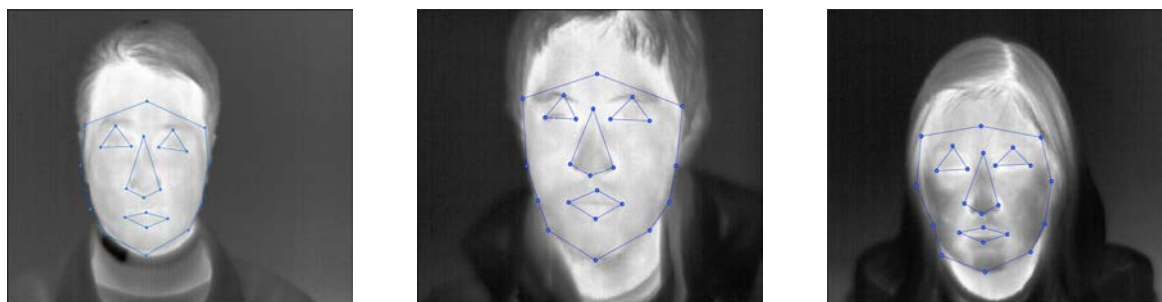


Рис. 6. Пример работы алгоритмов поиска ключевых меток для сегментации информационных участков

Т а б л и ц а 1

Результаты моделирования работы алгоритмов

Оптимизационный метод	Время выполнения (с)	Максимальная ошибка	Нормированная средняя ошибка
Метод активных внешних моделей			
AIC	0.5	0.193	0.080
PIC	0.2	0.240	0.096
Метод локально-ограниченных моделей			
AIC	0.53	0.220	0.0949
PIC	0.15	0.219	0.0861

При решении оптимизационной задачи использовались подходы: проектно-инверсный (PIC) и переменный (AIC). Моделирование работы алгоритмов обработки изображений проводилось на персональном компьютере с процессором Intel i5-4200M с тактовой частотой 2.50 ГГц и оперативной памятью объема 4 Gb. Тестирование выполнялось с использованием тепловизионных изображений NVIE-датасета [19], из которых 73 изображения использовались для обучения моделей, а 30 изображений — для проверки. Для оценки качества работы алгоритмов использовалась метрика нормированной средней ошибки. Результаты

моделирования работы алгоритмов поиска и выделения ключевых меток представлены в табл. 1.

Полученные результаты показали, что проектно-инверсный (PIC) и переменный (AIC) обратные композиционные подходы решения оптимизационной задачи при расчете параметров моделей демонстрируют примерно одинаковую эффективность и качество позиционирования ключевых меток на изображении. При этом скорость работы алгоритма реализации проектно-инверсного композиционного подхода превосходит в несколько раз. Тем не менее оба подхода обеспечивают необходимую для обработки в режиме реального времени скорость вычислений, что необходимо для практического применения при решении задач медицинской термографии.

4. Вывод

Проведенный нами научно-технический обзор показал, что существующие алгоритмы обработки тепловизионных изображений потенциально применимы для задачи анализа качественных показателей гемодинамики артерий лица. Рассмотренные алгоритмы, основанные на методе активной внешней модели и методе локально-ограниченных форм, удовлетворяют заданным требованиям и обеспечивают необходимую для практической реализации эффективность и точность. Дальнейшая работа авторов будет направлена на разработку программного комплекса обработки и анализа тепловизионных изображений для решения задач медицинской термографии и проведение соответствующих клинических испытаний.

Работа выполнена при поддержке гранта Президента Российской Федерации для государственной поддержки молодых российских учёных №14.Y30.17.1897-МК.

Литература

1. *Diakides M., Bronzino J., Peterson D.* Medical infrared imaging: principles and practices // CRC press. 2012.
2. *Jiang L.J.* A perspective on medical infrared imaging // Journal of medical engineering and technology. 2005 V. 29, N 6. P. 257–267.
3. *Ring E.F.J., Ammer K.* Infrared thermal imaging in medicine // Physiological measurement. 2012. V. 33, N 3. P. R33.
4. *Lahiri B.B.* Medical applications of infrared thermography: A review // Infrared Physics and Technology. 2012. V. 55, N 4. P. 221–235.
5. *Hjelmas E., Low B.K.* Face detection: A survey // Computer vision and image understanding. 2001. V. 83, N 3. P. 236–274.
6. *Viola P., Jones M.* Rapid object detection using a boosted cascade of simple features // Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2001.
7. *Dalal N., Triggs B.* Histograms of oriented gradients for human detection // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005.
8. *Mekyska J., Espinosa-Duro V., Faundez-Zanuy M.* Face segmentation: A comparison between visible and thermal images // International Carnahan Conference on Security Technology (ICCST). 2010. P. 185–189.
9. *Otsu N.* A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. 1979. V. 9, N 1. P. 62–66.
10. *Cheong Y.K., Yap V.V., Nisar H.* A novel face detection algorithm using thermal imaging // Computer Applications and Industrial Electronics (ISCAIE), 2014 IEEE Symposium on. IEEE, 2014. P. 208-213.

11. Wong W.K., Hui J.H. Face detection in thermal imaging using head curve geometry // 5th International Congress on Image and Signal Processing. 2012 P. 1038–1041.
12. Marzec M., Koprowski R., Wrobel Z., Kleszcz A., Wilczynski S. Automatic method for detection of characteristic areas in thermal face images // Multimedia Tools and Applications. 2013. V. 74. P. 4351–4368.
13. Cootes T.F., Edwards G.J., Taylor C.J. Active appearance models // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2001. V. 23, N 6. P. 681–685.
14. Kopaczka M., Acar K., Merhof D. Robust Facial Landmark Detection and Face Tracking in Thermal Infrared Images using Active Appearance Models // VISIGRAPP (4: VISAPP). 2016. P. 150–158.
15. Matthews I., Baker S. Active Appearance Models Revisited // International Journal of Computer Vision. 2004. V. 60, N 2. P. 135–164.
16. Cristinacce D., Cootes T.F. Feature Detection and Tracking with Constrained Local Models // BMVC. 2006. V. 1, N 2. P. 3.
17. Ren S., Cao X., Wei Y., Sun J. Face alignment at 3000 fps via regressing local binary features // CVPR. 2014.
18. Alabort-i-Medina J. Menpo: A comprehensive platform for parametric image alignment and visual deformable models // Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia. 2014. P. 679–682.
19. Wang S. A natural visible and infrared facial expression database for expression recognition and emotion inference // IEEE Transactions on Multimedia. 2010. V. 12. N 7. P. 682–691.

References

1. Diakides M., Bronzino J., Peterson D. Medical infrared imaging: principles and practices. CRC press. 2012.
2. Jiang L.J. A perspective on medical infrared imaging. Journal of medical engineering and technology. 2005 V. 29, N 6. P. 257–267.
3. Ring E.F.J., Ammer K. Infrared thermal imaging in medicine. Physiological measurement. 2012. V. 33, N 3. P. R33.
4. Lahiri B.B. Medical applications of infrared thermography: A review. Infrared Physics and Technology. 2012. V. 55, N 4. P. 221–235.
5. Hjelmås E., Löw B.K. Face detection: A survey. Computer vision and image understanding. 2001. V. 83, N 3. P. 236–274.
6. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2001.
7. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005.
8. Mekyska J., Espinosa-Duro V., Faundez-Zanuy M. Face segmentation: A comparison between visible and thermal images. International Carnahan Conference on Security Technology (ICCST). 2010. P. 185–189.
9. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. 1979. V. 9, N 1. P. 62–66.
10. Cheong Y.K., Yap V.V., Nisar H. A novel face detection algorithm using thermal imaging. Computer Applications and Industrial Electronics (ISCAIE), 2014 IEEE Symposium on. IEEE, 2014. P. 208–213.

11. *Wong W.K., Hui J.H.* Face detection in thermal imaging using head curve geometry. 5th International Congress on Image and Signal Processing. 2012 P. 1038–1041.
12. *Marzec M., Koprowski R., Wrobel Z., Kleszcz A., Wilczynski S.* Automatic method for detection of characteristic areas in thermal face images. *Multimedia Tools and Applications*. 2013. V. 74. P. 4351–4368.
13. *Cootes T.F., Edwards G.J., Taylor C.J.* Active appearance models. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2001. V. 23, N 6. P. 681–685.
14. *Kopaczka M., Acar K., Merhof D.* Robust Facial Landmark Detection and Face Tracking in Thermal Infrared Images using Active Appearance Models. *VISIGRAPP (4: VISAPP)*. 2016. P. 150–158.
15. *Matthews I., Baker S.* Active Appearance Models Revisited. *International Journal of Computer Vision*. 2004. V. 60, N 2. P. 135–164.
16. *Cristinacce D., Cootes T.F.* Feature Detection and Tracking with Constrained Local Models. *BMVC*. 2006. V. 1, N 2. P. 3.
17. *Ren S., Cao X., Wei Y., Sun J.* Face alignment at 3000 fps via regressing local binary features. *CVPR*. 2014.
18. *Alabort-i-Medina J.* Menpo: A comprehensive platform for parametric image alignment and visual deformable models. *Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia*. 2014. P. 679–682.
19. *Wang S.* A natural visible and infrared facial expression database for expression recognition and emotion inference. *IEEE Transactions on Multimedia*. 2010. V. 12. N 7. P. 682–691.

Поступила в редакцию 30.11.2017