



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2022-20-5-48-56>

Оригинальная статья
Original paper

УДК 004.93'11

ОПРЕДЕЛЕНИЕ СХОЖЕГО АНАТОМИЧЕСКОГО УЧАСТКА НА КТ-ИЗОБРАЖЕНИИ ГРУДНОЙ КЛЕТКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТРАДИЦИОННЫХ МЕТОДОВ ВЫДЕЛЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ

А.А. КОСАРЕВА, П.В. КАМЛАЧ, В.А. КОВАЛЕВ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
(г. Минск, Республика Беларусь)*

*Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси
(г. Минск, Республика Беларусь)*

Поступила в редакцию 20 апреля 2022

© Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2022

Аннотация. Рассматриваются традиционные алгоритмы определения дескрипторов изображения, такие как SIFT, ORB, LBP, GLSM, для решения задачи поиска схожего анатомического участка на КТ-изображениях лёгких. В статье предлагается методика проведения сравнительного анализа традиционных алгоритмов определения дескрипторов изображений при решении задачи поиска схожего анатомического участка, а также определяются оптимальные анатомические признаки. Алгоритмы апробируются при поиске схожего анатомического слоя в рамках слоев изображений компьютерной томографии лёгких одного пациента, в рамках поиска схожей анатомической формы на слое среди изображений компьютерной томографии лёгких двух пациентов и среди изображений компьютерной томографии лёгких ста пациентов. В результате определено, что в ходе расчета методом GLSM получаются наилучшие результаты при решении задачи классификации анатомической области изображения (усредненная погрешность определения анатомического слоя составляет 5 %). Определено, что оптимальные признаки на КТ-изображении лёгких соответствуют наличию органов: сердца, печени и верхнего края лёгкого. Формулируются выводы о необходимости использования нейросетевых методов для улучшения погрешности определения схожего слоя, содержащего необходимую анатомическую структуру.

Ключевые слова: SIFT, ORB, LBP, GLSM, компьютерная томография лёгких, схожая анатомическая область, классификация изображений, традиционные алгоритмы определения дескрипторов, поиск схожего клинического случая.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования. Косарева А.А., Камлач П.В., Ковалев В.А. Определение схожего анатомического участка на КТ-изображении грудной клетки с использованием традиционных методов выделения признаков изображения. Доклады БГУИР. 2022; 20(5): 48-56.

DETERMINATION OF A SIMILAR ANATOMICAL AREA ON A CHEST CT IMAGE USING TRADITIONAL IMAGE FEATURE EXTRACTION METHODS

ALEKSANDRA A. KOSAREVA, PAVEL V. KAMLACH, VASSILI A. KOVALEV

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (Minsk, Republic of Belarus)

*The Joint Institute for Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus
(Minsk, Republic of Belarus)*

Submitted 20 April 2022

© Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, 2022

Abstract. The traditional image descriptor definition algorithms are considered, such as SIFT, ORB, LBP, GLSM. With the help of them, the searching task for a similar anatomical area on the CT images of the lungs is solved. The article proposes a methodology for performing a comparative traditional algorithms for determining images descriptors analysis and optimal anatomical features. Algorithms are tested when searching for a similar anatomical layer in the framework of the computer tomography images layers of light patient, as part of the search for similar anatomical form on the layer among the computer tomography images of light two patients, and among the images of computed tomography of light hundred patients. As a result, it is determined that GLSM shows the best results when solving the task of classifying an image anatomical area (averaged error of determining the anatomical layer is 5 %). It is determined that the optimal signs on the lungs correspond to the presence of organs: heart, liver and top edge of the lung. Conclusions are formulated about the need to use neural network methods to improve the error in determining the similar layer containing the necessary anatomical structure.

Keywords: SIFT, ORB, LBP, GLSM, computed tomography of lung, similar anatomical area, image classification, traditional descriptor definition algorithms, searching for a similar clinical case.

Conflict of interests. The authors declare no conflict of interests.

For citation. Kosareva A.A., Kamlach P.V., Kovalev V.A. Determination of a Similar Anatomical Area on a Chest CT Image Using Traditional Image Feature Extraction Methods. Doklady BGUIR. 2022; 20(5): 48-56.

Введение

Компьютерная томография органов грудной клетки – инструментальное исследование, способное диагностировать ряд заболеваний органов дыхательной системы. Это позволяет лечащему доктору своевременно назначить лечение и предотвратить более глубокие патологические изменения. Вариативность развития патологий лёгких, выявляемых с помощью средств компьютерной томографии, влечет за собой повышенную сложность диагностирования. Для решения данной проблемы возникает необходимость разработки системы определения анатомического участка, предназначенной для сравнения смежных диагностических картин пациентов. Данная система может использоваться для проверки схожих клинических случаев и выбора врачом оптимального метода лечения, основанного на опыте лечения других пациентов.

При разработке системы определения анатомического участка используются как традиционные методы работы с изображениями, так и нейросетевые. В данной статье приводятся алгоритмы, показавшие наиболее удачные результаты при выделении признаков изображений, такие как ORB, SIFT, LBP, матрицы совместной встречаемости [1].

Методика проведения сравнительного анализа традиционных алгоритмов при нахождении схожей анатомической области на КТ-изображении лёгких

Одним из наиболее успешных алгоритмов для определения дескрипторов локальных изображений является SIFT (масштабно-инвариантное преобразование признаков). Общие принципы работы алгоритма включают: выделение ключевых точек; расчет дескрипторов;

поиск парных ключевых точек; оценка расстояний между парами для определения степени «похожести» изображения.

Расстояние между двумя ключевыми точками, найденными с помощью SIFT-алгоритма, определяются с помощью функций разности Гаусса [2]:

$$G_{\sigma} = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-(x^2 + y^2) / 2\sigma^2}, \quad (1)$$

$$D(x, \sigma) = [G_{k\sigma} - G_{\sigma}] \cdot I = I_{k\sigma} - I_{\sigma}, \quad (2)$$

где G_{σ} – оператор размытия по Гауссу со стандартным отклонением σ , I – исходное изображение, I_{σ} – изображение, размытое в оттенках серого, k – коэффициент масштабирования, $G_{k\sigma}$ – оператор размытия с отклонением $k\sigma$, $I_{k\sigma}$ – изображение, размытое в оттенках серого, с новым параметром размытия.

Разница размытых по Гауссу изображений (DoG) используется для определения ключевых точек. Сгенерированное масштабное пространство используется для вычисления лапласиана гауссовских приближений, которые инвариантны к масштабу. Пиксели изображения разных масштабов сравниваются между собой. Выделяются ключевые точки, соответствующие локальным экстремумам. На основе групп выделенных точек определяются новые экстремумы, исключаются случайные краевые пиксели, а также пиксели с недостаточной яркостью.

ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) – это комбинация детектора ключевых точек FAST и дескриптора BRIEF со многими модификациями для повышения производительности. FAST позволяет сравнивать яркости пикселей в окружности, с помощью этого оценивается «похожесть» изображения. Яркость пикселя сравнивается с яркостью центра окружности с заданным допустимым порогом яркости, зависящим от решаемой задачи. Используя дескриптор BRIEF, вычисляются двоичные строки из фрагментов изображения [3]. Отдельные биты отражают сравнение пар интенсивностей ключевых точек. Таким образом, алгоритм ORB позволяет выделять схожие по яркости области изображения.

LBP (локальные бинарные шаблоны) – оператор, представляющий собой описание окрестности пикселя изображения в двоичной форме, используется для классификации текстурных изображений. Математически описать принцип работы оператора можно следующим образом:

$$LBP_{p,R} = \sum_0^{p-1} (I - I_0) \cdot 2^p, \quad (3)$$

где s – переходная функция системы, p – количество точек, I_0 – яркость центрального пикселя, I – яркость крайнего пикселя области с радиусом R .

Матрица совместной встречаемости (GLCM) – матрица, позволяющая рассчитать значения оттенков серого (применимо к нашей задаче) при заданном смещении по изображению. Матрицы встречаемости используются для текстурного анализа изображений, в частности для обработки медицинских изображений [4–5].

Нормализованные матрицы встречаемости рассчитываются по формуле

$$M(i, j, d, \varphi) = \frac{P(i, j, d, \varphi)}{\sum_i \sum_j P(i, j, d, \varphi)}, \quad (4)$$

где $P(i, j, d, \varphi)$ – матрица встречаемости, i и j – яркости соседних точек на изображении, расположенных на расстоянии d друг от друга, при угловом направлении счета φ .

Для поиска схожих изображений используют признаки: энергия, энтропия, контраст, гомогенность, корреляция. В данном исследовании использовался первичный полученный дескриптор, преобразованный с помощью метода главных компонент (PCA).

Предлагаемая методика апробирует описанные алгоритмы на изображениях компьютерной томографии лёгких и содержит несколько этапов.

Первый этап – этап подготовки данных, включающий в себя определение ключевых анатомических точек и разметку набора данных для дальнейшего тестирования традиционных методов. В ходе эксперимента размечаются 100 изображений компьютерной томографии лёгких, каждое из которых содержит около 150 слоев. Выборка изображений производится случайным образом из большого подготовленного к исследованию архива [6]. В выборку включаются по одному представителю мужского и женского пола в каждом возрасте в интервале от 18 до 90 лет. Формируется список анатомических признаков, который качественно апробируется с точки зрения адекватности рассматриваемыми методами. Исходя из результатов, выбираются анатомические точки, слабо коррелируемые между собой в пространстве признаков. Такие точки позволят наиболее точно оценить разницу результатов работы алгоритмов классификации. В дальнейшем на выбранных признаках проводится количественное тестирование алгоритмов.

Второй этап исследования – тестирование традиционных алгоритмов на выборке изображений в рамках одного пациента. Задача алгоритма состоит в определении соседнего слоя размеченного изображения, схожего со слоем, содержащим искомый анатомический признак. Этот этап эксперимента позволяет определить правильность реализации алгоритмов и оценить расстояние между схожими анатомическими слоями (первично предполагается, что дескриптор соседнего слоя должен быть наиболее близким к дескриптору слоя, содержащего анатомический признак). При этом для оценки близости используется l_1 -норма, а расстояние до искомого слоя оценивается в миллиметрах.

Третий этап исследования – поиск похожего слоя среди слоев изображения другого пациента. В качестве меры оценки адекватности работы алгоритмов используются заранее размеченные по выбранным анатомическим признакам слои и расстояние до этих слоев, посчитанное в миллиметрах. Данный этап необходим для сравнения особенностей работы алгоритмов в рамках одной анатомической формы одного пациента (второй этап) и схожей анатомической формы другого пациента, радикально отличающейся по морфологии. Вводится понятие классификации, необходимое для оценки адекватности работы алгоритмов в случае разнообразия изменения форм.

Четвертый, заключительный, этап состоит в поиске схожих искомому изображений по анатомическому признаку. Используются алгоритмы, показавшие наилучший результат на третьем этапе исследования. Схожие слои ищутся среди всех изображений (13 560 слоев). Выбираются двадцать наиболее близких изображений, проверяется попадание этих изображений в выделенный анатомический класс. Результаты работы алгоритмов сравниваются, формируются выводы.

Основной задачей исследования является анализ использования традиционных методов выделения признаков изображений.

Экспериментальная часть

На первом этапе исследования в качестве ключевых анатомических точек для эксперимента выделяется 23 анатомических признака:

- 12 позвонков грудного отдела (t1-t12);
- точка раздвоения трахеи (bifurcation tracheae) (рис. 1, a);
- 1 позвонок поясничного отдела (l1) (рис. 1, c);
- верхний край лёгкого (apex pulmonis), нижний край лёгкого (margo inferior pulmonis);
- три ключевых просматриваемых слоя с сердцем – середина сердца, верхний и нижний край сердца;
- верхний край печени (hepatis apex), нижний край печени (margo inferior hepatis);
- два слоя с почками – верхний край почек и слой, где почки хорошо просматриваются по структуре (середина почек) (рис. 2, b).

После разметки данных каждое изображение компьютерной томографии преобразовывается в набор PNG(*.png)-срезов. При этом КТ-изображение рассматривается в значениях от –1500 до 500 по шкале Хаунсфилда, что позволяет сохранить морфологию лёгких и мягких тканей при нормализации [6] и переводе в формат PNG(*.png).

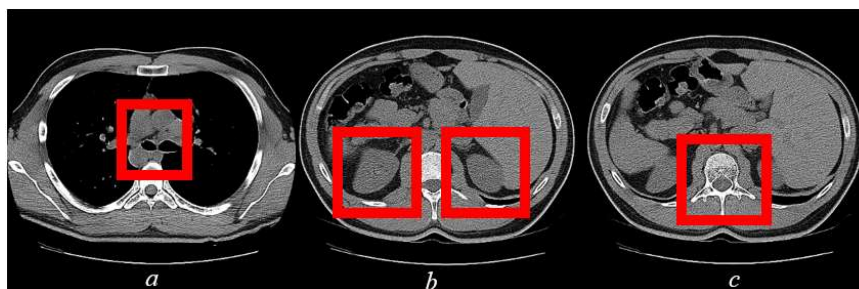


Рис. 1. Слой КТ-изображения, содержащий анатомический признак: *a* – точка раздвоения трахеи; *b* – почки; *c* – позвонок поясничного отдела

Fig. 1. The CT-image layer containing an anatomical feature: *a* – the split point of the trachea; *b* – kidney; *c* – lumbar vertebra

Следующим шагом эксперимента является апробация традиционных методов, описанных в теоретической части статьи. Преследуются две цели: определение оптимального традиционного метода, определение универсального анатомического признака. При этом для текстурных признаков изображение проходит дополнительный этап обработки – биннинг (разбиение яркости на кванты), позволяющий сгладить текстуру изображения [7].

На втором этапе исследования используются изображения одного пациента. При этом рассматриваются три анатомических признака: верхний край лёгкого (рис. 2), почки и сердце. Значения дескрипторов изображений данных признаков оказались слабо коррелированы друг с другом, что позволяет оценить адекватность алгоритмов при решении задачи классификации.

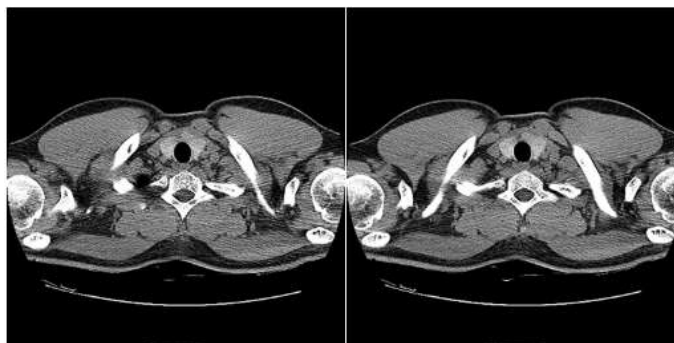


Рис. 2. Соседние слои КТ-изображения

Fig. 2. Neighboring CT-image layers

На третьем этапе рассматриваются схожие слои в рамках двух пациентов (рис. 3), что позволит сформулировать выводы о результатах работы дескрипторов ключевых точек (алгоритмы ORB, SIFT).

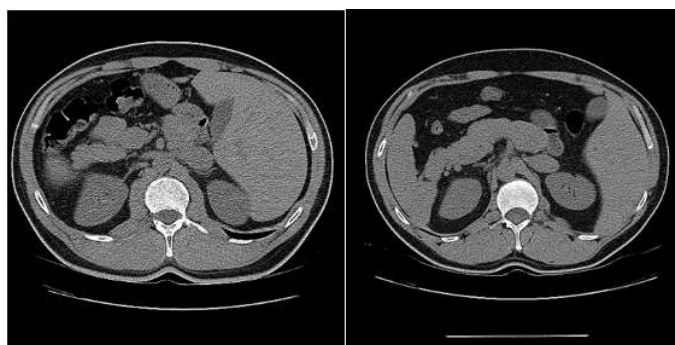


Рис. 3. Схожие по анатомическому признаку слои КТ-изображений двух пациентов

Fig. 3. Similar to the anatomical sign of the two patient's CT-images layers

Четвертый этап исследования – сравнение наиболее удачных алгоритмов (LBP, матрицы совместной встречаемости), показавших наилучшие результаты на прошлых этапах. Для этого определялись двадцать ближайших к искомому изображений среди всех слоев КТ-изображения лёгких 100 пациентов (рис. 4).

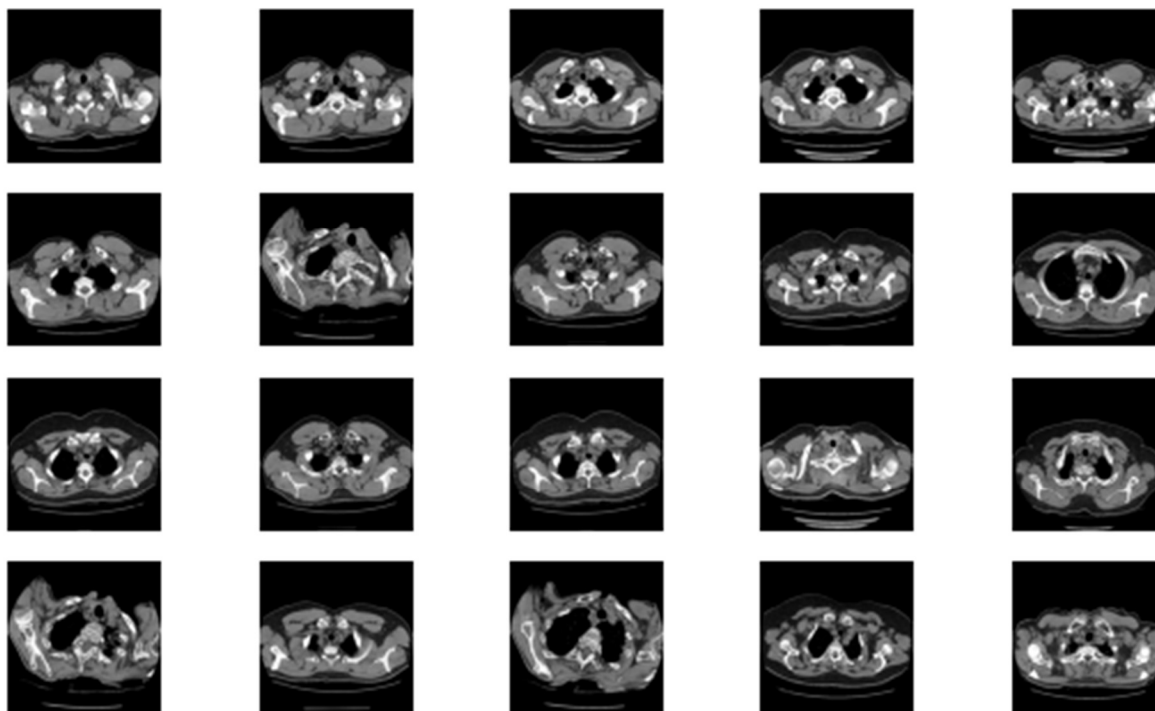


Рис. 4. Окно результатов работы программы, реализующей поиск двадцати ближайших к искомому слою, относящихся к классу «верхний край лёгкого», алгоритм поиска – расчет матриц встречаемости

Fig. 4. The results program window of the search for twenty closest to the desired layers belonging to the “apex of lung” class, the search algorithm – GLSM

Результаты и их обсуждение

Результаты первого этапа исследования представлены в табл. 1. За положительный результат принимается три успешно найденных изображения одной анатомической области из трех среди 2300 слоев КТ-изображений пациентов, содержащих размеченные анатомические признаки. При увеличении входной выборки поиска на 150 % улучшается детектируемость следующих признаков – t1, t4, t12, t11. Признаки, при исследовании которых традиционные дескрипторы показывают худшие результаты – верхний край почек, t9, t6. При этом слои с позвонками часто определяются как соседние позвонки. Особенно это касается позвонков нижней части грудного отдела, где анатомия сильно варьируется. Здесь при одинаковых по номеру позвонках на слое просматриваются разные органы, соответственно, морфология изображения отличается в значительной степени.

Таблица 1. Результаты качественной апробации дескрипторов на ключевых точках
Table 1. Positive results of high-quality approbation of descriptors at key points

Признаки	Алгоритмы			
	ORB	SIFT	LBP	GLCM
Верхний край лёгкого	+	+	+	+
Нижний край лёгкого	+	–	+	+
Середина почек	+	–	+	+
t1,t2,t3	–	+	+	+
t5	–	–	+	+
Точка раздвоения трахеи	–	+	+	+
Срез середины сердца	–	+	+	+
Максимальная площадь видимости печени	–	–	+	+

Также снимаемое КТ-изображение зависит от условий проведения исследования, одежды на пациенте, томографа и других факторов. Кроме того, используемый набор данных отличается

наличием патологий внутренних органов и тканей у пациентов разного пола и возраста. Все эти факторы влияют на усиление анатомической разницы между двумя пациентами. Поэтому в качестве лучших признаков следует рассматривать органы, а именно их объектную разметку – верхний, нижний край и середину. Причем слои с просматриваемой средней части органа показывают наилучшую детектируемость. Это объясняется тем, что слои, содержащие органы, зачастую больше коррелируют между собой анатомически, чем слои, содержащие позвонки. Например, сердце и лёгкие, которые можно одновременно наблюдать на срезе.

Из этого вытекает еще одна проблема – коррелируемость значений дескрипторов слоев, содержащих признаки. При исследовании пространства признаков было замечено, что множества, образованные из первых двух главных компонент значений дескрипторов изображений, соответствующих классам «нижний край лёгкого» и «максимальная площадь видимости печени» – частично совпадают, происходит слияние классов. Аналогично класс «точка раздвоения трахеи» по значениям пересекается с классом «начало сердца», класс «конец сердца» – с классом «верхний край печени». При этом класс «почки» пришлось исключить, так как почки просматривались только на 55 % КТ-изображений лёгких. Исходя из этого, для дальнейших исследований используется три класса, соответствующие верху лёгкого, середине сердца, печени.

В результате второго этапа исследования было оценено расстояние между искомым и найденным слоями, содержащими размеченный признак, выраженное в миллиметрах (табл. 2).

Таблица 2. Расстояние между искомым и найденным слоями в рамках одного этапа
Table 2. Distance between the desired and found layer in the one stage

Признаки	Алгоритмы			
	ORB	SIFT	LBP	GLSM
Верхний край лёгкого (мм)	0,000	0,000	0,000	0,000
Середина сердца (мм)	0,000	0,000	0,000	0,000
Максимальная площадь видимости печени (мм)	0,000	2,500	60,000	37,500
Среднее значение (мм)	0,000	0,833	20,000	12,500

Алгоритмы определения ключевых точек показывают лучший результат в отличие от текстурных, которые отнесли к третьему классу удаленные слои. Стоит отметить, то на этих слоях находится та же анатомическая структура, т. е. те же почки, но просматриваемые немного под другим углом. Это можно объяснить тем, что орган изменяет свою форму нелинейно, соответственно, исходное предположение о том, что схожий слой идет следующим является упрощенным. Данный этап позволил оценить адекватность реализации алгоритмов и по большей степени был необходим для их настройки.

Третий этап – проверка на другом пациенте. Результаты представлены в табл. 3. Из таблицы видно, что лучшее среднее значение имеют текстурные признаки. При этом ORB-алгоритм отнес к неверному классу «верхний край лёгкого» и «почки», а SIFT – «почки». Алгоритмы определения ключевых точек не только не справляются с задачей поиска размеченного слоя, но и выдают как результат слои, не содержащие искомый анатомический признак.

Таблица 3. Расстояние между искомым и найденным слоями в рамках исследования изображений двух пациентов

Table 3. The distance between the desired and found layers in the study of images of two patients

Признаки	Алгоритмы			
	ORB	SIFT	LBP	GLSM
Верхний край лёгкого (мм)	80	7,5	10	7,5
Середина сердца (мм)	12,5	72,5	95	95
Максимальная площадь видимости печени (мм)	65	57,5	22,5	22,5
Среднее значение (мм)	52,500	45,833	42,500	41,667

На данном этапе было решено классифицировать изображения в области разметки, так как разметка в рамках исследования изображений двух пациентов является слишком объективной, нет смысла искать конкретный слой и оценивать расстояния между найденным слоем и разметкой. Расстояние между слоями одного пациента отличается от расстояния между слоями другого морфологией анатомических структур. Получить количественную оценку «похожести» фактически невозможно. Поэтому на четвертом этапе исследования лучшие методы

(LBP, GLSM) сравниваются с помощью точности классификации двадцати ближайших изображений (табл. 4). При этом вероятность определения изображения нужного класса по трем ближайшим изображениям в наборе данных составляет 100 %.

Таблица 4. Процент определения изображений искомого класса из двадцати ближайших изображений
Table 4. Percentage of defining images of the desired class from twenty closest images

Классы	Алгоритмы	
	LBP	GLSM
Верхний край лёгкого	50 %	100 %
Середина сердца	80 %	85 %
Максимальная площадь видимости печени	100 %	100 %

Исходя из эксперимента четвертого этапа исследования, видно, что GLSM показывает более устойчивый результат при поиске схожего анатомического участка среди большого числа изображений. При поиске схожей анатомической области в рамках двух пациентов (третий этап) алгоритм показывает минимальное отклонение от искомого слоя (41,667 мм). Несмотря на вариабельность анатомии, данный алгоритм позволяет найти смежный клинический случай с максимальной среди исследуемых традиционных методов точностью. Однако из результатов исследования можно сделать вывод, что погрешность определения ключевой анатомической области сохраняется даже при ограничении проблемы поиска задачей классификации. Наихудший результат при поиске двадцати похожих слоев среди изображений всех пациентов – 15 % при определении середины сердца КТ-изображениях лёгких, усредненная погрешность определения схожих слоев в рамках одного класса составляет 5 %. Возникает необходимость исследования нейросетевых признаков изображений, их анализа и сравнения с традиционными методами для определения оптимального алгоритма поиска схожего анатомического участка.

Список литературы / References

1. Chen, Chao-I, Tsai, Chang-Ming, Wang, Yuanfang, Koppel, Dan. Feature Detector and Descriptor for Medical Images February. *Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering, 1 Feb., 2009*. DOI:10.1117/12.811210.
2. Solem J.E. *Programming Computer Vision with Python*. O'Reilly Media, 2012.
3. Calonder M., Lepetit V., Strecha C., Fua P. CVLab, Computer Vision. *BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features – ECCV 2010, 11th European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece, September 5–11, 2010, Proceedings*. Part IV. DOI:10.1007/978-3-642-15561-1_56.
4. Kovalev V. and Volmer S. Color Co-Occurrence Descriptors for Querying-by-Example. *Int. Conference on Multimedia Modelling, Oct. 12–15, Lausanne, Switzerland. IEEE Comp. Society Press*. 1998:32-38.
5. Liauchuk V, Kovalev V, Safonau I, Stsepankou D, Hesser J. CT image reconstruction with the co-occurrence matrix similarity as regularization term. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, Springer*. June 2013;8(1):307-308.
6. Косарева А.А., Снежко Э.В., Камлач П.В., Ковалев В.А. Исследование и подготовка архива КТ-изображений патологий лёгких для системы автоматического поиска заданного анатомического участка. *BIG DATA и анализ высокого уровня: сборник научных статей VII Международной научно-практической конференции, Минск, 19–20 мая 2021 г.* Минск: Бестпринт; 2021:253-257. Kosareva A.A., Snezko E.V., Kamlach P.V., Kovalev V.A. [Pulmonary pathologies CT images archive's research and preparation for a given anatomic area automatic system]. *BIG DATA and Advanced Analytics = BIG DATA i analiz vysokogo urovnya: sbornik nauchnyh statej VII Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoj konferencii, Minsk, May 19–20, 2021*. Minsk: Bestprint; 2021:253-257. (In Russ.)
7. Murphy A., Baba Y. Windowing (CT). Reference article, Radiopaedia.org. (<https://radiopaedia.org/articles/windowing-ct?lang=us>, accessed on 09 Feb. 2022). doi.org/10.53347/rID-52108.
8. Liauchuk V., Kovalev V. Superpixel co-occurrence for quantitative description of biomedical images. *In: XIII Int. Conf. on Pattern Recognition and Information Processing, 3–5 Oct., 2016, Minsk*. Belarus State University; 2016:145-147.

Вклад авторов

Косарева А.А. разработала методику сравнительного анализа, реализовала алгоритмы, провела эксперименты, интерпретировала результаты и подготовила рукопись статьи.

Камлач П.В. осуществил постановку задачи и научное редактирование статьи.

Ковалев В.А. определил направление и цель исследования, общую структуру эксперимента.

Authors' contribution

Kosareeva A.A. developed a comparative analysis technique, implemented algorithms, conducted experiments, interpreted the results and prepared the manuscript of the article.

Kamlach P.V. performed the task and scientific editing of the article.

Kovalev V.A. determined the direction and purpose of the study, the overall structure of the experiment.

Сведения об авторах

Косарева А.А., аспирант, ассистент кафедры электронной техники и технологии Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники.

Камлач П.В., к.т.н., доцент, зам. декана факультета компьютерного проектирования, доцент кафедры электронной техники и технологии Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники.

Ковалев В.А., к.т.н., зав. лабораторией анализа биомедицинских изображений объединенного института проблем информатики Национальной академии наук Беларуси.

Information about the authors

Kosareva A.A., Postgraduate, Assistant at the Electronic Engineering and Technology Department of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics.

Kamlach P.V., Cand. of Sci., Deputy Dean of the Faculty of Computer Design, Associate Professor at the Electronic Engineering and Technology Department of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics.

Kovalev V.A., Cand. of Sci., Head of the Biomedical Image Analysis Group of the United Institute of Informatics of the National Academy of Sciences of Belarus.

Адрес для корреспонденции

220013, Республика Беларусь,
г. Минск, ул. П. Бровки, 6,
Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники;
tel. +375-17-293-88-60;
e-mail: kosareva@bsuir.by
Косарева Александра Андреевна

Address for correspondence

220013, Republic of Belarus,
Minsk, P. Brovka St., 6,
Belarusian State University
of Informatics and Radioelectronics;
tel. +375-17- 293-88-60;
e-mail: kosareva@bsuir.by
Kosareva Alexandra Andreevna