

РАСПОЗНАВАНИЕ ЭМФИЗЕМЫ ЛЁГКИХ ПО ДАННЫМ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ

Н.А. Смелкина¹, А.В. Колсанов², С.С. Чаплыгин², П.М. Зельтер², А.Г. Храмов¹

¹ Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва, Самара, Россия,

² Самарский государственный медицинский университет, Самара, Россия

Аннотация

В статье рассматривается простейшая технология автоматического распознавания эмфиземы лёгких по наборам двумерных диагностических изображений компьютерной томографии. Эта технология позволяет количественно оценить заболевание, то есть вычислить долю поражения лёгочной ткани, а также визуализировать очаги эмфиземы и гистограмму распределения интенсивностей в области интереса. Эксперимент на натуральных данных показал погрешность распознавания по объёму поражённых областей около 7,5 %.

Ключевые слова: обработка изображений, компьютерная томография, эмфизема лёгких, диагностические изображения, выделение патологий.

Цитирование: Смелкина, Н.А. Распознавание эмфиземы лёгких по данным компьютерной томографии / Н.А. Смелкина, А.В. Колсанов, С.С. Чаплыгин, П.М. Зельтер, А.Г. Храмов // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 5. – С. 726-731. – DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-5-726-731.

Введение

Хроническая обструктивная болезнь лёгких (ХОБЛ) – это хроническое заболевание, характеризующееся персистирующим ограничением скорости воздушного потока. Заболеваемость и смертность от ХОБЛ продолжают расти во всем мире [1]. Компьютерная томография является ведущим методом для оценки морфологических изменений легочной ткани и бронхиального дерева. Наиболее частым проявлением ХОБЛ является эмфизема, которая характеризуется наличием перманентно расширенных воздушных пространств дистальнее терминальных бронхиол с разрушением альвеолярной стенки, что препятствует нормальному обмену кислорода и углекислого газа в крови. На компьютерных томограммах эмфизема проявляется фокальными участками или областями низкой плотности, как правило, без видимых стенок [2] (рис. 1).

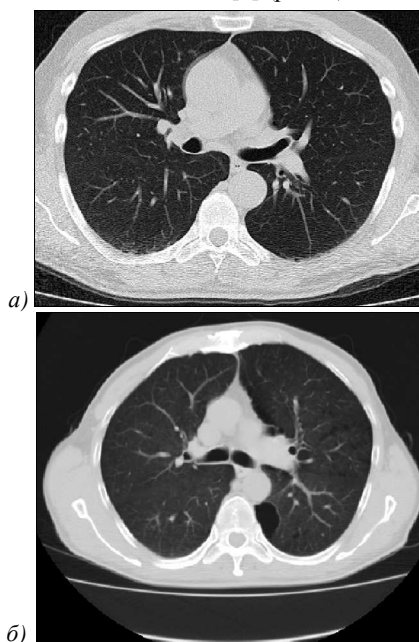


Рис. 1. Срез компьютерной томографии лёгких: без патологии (а), с эмфиземой (б)

В большинстве случаев диагностика и количественная оценка эмфиземы лёгких проводится квалифицированным врачом-рентгенологом, анализирующим томограммы, что является трудоёмким занятием в условиях больших наборов данных. Использование программ по количественной оценке компьютерных томограмм лёгких позволяет значительно ускорить процесс выявления эмфиземы и повысить точность диагностики [2].

Среди программ по анализу томограмм наибольшим набором функций обладает система распознавания и оценки эмфиземы лёгких от компании General Electric «Thoracic VCAR» (Visualization Computer Reading) [3], которая позволяет провести углубленный анализ лёгочной ткани на предмет различных патологий. Thoracic VCAR является пакетом программного обеспечения для анализа изображений для AW WorkStation, которая, в свою очередь, поставляется только вместе с дорогостоящим оборудованием компании General Electric. Преимуществами Thoracic VCAR являются подсчёт количественных показателей, визуализация зон эмфиземы, построение гистограммы. Из недостатков следует подчеркнуть низкую распространённость и частоту использования, высокую стоимость, невозможность варьирования настроек программы, а также невозможность анализа срезов толщиной более 1 мм.

Нашей целью является исследование метода распознавания эмфиземы лёгких, основанного на вычислении поля локальных средних интенсивности с применением операций математической морфологии, а также создание кроссплатформенного программного обеспечения для анализа лёгких предложенным в работе методом. Данный метод достаточно прост в реализации, а также имеет небольшую вычислительную сложность по сравнению с аналогами при достаточной информативности. Программное обеспечение разработано в рамках проекта Автоплан – системы полуавтоматического планирования вмешательства [4]. Проект «Автоплан» базируется на МПТК – систе-

ме обработки и визуализации диагностических изображений в формате DICOM [5].

Выделение области интереса – лёгких человека

Метод Оцу (Otsu’s method [6]), благодаря своей универсальности, широко применяется при сегментации изображений в распознавании образов. Алгоритм основан на разделении пикселей полутонового изображения на «полезные» и «фоновые» путём нахождения порога, уменьшающего внутриклассовую дисперсию, которая определяется как взвешенная сумма дисперсий двух классов:

$$\sigma_w^2(t) = w_1(t)\sigma_1^2(t) + w_2(t)\sigma_2^2(t),$$

где веса w_i – это вероятности двух классов, разделенные порогом t , σ_i^2 – дисперсия этих классов.

Полученное бинарное изображение имеет следующий вид:

$$y(i, j, k) = \begin{cases} 1, & x(i, j, k) \in D, \\ 0, & x(i, j, k) \notin D, \end{cases} \quad (1)$$

где D – область лёгких и воздуха, $x(i, j, k)$ – пиксель исходного полутонового изображения, $y(i, j, k)$ – пиксель полученного бинарного изображения (1). Каждый индекс i, j, k соответствует одной из осей – x, y, z соответственно. Таким образом, мы пробегаем по всем пикселям трёхмерного изображения.

Метод Оцу разделяет исходное изображение на два основных класса по интенсивности – воздух вокруг тела вместе с лёгкими и само тело. Воздух вокруг тела и лёгкие образуют область D , которая включает в себя область интереса O – лёгкие. Разделим общий класс по интенсивности на две области, используя тот факт, что лёгкие находятся внутри тела и не соединены с окружающим воздухом, который является в данном случае шумом. Для этого ставится точка в области лёгких, тем самым определяется область интереса. После этого обрабатывается область, связанная с этой точкой [7]. Таким образом, полученное изображение имеет вид:

$$y(i, j, k) = \begin{cases} 1, & x(i, j, k) \in D \cup x(i, j, k) \in O, \\ 0, & x(i, j, k) \notin D \cap x(i, j, k) \notin O, \end{cases} \quad (2)$$

где O – связанная с заданной начальной точкой область.

Далее вычисляется объём полученного бинарного изображения легких (2) для дальнейшего получения численных показателей заболевания и построения гистограммы.

Выделение очагов эмфиземы

Данная патология характеризуется однородными потемнениями в лёгких. Эмфизема находится в порогах интенсивности $\sim [-1200, -950]$ по шкале Хаунсфилда [8], в то время как лёгкие в пределах $\sim [-1200, -650]$. Необходимо отметить, что текстура лёгких достаточно неоднородна и простой пороговой обработки здесь недостаточно, так как необходимо сегментировать очаги заболевания, а не все участки с заданной

интенсивностью, которые в данном случае являются шумом.

Вариант двумерной обработки

В этом случае мы проходим по каждому срезу трёхмерного изображения, обрабатывая его независимо от других. Исходным является изображение одного слоя с выделенной областью интереса D : $\{x(i, j)\}_{i, j \in D}$. Далее вычисляем поле локальных средних интенсивностей [9]:

$$\bar{x}_A(i, j) = \frac{1}{|A|} \sum_{(m, n) \in A} x(i+m, j+n), \quad (i, j) \in D, \quad (3)$$

где A – окно локального усреднения, например: $A = \{(m, n) : |m| \leq M, |n| \leq M/2\}$ (квадратное окно) или $A = \{(m, n) : m^2 + n^2 \leq (M/2)^2\}$ (круглое окно).

Если среднее значение интенсивности по окну меньше определённого порога, то окно считается очагом заболевания.

Пороговая обработка локальных средних интенсивности:

$$y_A(i, j) = \begin{cases} 1, & \bar{x}_A(i, j) \leq h; \\ 0, & \bar{x}_A(i, j) > h, \end{cases} \quad (i, j) \in D, \quad (4)$$

где h – настраиваемое пороговое значение интенсивности.

Далее производим дилатацию бинарного изображения маской B :

$$y(i, j) = \begin{cases} 1, & \exists (m, n) \in B : y_A(i+n, j+m) = 1, \\ 0, & \forall (m, n) \in B : y_A(i+n, j+m) = 0, \end{cases} \quad (i, j) \in D, \quad (5)$$

где $B = \{(m, n) : |m| \leq M/2, |n| \leq M/2\}$ (квадратное окно) или $B = \{(m, n) : m^2 + n^2 \leq (M/2)^2\}$ (круглое окно).

В разработанном алгоритме считается, что используются одинаковые окна (маски) для сглаживания и дилатации.

Вариант трёхмерной обработки

Данный вариант отличается от предыдущего лишь тем, что мы дополнительно рассматриваем зависимость от пространственной координаты.

Дано трёхмерное изображение:

$$\{x(i, j, k)\}_{\substack{i, j=1, \dots, N \\ k=1, \dots, L}}. \quad (6)$$

Область интереса: $\{x(i, j, k)\}_{i, j, k \in D}$.

Поле локальных средних:

$$\bar{x}_A(i, j, k) = \frac{1}{|A|} \sum_{(m, n, l) \in A} x(i+m, j+n, k+l), \quad (i, j, k) \in D, \quad (7)$$

$$A = \{(m, n, l) : |m| \leq M/2, |n| \leq M/2, |l| \leq L/2\}.$$

Пороговая обработка локальных средних интенсивности:

$$y_A(i, j, k) = \begin{cases} 1, & \bar{x}_A(i, j, k) \geq h; \\ 0, & \bar{x}_A(i, j, k) < h, \end{cases} \quad (i, j, k) \in D. \quad (8)$$

В качестве маски B мы выбрали квадратное окно. Дилатация бинарного изображения маской B :

$$y(i, j, k) = \begin{cases} 1, & \exists(m, n, l) \in B: y_A(i+n, j+m, l+l) = 1, \\ 0, & \forall(m, n, l) \in B: y_A(i+n, j+m, l+l) = 0, \end{cases} \quad (i, j, k) \in D, \quad (9)$$

$$B = \{(m, n, l) : |m| \leq M/2, |n| \leq M/2, |l| \leq L/2\}.$$

Данный алгоритм является эффективным на средних и больших размерностях изображений (более 200 слоёв). В задачах малой размерности результат не имеет никаких преимуществ, так как размерность по координатам x и y в несколько раз превышает размерность координаты z , следовательно, статистическая зависимость соседних срезов достаточно слабая, и мы можем ей пренебречь в целях экономии времени выполнения программы.

Стоит отметить, что существует возможность параллелизации алгоритма, что является плюсом при обработке больших объёмов данных – в задачах большой размерности. Параллельные вычисления могут использоваться и в двумерной, и в трёхмерной обработке, так как фильтрация для каждой области выполняется независимо от других областей.

Настройка параметров алгоритма

Введём понятие эффективности алгоритма:

$$E = \min_{M, L} T, \quad (10)$$

где T – время выполнения алгоритма, M, L – размер окна сглаживания и дилатации. Алгоритм является эффективным, если соотношение его параметров даёт высокую скорость работы.

Проведём исследование на предмет выявления и оценки погрешности, состоящей в ошибочной классификации пикселя. Найдём оптимальные параметры алгоритма по критерию минимума вероятности ошибки.

Имеется «эталонное» изображение:

$$x_3(i, j) = \begin{cases} 1, & x(i, j) \in G, \\ 0, & x(i, j) \notin G, \end{cases} \quad (11)$$

где G – область очагов эмфиземы, отмеченная врачом-экспертом.

Алгоритм зависит от двух параметров: размер сглаживающей маски и порог отсечения области патологии. Оптимальные размеры матрицы M_{opt} и пороговое значение h_{opt} определяются на основе экспертной выборки из 6 образцов. Для этого меняем значение порога и размеры матрицы и получаем изображение с некоторой погрешностью:

$$x_{\delta_k}(i, j) = \begin{cases} 1, & x(i, j) \in G', \\ 0, & x(i, j) \notin G', \end{cases} \quad (12)$$

где G' – область, классифицируемая как патологическая.

Находим количество неверно классифицированных пикселей:

$$N_{\epsilon_k} = \sum_{(i, j) \in D} |x_{\epsilon_k}(i, j) - x_{\delta_k}(i, j)|, \quad k = \overline{1, n}, \quad (13)$$

где D – область интереса, k – номер изображения.

Далее находим вероятность ошибочной классификации пикселя на изображении (9):

$$P_{ouk} = \frac{N_{\epsilon_k}}{|D|}, \quad (14)$$

где $|D|$ – количество пикселей в области интереса, N_{ϵ_k} – количество ошибочно классифицированных пикселей в k -м изображении.

Таким образом, критерий оптимальности находится из следующего выражения:

$$\bar{P}_{ou}(M, h) = \frac{1}{K} P_{ou_k}(M, h), \quad (15)$$

где K – количество пациентов в обучающей выборке.

Экспериментальные исследования

Параметры алгоритма распознавания эмфиземы были получены на основе обучающей выборки, затем алгоритм был протестирован на контрольной выборке. Обучающая выборка состоит из 15 пациентов с различной степенью тяжести заболевания. Контрольная выборка состоит из 10 пациентов с лёгкой степенью тяжести. В качестве оценки качества работы алгоритма использовалась экспертная оценка врачей-рентгенологов по следующей схеме. На контрольной выборке срез за срезом была отмечена область заболевания, затем рассчитывалась ошибка перекрытия (*Volume overlap error, VOE*) по следующей формуле:

$$V_{\epsilon_k} = 1 - \frac{N(x_{\epsilon_k}(i, j) \wedge x_{\delta_k}(i, j))}{N(x_{\epsilon_k}(i, j) \vee x_{\delta_k}(i, j))}, \quad k = \overline{1, n}, \quad (16)$$

где $\frac{N(x_{\epsilon_k}(i, j) \wedge x_{\delta_k}(i, j))}{N(x_{\epsilon_k}(i, j) \vee x_{\delta_k}(i, j))}$ – коэффициент сходства

Жаккара. Ошибка перекрытия является стандартным средством оценки качества медицинских объёмов.

Двумерный срез трёхмерного изображения представлен на рис. 2.



Рис. 2. Срез изображения контрольной выборки

Находим оптимальные параметры алгоритма перебором параметров. Результаты исследований представлены в табл. 1.

Таким образом, получаем оптимальное соотношение параметров алгоритма, при котором вероятность ошибочной классификации пикселя $\bar{P}_{ош}$ минимальна и равна 0,011 при параметрах $h_{opt} = -1020$, $M_{opt} = 5$.

Табл. 1. Нахождение оптимальных параметров алгоритма

| M×M | Порог, h | | | | |
|-------|----------|-------|--------------|-------|-------|
| | -1028 | -1024 | -1020 | -1016 | -1012 |
| 1×1 | 0,104 | 0,157 | 0,35 | 0,200 | 0,240 |
| 3×3 | 0,019 | 0,014 | 0,019 | 0,16 | 0,125 |
| 5×5 | 0,079 | 0,046 | 0,015 | 0,023 | 0,063 |
| 7×7 | 0,112 | 0,081 | 0,067 | 0,027 | 0,024 |
| 9×9 | 0,134 | 0,105 | 0,070 | 0,065 | 0,017 |
| 11×11 | 0,152 | 0,121 | 0,092 | 0,059 | 0,1 |

Из табл. 1 видно, что наименьшие показатели в среднем достигаются при размерах матриц сглаживания 3 и 5. В качестве оптимального выбрано значение 5, так как при меньших значениях матрицы сглаживания области, классифицируемые как эмфизематозные, являются более зашумленными.

Необходимо отметить, что из-за различных анатомических особенностей лёгких, а именно: текстуры, интенсивности и объёма, нельзя однозначно выделить универсальный оптимальный порог распознавания. Для устранения данной неточности в плагине введён выбор порога оператором (по умолчанию ставится оптимальное значение).

После выполнения плагина программа визуализирует 3 проекции исходного изображения: аксиальное, сагиттальное и корональное. Также показана трёхмерная визуализация лёгких и эмфиземы. Результат работы программы – на рис. 3.

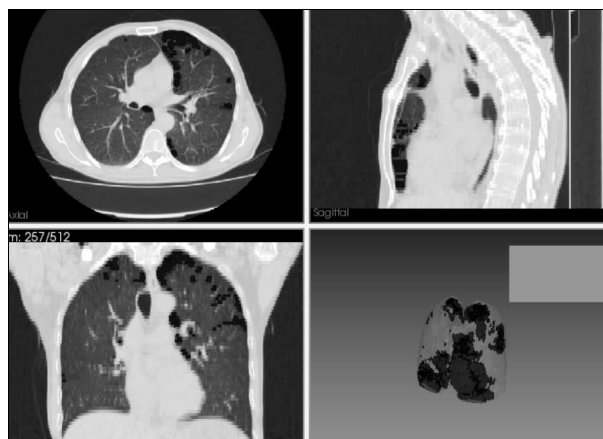


Рис. 3. Вид системы после работы плагина

Тёмным цветом визуализируются очаги заболевания, наложенные на исходное полутоновое изображение.

В приведённом случае при верхнем пороге -920 плагин наиболее точно распознал эмфизему и показал следующие характеристики: среднее значение – 809,525; процент эмфиземы 9,67774 при объёме лёгких 5,80445. VOE в данном случае **0,019**, т.е. чуть более 2%. Средняя VOE по контрольной выборке составила **0,076**.

Среднее значение интенсивности и гистограмма (числовые характеристики) используются для оценки заболевания как более простой, но менее надёжный способ. Эти факторы коррелируют с тяжестью заболевания, и по ним также можно сделать прогноз о состоянии больного и эффективности лечения, предположить развитие различных осложнений, например, хронического легочного сердца, которое зачастую приводит к летальному исходу у больных ХОБЛ [2].

Для удобства ведения базы пациентов каждый результат работы программы записывается в текстовый файл, который содержит в себе имя пациента и основные характеристики, полученные после работы программы.

Заключение

Основным результатом работы является исследование предложенного в работе метода для распознавания очагов эмфиземы лёгких, а также вычисление числовых характеристик заболевания. Созданное программное обеспечение является кроссплатформенным и не требует определённых диагностических станций и оборудования, так как работает лишь с сериями изображений. При проведении эксперимента на натуральных данных средняя ошибка перекрытия сегментированных изображений составила около 7,5%.

Благодарности

Работа выполнена в рамках проекта «Автоплан» (система автоматического планирования и контроля за ходом операции) по государственному контракту на выполнение научно-исследовательской и опытно-конструкторской работы «Разработка технологии и организация производства систем автоматизированного планирования, управления и контроля результатов хирургического лечения» («4.3-Автоплан-2014»).

Литература

1. Vogelmeier, C.F. Global strategy for the diagnosis, management and prevention of chronic obstructive lung disease 2017 report: GOLD executive summary / C.F. Vogelmeier, G.J. Criner, F.J. Martinez, A. Anzueto, P.J. Barnes, J. Bourbeau, B.R. Celli, R. Chen, M. Decramer, L.M. Fabbri, P. Frith, D.M. Halpin, M.V. López Varela, M. Nishimura, N. Roche, R. Rodriguez-Roisin, D.D. Sin, D. Singh, R. Stockley, J. Vestbo, J.A. Wedzicha, A. Agustí // *Respirology*. – 2017. – Vol. 22, Issue 3. – P. 575-601. – DOI: 10.1111/resp.13012.
2. Зельтер, П.М. Компьютерная томография в диагностике и фенотипировании хронической обструктивной болезни легких: автореф. дис. ... канд. мед. наук: 14.00.13 / П.М. Зельтер. – СПб., 2016. – 26 с.
3. Thoracic VCAR [Electronical Resource]. URL: http://www3.gehealthcare.co.uk/en-gb/products/categories/advanced_visualization/applications/thoracic_vcar (дата обращения: 15.05.2017).
4. Карточка контракта (4.3-Автоплан-2014) [Электронный ресурс]. URL: http://pharma-2020.ru/search_gk/id/1269 (дата обращения 15.03.16).
5. Wolf, I. The medical imaging interaction toolkit (MITK): A toolkit facilitating the creation of interactive software by extending VTK and ITK / I. Wolf, M. Vetter, I. Wegner,

- M. Nolden, Th. Bottger, M. Hastenteufel, M. Schobinger, T. Kunert, H.-P. Meinzer // *Proceedings of SPIE*. – 2004. – Vol. 5367. – P. 16-27. – DOI: 10.1117/12.535112.
6. **Otsu, N.** A threshold selection method from gray-level histograms / N. Otsu // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. – 1979. – Vol. 9, Issue 1. – P. 62-66. – DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
7. **Андреанов, А.И.** Локализация текста на изображениях сложных графических сцен [Электронный ресурс] / А.И. Андреанов // *Современные проблемы науки и образования*. – 2013. – № 3. – URL: <https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=9311> (дата обращения 20.07.2017).
8. **Прокоп, М.** Спиральная и многослойная компьютерная томография: Учебн. пособие. В 2-х т. / М. Прокоп, М. Галански; пер. с англ. – М.: Медпресс-информ, 2008. – Т. 1. – 416 с. – ISBN: 5-98322-188-4.
9. **Рабинер, Л.** Теория и применение цифровой обработки сигналов / Л. Рабинер, Б. Гоулд. – М.: Мир, 1978. – 848 с.

Сведения об авторах

Смелкина Наталья Алексеевна, 1994 года рождения, в 2017 году получила степень магистра в Самарском национальном исследовательском университете имени академика С.П. Королева по специальности «Прикладная математика и информатика». Область научных интересов: обработка медицинских изображений, анализ данных, машинное обучение. E-mail: nsmilik@gmail.ru.

Колсанов Александр Владимирович, 1974 года рождения, в 2003 году получил степень доктора медицинских наук, профессор, директор Института инновационного развития СамГМУ, руководитель Центра прорывных исследований «Информационные технологии в медицине». E-mail: avkolsanov@mail.ru.

Чаплыгин Сергей Сергеевич, кандидат медицинских наук, заведующий отделом проектного менеджмента, производства и инжиниринга Института инновационного развития СамГМУ. E-mail: chaplyginss@mail.ru.

Зельтер Павел Михайлович, 1986 года рождения, кандидат медицинских наук. E-mail: pzelter@mail.ru.

Храмов Александр Григорьевич, 1954 года рождения. В 1977 году окончил Самарский государственный аэрокосмический университет имени С.П. Королёва (СГАУ). В 1978 году поступил в аспирантуру СГАУ, в 1981 году защитил диссертацию на степень кандидата технических наук, а в 2006 году – диссертацию на степень доктора технических наук. В настоящее время работает профессором кафедры технической кибернетики СГАУ и по совместительству старшим научным сотрудником Института систем обработки изображений РАН. Круг научных интересов включает цифровую обработку сигналов и изображений, в частности, обработку и распознавание биомедицинских изображений. Имеет около 60 публикаций, в том числе 30 статей и одну монографию (в соавторстве). E-mail: alexander.khramov@gmail.com.

ГРНТИ: 28.23.15

Поступила в редакцию 28 января 2017 г. Окончательный вариант – 25 августа 2017 г.

PULMONARY EMPHYSEMA RECOGNITION BY CT SCAN

N.A. Smelkina¹, A.V. Kolsanov², S.S. Chaplygin², P.M. Zelter², A.G. Khramov¹

¹ Samara National Research University, Samara, Russia,

² Samara State Medical University, Samara, Russia

Abstract

We discuss a simple method for automatic recognition of pulmonary emphysema in three-dimensional computer tomography (CT) images. This technique allows one to quantify the disease progress, calculating some numerical characteristics, such as the percentage of the lung tissue affected, as well as visualizing its location and intensity histogram in the region of interest. An experiment on the test data shows that the recognition error is not higher than 7.5%.

Keywords: CT scan, pulmonary emphysema, diagnostic images, pathology segmentation, data mining.

Citation: Smelkina NA, Kolsanov AV, Chaplygin SS, Zelter PM, Khramov AG. Pulmonary emphysema recognition by CT scan. *Computer Optics* 2017; 41(5): 726-731. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-5-726-731.

Acknowledgements: The work was performed as part of the Autoplan project (automatic system of planning and monitoring of the operation) under the state R & D contract Development of technology and organization of production of automated systems for planning, management and monitoring of surgical treatment outcome ("4.3-Autoplan-2014").

References

- [1] Vogelmeier CF, Criner GJ, Martinez FJ, Anzueto A, Barnes PJ, Bourbeau J, Celli BR, Chen R, Decramer M, Fabbri LM, Frith P, Halpin DM, López Varela MV, Nishimura M, Roche N, Rodriguez-Roisin R, Sin DD, Singh D, Stockley R, Vestbo J, Wedzicha JA, Agustí A. Global strategy for the diagnosis, management and prevention of chronic obstructive lung disease 2017 report: GOLD executive summary. *Respirology* 2017; 22(3): 575-601. DOI: 10.1111/resp.13012.
- [2] Zelter PM. Computer-tomography in the diagnosis and phenotyping of chronic obstructive pulmonary disease [In Russian]. PhD dissertation. Saint-Peterburg; 2016.
- [3] Thoracic VCAR. Source: http://www3.gehealthcare.co.uk/en-gb/products/categories/advanced_visualization/applications/thoracic_vcar.
- [4] Card contract (4.3-Autoplan-2014). Source: http://pharma-2020.ru/search_gk/id/1269.
- [5] Wolf I, Vetter M, Wegner I, Nolden M, Bottger Th, Hastenteufel M, Schobinger M, Kunert T, Meinzer H-P. The medical imaging interaction toolkit (MITK): A toolkit facilitating the creation of interactive software by extending VTK and ITK. *Proc SPIE* 2004; 5367: 16-27. DOI: 10.1117/12.535112.
- [6] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 1979; 9(1): 62-66. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- [7] Andrianov AI. Text area detection on complicated images. *Modern Problems of Science and Education* 2013; 3; Source: <https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=9311>.
- [8] Prokop M, Galanski M. *Spiral and multislice computed tomography of the body*. Stuttgart, New York: Thieme; 2003. ISBN: 978-3-1311-6481-0.
- [9] Rabiner LR, Gold B. *Theory and application of digital signal processing* // Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, Inc., 1975. – T. 1. – 777 p.

Authors' information

Natalya Alekseevna Smelkina (b.1994) graduated from Samara National Research University in 2017, majoring in Applied Mathematics and Informatics. Research interests are medical image processing, data analysis, machine learning. E-mail: nsmilik@gmail.ru.

Aleksandr Vladimirovich Kolsanov (b.1974). He received his Doctor in Medical Sciences in 2003. He is professor, Director of the Institute of Innovative Development of SamSMU, head of Advanced Technologies Center "IT in medicine". E-mail: avkolsanov@mail.ru.

Sergey Sergeevich Chaplygin (b.1984) is a PhD, head of the department of project management, manufacturing and engineering of the Institute of Innovative Development of SamSMU. E-mail: chaplyginss@mail.ru.

Pavel Mikhailovich Zelter (b. 1986) is a PhD. Assistant lecturer of Radiology department with course of Medical informatics of Samara State Medical University. Research interests are currently focused on computerized tomography, COPD, digital analysis of medical images. E-mail: pzelter@mail.ru.

Alexander Grigorievich Khramov (b. 1954) is a Doctor of Engineering, Associate Professor. In 1977 he graduated from Kuibyshev Aviation Institute named after academician S.P. Korolyov, majoring in Automated Systems of Information Processing and Management. He received his D.Sc. degree in 2006. Currently he is a professor at the Technical Cybernetics department of Samara State Aerospace University and a Senior Researcher at the Image Processing Systems Institute of the RAS. Research interests: biomedical image processing and analysis, data mining, theory of random processes. E-mail: khramov@smr.ru.

Received January 28, 2017. The final version – August 25, 2017.