

Клеточные процессоры в классификаторах многоканальных изображений

С.А. Филист¹, Р.А. Томакова¹, А.Н. Брежнева², И.А. Малютина¹,
В.А. Алексеев¹

¹ Юго-Западный государственный университет, Курск, Россия

² Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова, Москва, Россия

Задачей работы является анализ многоканальных изображений, которые используют в медицинских исследованиях, связанных с классификацией рентгенограмм. В основу построения правил классификации растровых многоканальных изображений положены два метода формирования дескрипторов. Посредством этих дескрипторов строятся две группы классификаторов с последующей агрегацией принимаемых решений. В тех каналах, в которых изображение имеет хорошее пространственное разрешение, дескрипторы формируются на основе анализа контуров границ сегментов соответствующего растра. Для анализа и классификации выделенных контуров используются растры в каналах с хорошим разрешением в области пространственных частот или в области электромагнитного спектра. Применение разномасштабных окон в каждом канале позволяет формировать множество классификаторов на один канал с последующей агрегацией решений как внутри канала, так и между каналами. В итоге формируется сетевая структура классификаторов (клеточные классификаторы), параметры которой определяются посредством обучения, на основе экспертных оценок или гибридными методами. Результатом проведения исследований является разработка эффективных алгоритмов, предназначенных для обработки и анализа многоканальных изображений. Установлены структуры моделей на основе клеточных процессоров с использованием нейронных сетей. Разработанные структуры могут быть адаптированы к специфическим особенностям изображения и позволяют реализовать классификацию объектов на медицинских изображениях в реальном времени. Сделаны выводы о возможности применения метода к построению интеллектуальной системы принятия решений на все виды обрабатываемых многоканальных растровых изображений.

Ключевые слова: многоканальное растровое изображение, распознавание объектов, дескриптор, информативный признак, гибридный классификатор

Для цитирования:

Клеточные процессоры в классификаторах многоканальных изображений / С.А. Филист, Р.А. Томакова, А.Н. Брежнева, И.А. Малютина, В.А. Алексеев // Радиопромышленность. 2019. Т. 29, № 1. С. 45–52. DOI: 10.21778/2413-9599-2019-29-1-45-52

© Филист С.А., Томакова Р.А., Брежнева А.Н., Малютина И.А., Алексеев В.А., 2019



Cellular processors in multichannel image classifiers

S.A. Filist¹, R.A. Tomakova¹, A.N. Brezhneva², I.A. Malyutina¹,
V.A. Alekseev¹

¹ Southwest State University, Kursk, Russia

² Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

The purpose of the work is to analyze multichannel images used in medical research related to the classification of radiographs. Classification rules for the bitmap multichannel images are based on two methods of the descriptors formation. Through these descriptors, two groups of classifiers are built with the subsequent aggregation of solutions. In channels with high image spatial resolution the descriptors are formed based on the analysis of border contours of the corresponding bitmap segments. To analyze and classify the selected contours, the bitmaps in channels with high resolution in the spatial frequency range or in the electromagnetic spectrum are used. The use of multiscale windows in each channel allows creating multiple classifiers for one channel with the subsequent aggregation of solutions both within the channel and between the channels. This results in a network structure of classifiers (cellular classifiers), which parameters are determined through training, based on expert assessments or hybrid methods. The result of the research is the development of efficient algorithms for processing and analyzing multichannel images. The authors determine the models' structure based on cellular processors using neural networks. Those structures can be adapted to specific features of the image and allow implementing the objects' classification in medical images in real time. The conclusions are drawn about the possibility of applying the method to building an intelligent decision-making system for all types of processed multichannel bitmap images.

Keywords: multichannel bitmap image, object recognition, descriptor, informative feature, hybrid classifier

For citation:

Filist S. A., Tomakova R. A., Brezhneva A. N., Malyutina I. A., Alekseev V. A. Cellular processors in multichannel image classifiers. Radiopromyshlennost, 2019, vol. 29, no. 1, pp. 45–52 (In Russian). DOI: 10.21778/2413-9599-2019-29-1-45-52

Введение

Зачастую для представления информации в системах принятия решений по управлению сложными объектами используют изображение. В результате его анализа формируют векторы информативных признаков, которые применяют в качестве входной информации для модулей принятия решений.

Однако такая графическая информация довольно часто является зашумленной, а сам объект интереса маскируется помехами (объектами на том же изображении, не представляющими интереса). Возможным решением, обеспечивающим повышение качества распознавания изображений, является увеличение числа растров, которыми представляется изображение с объектом интереса. Это может быть достигнуто путем выбора диапазона электромагнитного излучения посредством использования либо мульти- и гиперзональных снимков, либо серии панхроматических снимков.

Разработка новых методов обработки многоканальных изображений необходима для проведения медицинских исследований, связанных с системами поддержки принятия диагностических решений по рентгенографическим снимкам. Появление новой рентгенографической аппаратуры позволяет

значительно снизить дозовую нагрузку, а также получать цифровые плоскопараллельные рентгеновские приемники. Внедрение современных технических устройств дает возможность формировать многоканальные изображения как в процессе серии снимков при моноэнергетической рентгенограмме при исследовании биообъекта в динамическом режиме, так и при исследовании биологического объекта в статическом режиме при мультиэнергетической рентгенограмме. Изображения, получаемые с помощью различных каналов регистрации, содержат в себе больший объем нужной информации, характеризующей объект исследования. Эта информация не содержится в изображениях, регистрируемых одним каналом. Поэтому, обрабатывая многоканальные изображения, исследователь получает возможность повысить точность принимаемых решений за счет анализа различных аспектов функционирования объекта.

В связи с этим актуальность задачи обусловлена необходимостью разработки эффективных алгоритмов, снижающих время обработки динамических изображений в тех случаях, когда исследователю не известны уровни яркости объекта интереса на фоне и не установлены его координаты.

Проблема обработки многоканальных изображений в основном связана с их комплексированием. В дальнейшем будем считать, что этот процесс представляет собой технологию объединения изображений, полученных в различных спектральных диапазонах, с целью выявления наиболее информативного результирующего изображения [1, 2].

При этом задачами комплексирования являются выделение специфических отличительных особенностей изображений и предоставление максимального количества информации, содержащейся в исходных изображениях, в одно результирующее изображение с минимальными потерями.

Существует ряд проблем, связанных с классификацией многоканальных изображений, которые не решены в настоящее время. Поэтому разработку методов и алгоритмов автоматизированной идентификации объектов по многоканальным снимкам можно считать актуальной задачей.

При этом обнаружение и распознавание изображений производится по результатам совокупного анализа многоканальных изображений, основанных на выделении совокупности прямых и косвенных признаков объекта [3].

Одним из возможных решений, обеспечивающих повышение качества распознавания изображений, является увеличение числа растров, которыми представляется изображение, с выделенным объектом интереса. Это может быть достигнуто путем селекции диапазона электромагнитного излучения посредством использования мульти- и гиперзональных снимков или применения для распознавания серии панхроматических снимков (например, рентгенографические изображения, получаемые посредством цифровых плоскопараллельных рентгеновских приемников, которые позволяют получать серию снимков со значительно сниженной дозовой нагрузкой). В этом случае возникают две проблемы:

1. Сложности агрегирования решений по растрам (проблема комплексирования изображений).
2. Повышение оперативности принятия решений, т.к. увеличение числа анализируемых растров может привести к недопустимому увеличению времени принятия решений, например, в системах мониторинга состояния пациента при оперативном лечении. Обоснование критерия выбора оптимального количества анализируемых растров, не снижающих время принятия решений в системах мониторинга, является дальнейшим этапом проведения исследований.

Методы

В основу подхода по решению поставленных задач заложен усовершенствованный метод

интеллектуальных операторов, предназначенных для сегментации сложноструктурируемых изображений, который изложен в работе [4]. Дальнейшим развитием этого метода была замена пороговых решающих правил на решающие правила, построенные по методологии бустинга [5]. Достоинство этой модификации интеллектуального оператора заключалось в том, что, в отличие от метода Виолы – Джонса, удалось определить приемлемое быстродействие за счет использования спектрального преобразования Уолша с последующей селекцией спектральных составляющих для конкретной задачи. Также были получены многомерные структуры интеллектуальных операторов, называемые клеточными процессорами, за счет многоальтернативных способов декомпозиции растра.

Идея повышения быстродействия обработки многоканальных изображений состоит в применении распределенной в виртуальном гиперпространстве системы обработки изображений. Эта система построена на основе множества вычислителей – клеточных процессоров, выполняющих параллельно достаточно простые алгоритмы. Классификатор многоканальных изображений или их сегментов состоит из матрицы слабых классификаторов (матрица клеточных процессоров), для которой может быть предложено несколько способов построения.

Возможная архитектура классификатора, предназначенная для обработки многоканальных изображений и содержащая последовательность слабых классификаторов, представлена на рис. 1. Причем назначение слабого классификатора заключается в группировании выделенных признаков, полученных при сканировании изображения окнами различного масштаба, с помощью вейвлетов Хаара.

Такая структура является элементарной ячейкой, на основе которой строятся сильные классификаторы. Эта ячейка устанавливается в каждом канале. Агрегирование решений выполняется посредством нейронных сетей, или с помощью нечеткой логики принятия решений, или по гибридным алгоритмам.

Клеточный процессор, показанный на рис. 2, обрабатывает информацию, получаемую в каждом скользящем окне на выделенном фрагменте изображения. При этом осуществляется группировка спектральных характеристик Уолша.

Следует заметить, что предлагаемую структуру классификатора целесообразно использовать для изображений с хорошим разрешением в спектральной области, в том случае когда априорно известен оптимальный размер окна. В этих условиях для каждого канала формируются слабые классификаторы. Причем количество формируемых слабых

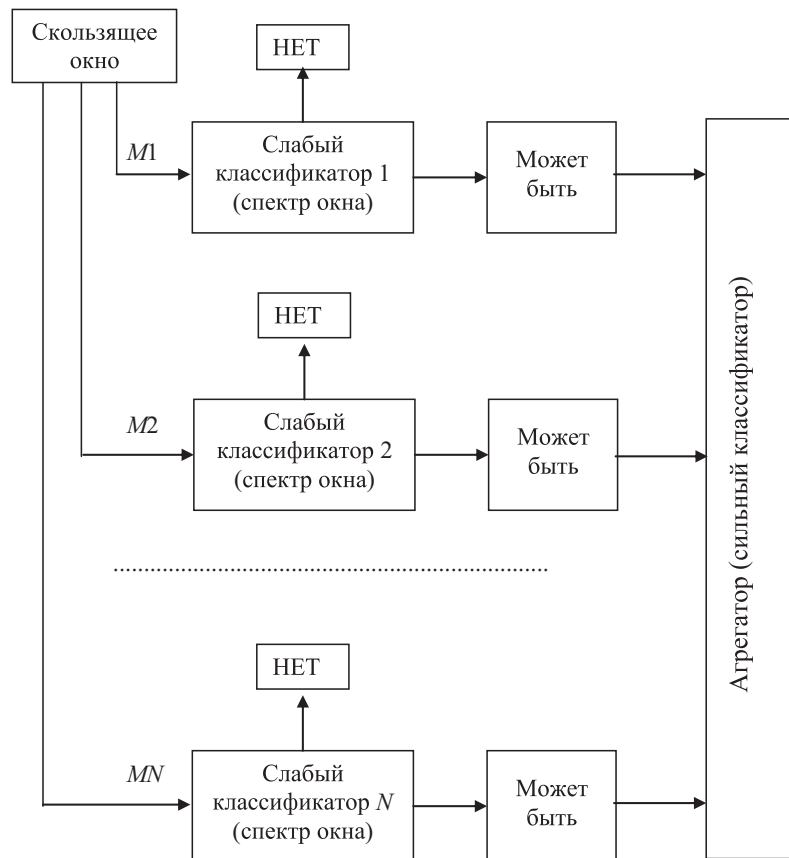


Рисунок 1. Структура каскадного классификатора для одного канала, построенная на основе анализа признаков в скользящих многомасштабных окнах

Figure 1. The structure of the cascade classifier for one channel, based on signs analysis in sliding multiscale windows

классификаторов определяется числом используемых спектральных сегментов (пространственный спектр), выделяемых на двумерной спектральной плоскости.

Для эффективного функционирования клеточного процессора необходимо реализовать этап предварительного выделения пространственных частотных сегментов, которые характеризуют класс обрабатываемых изображений. В общем случае анализируемая частотная плоскость может быть покрыта прямоугольной сеткой заданного размера. При этом количество полученных прямоугольников определяет число слабых классификаторов, используемых для анализа частотной плоскости. Далее рекомендуется организовать классификатор, реализующий описанные две стадии обработки изображений.

Для многоканальных растров строятся аналогичные рис. 1 и 2 элементарные ячейки. При необходимости выделения сегментов и их классификации вместо пространственного спектрального анализа выполняется контурный спектральный анализ с последующим выделением дескрипторов.

Результаты исследования

Гибридная интеллектуальная модель классификации снимков реализует целенаправленное, по-пиксельное выделение сегментов интереса на изображении. Отнесение анализируемого пикселя к сегменту осуществляется на основе обработки фрагмента изображения, попавшего в окно. Классификатор построен на реализации метода Виолы – Джонса с использованием двумерного дискретного преобразования Уолша (ДДПУ) отсчетов этого окна.

Согласно методике Виолы – Джонса, каждый сегмент интереса выделяется путем сканирования исходного изображения окнами определенного размера $M1 \times M2$.

Для автоматической обработки фрагмента изображения, попавшего в окно, использовалась многоэтапная адаптивная фильтрация в частотной области.

Как само ДДПУ, так и маскирующие последовательности реализованы нейронной сетью. Нейронная сеть функционирует по принципу многослойного персептрона, который обучается на основании алгоритма обратного распространения ошибки [6].

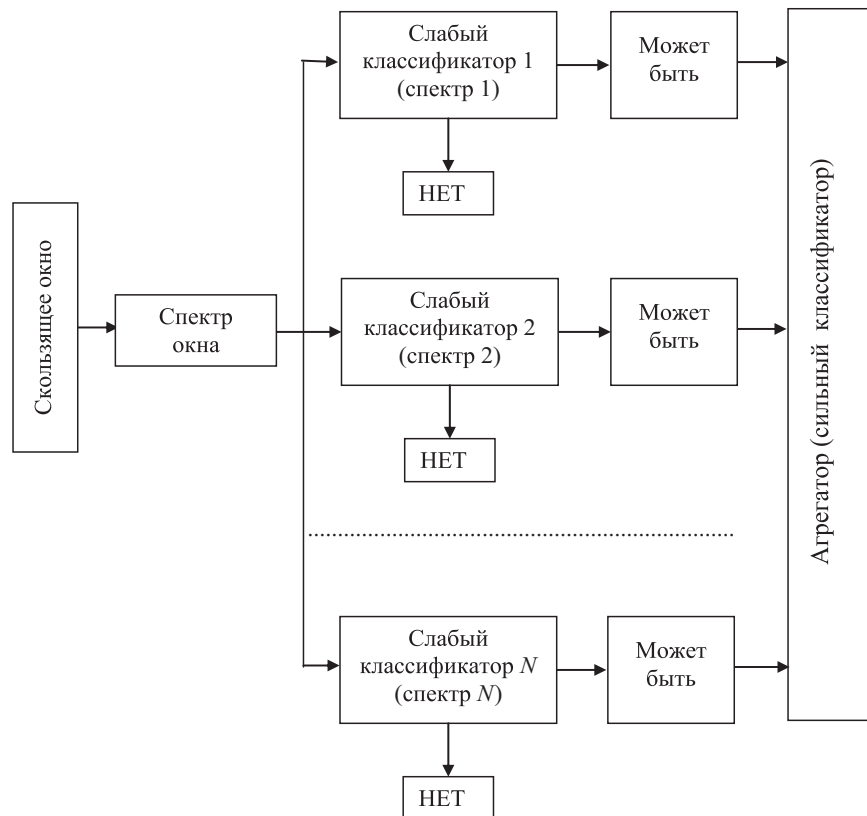


Рисунок 2. Структура клеточного процессора, построенного на основе анализа спектра Уолша в скользящем окне

Figure 2. The structure of a cellular processor based on the analysis of the Walsh spectrum in a sliding window

Процедура обработки фрагмента изображения заключается в следующем. На входы нейронной сети подаются отсчеты фрагмента снимка $x_1, x_2, \dots, x_{M_1 \times M_2}$ с помехами. В первом слое осуществляется ДДПУ входного сигнала. В результате каждому нейрону второго слоя соответствует компонента спектра Уолша.

Во втором слое выполняется фильтрация сигнала в спектральной области с целью устранения помех. На выходе второго слоя формируется отклик без помех.

На следующем, третьем, слое сети совершается непосредственно фильтрация в спектральной области. Результатом выполнения этой процедуры является выделение тех спектральных компонент, которые наилучшим образом коррелируют с исследуемым классом. Подбор значений синаптических весов обеспечивает поступление на следующий слой сигналов только тех нейронов, которые входят в полосу пропускания рассматриваемого фильтра. Путем настройки третьего слоя можно гибко менять параметры фильтра, что позволяет осуществлять фильтрацию спектральных коэффициентов по классам.

В четвертом слое нейронной сети устанавливается принадлежность пикселя с координатами (i, j)

к сегменту, относящемуся к искомому классу. Выход нейрона этого слоя является бинарным.

Если нейронная сеть настроена на выделение сегмента интереса на снимке, то она работает как фильтр, который пропускает заданные фрагменты изображения и блокирует прохождение фрагментов другого класса.

Для экспериментальной проверки эффективности классификации клеточных процессоров был проведен анализ серии снимков рентгенограмм грудной клетки больного пневмонией. Рентгенограммы были получены со скоростью 3 кадра в секунду, всего в видеопоток было включено 30 кадров. Фрагменты рентгенограмм, полученные в течение 10-секундного интервала, приведены на рис. 3.

Для сегментации снимков использовался анализ двумерного спектра Уолша в скользящем окне. Спектр скользящего окна обрабатывается последовательностью фильтров, построенных на основе различных парадигм обработки изображений. В результате этого анализа принималось решение о принадлежности пикселя, в окрестности которого исследуется спектральное окно, к искомому классу сегментов.

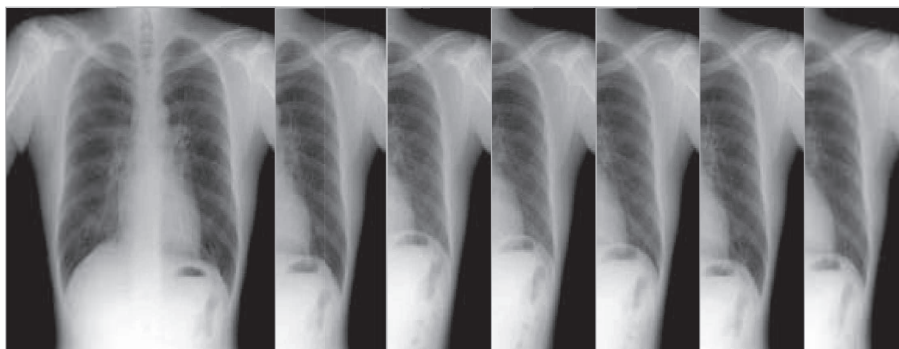


Рисунок 3. Фрагменты рентгенограмм, которые были получены на 10-секундном интервале наблюдений

Figure 3. Fragments of radiographs obtained on a 10-second observation interval

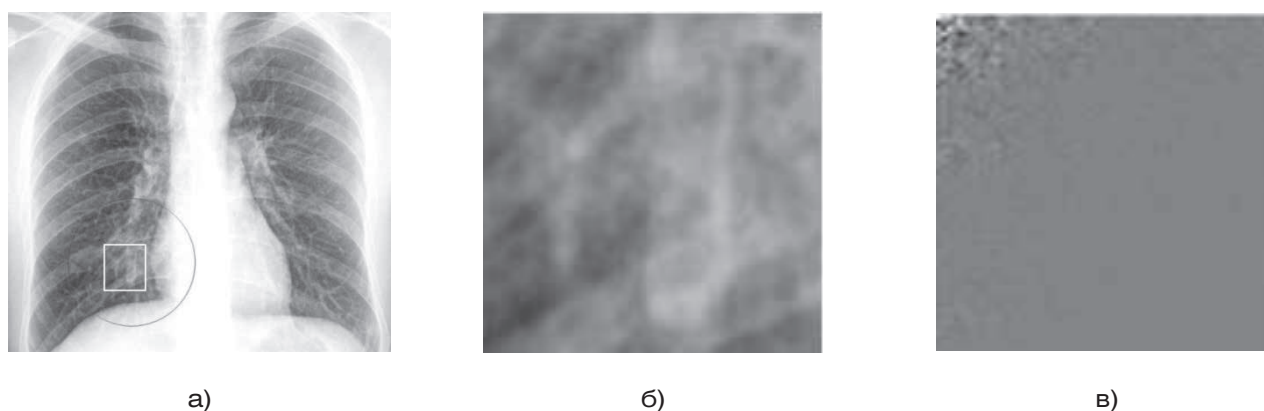


Рисунок 4. Рентгенограмма грудной клетки с пневмонией: а – границы скользящего окна обозначены белым квадратом; б – соответствующее содержимое скользящего окна с проявлениями пневмонии; в – двумерный спектр Уолша содержимого этого окна
Figure 4. Radiography of chest with diagnosed pneumonia, the borders of the sliding window are marked with a white square (a), the corresponding contents of the sliding window with manifestations of pneumonia (б) and the two-dimensional Walsh spectrum of the window contents (в)



Рисунок 5. Сегментированное изображение, полученное на выходе сильного классификатора
Figure 5. Segmented image obtained with a strong classifier

Один из снимков рентгенограммы грудной клетки, на котором окружностью выделен фрагмент изображения, характеризующий заболевание пневмония, приведен на рис. 4а. Границы скользящего окна обозначены белым квадратом.

Фрагмент изображения, попавший в скользящее окно, показан на рис. 4б, а его спектр Уолша – на рис. 4в.

Следует отметить, что число клеточных процессоров может быть увеличено за счет изменения масштаба спектрального окна с целью построения классификаторов иерархической структуры. Решения, полученные с использованием клеточных процессоров в скользящем окне, можно рассматривать как слабые классификаторы. Меняя размер окна, формируем множество слабых классификаторов, путем агрегации которых создаем сильные классификаторы.

Результатом агрегации слабых классификаторов и комплексирования решений сильных классификаторов по снимкам является сегментированное изображение, которое представлено на рис. 5.

В предлагаемом решении проблемы классификации многоканальных изображений осуществляется анализ текущего пикселя с последующим отнесением его к двум альтернативным классам, посредством клеточных процессоров, в качестве которых были использованы нейронные сети. Каждый уровень декомпозиции даст число клеточных процессоров, равное числу каналов. Число клеток в матрице равно $N \times M$, где N – число каналов, M – число уровней декомпозиции (число масштабов скользящих окон). Каждая «клетка» является автономным агентом (процессором), который принимает решение о принадлежности пикселя к сегменту. Решение клеточных процессоров подвергается пороговой

обработке (аналог функции активации в нейронах нейронных сетей) и поступает на агрегатор решений. Следовательно, имеем 2D-модель принятия решений. Если использовать два метода организации клеточного процессора, то имеем 3D-модель и т.д., однако увеличение вычислительной сложности задачи не ведет к существенному увеличению времени ее выполнения, а приводит только к росту числа клеточных процессоров. Структура и параметры клеточных процессоров могут быть адаптированы к специфическим особенностям изображений в каналах.

Контурный анализ панхроматического изображения позволяет получить еще один слой в агрегаторе решений клеточных процессоров, иерархический уровень которого определяется конкретной предметной областью, являющейся источником снимков [6].

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. *Формирование комплексированных телевизионно-тепловизионных изображений в системах переднего обзора летательных аппаратов* / В. В. Инсаров, К. В. Обросов, В. Я. Ким, В. М. Лисицын // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2013. № 4. С. 3–10.
2. *Иванов Е. Л., Смагин М. С.* Слияние изображений в многоканальной системе наблюдения местности // Датчики и системы. 2006. № 11. С. 6–12.
3. *Бондаренко М. А., Дрынкин В. Н.* Оценка информативности комбинированных изображений в мультиспектральных системах технического зрения // Программные системы и вычислительные методы. 2016. № 1. С. 64–79. DOI: 10.7256/2305–6061.2016.1.18047.
4. *Томакова Р. А., Филист С. А., Руденко В. В.* Нечеткая сетевая модель морфологического оператора для формирования границ сегментов // Научные ведомости БелГУ. Серия: Экономика. Информатика. 2011. № 1 (96). С. 188–195.
5. *Кудрявцев П. С., Кузьмин А. А., Филист С. А.* Развитие методологии бустинга для классификации флюорограмм грудной клетки // Биомедицинская радиоэлектроника. 2016. № 9. С. 10–15.
6. *Томакова Р. А., Филист С. А., Емельянов С. Г.* Интеллектуальные технологии сегментации и классификации биомедицинских изображений: монография. Курск: Юго-Западный гос. ун-т, 2012. 221 с.

REFERENCES

1. Insarov V. V., Obrosov K. V., Kim V. Ya., Lisitsyn V. M. The algorithm fusion of television and infrared images of the spreading surface formed by system of the forward view of the aircraft is offered and experimentally fulfilled. *Vestnik kompyuternykh i informatsionnykh tekhnologii*, 2013, no. 4, pp. 3–10. (In Russian).
2. Ivanov E. L., Smagin M. S. Image fusion in a multi-channel territory observation system. *Datchiki i sistemy*, 2006, no. 11, pp. 6–12. (In Russian).
3. Bondarenko M. A., Drynkin V. N. Informativeness evaluation of the combined images in multispectral computer vision systems. *Programmnye sistemy i vychislitelnye metody*, 2016, no. 1, pp. 64–79. (In Russian). DOI: 10.7256/2305–6061.2016.1.18047.
4. Tomakova R. A., Filist S. A., Rudenko V. V. Fuzzy network model of the morphological operator for the formation of segment boundaries. *Nauchnye vedomosti BelGU. Seriya: Ekonomika. Informatika*, 2011, no. 1 (96), pp. 188–195. (In Russian).
5. Kudryavtsev P. S., Kuzmin A. A., Filist S. A. Developing the boosting technology for classification of the photofluorographies. *Biomeditsinskaya radioelektronika*, 2016, no. 9, pp. 10–15. (In Russian).
6. Tomakova R. A., Filist S. A., Emelyanov S. G. *Intellektualnye tekhnologii segmentatsii i klassifikatsii biomeditsinskikh izobrazhenii: monografiya* [Intellectual technologies of segmentation and classification of biomedical images: the monograph]. Kursk, Yugo-Zapadnyi gos. universitet Publ., 2012, 221 p. (In Russian).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Филист Сергей Алексеевич, д.т.н., профессор, Юго-Западный государственный университет, 305040, Курск, ул. 50 лет Октября, 94, тел.: +7 (903) 875-54-69, e-mail: sfilist@gmail.com.

Томакова Римма Александровна, д.т.н., профессор, Юго-Западный государственный университет, 305040, Курск, ул. 50 лет Октября, 94, тел.: +7 (920) 267-39-33, e-mail: rtomakova@mail.ru.

Брежнева Александра Николаевна, к.т.н., доцент кафедры информатики, Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова, 117997, Москва, Стремянный переулок, д. 36, тел.: +7 (916) 847-09-88, e-mail: a.brezhneva@hotmail.com.

Малютина Ирина Алексеевна, аспирант, Юго-Западный государственный университет, 305040, Курск, ул. 50 лет Октября, 94, тел.: +7 (908) 121-72-16, e-mail: irina92_2010@mail.ru.

Алексеев Владислав Андреевич, студент, Юго-Западный государственный университет, 305040, Курск, ул. 50 лет Октября, 94, тел.: +7 (951) 337-73-87, e-mail: vladislav.al2015@yandex.ru.

AUTHORS

Sergey A. Filist, Dr. Sci. (Engineering), professor, Southwest State University, 94, ulitsa 50 let Oktyabrya, Kursk, 305040, Russia, tel.: +7 (903) 875-54-69, e-mail: sfilist@gmail.com.

Rimma A. Tomakova, Dr. Sci. (Engineering), professor, Southwest State University, 94, ulitsa 50 let Oktyabrya, Kursk, 305040, Russia, tel.: +7 (920) 267-39-33, e-mail: rtomakova@mail.ru.

Aleksandra N. Brezhneva, Ph.D. (Engineering), associate professor at the Department of Computer Science, Plekhanov Russian University of Economics, 36, Stremyanniy pereulok, Moscow, 117997, Russia, tel.: +7 (916) 847-09-88, e-mail: a.brezhneva@hotmail.com.

Irina A. Malyutina, postgraduate student, Southwest State University, 94, ulitsa 50 let Oktyabrya, Kursk, 305040, Russia, tel.: +7 (908) 121-72-16, e-mail: Irina92_2010@mail.ru.

Vladislav A. Alekseev, student, Southwest State University, 94, ulitsa 50 let Oktyabrya, Kursk, 305040, Russia, tel.: +7 (951) 337-73-87, e-mail: vladislav.al2015@yandex.ru.

Поступила 09.10.2018; принята к публикации 12.11.2018; опубликована онлайн 20.02.2019.
Submitted 09.10.2018; revised 12.11.2018; published online 20.02.2019.