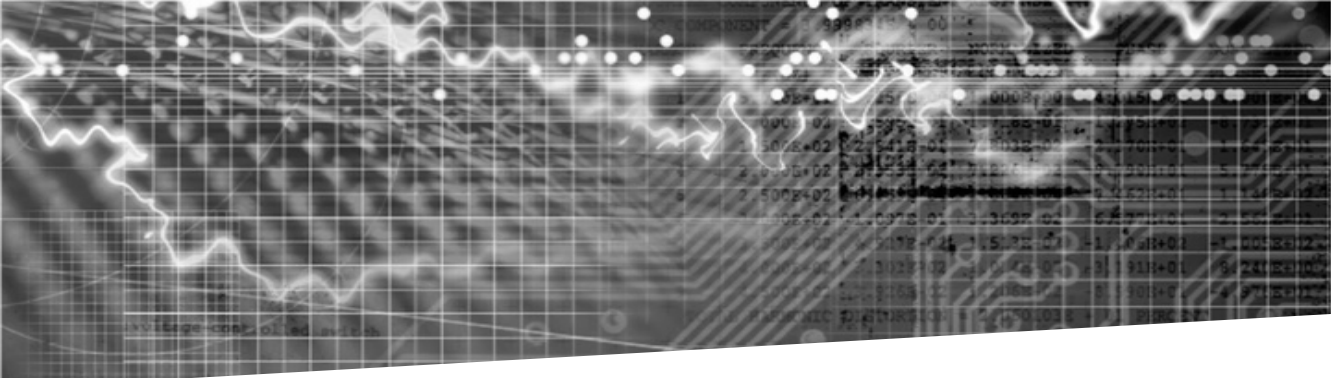




Pattern recognition system in the clinical practice of decision support

Система распознавания образов в клинической практике поддержки принятия решений

***V.V. Ermolova, N.S. Preobrazhenskaya, Y.P. Preobrazhenskiy
В.В. Ермолова, Н.С. Преображенская, Ю.П. Преображенский***

Abstract:

An essential concept in contemporary studies of the research of biological substrates under various diseases is texture analysis. Texture analysis is usually carried out using a polarizing microscope, and the parameters of the textures are determined “by eye”. The task of the operator involves the identification of the texture and the measurement of its quantitative characteristics. The results of such analysis depend on the experience of the operator, which necessarily makes the analysis of a subjective element. Features associated with a wide variety of textures, hinder the formalization of the classification analysis textures, which leads to their ambiguous interpretation and increased time for operator training. Therefore, the application of the texture analysis of computer technologies a necessary condition for effective use of this method in the clinic.

Аннотация:

Неотъемлемым понятием при современных исследованиях исследования биологических субстратов при различных заболеваниях является текстурный анализ. Текстурный анализ обычно проводится с помощью поляризационного микроскопа, причем при этом параметры текстур определяются «на глаз». В задачу оператора входит идентификация текстуры и измерение ее количественных характеристик. Результаты такого анализа зависят от опыта оператора, который обязательно вносит в анализ элемент субъективизма. Особенности, связанные с большим разнообразием

текстур, затрудняют формализацию классификационного анализа текстур, что приводит к их неоднозначной трактовке и увеличивает сроки обучения оператора. Поэтому применение в текстурном анализе компьютерных технологий является необходимым условием эффективного использования этой методики в клинике.

Keywords:

Recognition, texture analysis, decision support.

Ключевые слова:

Распознавание образов, текстурный анализ, поддержка принятия решений.

Введение

Изображения, получаемые при использовании различного электронного медицинского оборудования являются многоградационными или текстурными. В таких изображениях существенная информация передается скоростью перепада зачерненности. Самая характерная особенность многоградационных (или полутонных) изображений, которая отличает их от двухградационных и заставляет разрабатывать для них специальные методы обработки, заключается в том, что промежуточные градации зачерненности несут существенную информацию об изображаемом объекте. Они играют двоякую роль при анализе: с одной стороны, дают возможность разделять изображения на участки, однородные в том или ином смысле; с другой стороны, позволяют описывать эти участки. Обычно эти участки соответствуют интересующим нас деталям изображения (объектам). В связи с этим процесс обработки многоградационных изображений расчленяется на два последовательных этапа. Первый этап – сегментация изображения, в результате которой оно разделяется на две конструкции: контурный препарат выделенных объектов (границы между ними) и граф соседства самих объектов. Второй этап – формирование пространства параметров, точками которого выступают выделенные объекты. Множество этих точек можно анализировать с помощью общих методов, описанных в литературе [1, 3].

В данной работе предлагаются алгоритмы для обработки медицинских изображений и распознавания образов.

Алгоритм автоматической классификации фрагментов

Рассмотрим алгоритм автоматической классификации однотонных фрагментов для решения задачи оконтуривания. Данный алгоритм состоит из двух последовательных этапов. На первом множество однотонных фрагментов классифицируется на достаточно большое число классов L по оси средней зачерненности $\bar{f}$ (в данном случае на 16, так как максимальное число уровней градаций зачерненности имеющихся исходных изображений не превышает 256). В результате этой классификации ось $\bar{f}$ разбивается на L интервалов, каждый из

которых характеризуется тремя числами $\{p_i, \bar{f}_i, \sigma_i(f), i=1,...,L\}$, где $p_i=N_i/N$ – доля фрагментов, попавших в i -й интервал, а $\bar{f}_i$ и $\sigma_i(f)$ – соответственно среднее значение зачерненности по элементам i -го подкласса и ее среднеквадратичное отклонение.

На втором этапе решается задача «разрежения» множества (или в терминах, употреблявшихся ранее – «бинаризации» изображения) из L построенных интервалов. Достигается это разрежение с помощью эвристической процедуры попарного сравнения двух соседних средних $\bar{f}_i$ и $\bar{f}_{i+1}$. Если результат сравнения показывает, что различие между несущественно в некотором заранее определенном смысле, то соответствующие интервалы объединяются в один. Получается новая система интервалов, которая характеризуется новым набором троек $\{p_i, \bar{f}_i, \sigma_i(f), i=1,...,L-1\}$. На этой новой системе интервалов вновь отыскивается пара соседних интервалов, у которых средние близки в заданном смысле. Найденная пара вновь склеивается в один интервал и т.д.

Этот процесс склеивания продолжается до тех пор, пока не сформируется такая система, что оставшаяся пара интервалов будет иметь существенно отличные средние. Полученное разбиение выбирается за искомое. Один из интервалов зачерненности принимается за белый цвет, другой – за черный. Далее к рассчитанным фрагментам могут применяться процедуры сегментации (выделения границы объектов).

Предлагается следующая процедура удаления «вкраплений», искажающих границы, которая строится как итеративный процесс удаления мелких связанных элементов на анализируемом двухградационном изображении.

1-й шаг. Задается некоторое достаточное малое значение площади S_0 , и из изображения удаляются все связанные элементы (как черные на белом фоне, так и белые на черном фоне), меньшие по площади, чем S_0 . Подсчитывается число $N(S_0)$ удаленных элементов. Удаление элемента заключается в преобразовании значений зачерненности его точек на противоположные, т.е. на значения зачерненности точек окружающего его фона.

(k+1)-й шаг. На изображении, полученном после k -го преобразования, подсчитывается число $N(k \times S_0)$ элементов, площадь которых меньше $k \times S_0$, и они удаляются из изображения.

Число шагов L задается заранее. Множество полученных чисел $\{N(k \times S_0), k=1,...,L\}$ позволяет построить гистограмму распределения площади встречающихся на исходном двухградационном изображении элементов, игнорируя содержащиеся в них «вкрапления».

Выделенные объекты характеризуются, во-первых, параметрами формы их границы, и, во-вторых, параметрами «поведения» функции зачерненности на площади объекта. Очевидно, что анализ расположения объектов в пространстве параметров второй группы требует разработки новых методов. Главная задача, которая при этом решается, сводится к конструированию пространства, точками которого были бы функции зачерненности на выделенных объектах [2].

Основу системы анализа многоградационных изображений составляет следующий набор признаков. Он строится на основе обычной гистограммы распределения зачерненности $P(f)$ (P – относительная площадь, или доля точек выделенного объекта, имеющих зачерненность, равную f). В качестве признаков используются суммарные площади всех участков раstra с заданным уровнем зачерненности. Сам уровень определяется порогом, варьируя который можно получать

различные характеристики для сравнения изображений. Другими словами, в качестве признаков выступают ординаты указанной гистограммы. Обычные статистические характеристики, определяемые по гистограмме, также являются признаками.

Пусть $f(p)$ – зачерненность исходного изображения в точке p , принадлежащей участку раstra выделенного объекта, а $T_i f(p)$ – зачерненность преобразованного изображения в той же точке. Преобразованные изображения получаются из исходного в результате действия операторов T_i , определяемых следующим образом:

$$T_1 f(p) = \begin{cases} 1, & \text{если } f(p) < h_1, \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

$$T_i f(p) = \begin{cases} 1, & \text{если } f(p) \in [h_{i-1}, h_i], \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

$$i = \overline{1, H},$$

причем точки, не принадлежащие объекту (фон), сохраняют на всех преобразованных изображениях нулевую зачерненность. Используемый набор из H параметров $\{h_i\}$ предполагается упорядоченным:

$$h_1 < h_2 < \dots < h_H,$$

причем в качестве h_H выбирается обычно значение максимальной зачерненности на выделенном объекте.

Обозначим через $|T_i|$ число точек на преобразованном изображении $T_i f$, зачерненность которых равна единице. Очевидно, что если h_H равно максимальному значению зачерненности на выделенном объекте, то площадь этого объекта определяется суммой $\sum_{i=1}^H |T_i|$. С учетом введенных обозначений ординаты искомой гистограммы зачерненности $P = \{P_1, \dots, P_H\}$ определяются по формуле

$$P_i = \frac{|T_i|}{\sum_{i=1}^H |T_i|}.$$

Выбор числа H осуществляется с помощью визуального анализа «усредненных» изображений, получающихся из исходных, если клеткам с зачерненностью из диапазона $h_{i-1} < f \leq h_i$ придать одинаковую зачерненность, равную $(h_{i-1} + h_i)/2$. Если искажение, вносимое этим усреднением, с содержательной точки зрения несущественно изменяет особенности анализируемых объектов, то выбранный уровень квантования считается удовлетворительным. Число H выбирается как минимально возможное, обеспечивающее удовлетворительный уровень квантования исходного изображения. Точки h_i выбираются с равным шагом друг от друга по шкале зачерненности.

Таким образом, будут получены гистограммы вида, показанного на рисунке 1.

Следует отметить, что при реализации процедуры построения гистограммы зачерненности для увеличения скорости работы системы есть возможность оказаться от необходимости строить семейства двухградационных изображений $\{T_i, i=1, \dots, N\}$, затем на каждом из них подсчитывать число $|T_i|$, после чего вычислять с помощью этих чисел компоненты искомого вектора P . Очевидным образом вектор P может быть построен однократным просмотром всех точек раstra исходного изображения и сравнением на каждом шаге значения зачерненности текущей точки с заранее заданным набором чисел $\{h_i, i=1, \dots, N\}$.

Многоградационные изображения являются столь гибким типом данных, а их источники столь разнообразны, что число возможных задач, которые может поставить специалист перед системой обработки данных, практически неограниченно.

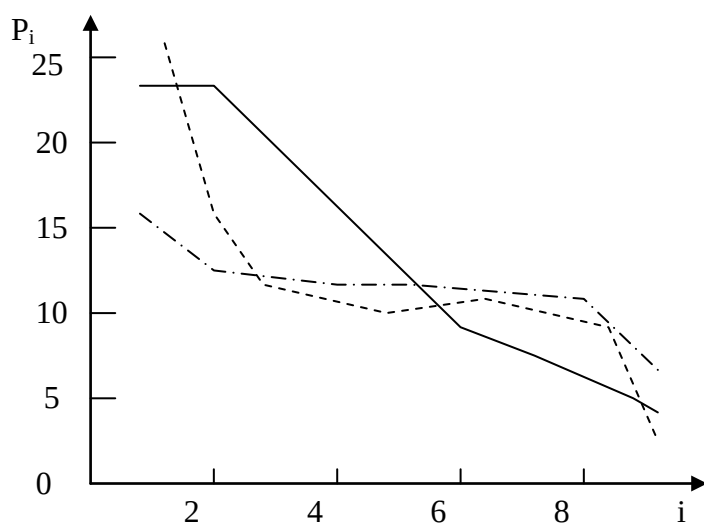


Рис. 1. Гистограммы зачерненности классов изображений.

Кроме того, часто существует необходимость изучения массива изображений, не имея конкретно сформулированной цели. Поэтому процедура обработки заданного массива изображений часто разворачивается как цепочка задач, которые возникают по мере получения новой информации, извлекаемой из обрабатываемых изображений. Именно это обстоятельство требует разработки не столько жестких схем анализа, сколько проблемно-ориентированного языка, в терминах которого легко формализовать различные схемы такого рода. Предложенная выше система генерации признаков, основанная на базовых наборах признаков и преобразований может рассматриваться как основа такого языка. Она дает организованные в единую систему средства, во-первых, для обнаружения определенных свойств и наличия определенных объектов на анализируемом множестве изображений, и, во-вторых, для отображения этого множества в различные матрицы данных, к которым применимы структурные методы обработки [2].

В то же время, чтобы легче решать задачу выбора признаков (что, как упоминалось выше, является эвристическим процессом), а также для планирования использования как априорной информации (описание классов), так и апостериорных

данных (измерения по данному неизвестному подлежащему классификации объекту) эти взаимосвязи необходимо учитывать и представлять.

► Программная реализация

Теперь рассмотрим непосредственно структурную схему системы распознавания (рис. 2).



Рис. 2. Структурная схема информационной системы распознавания.

Поступающие для классификации данные (в виде графического файла) обрабатываются блоком импорта изображения, обеспечивающего правильную работу программы с необходимым числом графических форматов файлов. После импорта данные проходят первичный анализ (расчет статистики распределения яркостных параметров анализируемого изображения, выделение границ на полутоновом изображении, бинаризация полутонового изображения). Затем вступает в действие блок классификации (происходит выделение границ на бинарном изображении и непосредственно распознавание структуры объекта). Блок

классификации работает с блоком системы управления базой данных для получения характеристик классов изображений. Для выдачи окончательно сформированного прогноза диагноза системе необходимо произвести ввод данных об анализируемом объекте (фамилию пациента, тип электронной формы фотографии, необходимые сведения медицинского характера и т.д.), вся эта информация также хранится и заносится в базу данных программного комплекса. После заполнения всех необходимых данных производится выдача окончательного прогноза диагноза как в электронной, так и в бумажной форме.

Далее рассмотрим работу с интерфейсом системы. Врач-аналитик выбирает базу данных для подключения (есть возможность ведения нескольких каталогов с данными пациентов), далее он либо приступает к вводу первичной клинической информации, либо переходит к режиму анализа для принятия решений.

Для существующего в базе пациента необходимо выбрать его персональные данные в главном окне и перейти к режиму анализа.

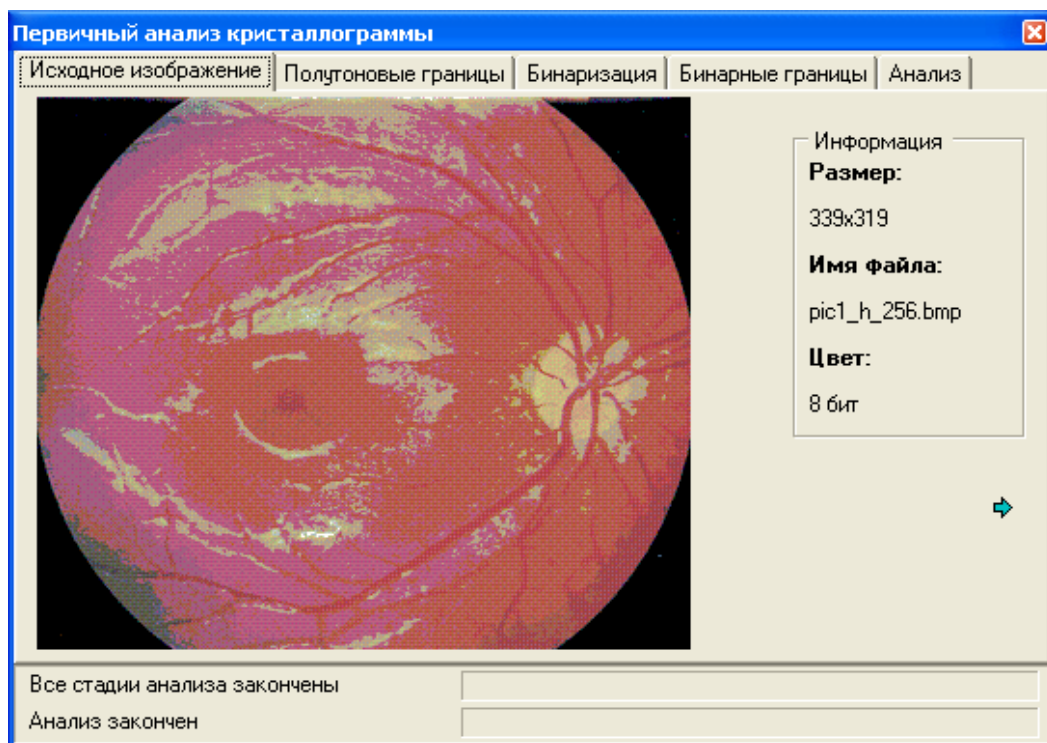


Рис. 3. Загрузка исходного изображения.

При необходимости проведения классификации требуется выбрать пункт меню «Распознавание» и подпункт «Начать распознавание». Система запросит имя рисунка, содержащего фотографию и после выбора перейдет к фазе первичного анализа. Прежде всего, система произведет загрузку рисунка и анализ его статистических характеристик – размер в пикселях, количество оттенков серого. Затем программа произведет статистическую обработку рисунка, реализует алгоритм «склеивания» интервалов одноцветности и рассчитает гистограмму зачерненности. По окончании стадии первичного анализа программа осуществит бинаризацию анализируемого

изображения и выведет статистическую матрицу распределения зачерненных участков. После этого программа произведет анализ параметров исходного изображения и выдаст результаты классификации.

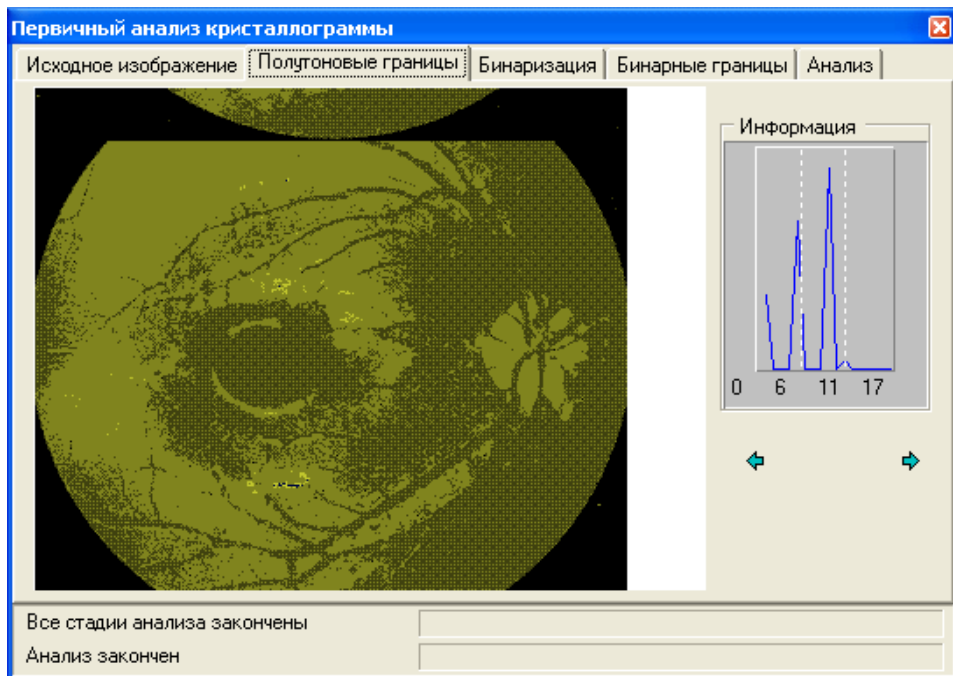


Рис. 4. Выделение полутонных границ и расчет гистограммы зачерненности.

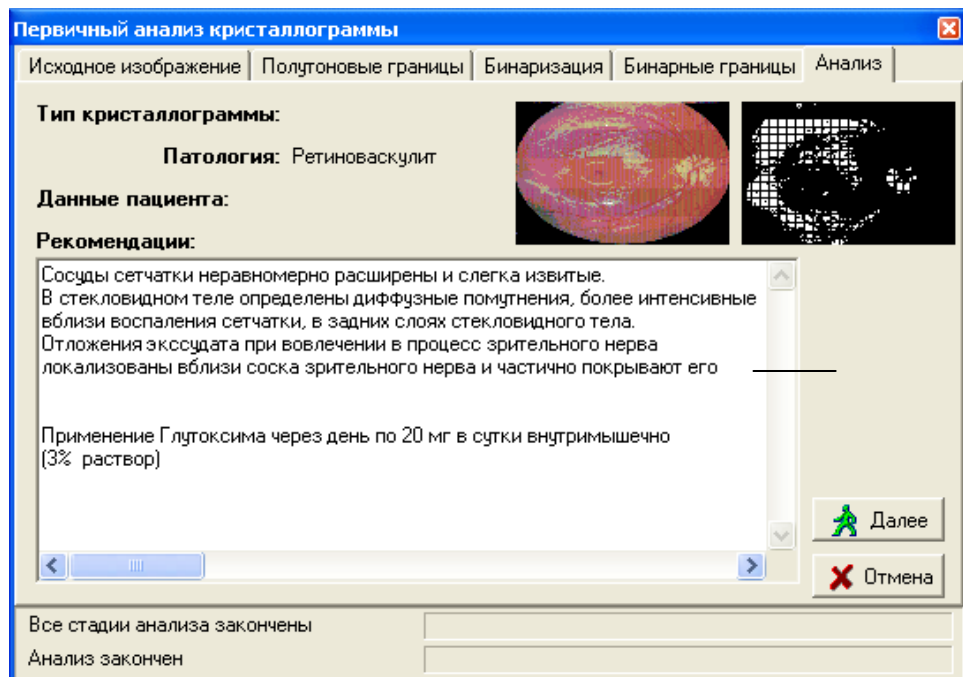


Рис. 5. Итоги анализа.

Для облегчения работы начинающих врачей система содержит модуль медицинских справочников (находятся в формате HTML), которые можно динамически подгружать и использовать для изучения существующих подходов и результатов других специалистов. Справочники могут формировать сами врачи, что служит одним из аспектов накопления общего массива медицинских знаний в лечебном учреждении.

■ Заключение

Использование новых информационных технологий, основанных на интеллектуализации и компьютеризации процесса анализа влияния показателей состояния больных на течение болезни и возникновение осложнений, позволило решить ряд острых проблем: ускорить получение оперативной информации и создать архивы данных, получить из простейших показателей сложные расчетные, в результате моделирования принять решение о физиологических механизмах патологии и о выборе средств терапии [2, 4-13].

Благодаря этому сократится время обнаружения изменений до принятия оптимального решения, улучшатся исходы лечения и сократятся его сроки. Несмотря на то, что компьютеризация терапии увеличила материальные затраты, экономически она выгодна, благодаря повышению эффективности усилий по сокращению продолжительности лечения.

■ Использованная литература

- [1] Шаталов М.М., Преображенский Ю.П. Формирование решающих правил интеллектуальной поддержки решений врача при исследовании многокритериальных клинических объектов – Вестник Воронежского института высоких технологий – Воронеж: Научная книга, 2008. – №3. – С.77-79
- [2] Преображенская Н.С. Резников К.М., Парфенова Н.М., Никитский А.С. Оценка фармакологической активности ранозаживляющих средств с помощью распознавания образов – Человек и лекарство: материалы XIX Российского национального конгресса – Москва, 2012 – С.558
- [3] Преображенский Ю.П. Аспекты применения методики классификации объектов терапии при числовых критериях – Теория конфликта и ее приложения - Тр. V-й Всерос. науч.-тех. конф. Ч.1. – Воронеж: Научная книга, 2008. – С.161-165
- [4] Choporov O.N. Infobase formation technology for medical systems analysis and modeling / O.N. Choporov, S.V. Bolgov, L.A.Kutashova, E.Y.Konovalova // Modern informatization problems in economics and safety: Proceedings of the XVIII-th International Open Science Conference (Lorman, MS, USA, January 2013). – p. 157-162.
- [5] Чопоров О.Н. Оптимизация функционирования медицинских систем на основе интегральных оценок и классификационно-прогностического моделирования: дис. ... д-ра техн. наук. – Воронеж, 2001. – 325 с.
- [6] Львович И.Я. Новый анализ эпидемиологического и экономического использования антидепрессантов в психиатрических учреждениях / И.Я.Львович, В.А.Куташов // Вестник новых медицинских технологий. 2008. Т. XV. № 1. С. 63-66.

[7] Львович И.Я. Программная реализация методики прогнозирования медико-демографических данных / И.Я. Львович, С.Н. Семенов, Н.А. Гладских, С.С. Пронин // Научно-медицинский вестник Центрального Черноземья. 2007. № 27. С. 100-104.

[8] Львович Я.Е. Частота аффективных расстройств при различных соматических болезнях / Я.Е.Львович, В.А.Куташов // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. 2007. Т. 6. № 1. С. 100-102.

[9] Львович Я.Е. Технология комплексного обследования больных с осложненным остеохондрозом позвоночника / Я.Е.Львович, И.В.Постникова, И.О.Золотинский // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. 2008. Т. 7. № 4. С. 840-845.

[10] Постникова И.В. Оптимизация комплексного консервативного лечения больных с грыжами межпозвонковых дисков / И.В. Постникова, Я.Е. Львович, И.О. Золотинский // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. 2009. Т. 8. № 1. С. 33-40.

[11] Брежнева Н.А. Интегрированная система управления офтальмологической помощью в регионе / Н.А. Брежнева, Я.Е. Львович, В.Н. Чуриков // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. 2013. Т. 12. № 1. С. 324-326.

[12] Брежнева Н.А. Оптимизация распределения потоков пациентов с учетом ресурсов регионального и субрегионального уровней офтальмологической помощи / Н.А. Брежнева, Я.Е. Львович, С.Я. Щербаков // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2010. Т. 6. № 7. С. 4-6.

[13] Бережная Е.В. Оценка риска для здоровья населения г. Воронежа при воздействии химических веществ, загрязняющих атмосферный воздух / Е.В. Бережная // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2013. № 1. С. 2.

.....

V. Ermolova

Voronezh Institute of High Technologies
vv-ermolova@yandex.ru

N. Preobrazhenskaya Ph. D, a.p.

Voronezh State Medical Academy,
nspreo@gmail.com

Y. Preobrazhenskiy Ph. D, a.p.

Voronezh Institute of High Technologies
it_pro@vibt.ru