

## АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЯ ДЫХАТЕЛЬНЫХ ШУМОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОПОДОБНЫХ МОДЕЛЕЙ КЛАССОВ

**Аннотация:** Описывается алгоритм распознавания дыхательных шумов, основанный на идее растущей пирамидальной сети, адаптированный для работы с нечеткими описаниями объектов обучающей выборки и дополненный лингвистическим интерпретатором результатов обобщения. Приводится общая функциональная схема и детальное описание отдельных стадий работы. Для описания признаков пространства и интерпретации результатов используется теория нечетких множеств. Функционирование алгоритма ведется в двух режимах: обучение и распознавание. Нейроподобные модели классов, содержащиеся в построенной сети, интерпретируются в нечеткие высказывания, которые в дальнейшем используются в режиме распознавания и служат набором продукционных правил для алгоритма нечеткого логического вывода. Представленный алгоритм реализован программно и исследуется, в статье приводятся результаты апробации его программной реализации.

**Ключевые слова:** Программное обеспечение, классификация, распознавание, графы, нечеткая логика, дыхательные шумы, аускультация, звуки дыхания, модель, алгоритм

### Введение

Для исследования органов дыхания в настоящее время широко используются приемы аускультации, основанные на прослушивании врачом звуков дыхания. Вне зависимости от применяемых технических средств (классический стетоскоп или его современный электронный аналог) методу свойственен существенный недостаток. Результаты исследования имеют субъективную интерпретацию, зависящую от квалификации и состояния органов слуха врача.

Для повышения качества диагностики необходимо создание программы автоматического распознавания классов дыхательных шумов с учетом яркости проявления отдельных аускультативных признаков, характерных для отдельных видов патологий.

Исследования [1, 2, 3, 4] показали, что врач в основном анализирует изменения

в частотном составе дыхательного шума (ДШ) и, следовательно, объектом распознавания могут являться спектры мощности образцов ДШ.

В работе [5] рассмотрена задача классификации спектров ДШ с помощью искусственной нейронной сети (ИНС). Алгоритм, предложенный автором, включает 8 настроечных параметров, определяемых эмпирическим путем, что существенно усложняет его настройку и влияет на качество решения задачи. Наличие большого числа эмпирических параметров и сложность их настройки характерно для большинства классических ИНС, кроме того структуру ИНС сложно интерпретировать.

Среди нейроподобных алгоритмов имеется узкий класс алгоритмов, позволяющих создавать классификаторы, отражающие структурные особенности объектов обучающей выборки [6, 7, 8].

Нейроподобные алгоритмы, предлагаемые в литературе в основном ориентированы на работу с объектами умеренной размерности (несколько десятков), размерность описания спектров ДШ может достигать сотен признаков. Как показали исследования [9] обобщения объектов, заданных 200 признаками, эффективно формируются с помощью РПС. Однако классическая РПС работает только с точными значениями признаков, а в работе [10] показана целесообразность использования нечетких признаков как для описания отдельных спектров ДШ, так и их классов.

Предлагается рассмотреть новый алгоритм распознавания дыхательных шумов, основанный на идее растущей пирамидальной сети, адаптированный для работы

с нечеткими описаниями объектов обучающей выборки и дополненный лингвистическим интерпретатором результатов обобщения.

Алгоритм имеет два режима функционирования: режим обучения и режим распознавания (Рис. 1).

### Режим обучения

В режиме обучения ход алгоритма разделен на последовательные 3 стадии:

Стадия I: формирование нечетких признаков.

Стадия II: генерация нейроподобной иерархической структуры.

Стадия III: выделение описаний классов из нейроподобной иерархической структуры.



Рис. 1. Функциональная блок-схема алгоритма

**Стадия I.** Признаковое пространство объектов обучающей выборки переводится к нечеткому виду с помощью одномерной кластеризации по каждому признаку, либо по заранее заданным функциям принадлежности кластеров (в настоящее время используется второй вариант).

Обучающая и рабочая выборки сети заданы множеством векторов спектральных характеристик образцов ДШ, рассчитанных с помощью быстрого преобразования Фурье. Каждый объект выборки представляется вектором вида  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m\}$ , где  $x_i$  – ордината спектра на частоте  $f_i = \Delta x_i \cdot i$ , характеризующая выделение

Выделенным кластерам в соответствие ставится терм ЛП «выделение энергии на частоте  $f_i$ ». В упрощенном варианте три кластера равномерно распределены по всему базовому множеству, и в соответствие им поставлены следующие термы: «Низкий», «Средний», «Высокий», вид функций принадлежности которых, представлен на рисунке 2, где

$$b = d_{i\min} + \frac{d_{i\max} - d_{i\min}}{2}; \quad i = \overline{1, m}; \quad m - \text{количество признаков.}$$

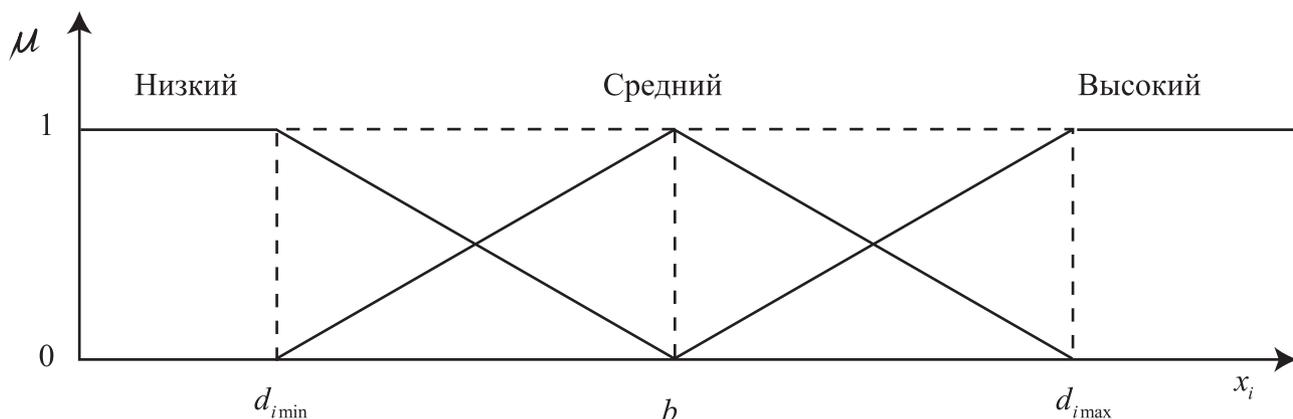


Рис. 2. Функции принадлежности термов ЛП «выделение энергии на частоте  $f_i$ »

энергии на определенном интервале частот, соответствует одному признаку;  $m$  – размерность признакового пространства. Объекты обучающей выборки (ОВ) помечены принадлежностью к классу «норма» или «патология».

Каждому спектральному признаку ставится в соответствие своя лингвистическая переменная (ЛП) «выделение энергии на частоте  $f_i$ », границы базового множества которой определены экстремумами значений признака среди объектов ОВ.

$$d_{k\max} = \max_{j \in K} (x_j); \quad d_{k\min} = \min_{j \in K} (x_j), \quad \text{где } K - \text{количество объектов в ОВ}$$

**Стадия II.** Производится построение нейроразной структуры (пирамидальной сети (ПС)) на основе обучающей выборки. Предложенная пирамидальная сеть является развитием идей растущих пирамидальных сетей (РПС) [3,4] и представляет собой ориентированный ациклический граф в ярусно параллельной форме (ЯПФ), не имеющий вершин с одной заходящей дугой, все дуги ориентированы от нижних уровней сети к верхним.

Все вершины сети делятся на два типа, вершины первого типа называются рецепторами, вершины второго типа – ассоциативными элементами. Рецепторы являются входами сети.

На начальном этапе сеть состоит из рецепторов (входных вершин) и заключительной вершины верхнего уровня  $Y$ , все рецепторы исходящими дугами соединены с заключительной вершиной верхнего уровня. Каждому терму лингвистической переменной признака ставится в соответствие входной рецептор, в результате чего количество рецепторов равно сумме термов среди всех ЛП признаков.

В ходе описания алгоритма употребляются следующие термины:

субмножество вершины – множество вершин, из которых существует путь к данной вершине;

0-субмножество вершины – множество вершин смежных с данной вершиной, из которых существует путь к данной вершине;

супермножество вершины – множество вершин, к которым имеются пути их данной вершины;

0-супермножество вершины – множество вершин смежных с данной, к которым имеются пути из данной вершины;

пирамида вершины  $v_1$  – подграф пирамидальной сети, включающий вершину  $v_1$  и все вершины, от которых имеются пути к вершине  $v_1$ .

Каждый ассоциативный элемент характеризуется параметрами:

- уровнем вершины в иерархии сети;
- состоянием (возбужден или нет);
- классом объекта ОВ, породившего вершину;

– параметром  $l$ , характеризующим число рецепторов в пирамиде ассоциативного элемента;

– значениями счетчиков возбуждений (счетчики  $m_{cl_1} - m_{cl_k}$  определяют реакцию вершины на входные объекты ОВ классов  $cl_1 - cl_k$  соответственно, где  $k$  – количество классов, представленных в ОВ).

Не обученная сеть состоит из рецепторов, соединенных исходящими дугами с заключительной вершиной верхнего уровня  $Y$ . Вершина  $Y$  выполняет вспомогательную роль в процессе генерации структуры сети. Построение пирамидальной сети выполняется в два последовательных этапа. На первом этапе формируются конъюнктивные зависимости среди значений признаков. На втором этапе выделяется множество контрольных элементов. Контрольные элементы представляют собой ассоциативные элементы с наиболее часто встречающимся набором значений признаков (паттерном), характерных для объектов определенного класса. Рецепторы, из которых существует путь к контрольному элементу, представляют собой паттерн. Паттерн – часто встречающийся устойчивое сочетание значений признаков вида  $p_1 \text{ is } T_1 \wedge p_2 \text{ is } T_1 \wedge \dots \wedge p_n \text{ is } T_k$ , где  $p_i | i=1, n$  – признаки;  $n$  – количество признаков;  $T_j | j=1, k$ ;  $k$  – количество термов лингвистической переменной признака.

Общим для двух этапов построения ПС является то, что после каждой подачи на вход сети нового объекта, либо после изменения структуры сети, происходит распространение возбуждения по всем вершинам, в ходе которого корректируются значения параметров вершин  $m_{cl_1} - m_{cl_k}$  и  $l$ . Вершина сети считается возбужденной, если возбуждены все элементы ее 0-субмножества.

**Первый этап построений ПС.** Ход действий первого этапа сводится к последовательному просмотру всех объектов ОВ сначала по правилу РК1, а затем по правилу РК2.

Правило РК1 (рис. 3). Поочередно просматриваются все невозбужденные верши-

ны сети, начиная с нижнего уровня иерархии и заканчивая верхним. У просматриваемой вершины  $v_i$  выбираются активные вершины ее 0-субмножества и заносятся во множество  $V_a$ . Если количество элементов множества  $V_a$  меньше чем 2, то выполняется переход к следующей просматриваемой вершине  $v_{i+1}$ , иначе – в сеть вводится новый ассоциативный элемент  $v_n$ , промаркированный классом, к которому принадлежит поданный на вход сети объект ОВ. Дуги от вершин из множества  $V_a$  к  $v_i$  ликвидируются, вместо них вводятся дуги, соединяющие вершины из  $V_a$  с новой вершиной  $v_n$ . Выход нового элемента  $v_n$  соединяется исходящей дугой с входом  $v_i$ . После этого уровни всех вершин, к которым существуют пути из нового ассоциативного элемента  $v_n$ , рекурсивно повышаются на 1 (граф приводится в ЯПФ), и выполняется переход к следующей просматриваемой вершине  $v_{i+1}$ .

Правило РК2 (рис. 4). Поочередно просматриваются все возбужденные вершины сети кроме заключительной вершины верхнего уровня  $Y$ . У просматриваемой вершины  $v_i$  находится 0-супермножество. Если в 0-супермножестве нет ни одной возбужденной вершины, то  $v_i$  добавляется во множество  $S$ , и выполняется переход к следующей просматриваемой вершине. После просмотра всех вершин и формирования множества  $S$  в сеть добавляется новый ассоциативный элемент  $v_n$ , промаркированный классом, к которому принадлежит поданный на вход сети объект ОВ. На вход элемента  $v_n$  заводятся дуги от вершин множества  $S$ , а исходящая дуга от  $v_n$  соединяется с заключительной вершиной верхнего уровня сети  $Y$ , причем у элементов из множества  $S$  ликвидируются исходящие дуги к вершине  $Y$ . После добавления новой вершины распространяется возбуждение по сети и обновляются счет-

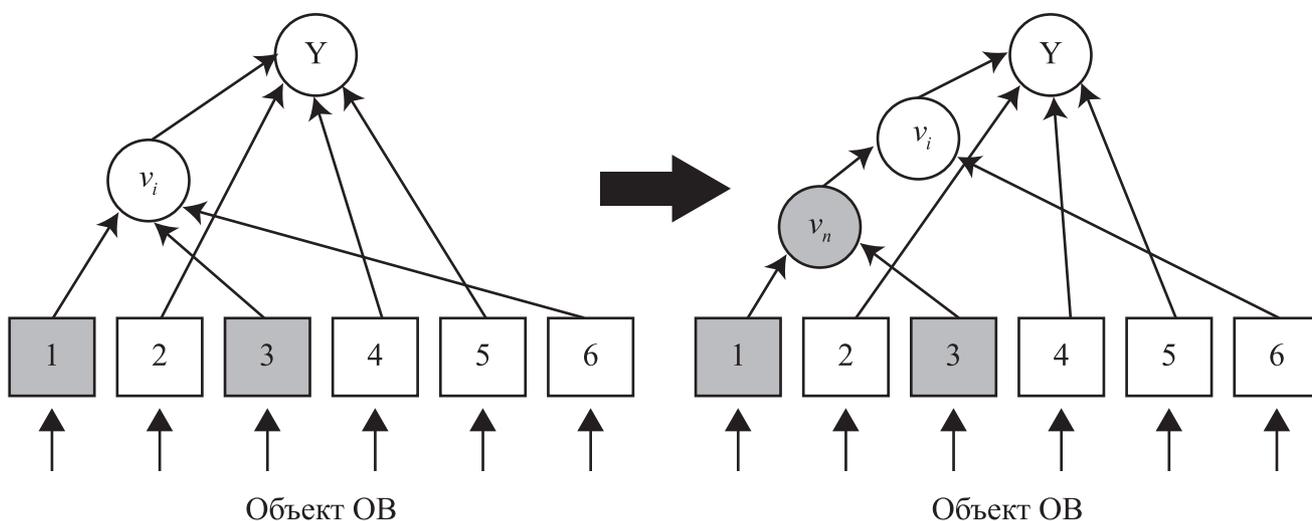


Рис. 3. Правило РК1

чки у каждого возбуждвшегося ассоциативного элемента.

Затем повторно просматривается каждая вершина  $vc$  из множества  $Vc$ . У просматри-

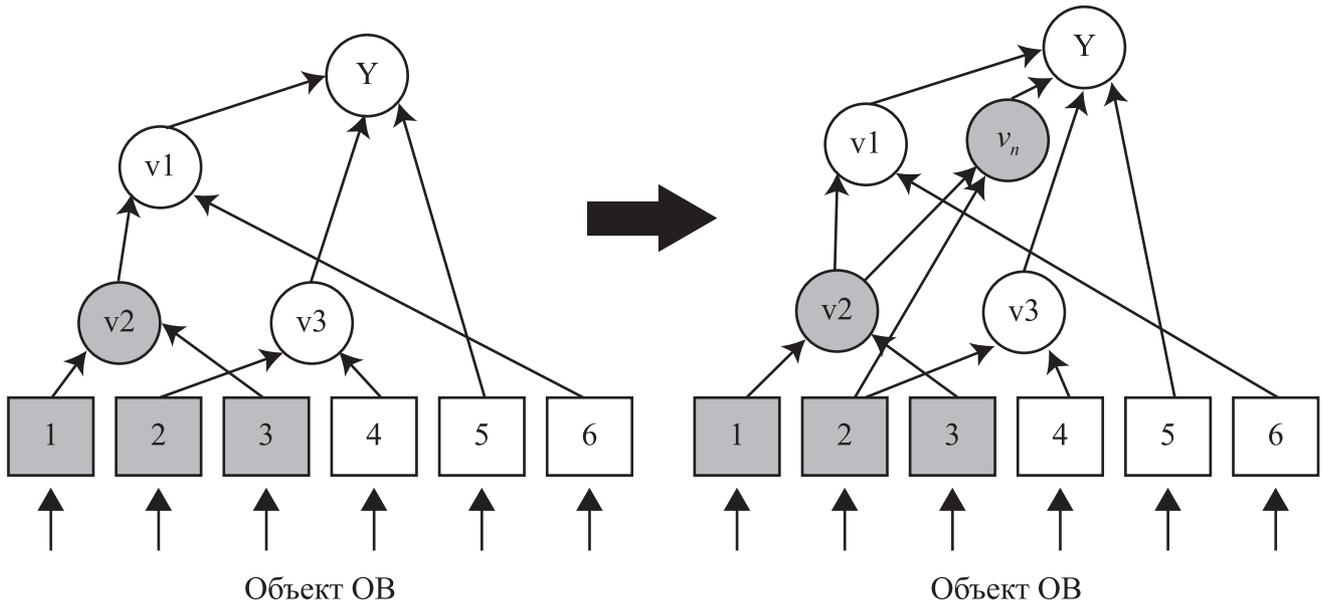


Рис. 4. Правило PK2

В результате построений первого этапа ассоциативные элементы, смежные с вершиной  $Y$ , образуют множество  $Vc$ , с каждым элементом которого ассоциируется объект из обучающей выборки с уникальными комбинациями значений нечетких признаков.

**Второй этап построений ПС.** Просматривается каждая вершина  $vc$  из множества  $Vc$ . У просматриваемой вершины  $vc$  находится подмножество  $Vcs$ , класс объекта, ассоциированного с  $vc$ , запоминается как  $cli$ . Из  $Vcs$  выделяются вершины с наибольшим количеством рецепторов в своей пирамиде и заносятся во множество  $Vsk$ , из которого выделяется подмножество вершин  $Vskm$  с максимальными значениями счетчика срабатываний  $m_{cli}$  для класса  $cli$ . Вершины из множества  $Vskm$  помечаются как контрольные элементы класса  $cli$  и добавляются во множество контрольных элементов сети.

ваемой вершины  $vc$  находится подмножество  $Vcs$ , класс объекта, ассоциированного с  $vc$ , запоминается как  $cli$ . Из  $Vcs$  выделяется множество вершин  $Vf$ , являвшихся контрольными элементами классов отличных от  $cli$ . У каждой вершины из  $Vf$  находятся супермножества, из которых выбираются в множество  $Vft$  вершины, состоящие в  $Vcs$ . Если в  $Vft$  нет ни одного контрольного элемента класса  $cli$ , то из него выделяется подмножество вершин  $Vftm$  с максимальными значениями счетчика срабатываний  $m_{cli}$ . Затем из  $Vftm$  выделяется подмножество вершин  $Vftmk$ , имеющих наибольшее количество рецепторов в своих пирамидах. Элементы из  $Vftmk$ , входящие в  $Vcs$ , и не являющиеся контрольными, помечаются как контрольные элементы класса  $cli$  и заносятся во множество контрольных элементов сети.

По завершению стадии II будет сформирована структура ПС, содержащая в себе модели классов, представленных в ОБ.

**Стадия III.** Нейроподобные модели классов, содержащиеся в построенной ПС интерпретируются в нечеткие высказывания, которые в дальнейшем используются в режиме распознавания и служат набором продукционных правил для алгоритма нечеткого логического вывода.

Путем интерпретации структуры обученной пирамидальной сети, для каждого класса, представленного в ОБ, строится продукционное правило вида *IF антецедент THEN консеквент*. Где *антецедент* есть конъюнктивно-дизъюнктивное высказывание вида *паттерн<sub>1</sub> ∨ паттерн<sub>2</sub> ∨ ... паттерн<sub>n</sub>*; *консеквент* – заключение об отнесении объекта к определенному классу вида *CLASS is B<sub>c</sub>*, где *CLASS* – лингвистическая переменная; *B<sub>c</sub>* – терм, представляющий с-й класс; *c = 1, L*; *L* – количество классов в обучающей выборке. Полученные продукционные правила позволяют посредством системы нечёткого вывода судить о степени принадлежности объектов тестовой или рабочей выборки к классам.

### Режим распознавания

Данный режим использует результаты обучения и состоит из 2-х стадий:

**Стадия I:** формирования нечетких признаков (является общей с режимом обучения).

**Стадия IV:** работа алгоритма нечеткого логического вывода.

**Стадия IV.** На финальной стадии алгоритм нечеткого вывода посредством интерпретации продукционных правил, построенных на стадии III, осуществляет распознавание объектов рабочего множества (рабочей или тестовой выборки). В результате у каждого объекта рабочего множества вычисляется степень принадлежности к классам, представленным в обучающем множестве, и делается вывод о принадлежности его к тому или иному классу.

### Апробация программной реализации алгоритма. Заключение

Алгоритм программно реализован на языке C# и функционирует в среде исполнения Microsoft .Net 3.0. Апробация программной реализации алгоритма произведена на записях дыхательных шумов, полученных с помощью устройства регистрации [11] в частотном диапазоне 0-5кГц с частотой дискретизации 11025 Гц, разрешение 16 бит. Регистрация ДШ производилась у здоровых людей и у пациентов с патологическими изменениями функции дыхания в трех точках корпуса, выделенных в соответствии с принятыми методиками аускультации.

Состав обучающей выборки (ОБ) и тестовой выборки (ТВ) приведен в таблице 1. Распознавание проводилось по обучающей и тестовой выборкам, которые не пересекались.

Таблица 1.  
Структура обучающей и тестовой выборок

Выборка	Кол-во объектов (норма/ патология)
Обучающая выборка	148 (121/27)
Тестовая выборка	32 (25/7)

Результаты работы алгоритма, обученного на ОВ, представлены в таблице 2.

*Таблица 2.*

*Результаты распознавания спектров ДШ*

Характеристика	Обучающая выборка	Тестовая выборка
Число неправильно распознанных объектов	1	4
Успешность распознавания	99,3%	87,5%
Число объектов из класса ПАТОЛОГИЯ, классифицированных как НОРМА	1	2
Успешность распознавания объектов из класса ПАТОЛОГИЯ	96,3 %	71%
Число объектов из класса НОРМА, классифицированных как ПАТОЛОГИЯ	0	2
Успешность распознавания объектов из класса НОРМА	100%	92%

Из результатов видно, что имеются ошибки второго рода, но при этом общий уровень успешности распознавания довольно высокой.

**Библиография:**

1. Геппе, Н.А. Бронхофонография в комплексной диагностике бронхиальной астмы у детей / Н.А. Геппе, В.С. Малышев, М.Н. Лисицин и др. // Пульмонология, 2002. № 5, С. 33-39.
2. Кулаков, Ю.В. Возможности комбинированной бронхофонографии в диагностике пневмоний / Ю.В. Кулаков, И.Ю. Малышенко, В.И. Коренбаум // Пульмонология, 2002. № 5, С. 29-32.
3. Pasterkamp, H Nomenclature used by health care professionals to describe breath sounds in asthma. / H Pasterkamp, M Montgomery and W Wiebicke // Chest, 1987;92;346-352
4. Pasterkamp, H Spectral analysis of breath sounds in normal newborn infants / H Pasterkamp, R Fenton, F Leahy, V Chernick // Med Instrument, 1983; 17:355-57
5. Филатова, Н.Н. Нейросетевой алгоритм и модели нечеткой логики для задачи классификации / Н.Н. Филатова, А.В. Спиридонов // Программные продукты и системы, № 4, 2008
6. Grossberg, S., Competitive learning: From interactive activation to adaptive resonance // Cognitive Science, 1987, 11, 23-63
7. Гладун, В.П. Партнерство с компьютером – Киев: Port-Royal, 2000. – С.17-44.
8. Поспелов, Д.А. Ситуационное моделирование. Теория и практика – М.: Наука, 1986. – С.174-182.
9. Киселева, Н.Н. Компьютерное конструирование неорганических соединений, перспективных для применения в электронике, с использованием баз данных и методов искусственного

- интеллекта // Автореферат диссертации на соискание ученой степени к.т.н., Москва, 2004.
10. Аль-Нажжар, Н. К. Модели, алгоритмы и технические средства исследования и автоматического анализа дыхательных шумов // Автореферат диссертации на соискание ученой степени к.т.н., С.-Петербург. 2007
  11. Устройство регистрации и анализ дыхательных шумов пат. 66174 Рос. Федерация: МПК А61В 5/08/ Филатова Н.Н., Аль-Нажжар Н. заявитель и патентообладатель ГОУФПО Тверской гос. техн. у-нт. №2007113453/22; заявл. 10.04.2010; опубл. 10.09.2010.
- References (transliteration):**
1. Geppe, N.A. Bronkhofonografiya v kompleksnoy diagnostike bronkhial'noy astmy u detey / N.A. Geppe, V.S. Malyshev, M.N. Lisitsin i dr. // Pul'monologiya, 2002. № 5, S. 33-39.
  2. Kulakov, Yu.V. Vozmozhnosti kombinirovannoy bronkhofonografii v diagnostike pnevmoniy / Yu.V. Kulakov, I.Yu. Malysenko, V.I. Korenbaum // Pul'monologiya, 2002. № 5, S. 29-32.
  3. Pasterkamp, H Nomenclature used by health care professionals to describe breath sounds in asthma./ H Pasterkamp, M Montgomery and W Wiebicke // Chest, 1987;92;346-352
  4. Pasterkamp, H Spectral analysis of breath sounds in normal newborn infants / H Pasterkamp, R Fenton, F Leahy, V Chernick // Med Instrument, 1983; 17:355-57
  5. Filatova, N.N. Neyrosetevoy algoritm i modeli nechetkoy logiki dlya zadachi klassifikatsii / N.N. Filatova, A.V. Spiridonov // Programmnye produkty i sistemy, № 4, 2008
  6. Grossberg, S., Competitive learning: From interactive activation to adaptive resonance // Cognitive Science, 1987, 11, 23-63
  7. Gladun, V.P. Partnerstvo s komp'yuterom – Kiev: Port-Royal, 2000. – S.17-44.
  8. Pospelov, D.A. Situatsionnoe modelirovanie. Teoriya i praktika – M.: Nauka, 1986. – S.174-182.
  9. Kiseleva, N.N. Komp'yuternoe konstruirovaniye neorganicheskikh soedineniy, perspektivnykh dlya primeneniya v elektronike, s ispol'zovaniem baz dannykh i metodov iskusstvennogo intellekta // Avtoreferat dissertatsii na soiskanie uchenoy stepeni k.t.n., Moskva, 2004.
  10. Al'-Nazhzhar, N. K. Modeli, algoritmy i tekhnicheskie sredstva issledovaniya i avtomaticheskogo analiza dykhatel'nykh шумов // Avtoreferat dissertatsii na soiskanie uchenoy stepeni k.t.n., S.-Peterburg. 2007
  11. Ustroystvo registratsii i analiz dykhatel'nykh шумов пат. 66174 Рос. Federatsiya: МПК А61В 5/08/ Филатова Н.Н., Al'-Nazhzhar N. zayavitel' i patentoobladatel' GOUFPO Tverskoy gos. tekhn. u-nt. №2007113453/22; zayavl. 10.04.2010; opubl. 10.09.2010.