

На правах рукописи

**Тишкин Роман Валентинович**

**СИСТЕМА ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЛАЧНЫХ ОБРАЗОВАНИЙ  
НА КОСМИЧЕСКИХ МНОГОЗОНАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ  
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИН-  
ТЕЛЛЕКТА**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации (технические системы)

**Автореферат**  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

**Рязань 2008**

Работа выполнена в ГОУ ВПО «Рязанский государственный радиотехнический университет»

Научный руководитель - доктор технических наук, профессор  
**Пылькин Александр Николаевич**

Официальные оппоненты: доктор технических наук, профессор  
**Кузнецов Алексей Евгениевич**

кандидат технических наук  
**Новиков Геннадий Александрович**

Ведущая организация: **Институт космических исследований  
РАН, г. Москва**

Защита состоится **24 сентября 2008 года в 12 часов** на заседании диссертационного совета Д 212.211.01 в ГОУ ВПО «Рязанский государственный радиотехнический университет» по адресу: 390005, г. Рязань, ул. Гагарина , 59/1.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ГОУ ВПО «Рязанский государственный радиотехнический университет» по адресу: 390005, г. Рязань, ул. Гагарина , 59/1.

Автореферат разослан «\_\_»\_\_\_\_\_2008г.

Ученый секретарь диссертационного совета кандидат технических наук доцент

**В.Н. Пржегорлинский**

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность работы.** Космические системы дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) позволяют получать изображения, на которых представлены как облачные образования, так и объекты суши и водной поверхности. Причем для решения гидрометеорологических задач облачные образования являются предметом исследования, а для задач картографирования территорий, изучения природных ресурсов и др. облака являются помехами и подлежат исключению из процесса обработки видеоматериалов. В обоих случаях возникает необходимость распознавания и выделения на изображениях облачных образований.

Наиболее успешный опыт решения задачи по автоматическому распознаванию облачности реализован в американском проекте Blue Marble: Next Generation, в котором для этой цели применяется гиперспектральный принцип сканерной съемки, а так же использование широкого набора данных о параметрах атмосферы и земной поверхности. Однако большое число спутниковых систем выполняют съемку в видимом (RGB) диапазоне спектра. Для распознавания облачности на получаемых таким способом снимках применяются пороговые алгоритмы сегментации, которые в отдельных случаях не обеспечивают требуемого качества распознавания, по сравнению с тем, как это может выполнить оператор. Отсюда возникает острая необходимость в разработке новых подходов идентификации облачности на космических изображениях, обеспечивающих сравнимую с интеллектуальными возможностями человека точность распознавания.

Значительный вклад в развитие направления анализа данных ДЗЗ внесли отечественные и зарубежные ученые: Асмус В.В., Вудс Р., Гонсалес Р., Злобин В.К., Лупян Е.А., Прэтт У., Сойфер В.А. и др. Их исследования по дистанционному наблюдению Земли и обработке видеоинформации составляют теоретическую основу для решения поставленных задач.

**Цель работы** заключается в создании высокоэффективных алгоритмов идентификации облачных образований на космических многозональных изображениях на основе методов искусственного интеллекта: искусственных нейронных сетей, нечеткой логики, генетических алгоритмов и нечетких множеств второго типа.

Для достижения поставленной цели решаются следующие **основные задачи:**

– анализ классических и современных методов сегментации изображений и идентификации облачных образований;

– разработка алгоритмов идентификации облачных образований на космических многозональных изображениях с использованием методов искусственного интеллекта.

– разработка алгоритмов идентификации облачных образований с учетом степени их прозрачности;

– проектирование высокопроизводительной программной системы идентификации облачных образований на основе технологий удаленного доступа и параллельных вычислений.

**Научная новизна** работы заключается в том, что впервые предлагаются гибридные алгоритмы искусственного интеллекта для идентификации облачных образований на спутниковых изображениях земной поверхности. Так же впервые предлагаются алгоритмы идентификации облачных образований с учетом степени прозрачности облачных образований на основании только данных ДЗЗ, полученным в видимом диапазоне спектра.

**Основные положения выносимые на защиту:**

– методика обучения искусственной сети Кохонена с помощью колориметрического алгоритма;

– алгоритм идентификации облачных образований на космических изображениях, основанный на алгоритме нечетких  $k$  –средних и оптимизации с помощью генетического алгоритма, позволяющий идентифицировать облачность и слабую облачность;

– алгоритм идентификации облачных образований на космических изображениях, основанный на алгоритме нечеткой кластеризации и интервальных нечетких множествах второго типа, позволяющий идентифицировать облачность с заданной градацией по прозрачности;

– технология виртуального доступа к банкам изображений с использованием службы сетевого запуска программ JavaWebStart и нейропроцессора для ускорения вычислений.

**Практическая ценность** работы состоит в том, что на базе предложенных в диссертации алгоритмов спроектированы технологии сегментации облачности, используемые при построении карт подстилающей поверхности по спутниковым изображениям и при оценке качества материалов съемки. Эти технологии функционируют в составе систем обработки информации от космических аппаратов NOAA и Метеор 3М №1. Кроме того, результаты работы были использованы в учебном процессе и позволили улучшить качество преподавания дисциплин “Основы теории нечетких множеств” и “Системы искусственного интеллекта”.

**Апробация работы.** Основные положения диссертации докладывались и обсуждались на 2–х Международных и 4–х Всероссий-

ских научно–технических конференциях: Международная конференция «Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекоммуникаций» (Рязань, 2008; 2 доклада); Международная конференция «Инфотелекоммуникационные технологии в науке, производстве и образовании» (Ставрополь, 2004); Научно-техническая конференция ФГУП "РНИИ КП", посвященная 60-летию предприятия (Москва, 2006); Всероссийская конференция «Новые информационные технологии в научных исследованиях и в образовании» (Рязань, 2007, 2008). Всероссийская конференция «Сети, системы связи и телекоммуникации. Деятельность ВУЗа при переходе на федеральный государственный образовательный стандарт 3-го поколения» (Рязань, 2008).

**Публикации.** Основные результаты диссертации опубликованы в 10–и работах, в том числе 2–е работы опубликованы в изданиях, рекомендованных ВАК. В отраслевом фонде алгоритмов и программ Федерального агентства по образованию зарегистрирован комплект программ (свидетельство №10027 от 19.02.2008).

**Внедрение результатов работы.** Диссертационная работа выполнена в Рязанском государственном радиотехническом университете. Результаты диссертационной работы в виде специализированного программного обеспечения внедрены в Научно-исследовательском Центре космической гидрометеорологии «Планета» (акт о практическом использовании от 12.02.2008) и в учебном процессе Рязанского государственного радиотехнического университета в курсах “Основы теории нечетких множеств” и “Системы искусственного интеллекта” (акт внедрения от 9.04.2008).

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы и приложения. Основной текст работы содержит 134 стр., 39 рисунков и 5 таблиц. Список литературы на 12 стр. включает 111 наименований.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** обоснована актуальность темы диссертационной работы, изложена цель и соответствующие ей задачи, представлена структура работы.

**В первой главе** выполнен анализ классических и современных подходов к сегментации изображений и идентификации облачных образований на космических многозональных изображениях. Проведен анализ методов сегментации изображений основанных на колориметрическом подходе и на подходе использующем результат операций с разными спектральными диапазонами, а так же, предложена

одна из возможных классификаций по базовым свойствам точек изображения (разрывности и однородности функции яркости).

По результатам проведенного анализа сделаны выводы о том, что дальнейшее совершенствование алгоритмов идентификации облачных образований может быть реализовано на базе теории и методов искусственного интеллекта (искусственных нейронных сетей, нечеткой логики, нечетких множеств 2-го типа, генетических алгоритмов).

**В второй главе** рассматривается возможность использования искусственных нейронных сетей (ИНС) для решения задачи идентификации облачных образований. Показана принципиальная возможность применения технологии искусственных нейронных сетей в задачах идентификации облачных образований. Рассматриваются методы и алгоритмы идентификации облачных образований, реализующие технологию ИНС, работа которых основана на использовании алгоритма объективной классификации по принципу самообучения и самоорганизации. Предложено проводить идентификацию облачных образований в виде задачи кластеризации в пространстве признаков в автоматическом режиме на основе использования сети Кохонена.

Приведенные в работе примеры свидетельствуют о том, что применение искусственной нейронной сети Кохонена (карты Кохонена) в алгоритме кластеризации позволяет определять легкую облачность и избежать ложного отнесения к облачному покрову льда, песка и других образований с подобной интенсивностью. Сравнительный анализ полученных результатов обработки спутниковых снимков показал ряд недостатков, которые наблюдаются у сети Кохонена в случае применения её для рассматриваемых задач. Недостатками алгоритма ИНС-КХ приходится считать следующие:

- метод обучения является чисто эвристическим и завершение процедуры обучения не основывается на строгих оптимизационных математических моделях;
- обучение реализуется на основе случайного выбора, поэтому итоговые весовые коэффициенты выходных нейронов зависят от входной последовательности;
- различные начальные условия, могут привести к различным результатам обработки;
- ряд параметров алгоритма (скорость обучения, вид функции обновления весовых векторов соседей и пр.), а так же целесообразность их изменения в процессе обучения предопределяет необходимость использования более сложных методов обработки, позволяющих добиться лучших результатов.

В таблице 1 приведены примеры оценки ошибки ложного обнаружения  $E_{л.о.}$  и ошибки ложного пропуска  $E_{л.п.}$ .

Таблица 1

Ошибки идентификации	Алгоритм ИНС-КХ				
	Пример 1	Пример 2	Пример 3	Пример 4	Пример 5
$E_{л.о.}$	0,0328	0,096152	0,000955	0,031198	0,016091
$E_{л.п.}$	0,037897	0,027064	0,037756	0,042287	0,037647
	Пример 6	Пример 7	Пример 8	Пример 9	Пример 10
$E_{л.о.}$	0,17092	0,21026	0,19331	0,09027	0,17265
$E_{л.п.}$	0,005958	0,0039645	0,005845	0,031599	0,0020351
	Пример 11	Пример 12	Пример 13	Пример 14	Пример 15
$E_{л.о.}$	0,1411	0,18016	0,22046	0,055055	0,19998
$E_{л.п.}$	0,0082896	0,0003105	0,026456	0,034144	0,0006707

Для устранения недостатков, связанных с обучением ИНС по стохастической выборке, предложен алгоритм, в котором обучающая выборка формируется в соответствии с результатами работы колориметрического алгоритма. Для определения алгоритма функционирования ИНС при таком подходе используются следующие обозначения:

$\bar{f} = [f_R, f_G, f_B]$  – многозональное спутниковое изображение,

где  $f_Z = f_Z(x, y)$ ,  $x = \overline{1, N_x}$ ,  $y = \overline{1, N_y}$ ,  $N_x \times N_y$  – размер изображения  $\bar{f}$ ,  $Z \in \{R, G, B\}$ ;

$W = w(i, j)$  – матрица весовых коэффициентов искусственной нейронной сети;  $w_j$  – некоторый  $j$ -й столбец матрицы весовых коэффициентов;

$\vec{X} = (X_R, X_G, X_B)$  – входной вектор признаков, описывающий область изображения  $r \times r$ , где  $f_Z = f_Z(x+s, y+t)$ ,  $s = \overline{1, r}$ ,  $t = \overline{1, r}$ ,  $x = \overline{1, (r)N_x}$ ,  $y = \overline{1, (r)N_y}$ .

При используемых обозначениях алгоритм обучения модифицируется в последовательность следующих шагов обработки (алгоритм ИНС-КХ-КА).

1. На обрабатываемом изображении выделяется область размером  $r \times r$  и формируется вектор  $\vec{X}$ . Выделяемая область формируется по результатам работы колориметрического алгоритма. В равных пропорциях выбираются три типа областей: центральные пиксели

которых отнесены к облачности; центральные пиксели которых отнесены к не облачности; центральные пиксели которых находятся на границе. Выбранные области образуют обучающую выборку.

2. Для каждого вектора  $\vec{X}$ , входящего в состав обучающей выборки, рассчитывают значение функции  $i(x) = \arg \min_j \| \vec{X} - w_j \|$ ,  $j = \overline{1, q}$ , где  $q$  - число нейронов выходного слоя ИНС.

3. У нейрона, вектор весов которого наиболее близок к входному вектору, корректируются весовые коэффициенты в соответствии с формулой  $w_i(l+1) = w_i(l) + \eta(l)(\vec{X} - w_j(l))$ , где  $\eta(l)$  - параметр скорости обучения;  $w_j(l)$  - вектор синаптических весов  $j$ -го нейрона на шаге  $l$ .

4. Обработка в соответствии с пунктами 2 и 3 повторяется заданное число раз.

Обученная ИНС в дальнейшем функционирует в соответствии с последовательностью действий.

1. На обрабатываемом изображении последовательно выделяется область размером  $r \times r$  и для нее формируется вектор  $\vec{X}$ .

2. Для каждого входного вектора  $\vec{X}$  определяется функция  $i(x) = \arg \min_j \| \vec{X} - w_j \|$ , где  $j = \overline{1, q}$ ;  $q$  - число нейронов входного слоя.

3. На основании результатов анализа определяется нейрон - “победитель”, т.е. исследуемая область относится к одному из классов.

4. Пункты 1–3 повторяются последовательно для всех участков, на которые разбивается обрабатываемое изображение.

Пример обработки изображения алгоритмом ИНС-КХ-КА приведен на рисунке 1. В результате обработки практически выделены 3 кластера: непрозрачные облачные образования; полупрозрачные облачные образования; подстилающая поверхность. К четвертому кластеру отнесены отдельные пиксели, являющиеся зашумлением обрабатываемого снимка.

Для изображения, представленного на рисунке 1 оценки ошибок ложного обнаружения и ложного пропуска:  $E_{л.о.} = 0,023947$ ;  $E_{л.п.} = 0,050416$ .

Соотношение кластеров на выходе ИНС и объектов на спутниковом изображении, которая, в простейшем случае выполняется

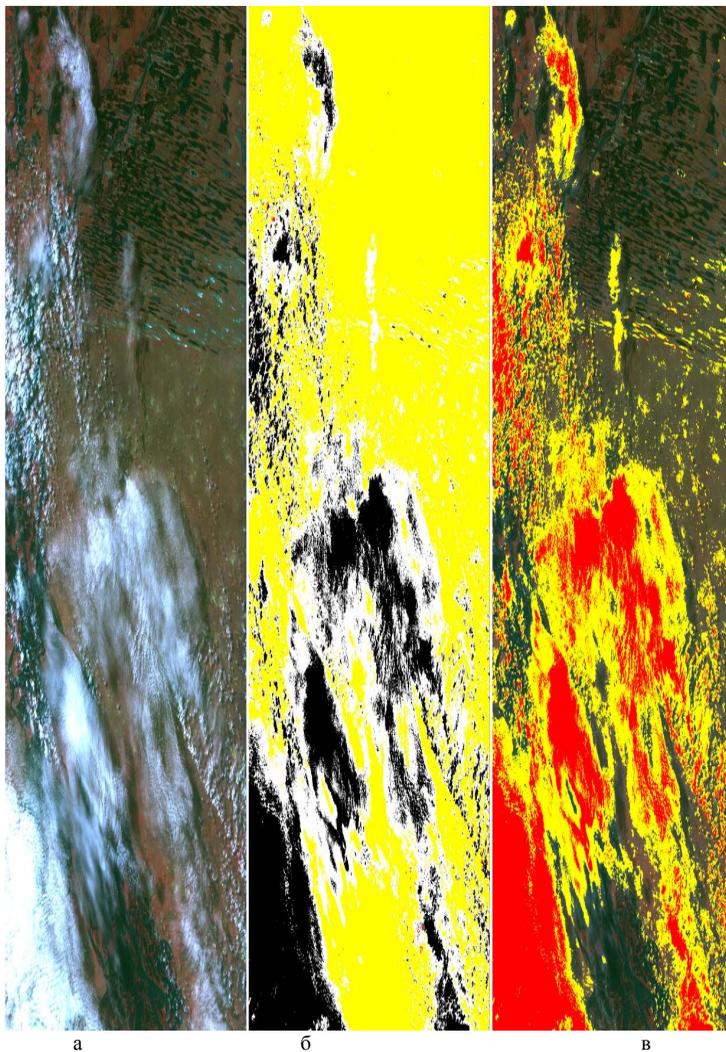


Рисунок 1 – Пример обработки изображения алгоритмом ИНС-КХ-КА

(а) Исходное изображение (предоставлено НИИ “Фотон”, г. Рязань).

(б) Результаты выделения 4-х кластеров.

(в) Наложение результатов обработки на исходное изображение. Красным цветом отмечены области отнесенные алгоритмом к “плотной” облачности, желтым цветом отмечены области отнесенные алгоритмом к “легкой” облачности.

оператором, однако более предпочтительной следует считать технологию обработки изображения, в которой подобная задача решается автоматически с использованием соответствующей процедуры, входящей в состав алгоритма кластеризации.

В случае идентификации на спутниковых снимках облачных образований соотношение кластеров с объектами на снимках несколько упрощается. Во-первых, требуется выделить и идентифицировать только лишь облачные образования. Во-вторых, известно формальное определение облачности на спутниковых снимках, так как оператор воспринимает облако на цветном снимке в виде серого объекта с несколькими градациями яркости. В процессе обработки изображения выделяется идеальный объект “облако” в целевом пространстве признаков и в последующем проводится расчет расстояния от усредненной характеристики яркости всех объектов кластера до идеального объекта. Только тот кластер, который оказался наиболее близок к идеальному определению облачного покрова, считается в дальнейшем плотной облачностью.

Рассматриваемые в главе 2 ИНС не позволяют получить требуемого качества обработки из-за неустойчивости результатов.

**В третьей главе** рассматривается возможность использования методов и алгоритмов нечеткой логики (НЛ), генетических алгоритмов (ГА) и нечетких множеств второго типа (НМ2Т) для улучшения методов идентификации облачных образований. Для решения задачи кластеризации изображений предложено использовать в качестве базового алгоритм нечетких  $k$ -средних (НкСр). Однако алгоритм НкСр в приложении к кластеризации элементов изображения характеризуется недостатками:

- полученное решение может соответствовать локальному экстремуму, поэтому получаемые результаты могут зависеть от начальных параметров алгоритма;

- приемлемое решение находится в результате многократного прогона итеративных вычислений, что в значительной степени усложняет процесс обработки в реальном или квазиреальном масштабе времени.

Предлагается в рамках алгоритма НкСр использовать метод эвристической оптимизации, а именно генетический алгоритм (ГА):

$$GA(P^0, r, l, sl, Fit, cr, mu, ot),$$

где  $GA$  – генетический алгоритм;  $P^0$  – исходная популяция;  $r$  – количество элементов популяции;  $l$  – длина битовой строки, кодирующей решение;  $sl$  – оператор селекции;  $Fit$  – фитнес-функция (функ-

ция приспособленности), определяющая “пригодность” решения;  $cr$  – оператор кроссинговера (“скрещивания”), определяющий возможность нового решения;  $mu$  – оператор мутации;  $ot$  – оператор отбора.

В качестве фитнесс-функции предлагается использовать индекс Хие-Бени:

$$HB = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^2 \|V_i - X_j\|^2}{N \cdot \min_{i,j} \|V_i - V_j\|^2},$$

где  $k$  – число кластеров;  $N$  – число объектов;  $\mu_{ij}$  – функция принадлежности;  $V_i$  – координаты центра  $i$ -го кластера;  $X_j$  – некоторый  $j$ -й объект.

Структура хромосомы, определяющая возможные мутации и скрещивания, представлена на рисунке 2.

Cluster 1			Cluster 2			...			Cluster k		
R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B

Рисунок 2 – Структура хромосомы

Укрупненная схема, алгоритма в котором используется модифицированный алгоритм нечетких  $k$  – средних (алгоритм НкСр-ГА), приведена на рисунке 3.

Кластеризация с помощью алгоритма нечетких  $k$  – средних при значительных расхождениях в особенностях конфигурации кластеров может привести к нежелательному смещению границ, определяющую тот или иной кластер.

Применение интервальных нечетких множеств второго типа (ИНМ2Т) позволяет организовать в процессе итеративных вычислений управление значением фаззификатора  $m$ , что реализуется с помощью известного алгоритма Карника–Менделя. Основной недостаток такого подхода заключается в резком усложнении процесса обработки из-за необходимости реализации двух вложенных итерационных циклов. Поэтому предлагается следующая модификация управления дефаззификатором.

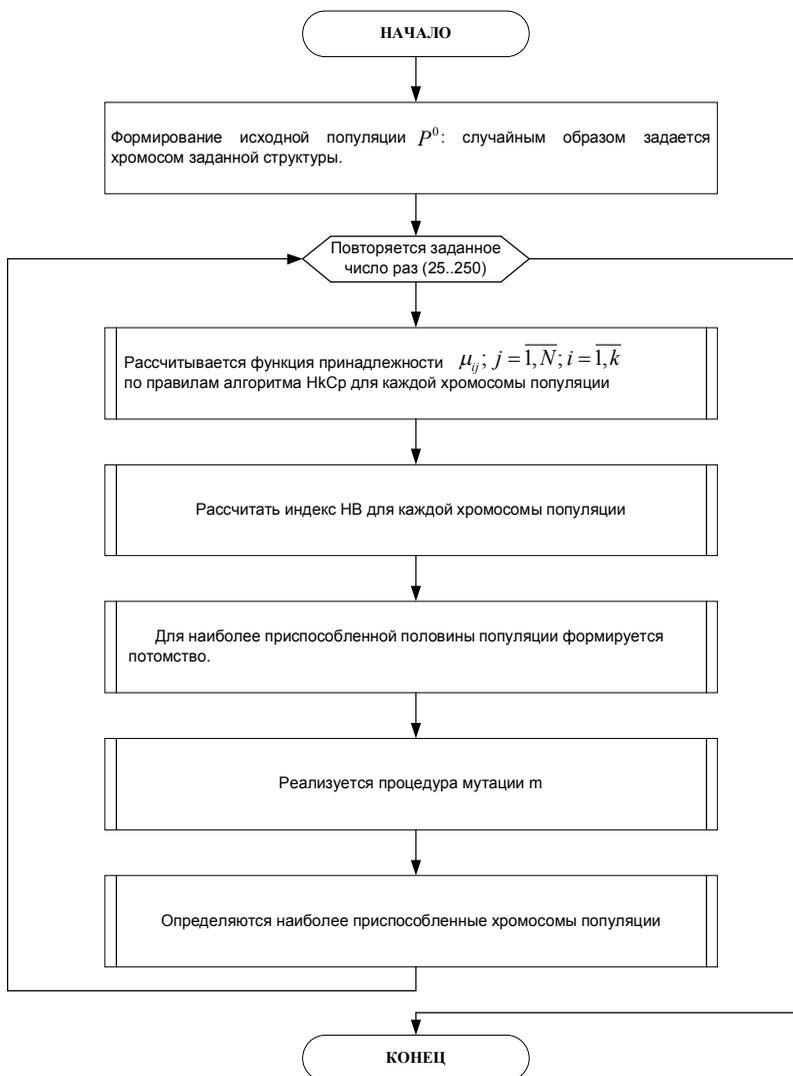


Рисунок 3 – Укрупненная схема алгоритма сегментации изображений на основе процедуры нечетких  $k$  – средних и генетического алгоритма.

Для задания интервальной первичной функции принадлежности определяются нижняя и верхняя интервальные функции принадлежности при двух различных значениях фаззификатора  $m_1, m_2$ . Первичные функции принадлежности, представляющие образец  $x_i$ , определяются следующим образом:

$$\mu_j^{(B)}(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_1-1}}}, & \text{если } \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_1-1}}} > \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_2-1}}}; \\ \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_2-1}}}, & \text{в противном случае;} \end{cases}$$

$$\mu_j^{(H)}(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_1-1}}} & \text{если } \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_1-1}}} \leq \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_2-1}}}; \\ \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_2-1}}} & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

В результате выполнения алгоритма для каждого кластера рассчитываются два значения центра кластера  $V_j^{(H)}$  и  $V_j^{(B)}$ , которые позволяют найти скорректированное значение центра кластера:

$$V_j = \frac{V_j^{(H)} + V_j^{(B)}}{2}, \quad j = \overline{1, k}.$$

Предложенный алгоритм НкСр–ИНМ2Т по сравнению с известным алгоритмом Карника–Менделя имеет незначительно худшие результаты по ошибкам ложного обнаружения и ложного пропуска, однако существенно превосходит его по производительности. Улучшенная схема работы алгоритма приведена на рисунке 4. На рисунке 5 приведен пример обработки изображения с помощью предложенного алгоритма НкСр–ИНМ2Т.

Алгоритмы представленные в главе 3 близки по точности к результатам работы человека.

**В четвертой главе** рассматриваются вопросы проектирования высокопроизводительной программной системы идентификации облачных образований, поскольку предложенные алгоритмы обладают

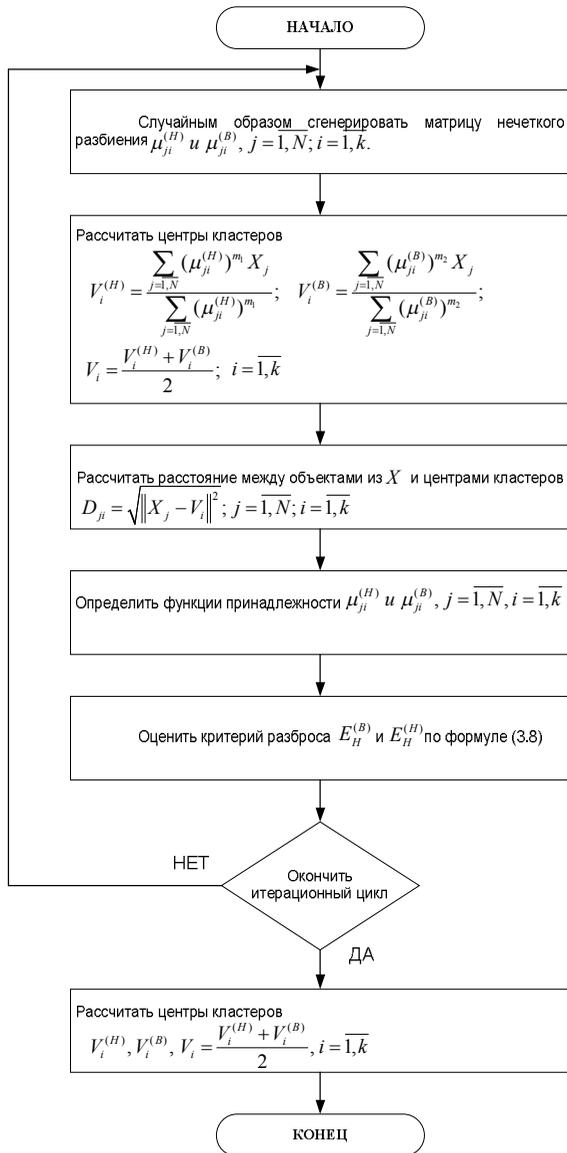


Рисунок 4 – Укрупненная схема алгоритма нечетких k-средних с использованием интервальных нечетких множеств 2-го типа (алгоритм НкСр-ИНМ2Т)

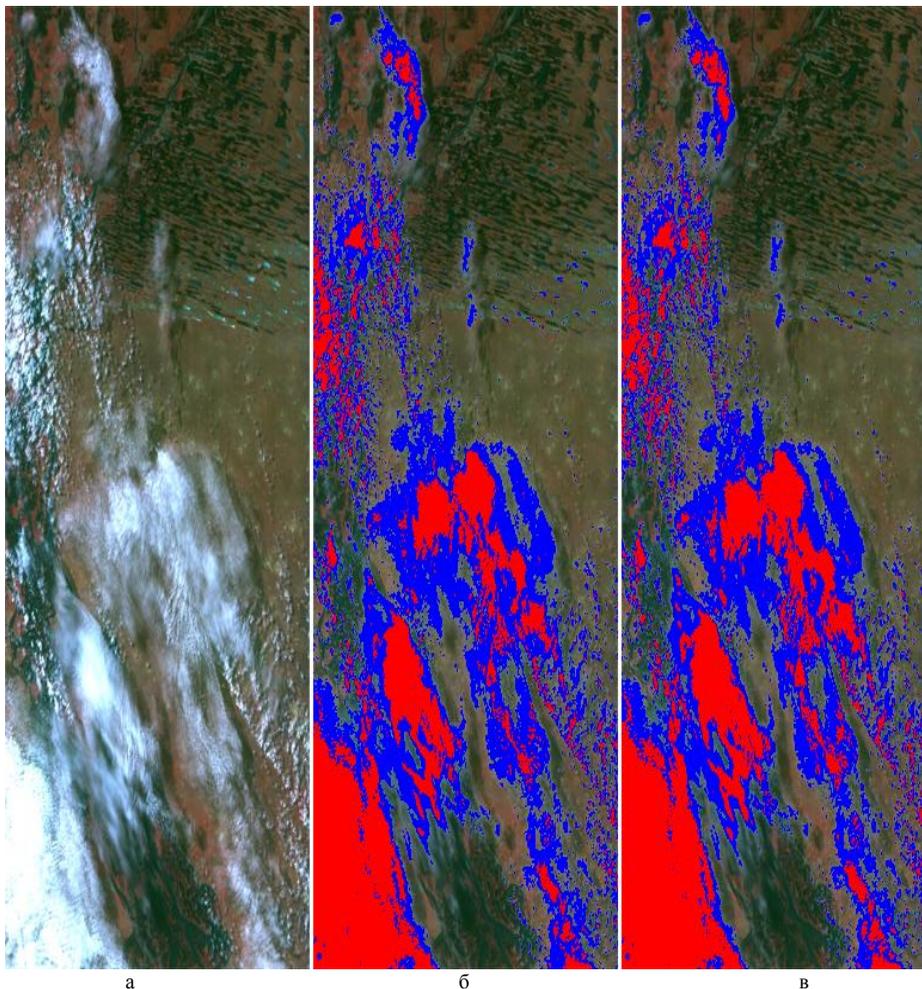


Рисунок 5 – Пример результатов работы алгоритма НкСр-ИНМ2Т  
(а) Исходное изображение (Предоставлено НИИ “Фотон”, г. Рязань).  
(б) Результат работы алгоритма НкСр-ИНМ2Т, последующим маркированием облачных образований с параметрами: число итераций = 100;  $m_1 = 2$ ;  $m_2 = 3$ .  
(в) Результат работы алгоритма НкСр-ИНМ2Т, последующим маркированием облачных образований с параметрами: число итераций = 100;  $m_1 = 2$ ;  $m_2 = 4$ . Красным цветом отмечены области отнесенные алгоритмом к “плотной” облачности, синим цветом отмечены области отнесенные алгоритмом к “легкой” облачности.

высокой вычислительной сложностью. Для ускорения процесса обработки предложено два концептуальных подхода: Применение технологии клиент-сервер для обеспечения виртуального доступа пользователя к банку изображений. Схема разработанной сетевой работы пользователя с сервером данных ДЗЗ приведена на рисунке 6 и обеспечивает возможность виртуального доступа удаленных пользователей к архиву космических изображений и средствам их обработки. Во втором случае сервер комплектуется на основе высокопроизводительных специализированных аппаратных средств, архитектура которых поддерживает параллельную обработку и выполнение матричных операций

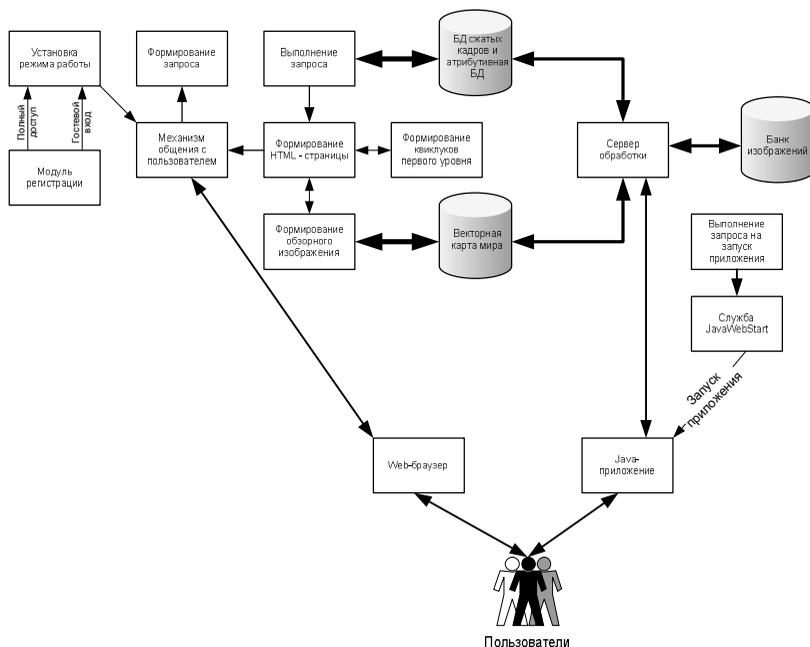


Рисунок 6 – Схема сетевой работы пользователя с сервером данных ДЗЗ

В качестве такого спец. средства в работе используется нейропроцессор NM6403 (разработанный НТЦ “Модуль”, г. Москва), позволяющий организовать параллельную обработку операций векторно–матричного умножения. Программирование подобных задач реализовано с применением ассемблера и языка высокого уровня С. Подобный подход позволяет организовать требуемую работу в реальном масштабе времени.

**В заключении** сформулированы основные результаты, полученные в диссертационной работе.

**В приложении** представлены копии свидетельства о регистрации программы и актов о внедрении.

## **ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ**

1. Проведен анализ наиболее известных и используемых методов сегментации изображений и локализации облачных образований, предложена одна из возможных классификаций по базовым свойствам точек изображения (разрывности и однородности функции яркости). Установлены узкие места существующих алгоритмов локализации облачности. Показано что одним из эффективных путей устранения недостатков является использование методов и средств искусственного интеллекта

2. Предложено для решения задачи идентификации облачных образований использовать алгоритм кластеризации на основе искусственной нейронной сети Кохонена. Выполнены исследования и получены его точностные оценки.

3. Предложена методика генерации обучающей выборки на основе колориметрического алгоритма, позволяющая стабилизировать результаты работы алгоритма кластеризации на основе искусственной нейронной сети Кохонена.

4. Разработан алгоритм локализации облачных образований, основанный на процедуре кластеризации нечетких  $k$  – средних и генетическом алгоритме, что обеспечивает нахождение субоптимального решения и позволяет локализовать на космическом изображении облачность и слабую облачность.

5. Предложен алгоритм локализации облачных образований, основанный на процедуре кластеризации нечетких  $k$  – средних, с использованием интервальных нечетких множеств второго типа, что обеспечивает управление конфигурацией кластеров и возможность локализации облачности с заданной градацией по прозрачности.

6. Спроектирована высокопроизводительная программная система идентификации облачных образований обеспечивающая виртуализацию доступа к банкам изображений и высокую производительность за счет применения параллельных вычислений.

### **Публикации по теме диссертации**

1. Артемкин Д.Е., Тишкин Р.В. Применение нейронных сетей при поиске изображений по шаблону // Материалы Первой международной научно-технической конференции «Инфотелекоммуникационные технологии в науке, производстве и образовании». Ставрополь: Северо-Кавказский ГТУ, 2004, с. 129–133.

2. Тишкин Р.В. Нейросетевые алгоритмы идентификации

облачности по спутниковым изображениям // Научно-техническая конференция ФГУП «РНИИ КП», посвященная 60-летию предприятия (10–12 октября 2006 г.). Тезисы докладов. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2007, с. 323.

3. Тишкин Р.В., Шевяков А.Г. Распределенная система управления динамикой робота // Известия ТулГУ серия: Вычислительная техника Вып.3 том 2, Издательство ТулГУ, 2006, с. 216–218.

4. Тишкин Р.В. Web-технологии обработки космических изображений. // Новые информационные технологии в научных исследованиях и образовании: Материалы XII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. Рязань: РГРТУ, 2007, с. 302–304.

5. Тишкин Р.В. Технология виртуального доступа к банкам изображений. // Научно-технические ведомости СПбГПУ №4-2 (52), 2007 с. 113-116.

6. Тишкин Р.В. Автоматический выбор эффективного числа кластеров в процедуре нечеткой кластеризации // Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекоммуникаций: Материалы 15-й Международной науч.-техн. конференции. Рязань: РГРТУ, 2008, с. 16-17.

7. Пылькин А.Н., Тишкин Р.В. Нечеткая модель представления изображения // Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекоммуникаций: материалы 15-й Международной науч.-техн. Конференции. Рязань: РГРТУ, 2008, с. 25-27.

8. Тишкин Р.В. Комплект программ для сегментации изображений с помощью методов искусственного интеллекта. М.: ОФАП, 2008 (свидетельство о регистрации №10027 от 19.02.2008).

9. Демидова Л.А., Тишкин Р.В. Обработка изображений на основе алгоритма нечетких k-средних с использованием нечетких множеств второго типа // Сети, системы связи и телекоммуникации. Деятельность ВУЗа при переходе на федеральный государственный образовательный стандарт 3-го поколения: материалы 33-й Всероссийской науч.-техн. конф. Рязань: РВВКУС, 2008, с.75-76.

10. Пылькин А.Н., Тишкин Р.В. Алгоритм кластеризации объектов изображений на основе использования интервальных нечетких множеств второго типа // Новые информационные технологии в научных исследованиях и образовании: Материалы XIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. Рязань: РГРТУ, 2008, с. 169-170.

**Тишкин Роман Валентинович**

**СИСТЕМА ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЛАЧНЫХ ОБРАЗОВАНИЙ  
НА КОСМИЧЕСКИХ МНОГОЗОНАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ  
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИН-  
ТЕЛЛЕКТА**

**Автореферат**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Подписано в печать 23.06.2008г. Формат бумаги 60x80 1/16.  
Бумага офисная. Печать трафаретная. Усл. печ. л. 1,0.  
Уч.-изд. л. 1.0. Тираж 100 экз.

Редакционно-издательский центр  
ГОУ ВПО «Рязанский государственный радиотехнический универси-  
тет»  
390005, г. Рязань, ул. Гагарина , 59/1.