

О.В. Золотухин, Т.В. Коваленко

**ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К ВЫБОРУ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ
СЕГМЕНТАЦИИ ТЕКСТУРНЫХ ОБЛАСТЕЙ
ИЗОБРАЖЕНИЙ В ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ
АЭРОКОСМИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА**

Аннотация. В статье рассматриваются модели описания и обработки цифровых текстурных изображений. Проведен обзор современного состояния технологии автоматизированной обработки изображений в системах воздушного мониторинга. Рассмотрены два основных подхода к выбору признаков сегментации изображений: статистический и метод на основе дискретного ортогонального преобразования. Проведенный анализ позволяет обоснованно осуществлять выбор признаков для сегментации изображений в зависимости от свойств исходного изображения в целях оперативной обработки визуальных данных в системах аэрокосмического мониторинга.

Введение. Дистанционное зондирование Земли обеспечивает уникальные возможности оперативного сбора данных в глобальном масштабе с высоким пространственным, спектральным и временным разрешением, что и определяет большие информационные возможности этих систем и потенциальную экономическую эффективность [1]. Обработка изображений земной поверхности позволяет эффективно решать научные и прикладные задачи в области картографии, исследования природной среды, океанологии, поиска и освоения полезных ископаемых, сельского и лесного хозяйства и многих других областях [2]. Автоматический анализ изображений наблюдения широко применяется в системах дистанционного зондирования при анализе местности, в лесном хозяйстве, например, для автоматического подсчета площади вырубок, для наблюдения за созреванием урожая, при разведке, в системах противопожарной безопасности, проведении воздушного мониторинга окружающей среды.

Использование изображений аэрокосмического мониторинга в различных сферах деятельности человека ставит задачи не только по

созданию средств и способов их получения, но и разработке и применению новых методов и алгоритмов для компьютерной обработки изображений, приведения их к виду, удобному для анализа. Одной из задач, обеспечивающих извлечение из изображений воздушного мониторинга полезной информации, является задача сегментации или выделения однородных областей природных объектов. Текстура (от лат. *texture* – ткань, строение) – участок поверхности, состоящий из элементарных участков, характеризующихся определенными признаками и связанных друг с другом некоторой связью, параметры которой постоянны и определяют характер данной текстуры [3, 4].

Одной из наиболее сложных и актуальных проблем компьютерной обработки изображений является решение задачи сегментации таких текстурных областей изображения, как природные объекты, в частности областей растительности, которые, как правило, занимают значительную часть аэрофотоснимка (рис. 1).



Рисунок 1 - Изображения воздушного мониторинга, содержащие природные объекты

Текстурные области природных объектов относятся к классу нерегулярных текстур (рис. 2 и 3).

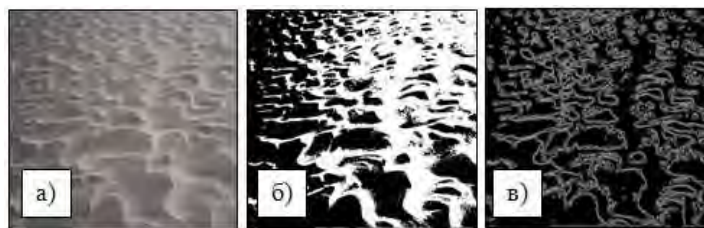


Рисунок 2 - Изображение песчаной поверхности: а) – изображение песчаной поверхности; б) – бинаризованное изображение песчаной поверхности; в) – текстура изображения песчаной поверхности

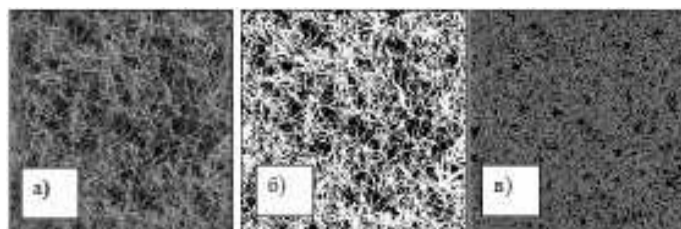


Рисунок 3 - Изображение травяной поверхности: а) – изображение травяной поверхности; б) – бинаризованное изображение травяной поверхности; в) – текстура изображения травяной поверхности

Анализ современного состояния автоматизированной обработки изображений в системах воздушного мониторинга

К основным задачам анализа текстурных областей относятся: выбор и формирование признаков, описывающих текстурные различия; выделение и сегментация текстурных областей; классификация текстурных областей; идентификация объекта по текстуре. Для выделения текстурных областей решается задача сегментации текстуры, которая состоит в разбиении изображения на области с постоянной текстурой, т.е. выделение областей, в пределах которых значения тех или иных текстурных признаков относительно постоянны [4]. Сегментация текстуры – это задача, которая состоит в разбиении изображения на участки с постоянной текстурой. Сегментация является наиболее критической процедурой процесса автоматизации анализа изображений, поскольку ее результаты влияют в дальнейшем на все последующие действия, связанные с анализом изображения: представление выделенных объектов и их текстовое описание, измерение признаков, а также другие задачи более высокого уровня.

В настоящее время существует большой опыт автоматизированной обработки и анализа цифровых изображений. Часть автоматизированных методов реализована и успешно применяется в процессе интерактивного дешифрирования аэрокосмической информации. Ав-

томатизация обработки текстурных изображений является сложным методическим и трудоемким вычислительным процессом, что препятствует разработке универсального метода их распознавания.

В теорию и практику обработки и распознавания текстурных изображений значительный вклад внесли Haralick, Gonzalez, Rosenfeld, Shapiro, Hawkins, Zhang J. и др. Тем не менее, в настоящее время не создано теоретических основ и алгоритмических решений в области обработки текстурных изображений, которые бы удовлетворяли требованиям практики. Иными словами, под любой вид текстурного изображения можно подобрать метод распознавания, который, при качественной настройке будет выдавать практически стопроцентный результат, тогда как на другом виде текстурного изображения этот метод работать не будет [5]. Применяемые в настоящее время технологии обработки аэрофотоснимков не обеспечивают получения результатов извлечения полезной информации с заданными требованиями точности и достоверности, сопряжены с дополнительными расходами, отличаются низкой производительностью, и кроме того не соответствует современному уровню информационных технологий. В первую очередь это связано со сложностью разработки универсальных алгоритмов автоматического анализа аэрофотоснимков [6]. Таким образом, несмотря на повсеместное присутствие в изображениях и важность текстуры, формального подхода к описанию текстуры и строгого ее определения пока не существует, и методы различения текстур, как правило, разрабатываются отдельно для каждого конкретного случая [5-8]. Из проведенного выше анализа можно сделать вывод: задача автоматизированного выделения областей растительности, близких по значениям цвета и структуре, на аэрофотоизображениях является важной частью в решении задачи автоматической интерпретации данных, получаемых из систем аэрокосмического мониторинга Земли.

Обзор существующих методов анализа текстурных областей изображений

Наиболее распространены методы сегментации, основанные на определении однородных яркостей (цветов) или однородностей типа текстур. Методы текстурной сегментации разрабатываются на основе двух основных подходов: анализ областей и анализ границ. В зависимости от используемых признаков текстурных областей изображений

методы сегментации на основе анализа областей делят на статистические, структурные, фрактальные, спектральные и комбинированные методы (рис.4).



Рисунок 4 - Методы анализа текстурных областей изображений

Статистический текстурный анализ основан на вычислении матриц смежности, которые учитывают как уровни яркости отсчётов, так и относительное расположение отсчетов с определенной яркостью на изображении. Отсчеты двумерной матрицы смежности для изображения показывают оценку вероятности совместного появления на изображении на расстояния друг от друга, задаваемом определенным вектором смещения отсчетов, с соответствующими значениями уровней яркости. Аналогично, отсчеты трехмерной матрицы показывают оценку вероятности совместного появления на изображении на заданном расстоянии друг от друга тройки отсчётов с соответствующими значениями уровней яркости.

С использованием матриц смежности вычисляются текстурные признаки, такие как угловой момент, корреляция, контраст, инерция, энтропия, затенение, и др. Матрица смежности обеспечивает инвариантность признаков к повороту, сдвигу и масштабированию. Признаки, вычисленные на основе двумерной матрицы – 2D признаки, их трёхмерные аналоги – 3D признаки. Таким образом, для каждого изображения можно вычислить вектор признаков – статистическую сигнатуру текстуры. Недостатками методов сегментации по статистическим признакам являются:

- высокая детальность сегментации, что приводит к необходимости использования алгоритмов уменьшения детальности; задача снижения детальности сегментации состоит в снижении числа исходных сегментов путем их слияния. В результате на сегментированном изображении должно остаться небольшое число крупных сегментов, разделенных хорошо заметными границами;

– высокая вычислительная сложность;

– большое разнообразие статистических признаков текстур вызывает необходимость предварительного исследования наиболее информативных признаков в зависимости от типа текстур.

Структурные методы анализа текстурных областей изображений. Структурные методы анализа текстурных областей изображений основаны на том, что текстура состоит из регулярно или почти регулярно повторяющейся совокупности хорошо разделяемых примитивов (микротекстуры), которые расположены согласно некоторому правилу размещения и иерархически объединяются в пространственные упорядоченные структуры (макротекстуры).

Для описания текстуры структурными методами необходимо определить примитивы и правила их объединения [8]. Возможно применение двух основных подходов к анализу текстуры. При первом подходе вычисляют статистические признаки извлеченных элементов текстуры и используют их как элементарные текстурные признаки. При втором подходе необходимо выделить принцип расположения примитивов, который описывает текстуру. Последний подход может включать в себя геометрический или синтаксические методы анализа текстуры, например анализ диаграмм полигонов Вороного. Метод анализа обычно зависит от геометрических свойств текстурных элементов. Достоинство данных методов состоит в том, что структурные методы хорошо подходят для анализа регулярных текстур, состоящих из простых регулярных примитивов. Недостатком структурных методов является то, что они применимы только для регулярных искусственных образов.

При фрактальном подходе объект представляют фракталом. Большинство естественных поверхностей (облака, земная поверхность) являются пространственно-изотропными фракталами, и двумерные поля интенсивностей от таких поверхностей также являются фракталами. Фрактальные методы анализа текстурных областей изображений основаны на том, что текстура представляет собой фрактал – структуру, состоящая из частей, которые в каком-то смысле подобны целому. Таким образом, при определении фрактала используется свойство самоподобия фрактала. Многие кривые и поверхности статистически самоподобны, то есть каждая часть может считаться изображением целого в уменьшенном виде [9]. Основной особенностью

фрактальных характеристик является то, что изображения искусственных и природных объектов имеют сильно различающиеся фрактальные размерности.

Требования к алгоритмам обработки изображений для оперативной обработки визуальных данных в системах воздушного мониторинга

Под сегментацией текстурных областей изображения понимается процесс пространственного разбиения изображения на области, однородные относительно некоторого набора характеристик или признаков. Процессу сегментации предшествует процесс формирования пространства признаков, основанный на исследовании текстур и, в свою очередь, опирающийся на описание текстур. Под текстурными признаками, как правило, понимают характерные признаки, общие для текстур одного класса.

Основной вопрос при выборе признаков заключается в том, чтобы определить какие и сколько признаков необходимо выделить для надежной сегментации текстурных областей с близкими значениями цвета и текстуры на изображении. Известно, что чрезмерное увеличение исходной системы признаков не приносит положительного эффекта из-за того, что степень представительности выборки одного и того же объема обратно пропорциональна размерности пространства признаков. Наиболее важные требования к признакам, используемым для решения задачи сегментации областей изображений, могут быть сформулированы следующим образом.

Признак должен быть информативным, т.е. содержать информацию, существенную для данного изображения в контексте решаемой задачи, и способствовать точной сегментации объектов.

Признак должен допускать обработку алгоритмом сегментации изображений, т.е. иметь формат, приемлемый для выбранного алгоритма сегментации.

Признак должен входить в минимальный набор признаков (или модель изображения), отражающий специфику сегментируемого объекта в контексте задачи.

Временная сложность вычисления признака не должна превышать выгоды от его использования для решения данной проблемы.

Таким образом, решение задачи построения минимального множества наиболее информативных признаков является одним из главных факторов при разработке алгоритмов и информационной

технологии сегментации текстурных областей изображений. Тектурные признаки можно разделить на четыре основных класса: признаки, основанные на статистических характеристиках текстурных изображений; признаки, основанные на измерении спектральных свойствах; модельные признаки, основанные на случайных марковских фрактальных полях; геометрические признаки, основанные на структурных характеристиках.

Исследование статистических признаков для сегментации текстурных областей с близкими значениями цвета и структуре

Статистические свойства текстурных фрагментов изображений, визуально близких по своим свойствам, проанализированы в [9]. Группа статистических признаков базируется на использовании инструментов статистики для описания характеристик структуры текстурной области. При вычислении статистических признаков предполагается, что исследуемое изображение является реализацией некоторого поля случайных чисел. Статистический анализ текстур основан на статистических свойствах гистограмм яркости. Класс таких признаков строится по статистическим моментам.

Выражение для нахождения n -го момента для нахождения относительного статистического среднего имеет вид (1):

$$\mu_n = \sum_{i=0}^{L-1} (Z_i - m)^n p(Z_i), \quad (1)$$

где Z_i – это случайная величина, обозначающая яркость, $p(Z_i)$ – гистограмма распределения уровней яркости в данной области, L – обозначает число различных значений яркости, а m задается выражением (2):

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} Z_i p(Z_i) \quad (2)$$

и является средней яркостью области.

При подготовке материалов статьи были проанализированы гистограммы 40 изображений земной поверхности четырех классов (травы, грунта, снега и песка). На рисунке 5 представлены примеры изображений и анализируемых гистограмм. Как видно из рисунка, изображения являются достаточно однородными, что позволяет сделать вывод о том, что свойство однородности можно использовать в качестве признака для отделения текстуры травы от фона. Наличие характерных пиков на

гистограммах изображений говорит о том, что изображения отличаются наличием контуров различного направления.

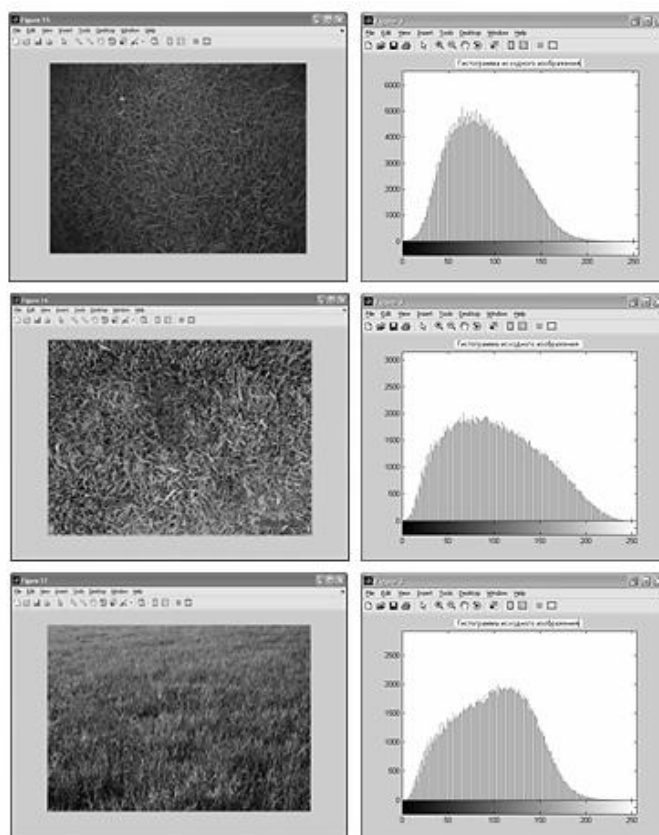


Рисунок 5 - Гистограммы распределения яркостей текстурных изображений одного класса (травы), близких по значениям цвета и структуре

В связи с этим, для первичной сегментации текстурных фрагментов проанализированы статистические признаки текстур, а именно энтропия (3), однородность (4) и средняя яркость. Энтропия является статистической характеристикой случайного процесса. Энтропия выражает неравномерность распределения яркостных свойств элементов изображения. В качестве текстурного признака энтропия как мера случайности имеет вид (3):

$$e = -\sum_{i=0}^{L-1} p(Z_i) \log_2 p(Z_i) \quad (3)$$

Однородность представляет собой меру равномерности. Эта величина максимальна для постоянной яркости (максимальная однородность) (4):

$$U = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(Z_i) \quad (4)$$

При расчетах были использованы изображения одинаковых размеров с глубиной цвета 8 бит на пиксель (полутонные изображения с 256 градациями яркости). В таблице представлены результаты расчетов статистических свойств текстурных фрагментов изображений (100×100 пикселей), визуально близких по характеристикам яркости и структуре, для пяти изображений.

Таблица 1

Статистические свойства текстурных фрагментов изображений, визуально близких по характеристикам яркости и структуры

№	Фрагмент 1	Фрагмент 2	Энтропия		Разн.	Яркость		Разн.	Однородность		Разн.
			Ф.1	Ф.2		Ф.1	Ф.2		Ф.1	Ф.2	
1.			5,06	5,17	0,11	0,42	0,58	0,16	0,03	0,03	0,00
2.			6,53	7,06	0,53	0,24	0,46	0,22	0,01	0,00	0,01
3.			6,17	5,54	0,63	0,51	0,45	0,06	0,01	0,22	0,21
4.			6,14	6,14	0,00	0,40	0,25	0,15	0,01	0,01	0,00
5.			5,04	5,60	0,56	0,46	0,40	0,06	0,03	0,02	0,01

Анализ таблицы 1 показывает, что чем больше визуально отличаются текстурные фрагменты, тем разница между значениями их свойств больше. Так, например, если фрагмент 1 и фрагмент 2 изображения 1 находятся в одном цветовом диапазоне, то значение их энтропии отличаются на 0,11, в отличие от фрагментов изображения 2, цвет которых заметно различается, и значения энтропии отличаются на 0,56. Аналогичная ситуация наблюдается и в разнице между яркостью и однородностью фрагментов. Чем более отличаются фрагменты, тем более отличаются и их свойства. Очевидно, разница в значениях статистических признаков фрагментов текстуры, близких по цвету и структуре, не является существенно большой величиной (варьируется в диапазоне от 0,0005 до 0,6), которую можно было бы использовать для четкого различения границ текстурных областей.

Анализ текстурных областей**на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП)**

В последние годы значительно возрос интерес к изучению ортогональных преобразований [10]. Теоретические исследования ортогональных преобразований проводятся в области обработки изображений и речевых сигналов, отбора признаков при распознавании образов. В связи с этим, в статье для анализа текстурных областей на аэрофотоснимках исследованы методы дискретного косинусного преобразования (ДКП).

Известно, что дискретное косинусное преобразование представляет собой разновидность преобразования Фурье и представляет изображение в виде суммы синусоид с различной амплитудой и частотой. Графическое изображение рассматривается как совокупность пространственных волн, причем оси X и Y совпадают с шириной и высотой изображения, а по оси Z откладывается значение цвета соответствующего пикселя изображения. Дискретное косинусное преобразование позволяет переходить от пространственного представления изображения к его спектральному представлению и обратно.

Двумерное дискретное косинусное преобразование переводит изображение из области пространственных переменных (из представления набором отсчетов или пикселей) в спектральную область (представление набором частотных составляющих). Процедуру ДКП можно записать также в матричной форме (5):

$$DCT = TC * Img * TC^T, \quad (5)$$

где TC – матрица базисных (косинусных) коэффициентов преобразования.

Результаты расчетов контрольного примера (аналогичного данным таблицы 1), говорят о том, что разница между среднеквадратичным отклонением (СКО) матриц изображений до выполнения ДКП и после выполнения ДКП составляет значение, которое существенно превышает разницу между статистическими свойствами исследуемых фрагментов. На рисунке 6 фрагменты 1 (рис. 6б) и 2 (рис. 6в), 3 (рис. 6г) и 4 (рис. 6д) являются близкими по цвету и структуре. Как видно из рисунка, фрагменты 1 и 2, 3 и 4 между собой визуальными практически не отличаются. Однако разница СКО матриц изображений фрагментов после применения к ним ДКП составляет 7,98 и 6,30 соответственно.

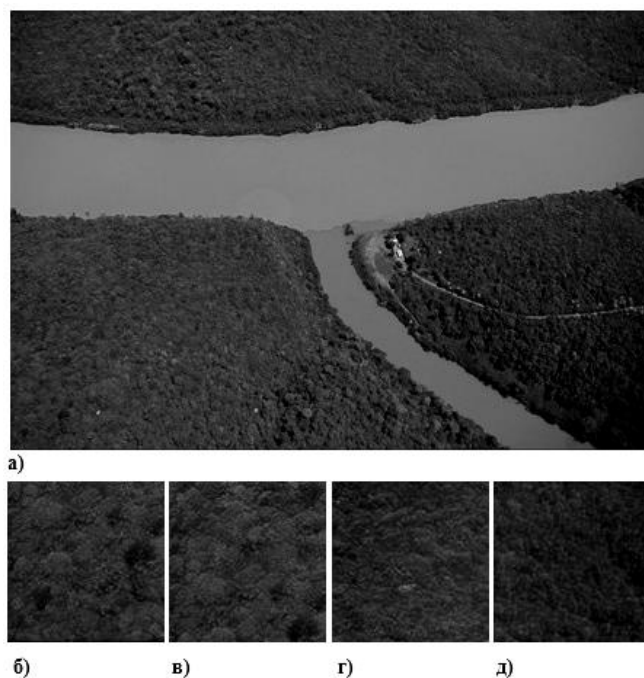


Рисунок 6 - Изображение, содержащее текстурные фрагменты, близкие по цвету и структуре: а) – исходное изображение; б) – текстурный фрагмент 1; в) – текстурный фрагмент 2; г) – текстурный фрагмент 3; д) – текстурный фрагмент 4

Проведенные эксперименты показали, что с увеличением процента смещения фрагментов увеличивается разница СКО матриц текстурных фрагментов, что еще раз подтвердило целесообразность применения предложенного признака для сегментации текстурных областей изображения, близких по цвету и структуре.

Выводы

Экспериментальные исследования процесса сегментации текстурных областей по статистическим признакам показали, что результатом сегментации являются только яркие области изображения с одинаковой энтропией, однородностью или яркостью, которые не обязательно принадлежат одной и той же текстуре. Исходя из этого, можно сделать вывод, что сегментация текстурных областей только по статистическим признакам не дает достоверных результатов и соответственно, не может быть окончательной. На основании изложенного выше можно сделать вывод: сегментация по статистическим признакам целесообразно использовать только на первом этапе метода – этапе первичной сегментации.

Применение ДКП к матрицам полутоновых изображений текстурных фрагментов, близких по значениям цвета и структуре, по-

звolyает получить разницу (порог сегментации), позволяющую применять ее для решения задачи сегментации текстурных областей с близкими значениями цвета и текстуры. Данный порог предложено использовать в качестве признака для сегментации текстурных областей изображения, близких по цвету и структуре. При настройке параметров сегментации для каждой конкретной задачи (сегментация текстур различных классов) необходимо более детально исследовать статистику распределения значений признаков.

ЛИТЕРАТУРА

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: [в 2-х томах]. / У. Прэтт. – М.: Мир, 1982. – Т. 1. – 312с. – Т. 2 – 480с.
2. Абламейко С. В. Обработка изображений: технология, методы, применение / С.В. Абламейко, Д.М. Лагуновский. – Минск: Ин-т технической кибернетики НАН Беларуси, 1999. – 300 с.
3. Визильтер Ю.В. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения: курс лекций и практических занятий / Ю.В. Визильтер, С.Ю. Желтов и др. – М.: Физматкнига, 2010. – 672 с.
4. Gonzalez R.R. Woods Digital Image Processing. Second Edition / Gonzalez R.R. – Prentice Hall, 2002. – 793 p.
5. Коваленко, Т. В. Метод обработки цифровых текстурных изображений в информационных системах аэрокосмического мониторинга // Теоретичні і прикладні аспекти комп'ютерних наук та інформаційних технологій: Матеріали II міжнародної науково-практичної конференції TACSIT-2017, 12-13 травня 2017 р. / За ред. Скарги-Бандурової І.С. – Северодонецьк : Східноукраїнський національний університет ім. В. Даля, 2017. – С. 10-13.
6. Коваленко, Т.В. Модели и методы обработки цифровых текстурных изображений в системах аэрокосмического мониторинга // Наукові праці : Науково-методичний журнал. – Вип. 275. Т.287. Комп'ютерні технології. – Миколаїв : ЧДУ ім. П. Могили, 2016. – С. 132-137.
7. Протасов А.П. Непараметрический алгоритм распознавания объектов подстилающей поверхности земли по данным аэрокосмической съемки / А. П. Протасов, А. И. Рюмкин // Вестник Томского государственного университета: Сибгеоинформатика, вып. 275, 2002. – с. 43 – 46.
8. Коваленко, Т.В. Метод оцінки якості сегментації цифрових зображень в системах аерокосмічного моніторингу // Проблеми інформаційних технологій № 01 (21) травень 2017. – Херсон : ХНТУ, 2017. – С. 29-34.
9. Howarth P., S. Ruger. Robust texture features for still image retrieval. In Proc. IEEE Vis. Image Signal Processing, vol. 152, No. 6, December 2006.
10. Деревянченко А.Г. Распознавание текстур зон износа режущих инструментов на основе анализа энергетических спектров Фурье их изображений / А.Г. Деревянченко, О.Ю. Бабилунга и др. // – Одесса: Астропринт, 1999. – с. 250- 257