

# АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ ТИПА И ОЦЕНИВАНИЕ ПАРАМЕТРА ШУМА С ПОМОЩЬЮ МУЛЬТИФРАКТАЛЬНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ

**М. В. Полякова**

Кандидат технических наук, доцент\*

E-mail: marina\_polyakova@rambler.ru

**Ю. В. Емец**

Аспирант\*

E-mail: emetsuv@rambler.ru

\*Кафедра прикладной математики и информационных технологий в бизнесе

Одесский национальный политехнический университет

пр. Шевченко, 1, г. Одесса, Украина, 65044

*Розроблений і досліджений метод автоматизованої ідентифікації типу і оцінювання параметра аддитивно-флюктуаційного, імпульсного і мультиплікативного шуму, а також змішаного шуму на зображеннях за допомогою мультифрактальних показників. Досліджені характеристики розробленого методу на тестових зображеннях*

*Ключові слова: мультифрактальні показники, ідентифікація типу шуму, оцінювання параметра шуму, аддитивно-флюктуаційний, імпульсний та мультиплікативний шум*

*Разработан и исследован метод автоматизированной идентификации типа и оценивания параметра аддитивно-флюктуационного, импульсного и мультипликативного шума, а также смешанного шума на изображениях с помощью мультифрактальных показателей. Исследованы характеристики разработанного метода на тестовых изображениях*

*Ключевые слова: мультифрактальные показатели, идентификация типа шума, оценивание параметра шума, аддитивно-флюктуационный, импульсный и мультипликативный шум*

## 1. Введение

При разработке систем компьютерного распознавания зрительных образов важным этапом является предварительный анализ обрабатываемого класса изображений. На этом этапе определяется тип и параметры шумов, наблюдаемых в этом классе. По результатам этого этапа также выбирается тип и параметры предварительной обработки изображения, предназначенной для снижения уровня помех.

Методы определения типа и оценивания параметра шума применяются в таких областях обработки изображений как медицина, астрономия, радиолокация, неразрушающем контроле, технической диагностике и других областях.

Методы определения типа и оценивания параметра шума целесообразно разделить на три группы: методы экспертного оценивания, автоматические методы и автоматизированные.

Методы экспертного оценивания часто дают сильно смещенные оценки характеристик шума, не удовлетворяющие требованиям прикладных задач. Это может привести к некачественной предварительной обработке и негативно повлиять на дальнейший процесс обработки изображений. Применение автоматических методов обычно нацелено на конкретный класс изображений, требует сложных выкладок или предварительной сегментации изображений.

Предлагается автоматизировать эту процедуру путем разработки метода определения типа помех на изображениях. Автоматизированные методы позволяют

достичь большего процента правильного распознавания типа шума и меньшей погрешности оценок его характеристик. Эти методы вычислительно менее сложные и более предпочтительны в задачах, для которых не исключено участие человека-оператора: в медицине, технической диагностике и т. п. В автоматизированной системе человек-оператор выбирает фрагмент на изображении и получает классификационное решение о типе шума и оценку его параметров.

Методы автоматизированного определения типа и оценивания параметра шума на изображениях включают методы статистического анализа, применение которых требует большого объема априорных исследований и использования громоздкого математического аппарата. Эти методы предназначены для уменьшения влияния субъективных факторов и снижения времени обработки.

Идентификация помех с помощью статистического анализа становится еще более сложной в случае обработки неоднородных по статистическим свойствам изображений, так как такая обработка предназначена для анализа изображений одного класса, например, медицинских.

Одним из методов статистического анализа, который применяется для определения типа и оценивания параметра шума, является метод моментов. Метод моментов целесообразно применять для изображений, пораженных аддитивно-флюктуационной помехой, а для изображений, пораженных мультипликативной помехой или импульсной помехой, этот метод плохо работает.

Поэтому актуальной является проблема автоматизации процедуры идентификации шума на изображениях.

## 2. Анализ литературных данных и постановка проблемы

Большинство методов предварительной обработки изображений [1, 2] и некоторые методы контурной сегментации [3, 4] предполагают, что характер шума и его статистические параметры известны. Во многих практических задачах не имеется априорных сведений о характере шума и его статистических параметрах либо такая информация труднодоступна [5]. Однако эта информация определяет качество фильтрации или контурной сегментации изображений. Например, завышенная оценка уровня аддитивной гауссовской помехи ведет к размыванию контуров объектов, что отражается на ошибке распознавания. Недооценка уровня мультипликативной помехи вызывает большие разрывы контуров объектов изображений при решении задачи контурной сегментации.

Неточная оценка помеховой ситуации или параметров шума могут привести к некачественной предварительной обработке. Это обусловлено тем, что при выборе метода предварительной обработки и его параметров необходима априорная информация о процессе формирования изображений. Часто такая информация отсутствует, поэтому параметры метода предварительной обработки изображений подбираются путем настройки, которая не всегда позволяет отразить помеховую ситуацию. Это влияет на дальнейший процесс обработки изображений.

Поэтому, в данной работе, для автоматизированного определения типа шума и оценки его параметров, решено использовать мультифрактальные показатели [6]. Этот метод не требует значительного объема предварительных исследований и вычислений.

## 3. Цель и задачи исследования

Целью данной работы является разработка и исследование метода автоматизированной идентификации типа и оценивания параметра шума на изображениях с помощью мультифрактальных показателей. Для достижения поставленной цели решены следующие задачи:

- разработка мультифрактального метода автоматизированной идентификации типа и оценивания параметра шума;
- исследование характеристик разработанного метода на тестовых изображениях.

## 4. Мультифрактальный метод определения типа шума на изображении

Так как части объектов на изображении характеризуются разными значениями масштаба, для анализа таких объектов целесообразно использовать многомасштабный статистический анализ, например, исследующий степенную зависимость статистик изображения

от масштаба. Параметры этой зависимости принимают разные значения для аддитивно-флюктуационного, импульсного и мультипликативного шума, характеризуя взаимозависимость и разброс значений интенсивности изображения. Поэтому в качестве идентификационного вектора для определения типа несмешанных помех на изображениях в данной работе были выбраны параметры импульсности и нестационарности. Параметр нестационарности характеризует зависимость статического момента 1-го порядка для абсолютных разностей значений данных от масштаба на некотором интервале его значений.

Разностью  $r$ -го порядка функции  $I(x, y_i)$  называется  $\Delta I(r, x, y_i) = I(x+r, y_i) - I(x, y_i)$ ,  $x=1, \dots, N-r$ , где  $r$  – масштаб изображения.

Приведем определение параметра нестационарности (обозначим его  $H_1$ ) для одномерных данных, представляющих значения интенсивности  $i$ -го столбца изображения  $I(x, y_i)$ ,  $x=1, \dots, N$ , где  $N$  – число пикселей в столбце изображения. Для вычисления  $H_1$  используется соотношение  $\ln \langle |\Delta I(r, x, y_i)| \rangle = H_1 \ln(r/N) + \ln c(r)$ , где  $\langle \cdot \rangle$  – означают усреднение по переменной  $x$ ,  $c(r)$  – функция, содержащая ошибку приближения. Значение  $H_1$  находим путем определения параметра линейной регрессионной зависимости  $\ln \langle |\Delta I(r, x, y_i)| \rangle$  от  $\ln(r/N)$ .

Параметр  $H_1$  принимает значения из отрезка  $[0, 1]$  и позволяет оценить нестационарность  $I(x, y_i)$ . Функция  $I(x, y_i)$  значений интенсивности  $i$ -го столбца изображения может быть детерминированной или случайной. В последнем случае она представляет собой реализацию случайного процесса. Если  $H_1=0$ , то  $I(x, y_i)$  – реализация стационарного случайного процесса. Если  $H_1=1$ , то  $I(x, y_i)$  – почти всюду дифференцируемая детерминированная функция.

Так как мультипликативный шум моделируется детерминированной функцией пространственных координат и по своей природе нестационарен, для его отличия от стационарного аддитивно-флюктуационного и импульсного шума целесообразно применять параметр нестационарности  $H_1$ .

Другой подход к анализу данных в зависимости от масштаба основан на понятии сингулярной меры, представляющей собой локально усредненный модуль градиента изображения. В основе определения сингулярной меры лежит понятие масштабированной разности 1-го порядка. Значения этой разности вычисляются в каждой точке столбца изображения по формуле  $\varepsilon(1, x, y_i) = \frac{|\Delta I(1, x, y_i)|}{\langle |\Delta I(1, x, y_i)| \rangle}$ ,  $x=1, \dots, N-1$ , где

$$\langle |\Delta I(1, x, y_i)| \rangle = \frac{1}{N} \sum_{x=1}^N |\Delta I(1, x, y_i)|.$$

Пусть масштаб  $r$  принимает значения 1, 2, 4, ...,  $N$ . Тогда сингулярная мера  $\varepsilon(r, x, y_i)$  определяется как  $\varepsilon(r, x, y_i) = \frac{1}{r} \sum_{x'=x}^{x+r-1} \varepsilon(1, x', y_i)$ ,  $x=1, \dots, N-r$ . Определим функцию  $K(\tau)$ , выражающую показатель степенной зависимости сингулярной меры от масштаба по формуле  $\ln \langle \varepsilon(r, x, y_i)^\tau \rangle = -K(\tau) \ln(r/N) + \ln d(r, \tau)$ , где предполагается, что порядок момента  $\tau$  принимает значения из некоторого отрезка  $[0, Q]$ .

Параметр импульсности  $C_1$  определяется как значение производной функции  $K(\tau)$  в точке  $\tau=1$ , а

именно,  $C_1 = K'(1) \geq 0$ , с использованием линейной регрессионной зависимости  $\ln \langle \varepsilon(r, x, y_i) \rangle^r$  от  $\ln(r/N)$ .

Наибольшее значение  $C_1$ , равное 1, достигается для случайно расположенных  $\delta$ -функций, вся энергия которых сконцентрирована в отдельных точках. Случай  $C_1 \rightarrow 0$  (наименьшему значению) достигается для случайно расположенных функций Хевисайда. Таким образом параметр импульсности  $C_1$  характеризует уровень импульсного шума на изображении. Поэтому его целесообразно применять для различения аддитивно-флюктуационного и импульсного шума.

Для обработки изображений, представленных матрицами дискретных отсчетов интенсивности необходимо обобщить определения параметров  $H_1$ ,  $C_1$  на двумерный случай. Введем параметры  $H_x$ ,  $C_x$ ,  $H_y$ ,  $C_y$  по направлениям  $x$ ,  $y$  и обозначим их  $H_x$ ,  $C_x$ ,  $H_y$ ,  $C_y$  соответственно. При определении  $H_x$ ,  $C_x$  разности  $r$ -го порядка вычисляются и усредняются по столбцам изображения. Для  $C_x$  также по столбцам изображения усредняются значения сингулярной меры. При вычислении  $H_y$ ,  $C_y$  обработка проводится по строкам изображения.

Если шум, например, мультипликативный, имеет диагональное направление, то параметров  $H_x$ ,  $H_y$ ,  $C_x$ ,  $C_y$  недостаточно для его характеристики. Введем дополнительные параметры  $H_{xy}$ ,  $C_{xy}$  следующим образом.

Пусть при вычислении разностей  $r$ -го порядка значений интенсивности изображения используется соотношение

$$\Delta I(r, x, y) = I(x, y + r) - I(x + r, y)$$

$$x = 1, \dots, N - r, \quad y = 1, \dots, M - r.$$

Тогда  $H_{xy}$  определяется из формулы

$$\ln \langle |\Delta I(r, x, y)| \rangle = H_{xy} \ln(r/N) + \ln c(r).$$

Для определения параметра  $C_{xy}$  проведем масштабирование разности 1-го порядка по формуле

$$\varepsilon(1, x, y) = \frac{|\Delta I(1, x, y)|}{\langle |\Delta I(1, x, y)| \rangle},$$

$$\text{где } \langle |\Delta I(1, x, y)| \rangle = \frac{1}{NM} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M |\Delta I(1, x, y)|.$$

Тогда параметр импульсности определяется из соотношения  $\ln \langle \varepsilon(r, x, y_i) \rangle^r = -2K(r) \ln(r/N) + \ln d(r, r)$ , как  $C_{xy} = 2K'(1)$ , причем  $C_{xy} \in [0, 2]$ .

С использованием параметров импульсности и нестационарности формировался идентификационный вектор признаков ( $H_x$ ,  $H_y$ ,  $H_{xy}$ ,  $C_x$ ,  $C_y$ ,  $C_{xy}$ ) для идентификации типа помех и оценивание параметра шума на изображении [6].

При обработке и сегментации изображений характерным является присутствие аддитивно-флюктуационного, импульсного или мультипликативного шума (несмешанных помех), либо присутствие смешанных помех (мультипликативного и импульсного шума, аддитивно-флюктуационного и импульсного шума, мультипликативного и аддитивно-флюктуационного шума), когда в системе получения изображений имеются несколько факторов возникновения шума.

Предлагается автоматизированный метод идентификации типа и оценивание параметра шума на базе мультифрактальных показателей, который включает следующие этапы:

- выбор однородного участка на изображении человеком-оператором;
- расчет мультифрактальных показателей в виде вектора признаков ( $H_x$ ,  $H_y$ ,  $H_{xy}$ ,  $C_x$ ,  $C_y$ ,  $C_{xy}$ );
- идентификация типа шума на изображении;
- оценивание параметра шума в области мультифрактальных показателей;
- вывод идентификатора типа и значения параметра шума.

На первом этапе метода определения типа помех на изображении человек-оператор проводит выбор небольших фрагментов примерно постоянной интенсивности. Затем вычисляются мультифрактальные показатели и проводится классификация типа шума на изображении с помощью известного метода дискриминантного анализа [7]. С учетом типа шума оценивается параметр шума в признаковом пространстве мультифрактальных показателей. Тип и параметр шума выводится на экран.

Определение типа помехи на изображении включает следующие этапы.

1. Для тестовых изображений формируем обучающую выборку, на которой присутствует один из 6-и видов шумов: аддитивно-флюктуационный шум, импульсный шум, мультипликативный шум, смешанный мультипликативный и импульсный шум, смешанный аддитивно-флюктуационный и импульсный шум, смешанный мультипликативный и аддитивно-флюктуационный шум.

2. Методом дискриминантного анализа выполняем построение разделяющих поверхностей в признаковом пространстве мультифрактальных показателей.

3. Классифицируем фрагменты изображений, которые не вошли в обучающую выборку, при помощи построенных разделяющих поверхностей в признаковом пространстве.

4. Определяем тип помехи на изображении по результатам классификации.

Для оценивания параметра шума на изображении с помощью мультифрактальных показателей строились регрессионные зависимости мультифрактальных показателей от параметра шума на тестовых изображениях. В результате получены уравнения регрессии, описывающие зависимость параметра шума от значений мультифрактальных показателей  $H_x$ ,  $H_y$ ,  $H_{xy}$ ,  $C_x$ ,  $C_y$ ,  $C_{xy}$ . В качестве регрессионной зависимости выбрана полиномиальная. Степень полинома  $p$  является параметром метода оценивания. Коэффициенты полинома регрессии оценивались методом наименьших квадратов, который используется для приближения функций, заданных числовым массивом [8].

Качество уравнений регрессии отношения сигнал/шум для гауссовского шума на значения  $H_x$ ,  $H_y$ ,  $H_{xy}$ ,  $C_x$ ,  $C_y$ ,  $C_{xy}$  определялось с помощью коэффициента детерминации по формуле [8]:

$$R^2 = 1 - \frac{\Delta_m}{\Delta_s},$$

где  $\Delta_m$  – дисперсия остаточных данных;  $\Delta_s$  – дисперсия исходных данных.

Из шести исследованных зависимостей для оценки параметра шума выбирается та зависимость, для которой коэффициент детерминации максимален. В

эту зависимость поставляется значение мультифрактального показателя для исследуемого фрагмента изображения и определяется параметр шума.

### 5. Экспериментальные данные и их обработка

Экспериментальные исследования свойств разработанного метода идентификации типа и оценивания параметра шума были проведены на изображении размером 256x256 пикселей, в центре которого – белый квадрат 64x64 на черном фоне. На это изображение накладывались следующие виды помех:

- аддитивно-флюктуационный шум с отношением сигнал/шум по мощности в диапазоне 1 – 100 (класс 1);
- импульсный униполярный шум с количеством сбойных пикселей в диапазоне 0,1 – 20% (класс 2);

– мультипликативный горизонтальный шум, для которого освещенность объекта вычислялась как

$$R(x,y) = A \sin 2\pi w x \Delta,$$

где частота дискретизации  $\Delta = 1/256$ ;  $w = 0,5$ ;  $A$  определялось таким образом, чтобы отношение сигнал/шум  $q \in \{100; 50; 20; 10; 5; 2; 1\}$  (класс 3);

- смешанный мультипликативный горизонтальный и импульсный шум (класс 4);
- смешанный аддитивно-флюктуационный и импульсный шум (класс 5);
- смешанный мультипликативный горизонтальный и аддитивно-флюктуационный шум (класс 6).

Идентификация типа шума на основе мультифрактальных показателей сравнивалось с известным методом определения типа помех на изображении с использованием нейронной сети [9]. Согласно этому известному методу проводилось выделение фрагментов изображения и расчет статистических моментов для значений интенсивности на этих фрагментах. Вектор статистических моментов подавался на вход нейронной сети. Значения на выходе нейронной сети идентифицируют тип шума на изображении.

Для идентификации типа шума на изображении использовались следующие 5 признаков.

1. Математическое ожидание значений интенсивности изображения.
2. Среднеквадратическое отклонение значений интенсивности изображения.
3. Асимметрия значений интенсивности изображения.
4. Эксцесс является четвертым центральным моментом распределения вероятности значений интенсивности изображения.
5. Центральный момент пятого порядка.

В результате классификации вектору признаков фрагмента изображения ставится в соответствие метка класса. Для классификации используется многослойный персептрон, обучение проводилось методом обратного распространения ошибки. Многослойный персептрон содержал во входном слое 5 нейронов, в промежуточном – 10 нейронов и в выходном – 1 нейрон.

### 6. Выводы

Процент правильного распознавания базовым методом с использованием нейронной сети – 95,69%, а

предложенным методом на основе мультифрактальных показателей – 98,47%. По проведенным результатам эксперимента предложенный метод на основе мультифрактальных показателей лучше на 2,78%, чем базовый метод с использованием нейронной сети.

Для изображений, пораженных аддитивно-флюктуационным шумом, а также мультипликативным шумом, определение типа шума базовым методом с использованием нейронной сети, позволило получить процент правильного распознавания 100%. Для изображений, пораженных импульсным шумом, процент правильного распознавания составил 88,5714%, но в 2,8571% случаев изображения были ошибочно определены как пораженные смешанным импульсным и мультипликативным шумом и в 8,5714% случаев были определены как пораженные смешанным аддитивно-флюктуационным и импульсным шумом. Процент правильного распознавания, для изображений, пораженных смешанным аддитивно-флюктуационным и мультипликативным шумом, составил 97,1429%. Однако в 2,8571% случаев изображения были ошибочно определены как пораженные аддитивно-флюктуационным шумом. Процент правильного распознавания для изображений, пораженных смешанным импульсным и мультипликативным шумом, составил 87,7551%. Однако в 12,2449% случаев изображения были ошибочно определены как пораженные импульсным шумом. Для изображений, пораженных смешанным аддитивно-флюктуационным и импульсным шумом, процент правильного распознавания составил 98,3673%. Однако в 1,6327% случаев изображения были ошибочно определены как пораженные импульсным шумом.

Для изображений, пораженных аддитивно-флюктуационным шумом, импульсным, смешанным импульсным и мультипликативным шумом, а также смешанным аддитивно-флюктуационным и импульсным шумом, идентификация типа шума предложенным методом на основе мультифрактальных показателей, позволило получить процент правильного распознавания 100%. Процент правильного распознавания, для изображений, пораженных мультипликативным шумом, составил 93,7500%. Однако в 2,0833% случаев изображения были ошибочно определены как пораженные аддитивно-флюктуационным шумом и смешанным аддитивно-флюктуационным и импульсным шумом в 4,1667% случаев. Для изображений, пораженных смешанным аддитивно-флюктуационным и мультипликативным шумом, процент правильного распознавания составил 99,5918%. Однако в 0,4082% случаев изображения были ошибочно определены как пораженные аддитивно-флюктуационным шумом.

Сравнительный анализ полученных результатов показал, что для изображений, пораженных аддитивно-флюктуационным шумом, идентификация типа шума предложенным методом на основе мультифрактальных показателей и идентификация типа шума базовым методом с использованием нейронной сети, позволило получить сходные результаты (процент правильного распознавания 100%). Для изображений пораженных импульсным шумом процент правильного распознавания типа шума на 11,4286%

лучше для предложенного метода, чем для базового метода с использованием нейронной сети. Процент правильного распознавания изображений, пораженных смешанным аддитивно-флюктуационным и мультипликативным шумом, на 2,4489% лучше для предложенного метода, чем для базового метода с использованием нейронной сети. Для изображений, пораженных смешанным импульсным и мультипликативным шумом, процент правильного распознавания на 12,2449% лучше для предложенного метода, чем для базового метода с использованием нейронной сети. Для предложенного метода процент правильного распознавания на 1,6327% лучше, чем для базового метода с использованием нейронной сети для изображений пораженных смешанным аддитивно-флюктуационным и импульсным шумом. Однако, для изображений, пораженных мультипликативным шумом, процент правильного распознавания типа шума на 6,25% хуже для предложенного метода, чем базовым методом с использованием нейронной сети.

Результаты исследований оценивания параметра шума показали, что разработанный метод при оценивании параметра гауссовского шума дает в диапазоне значений отношения сигнал/шум свыше 5 по мощности не более 4,5% относительной погрешности, что достаточно для выбора типа и параметра предварительной обработки [10].

Разработанный метод при оценивании параметра импульсного шума по значению мультифрактального показателя рекомендуется применять при значениях количества сбойных пикселей импульсного шума 5% и выше.

В этих случаях относительная погрешность оценивания параметра шума составляет до 0,07%, абсолютная погрешность – до 0,7 – 1,14%, а стандартное отклонение оценивания составляет 0,6 – 0,8% [11].

Результаты оценивания параметра мультипликативного шума по мультифрактальному показателю разработанным методом показали, что его целесообразно применять для выбора параметра предварительной обработки изображения. Абсолютная и относительная погрешность оценивания предложенным методом меньше, чем известным методом в 3 – 4 раза при значениях отношения сигнал/шум 1 – 100 по мощности [12].

Разработанный метод оценивания параметров гауссовского, импульсного и мультипликативного шума по мультифрактальным показателям показал время обработки в пределах от 0,26 до 47 секунд на компьютере с процессором марки AMD Athlon, тактовой частотой процессора 1.09 ГГц и оперативной памятью компьютера 1ГБ, что соответствует требованиям практических задач технической и медицинской диагностики.

#### Литература

1. Lee, I.S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics /I. S. Lee // IEEE Trans. on PAMI. – 1980. – v. 2, № 3. – P. 165 – 168.
2. Kuan, D.T. Adaptive noise smoothing filter for images with signal dependent noise / D. T.Kuan. // IEEE Trans. on PAMI. – 1985. – v. 7, № 3. – P. 165 – 177.
3. Canny, I. A computational approach to edge detection /I. Canny // IEEE Trans. on PAMI. – 1986. – v. 8, № 6. – P. 679 – 693.
4. Deriche, R. Using Canny's criteria to derive an optimal edge detector recursively implemented /R. Deriche // International Journal on Computer Vision. – 1987. – v. 1. – P. 167 – 187.
5. Kundur, D. Blind image deconvolution/D.Kundur, D. Hatzinakos // IEEE signal Processing Magazine. – 1996. – v. 13(3), № 5. – P. 43 – 64.
6. Davis, A. Multifractal characterizations of nonstationary and intermittency in geophysical fields: observed, retrieved or simulated / A. Davis, A. Marshak, W. Wiscombe, R. Cahalan. // Journal of Geophysical Research. – 1994. – V. 99, № D4. – P. 8055 – 8072.
7. Дискриминантный анализ [Электронный ресурс] / Москва. Лаборатория рекламы и маркетинга и PublicRelations.–Режим доступа: \www/ URL: <http://http://www.advlab.ru/articles/article531.htm/> – 2006 г.
8. Айвазян, С.А. Прикладная статистика: исследование зависимостей / С.А. Айвазян, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин // Финансы и статистика, 1985. – 524 с.
9. Santhanam, T. A novel approach to classify noises in images using artificial neural network /T.Santhanam, S. Radhika // J. of Computer Science. – 2010. – Vol.6, № 5. – P. 506 – 510.
10. Крылов, В.Н. Оценивание параметра гауссовского шума на изображении с помощью мультифрактальных показателей / В.Н. Крылов, Н.И. Науменко, М.В. Полякова, Ю.В. Емец // Военный институт Киевского национального университета имени Тараса Шевченко. – К.: ВИКНУ, 2009. – Вып. № 24.– С. 127 – 134.
11. Полякова, М.В. Оценивание параметра импульсного шума на изображении с помощью мультифрактальных показателей / М.В. Полякова, В.Н. Крылов, Ю.В. Емец // Методы и системы оптико-электронной и цифровой обработки изображений и сигналов. – Винница, 2010. – № 1 (19). – С. 5 – 13.
12. Емец, Ю.В. Оценивание параметра мультипликативного шума на изображении с помощью мультифрактальных показателей / Ю.В. Емец, // Искусственный интеллект. – Донецк, 2010. – № 4. – С. 212 – 220.