

9-30-2018

## ALGORITHMS FOR IMAGE PROCESSING IN VARIOUS INFORMATION SITUATIONS

D T. Muhamedieva

D M. Sotvoldiev

Follow this and additional works at: <https://uzjournals.edu.uz/ferpi>

---

### Recommended Citation

Muhamedieva, D T. and Sotvoldiev, D M. (2018) "ALGORITHMS FOR IMAGE PROCESSING IN VARIOUS INFORMATION SITUATIONS," *Scientific-technical journal*: Vol. 22 : Iss. 3 , Article 12.

Available at: <https://uzjournals.edu.uz/ferpi/vol22/iss3/12>

This Article is brought to you for free and open access by 2030 Uzbekistan Research Online. It has been accepted for inclusion in Scientific-technical journal by an authorized editor of 2030 Uzbekistan Research Online. For more information, please contact [sh.erkinov@edu.uz](mailto:sh.erkinov@edu.uz).

UDC 519.681.5

## 22. ALGORITHMS FOR IMAGE PROCESSING IN VARIOUS INFORMATION SITUATIONS

D.T. Muhamedieva<sup>1</sup>, D.M. Sotvoldiev<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Scientific-innovative center of information and communication technologies at the Tashkent University of Information Technology. Tashkent, Uzbekistan

### АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ В РАЗЛИЧНЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИТУАЦИЯХ

**Abstract.** The article deals with image processing under different information situations. The stages of preliminary image processing allow to reduce the influence of distortions on the recognition process. Based on the obtained results, it can be concluded that the proposed intuitive fuzzy approach introduces a new potential in solving various image processing tasks, as it offers a flexible and adaptable way of handling uncertainty present in digital images.

**Key words:** images, uncertainty, fuzzy approach, fuzzification, fuzzy processing, fuzzy histogram, object identification.

**Аннотация.** В статье рассматривается обработка изображений при разных информационных ситуациях. Этапы предварительной обработки изображения позволяют уменьшить влияние искажений на процесс распознавания. Предложенный интуитивный нечеткий подход предлагает новый потенциал в решении различных задач обработки изображений, так как он предлагает гибкий и адаптируемый способ обработки неопределенности, присутствующей в цифровых изображениях.

**Ключевые слова:** изображения, неопределенность, нечеткий подход, фаззификация, нечеткая обработка, нечеткая гистограмма, идентификация объекта.

**Аннотация.** Мақолада турли ахборотли ҳолатларда тасвирларни қайта ишлаш кўриб чиқилган. Тасвирларни қайта ишлаш босқичлари таниб олиш жараёнига хатоликларни таъсирини камайтириш имконини беради. Таклиф қилинган интуитив норавшан ёндашув тасвирларни қайта ишлашнинг турли масалаларини ечишга янги имкониятларни очади, чунки у рақамли тасвирларда учрайдиган ноаниқликларни қайта ишлашнинг ўзгарувчан ва мослашувчан усулни таклиф қилади.

**Таянч сўзлар:** тасвирлар, ноаниқлик, норавшан ёндашув, фаззификация, норавшан қайта ишлаш, норавшан гистограмма, объектнинг идентификацияси.

**Введение.** При разработке и анализе систем обработки изображений удобно, а часто и необходимо иметь математическое описание подлежащих обработке изображений. Существуют три основных подхода к такому описанию: детерминированный, статистический и нечеткий. При детерминированном описании вводится математическая функция, представляющая изображение, и рассматриваются свойства изображения в каждой его точке. При статистическом описании изображение определяется усредненными характеристиками. При нечетком описании изображение определяется нечеткими усредненными характеристиками.

Цель данной статьи заключается в исследовании гибкой математической основы обработки изображений при разных информационных ситуациях, включая, в том числе понятия интуитивной теории нечетких множеств. Образы в интуитивной нечеткой среде состоят из компонент соответствующим функциям принадлежности и неопределенности, связанных со свойствами изображения. Эвристические и аналитические методы, представляющие данную модель показывают что неопределенность, присущая изображениям, исходит из различных исходных точек.

#### 1. Преобразование яркости и контраста

Преобразование яркости имеет большое значение в обработке цифровых изображений. С его помощью можно исправлять ошибки экспозиции, выделять темные, либо светлые области изображения. Рассмотрим несколько определений понятия "яркость". Согласно

колориметрическому определению [1] яркость – некоторая характеристика зрительного восприятия. Такое определение не годится для обработки цифровых изображений. В фотометрии световой поток (luminous flux  $P_v$ ) определяется как скалярное произведение функции спектрального распределения энергии (radiant power)  $P_e(\lambda)$  на функцию  $V(\lambda)$  (spectralluminous efficiency function). В цветовом телевидении в качестве яркости выбрана координата  $Y$  в цветовой координатной системе  $YUV$ . Такое определение не совпадает с фотометрическим, так как цветовая координатная система  $YUV$  не линейна, т. е. сумме стимулов [2] в  $YUV$  не соответствует сумма их координат, в отличие, например, от линейной цветовой координатной системы CIE XYZ 1931. Одной из разновидностей  $YUV$  является широко используемая в современном программном обеспечении цветовой координатная система  $YCbCr$ . Например, в JPEG сжатии применяется следующая координатная система [<http://en.wikipedia.org/wiki/YCbCr>]:

$$\begin{pmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.144 \\ -0.168736 & -0.331264 & 0.5 \\ 0.5 & -0.418688 & -0.081312 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 128 \\ 128 \end{pmatrix},$$

где  $R, G, B$  – sRGB координаты. Еще одной широко используемой величиной является светлота канал в цветовой координатной системе CIE L\*a\*b\* (и других ей подобных цветовых координатных системах, например, PCSLab [3], HunterLab и т. д.). В различных RGB пространствах для расчета яркости часто используется формула  $\frac{1}{3}(R+G+B)$ , однако такое определение не очень хорошо соответствует особенностям человеческого зрения.

**2. Алгоритм линейного повышения контраста при нечеткой исходной информации.** Функции принадлежности  $\mu^f(x, y)$  и  $\mu^g(x, y)$  определяются следующим образом:

1. Нормализация:

$$u(x, y) = l \frac{f(x, y) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}.$$

2. Фаззификация:

$$\mu_i^f(x, y) = \frac{1}{1 + \frac{u(x, y) - c_i}{\sigma_f}}, \quad i = \overline{1, k}.$$

3. Уточнение фаззификации:

$$\mu_i^f(x, y) = \begin{cases} 2(\mu_i^f(x, y))^2, & 0 \leq \mu_i^f(x, y) \leq \frac{1}{2}, \\ 1 - 2(1 - \mu_i^f(x, y))^2, & \frac{1}{2} < \mu_i^f(x, y) \leq 1. \end{cases}$$

4. Нормализация:

$$v(x, y) = l \frac{g(x, y) - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}}.$$

5. Фаззификация:

$$\mu_i^g(x, y) = \frac{1}{1 + \frac{v(x, y) - c_i}{\sigma_g}}, \quad i = \overline{1, k}.$$

6. Уточнение фаззификации:

$$\mu_i^g(x, y) = \begin{cases} 2(\mu_i^f(x, y))^2, & 0 \leq \mu_i^f(x, y) \leq \frac{1}{2}, \\ 1 - 2(1 - \mu_i^f(x, y))^2, & \frac{1}{2} < \mu_i^f(x, y) \leq 1. \end{cases}$$

Здесь  $c_i$ ,  $\sigma_f$  и  $\sigma_g$  параметры функции принадлежности.

Изображения, вводимые в компьютер, часто оказываются мало контрастными, то есть у них изменения яркости мало по сравнению с её средним значением. При этом яркость меняется не от черного до белого, а от серого до чуть более светлого серого. То есть реальный диапазон яркости оказывается намного меньше допустимого (шкалы яркости). Задача повышения контраста заключается в «растягивании» диапазона яркости изображения на всю шкалу.

Эту задачу можно решать при помощи поэлементного преобразования линейного контрастирования [4]

$$g(x, y) = af(x, y) + b$$

т.е. берутся такие  $a$  и  $b$ , которые приводят нечеткие значения поля яркости к некоторым стандартным величинам. Здесь предварительно оценивается  $M[f(x, y)]$ ,  $\sigma[f(x, y)]$  и коэффициенты  $a$ ,  $b$  выбираются так, чтобы для выходного поля получить  $M[g(x, y)]$ ,  $\sigma[g(x, y)]$ :

$$\begin{aligned} \bar{g}(x, y) &= \frac{f(x, y) - M[f(x, y)]}{\sigma[f(x, y)]} \cdot \sigma[g(x, y)] + M[g(x, y)] = \\ &= \frac{\sigma[g(x, y)]}{\sigma[f(x, y)]} f(x, y) + M[g(x, y)] - M[f(x, y)] \frac{\sigma[g(x, y)]}{\sigma[f(x, y)]} \end{aligned}$$

т.е.

$$a = \frac{\sigma[g(x, y)]}{\sigma[f(x, y)]}; \quad b = M[g(x, y)] - M[f(x, y)] \frac{\sigma[g(x, y)]}{\sigma[f(x, y)]};$$

Здесь:

$$M[f(x, y)] = \frac{\sum_{i=1}^k f_i(x, y) \cdot \mu_i^f(x, y)}{\sum_{i=1}^k \mu_i^f(x, y)}, \quad M[g(x, y)] = \frac{\sum_{i=1}^k g_i(x, y) \cdot \mu_i^g(x, y)}{\sum_{i=1}^k \mu_i^g(x, y)};$$

$$g(x, y) = F(f(x, y)) = \begin{cases} 0, & \bar{g}(x, y) < 0 \\ \bar{g}(x, y), & 0 \leq \bar{g}(x, y) \leq 255 \\ 255, & \bar{g}(x, y) > 255 \end{cases}$$

### 3. Нахождение и построение гистограмм

Гистограмма растрового изображения — это график распределения полутонов изображения, в котором по горизонтальной оси представлена яркость, а по вертикали — относительное число пикселей с данным значением яркости. Гистограмма изображения (иногда: график уровней или просто уровни) — гистограмма уровней насыщенности изображения (суммарная, или разделённая по цветовым каналам). Гистограмма изображения позволяет оценить количество и разнообразие оттенков изображения, а также общий уровень яркости изображения. Например, недоэкспонированное изображение будет иметь пик в области малых цветов и иметь спад (или полное отсутствие уровней) в области ярких цветов, переэкспонированное — наоборот. Изображение с недостаточным динамическим диапазоном будет иметь узкий всплеск яркостей. Считается, что идеальной формой гистограммы изображения является пологая

гауссиана, в которой мало совсем темных и совсем ярких цветов, а по мере приближения к средним цветам, их количество увеличивается.

Для построение гистограммы растрового изображения воспользуемся функцией– `imhist` из библиотеки `Image Processing Toolbox MATLAB`. Функции `imhist (I, n)` и `imhist (BW, n)` в текущем окне строят гистограммы яркостей пикселей соответственно полутонового и бинарного изображений. Гистограмма состоит из столбцов. Значение  $n$  при вызове функции можно не указывать, в этом случае будут использованы значения по умолчанию:  $n=256$  для полутонового изображения и  $n=2$  для бинарного изображения. Под рисунком гистограммы выводится шкала яркостей.

#### 4. Интуитивная нечеткая обработка изображений

Рассмотрим изображение А размера  $M \times N$  пиксель, наличие серого уровня  $g$  в диапазоне между 0 и  $L-1$ . При применении ИНМ для обработки изображений, изображения могут рассматриваться как массив нечетких сингтонов. Каждый элемент массива указывает на значение принадлежности  $\mu_A(g_{ij})$  серого уровня  $g_{ij}$ , соответствующее  $(i, j)$ -тому пикселю, в соответствии с предопределенными свойствами изображения, такими как яркость, резкость, однородность [5-8].

В виде обобщения этого подхода, введем следующее представление изображения в интуитивной нечеткой среде.

Изображение А описанное ИНМ

$$A = \left\{ \left\langle g_{ij}, \mu_A(g_{ij}), \nu_A(g_{ij}) \right\rangle \mid g_{ij} \in \{0, \dots, L-1\} \right\}$$

$c_i \in \{1, \dots, M\}$  и  $j \in \{1, \dots, N\}$ , где  $\mu_A(g_{ij})$  и  $\nu_A(g_{ij})$  обозначает соответственно степень принадлежности и не принадлежности  $(i, j)$ -го пикселя к множеству в соответствии со свойствами изображения.

Функции  $\mu_A$  и  $\nu_A$  соответствуют принадлежности и не принадлежности множествам компонентов изображения. Если вместо ИНМ мы рассмотрим нечеткое множество, то определение (1) приведет к одному из приведенных определений в [9-10].

Методы обработки изображений на основе теории ИНМ, предоставляют гибкую математическую базу, для того чтобы справиться с “качественными” свойствами, таким как контрастность изображения в условиях неоднозначности и расплывчатости, часто присутствующие в цифровых изображениях.

В терминах интуитивной нечеткой обработки изображений (ИНОИ), вопрос, который естественно возникает, при попытке определить ИНМ яркости пикселей, можно сформулировать так: “как мы можем определить принадлежность и непринадлежность функции серых уровней для описания изображения в интуитивном нечетком множестве (ИНМ) или более понятным с человеческим восприятием: “как ярк серый уровень и как мы можем быть уверены, что он такой яркий?”

Неопределенность в изображениях исходит из различных факторов. Они влияют на нашу уверенность в принятии решения, является ли пиксель “серым” или “резким”, и поэтому вводят определенные сомнения, связанные с соответствующей точкой. Определение принадлежности компонента А-ИНМ, описывающий яркость пикселей изображения, является более простой задачей, которая может быть проведена аналогичным образом, как и в традиционных нечетких системах обработки изображений. В представленной эвристической системе, мы рассматриваем принадлежность значения уровня серого цвета  $g$ , его нормализованному уровню интенсивности; то есть

$$\mu_A(g) = \frac{g}{L-1}, \quad (1)$$

где  $g \in \{0, \dots, L-1\}$ . Следует отметить, что любой другой метод расчета  $\mu_A$  также может быть применен.

Шум квантования является неотъемлемой частью любой физической системы, которая включает в себя аналого-цифрового преобразования. Для того чтобы смоделировать

неточность этого типа серых уровней, было предложено понятие нечеткой гистограммы на основе нечетких чисел в [9].

Нечёткое число  $\tilde{g} : R \rightarrow [0,1]$  является нормальным и выпуклым. Мы ограничиваем наш выбор для симметричных нечетких чисел, которые являются концептуально подходящим для представления понятия "серый уровень примерно g". Симметричное треугольное нечеткое число может быть определено как

$$\mu_{\tilde{g}}(x) = \max\left\{0, 1 - \frac{|x - g|}{p}\right\},$$

где положительный параметр  $p$  контролирует форму числа. Рассматривая уровни серого в виде нечетких чисел, в [10] понятие гистограммы определено в нечеткой обстановке. Нечеткая гистограмма цифрового изображения является последовательностью  $h_A^f(g)$  с  $g \in \{0, \dots, L-1\}$  и определяется как

$$h_A^f(g) = \left\| \left\langle (i, j), \mu_{\tilde{g}_i}(g) \right\rangle \mid i \in \{1, \dots, M\}, j \in \{1, \dots, N\} \right\|,$$

где  $\|\cdot\|$  обозначает число элементов в нечетком множестве. Более того,  $h_A^f(g)$  представляет собой частоту появления уровня яркости "примерно g". Однако, из-за его определения, нечеткой гистограмме не удастся быть функцией плотности вероятности.

Нормированная гистограмма может быть получена как

$$\tilde{h}_A^f(g) = \frac{h_A^f(g)}{\sum_{g=0}^{L-1} h_A^f(g)},$$

с  $g \in \{0, \dots, L-1\}$ .

Влияние ошибок квантования можно будет увидеть путем сравнения четких и нечетких гистограмм. В случае "жесткого" первого порядка статистики существует ряд уровней серого с нулевой или почти нулевой частотой появления из-за шумов квантования, в то время как уровни серого в их окрестности обладают высокой частотой [9]. Это не тот случай, когда рассматривается нечеткая гистограмма. Поэтому для того, чтобы моделировать неопределенности родом из шума квантования, колебания, соответствующие уровню серого изображения должен быть пропорционален нормированной абсолютной разнице между нормализованной четкой и нечеткой гистограммой

$$\pi_A(g) \propto \frac{|\tilde{h}_A^c(g) - \tilde{h}_A^f(g)|}{\max_g \{|\tilde{h}_A^c(g) - \tilde{h}_A^f(g)|\}},$$

где  $\tilde{h}_A^c$  является нормированной гистограммой четких изображений.

Комбинируя все выше приведенные утверждения, смоделируем гистограмму  $\pi_A(g)$  соответствующую серому уровню  $g$  изображения  $A$ , определенной в [8]

$$\pi_A(g) = (1 - \mu_A(g)) \frac{|\tilde{h}_A^c(g) - \tilde{h}_A^f(g)|}{\max \{|\tilde{h}_A^c(g) - \tilde{h}_A^f(g)|\}}, \quad (6)$$

Легко увидеть что степень четкости вычисленная по (4) удовлетворяет условиям, описанным в (5). ИНМ в союзе с изображением  $A$  определяют компоненты принадлежности и четкости (6) и (7) соответственно.

Размытость изображения - это мера серости двусмысленности, связанная с пикселями изображения. Иногда требуется несколько раз уменьшить количество размытости присутствующее в изображении, в целях повышения контрастности между яркой и темной областью. Алгоритм контрастного усиления, основанный на минимизации нечеткости был предложен в [8].

$$\mu_{\tilde{A}}(g) = \left( 1 + \frac{g_{\max} - g}{F_d} \right)^{-F_e},$$

где  $g_{\max}$  обозначает максимально серый уровень желаемого, и  $F_e$ ,  $F_d$  являются экспоненциальным и деноминационным фаззификаторами соответственно, которые контролируют неопределенность в нечетких плоскостях. Фаззификатор  $F_d$  можно определить как

$$F_d = \frac{g_{\max} - g}{\left( \frac{1}{2} \right)^{\frac{-1}{F_e}} - 1}.$$

Модификация принадлежности значений осуществляется с помощью оператора интенсификации [9] в следующем виде

$$T_1(\mu_{\tilde{A}}(g)) = \begin{cases} 2(\mu_{\tilde{A}}(g))^2 & \text{если } 0 \leq \mu_{\tilde{A}}(g) \leq \frac{1}{2} \\ 1 - 2(1 - \mu_{\tilde{A}}(g))^2 & \text{если } \frac{1}{2} \leq \mu_{\tilde{A}}(g) \leq 1 \end{cases}$$

Последовательные применения оператора интенсификации  $T$  возможно, по следующей схеме

$$T_r(\mu_{\tilde{A}}(g)) = T_1\{T_{r-1}(\mu_{\tilde{A}}(g))\},$$

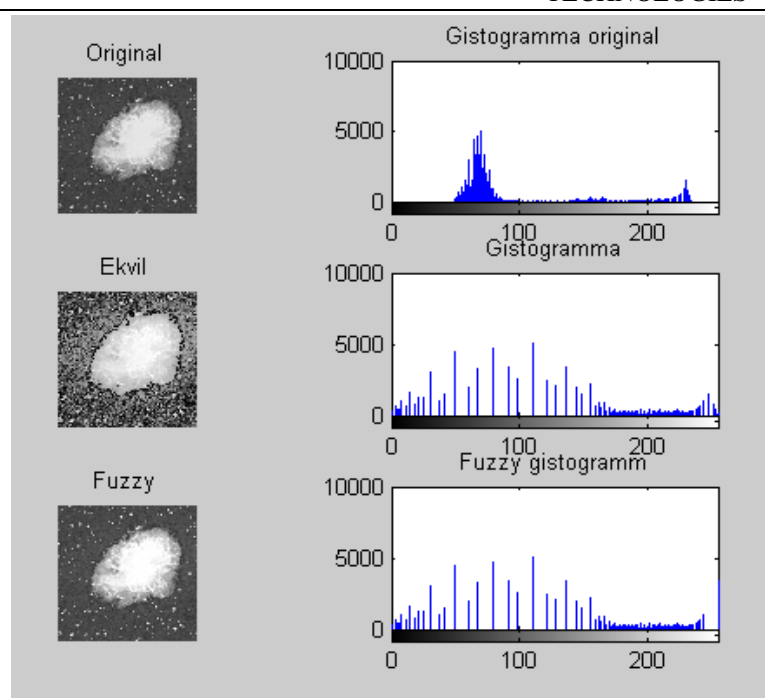
где  $r = 1, 2, \dots$ , индекс результата дальнейшего уменьшения размытости изображения. В предельном случае  $r \rightarrow \infty$ ,  $T_r$  производит двухуровневые (бинарные) изображения.

После модификации значений принадлежности, дефаззификация выполняется в следующем виде

$$g' = \begin{cases} 0 & \text{если } \bar{g}' < 0, \\ \bar{g}' & \text{если } 0 \leq \bar{g}' \leq 255, \\ 255 & \text{если } \bar{g}' > 255, \end{cases}$$

где  $g'$  - новый серый уровень и  $\bar{g}'$  получается из обратной функции принадлежности как

$$\bar{g}' = g_{\max} - F_d \left( (\mu'_{\tilde{A}}(g))^{\frac{-1}{F_e}} - 1 \right).$$



На рисунке внизу приведены результаты работы рассмотренных алгоритмов [10].

**Заключение.** Таким образом, концепция нечеткой обработки и идентификации изображений предполагает использование подходов проблемно-ориентированной предварительной обработки, сохраняющей информационные признаки объектов. Она позволяет упростить и ускорить процесс обучения и выделения (идентификации) объекта на изображении для нечеткой обработки за счет использования информации об иерархии признаков, что сокращает затраты времени на обработку.

#### References:

- [1]. G.Wyszecki, W.S.Stiles, Color Science. Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae, Second Edition, John Wiley & Sons, 2000.
- [2]. Praxov A.A. Blender. 3D-modelirovanie i animatsiya. Rukovodstvo dlya nachinayushix — SPb.: BXV-Peterburg, 2009. — V, 266 s.: il.+ 1 elektron.opt. disk (CD-ROM) .
- [3]. ICC.1:2004-10, Imagetechnologycolourmanagement - Architecture, profileformat, anddatastructures, InternationalColorConsortium. <http://www.color.org>.
- [4]. Face Detection: Henry Chang and Ulises Robles <http://www-csstudents.stanford.edu/~robles/ee368/main.html>.
- [5]. Eyndjel, Edvard. Interaktivnaya kompyuternaya grafika. Vvod v OpenGL / 2-e izd. — M. : Izdatelskiy dom "Vilyams", 2001.
- [6]. Luca A.D. and Termini S. A definition of a nonprobabilistic entropy in the setting of fuzzy sets theory. Inf. Control, vol. 20, pp. 301–312, 1972.
- [8]. Szmidi E. and Kacprzyk J. Entropy for intuitionistic fuzzy sets. Fuzzy Sets Syst., vol. 118, pp. 467–477, 2001.
- [9]. Pal S.K. and King R.A. Image enhancement using smoothing with fuzzy sets. IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol. 11, pp. 495–501, 1981.
- [10]. Muxamedieva D.T., Saliev E.A., Ataxanov M.X. Algoritm lineynogo povsheniya kontrasta izobrazeniya pri nechetkoy isxodnoy informatsii. Problemi vichislitelnoy i prikladnoy matematiki. – Tashkent. 2015. №1(1). – S. 102-105.

#### Список литературы

- [1]. G.Wyszecki, W.S.Stiles, Color Science. Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae, Second Edition, John Wiley & Sons, 2000.
- [2]. Прахов А.А. Blender. 3D-моделирование и анимация. Руководство для начинающих — СПб.: БХВ-Петербург, 2009. — V, 266 с.: ил.+ 1 электрон.опт. диск (CD-ROM) .
- [3]. ICC.1:2004-10, Imagetechnologycolourmanagement - Architecture, profileformat, anddatastructures, InternationalColorConsortium. <http://www.color.org>.
- [4]. Face Detection: Henry Chang and Ulises Robles <http://www-csstudents.stanford.edu/~robles/ee368/main.html>.
- [5]. Эйнджел, Эдвард. Интерактивная компьютерная графика. Ввод в OpenGL / 2-е изд. — М. : Издательский дом "Вильямс", 2001.
- [6]. Luca A.D. and Termini S. A definition of a nonprobabilistic entropy in the setting of fuzzy sets theory. Inf. Control, vol. 20, pp. 301–312, 1972.
- [8]. Szmidi E. and Kacprzyk J. Entropy for intuitionistic fuzzy sets. Fuzzy Sets Syst., vol. 118, pp. 467–477, 2001.
- [9]. Pal S.K. and King R.A. Image enhancement using smoothing with fuzzy sets. IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol. 11, pp. 495–501, 1981.
- [10]. Мухамедиева Д.Т., Салиев Э.А., Атаханов М.Х. Алгоритм линейного повышения контраста изображения при нечеткой исходной информации. Проблемы вычислительной и прикладной математики. – Ташкент. 2015. №1(1). –С. 102-105.