

М.В. БОБЫРЬ, А.Е. АРХИПОВ, С.В. ГОРБАЧЕВ, Ц. ЦАО, С.Б. БХАТТАЧАРЬЯ
**НЕЧЕТКО-ЛОГИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ В ЗАДАЧЕ
ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ГРАНИЦ ОБЪЕКТОВ**

Бобырь М.В., Архипов А.Е., Горбачев С.В., Цао Ц., Бхаттачарья С.Б. **Нечетко-логические подходы в задаче детектирования границ объектов.**

Аннотация. Рассматривается задача уменьшения вычислительной сложности методов выделения контуров на изображениях. Решение поставленной задачи достигается модификацией детектора Канни двумя нечетко-логическими методами, позволяющими сократить число проходов по исходному изображению: в-первом случае, путем исключения двух проходов, связанных с определением наличия соседства претендующего на границу пикселя со смежными в рамке размером 3×3 , а во-втором случае, исключением операции определения угла направления градиента путем формирования данной величины комбинацией нечетких правил. Целью работы является повышение производительности вычислительных операций в процессе детектирования границ объектов путем уменьшения числа проходов по исходному изображению. Интеллектуализация процесса детектирования границ осуществляется частичным повтором вычислительных операций, используемых в детекторе Канни, с дальнейшей заменой наиболее сложных вычислительных процедур. В предлагаемых методах после определения величины градиента и угла его направления осуществляется фазификация восьми входных переменных, в качестве которых используется разность градиентов между центральной и смежными ячейками в рамке размером 3×3 . Затем строится база нечетких правил. В первом методе в зависимости от угла направления градиента используются четыре нечетких правила и исключается один проход. Во втором методе шестнадцать нечетких правил сами задают угол направления градиента, при этом исключается два прохода вдоль изображения. Разность градиентов между центральной ячейкой и смежными ячейками позволяет учитывать форму распределения градиента. Затем на основе метода центра тяжести осуществляется дефазификация результирующей переменной. Дальнейшее использование нечетких α -срезов позволяет осуществить бинаризацию результирующего изображения с выделением на нем границ объектов. Для оценивания вычислительной скорости работы предложенных нечетких методов детектирования границ в среде Microsoft Visual Studio было разработано программное обеспечение. Представленные экспериментальные результаты показали, что уровень шума зависит от величины α -среза и параметров меток трапецевидных функций принадлежности. Ограничением двух методов является использование кусочно-линейных функций принадлежности. Экспериментальные исследования работоспособности предложенных методов детектирования контуров показали, что время первого нечеткого метода на 18% быстрее по сравнению с детектором Канни и на 2% по отношению ко второму нечеткому методу. Однако при визуальной оценке установлено, что второй нечеткий метод лучше определяет границы объектов.

Ключевые слова: нечёткая логика, детектор Канни, выделение границ, оператор Собеля, центр тяжести.

1. Введение. Границы объектов на цифровых изображениях предоставляют важную информацию, необходимую для анализа и дальнейших интерпретаций, таких как процедур как сегментация, распознавание лиц, распознавание объектов, отслеживание, поиск изб-

ражений или стереозрение и т.д. [1, 2]. Чтобы извлечь контур объекта на изображении необходимо получить полную информацию о границах, поэтому обнаружение границ является неотъемлемой частью обработки изображения [3]. При этом интенсивность изменения градиента на изображении позволяет оценивать внезапные изменения яркости на изображении и тем самым детектировать границы на нем. Обнаружение границ включает в себя ряд вычислительных процедур, например, вычисление производной функции интенсивности изображения в заданном местоположении пикселя. Если величина производной функции интенсивности изображения относительно высока, то пиксель классифицируется как краевой пиксель. Важным свойством такого подхода обнаружения границ является способность выделять точную грань границы с хорошей ориентацией на рассматриваемом изображении.

За последние два десятилетия было опубликовано много статей по обнаружению границ. Существует достаточное число подходов и способов обнаружения границ. Большинство из них базируются на процедуре вычисления величины градиента пикселя в качестве меры обнаружения интенсивности границ [4]. Другие методы обнаружения границ, такие как, фильтрация Прюитта, лапласианская фильтрация Гаусса, операторы на основе моментов, оператор Шена и Кастанана, детектор Канни и Де-Риша, [5], фильтрация Собеля [6] используют различные оценки дискретного приближения производной функции. Но некоторые общие проблемы этих методов заключаются в большом объеме вычислений чувствительности к шуму. Один из подходов для обнаружения границ представлен в статье [7]. Некоторые детекторы, основанные на оптимизации, представлены в научных работах [8, 9]. Использование статистических методов для детектирования границ проиллюстрировано в статье [10]. Другие интеллектуальные подходы такие как, генетические алгоритмы [11], радиально-базисные нейронные сети [12], байесовский подход [13], алгоритмы, основанные на остаточном анализе [14] и ортогональных проекциях [15], также широко применяются в задачах выделения контуров на изображениях. Некоторые авторы пытались изучить влияние шума на изображениях на производительность краевых детекторов [16], предлагая детектор границ, в котором пороговое значение выполняется с использованием статистических принципов.

В исследовательской статье [17] рассматривается метод построения обнаружения границ на основе клеточного автомата с использованием нечеткой эвристической функции, который приводит к лучшей

производительности для некоторых линейных правил и подходящих параметров, на основе метода оптимизации роя частиц.

В научной статье [18] описана стратегия выявления границ опухоли головного мозга на МРТ-изображениях пациента. Метод включает в себя некоторые функции шумоподавления, улучшения баланса контраста (BCET) и кластеризации Fuzzy c-Means (FCM). Для обнаружения тонких границ применялся детектор Канни, что обеспечивает некоторую устойчивость к шуму.

Путем экспериментального сравнения различных методов обнаружения границ цифрового изображения, можно сделать вывод, что точность сегментации описанных методов в ряде случаев остается недостаточно высокой относительно экспертных оценок.

Алгоритм Канни хорошо известен как оптимальный метод обнаружения границ. Он работает по трем основным принципам: низкий уровень ошибок, хорошая локализация граничных точек и четкий ответ на наличие границы. Чтобы улучшить старые методы обнаружения границ, Канни предложил в своем алгоритме два новых подхода: немаксимальное подавление и двойное определение порога для выбора граничных точек. Из-за плохого освещения границы областей на изображении могут стать расплывчатыми, создавая неточности в градиентном изображении. Однако эти два порога, используемые для сегментации градиентного изображения, устанавливаются экспериментально для каждого изображения.

Метод адаптивного обнаружения границ, основанный на операторе Канни, был представлен в работе [19]. Для определения пороговых значений в нем использовался метод пороговой обработки Оцу. В статье [20] авторы предложили метод обнаружения границ, основанный на нечетких рассуждениях, учитывающих зрительные характеристики человека. Сяо и др. в научном исследовании [21] предложили улучшенную версию детектора границ Канни, специально разработанную для изображений, искаженных Гауссовским шумом. В научном исследовании [22] детектор краев Канни использовался для сегментации медицинских изображений.

Многие авторы использовали различные модификации этого метода. В [23] предложен алгоритм, основанный на концепции нечетких множеств типа 2 с целью обработки неопределенностей, который автоматически выбирает пороговые значения, необходимые для сегментации градиентного изображения.

Гибридизация методов детектирования границ на МРТ-изображениях представлена Shah в его научной статье [24]. Еще одним

примером модификации метода является преобразование Шерлета с цветовым кодированием [25].

Современные алгоритмы, основанные на обучении, обнаруживают границы с помощью контролируемых моделей и созданных вручную функций. Например, Д. Ну и др. [26] используют иерархическую модель для поиска многомасштабных объектов, объединенных закрытым условным случайным полем. Ж. Не и др. [27, 28] предлагают структуру двунаправленной каскадной сети (BDCN) для обнаружения ребер в разных масштабах. Они обучают сеть, используя другие помеченные ребра для каждого масштаба.

Новейшие алгоритмы обнаружения границ, основанные на глубоком обучении [29-37], фокусируются на точном обнаружении границ объектов, которые могут предоставлять семантические подсказки для дальнейшей обработки, такие как обнаружение объектов, сегментация и отслеживание [38-46].

Из-за плохого освещения, низкого качества изображения или других возможных факторов граница между различными областями изображения может быть нечеткой. Это делает большинство граничных точек неопределенными, что приводит к неправильному определению границ существующими методами. Таким образом, разработка методов обнаружения границ изображений, особенно с разрывами [47], является актуальной задачей.

Согласно [48], степень нечеткости изображения является одним из ключевых факторов, влияющих на производительность определения пороговых значений сегментации изображения. Очевидно, неопределенность, присутствующая в изображении, делает неопределенным и его градиентное изображение. В таких случаях процесс выбора пороговых значений из гистограммы градиентного изображения для обнаружения границ становится затруднительным, что требует разработки новой модели детектора выделения границ, основанной на нечеткой логике [49-54].

2. Цель исследования. Описанные выше методы базируются на определении изменения градиентов пикселей и выполняются за довольно продолжительное время, что вызвано выполнением большого количества последовательных процедур, необходимых для поиска границ. В то же время методы, базирующиеся на вейвлет-преобразованиях и нейронных сетях с обучением, хоть и дают лучшие результаты, требуют для своей реализации специальные вычислительные устройства, в которых при увеличении количества входных переменных возможно возникновение ошибки «проклятие размерности».

Таким образом, в представленной работе решается задача поиска границ, ограничивающих области одного цвета, за два этапа. На первом этапе частично используются операции детектора Канни. На втором этапе в первой модификации используется набор из четырех нечетких правил для каждого направления угла градиента, которые позволяют с использованием метода центра тяжести осуществить детектирование контуров на изображениях. Во второй модификации расчет угла градиента не требуется, так как разработанная структура базы знаний, состоящая из шестнадцати нечетких правил, самостоятельно формирует углы распределения градиента. И также с помощью центра тяжести осуществляется выделение границ. При этом в первой модификации по сравнению с детектором Канни исключаются два прохода по изображению, во второй модификации три прохода.

Целью исследования является уменьшение времени детектирования границ объектов на фото- видеоизображениях, за счет уменьшения вычислительной сложности применяемых методов, при сохранении качества детектированных границ. При этом экспериментальная оценка включает среднюю оценку времени выделения контуров по ста изображениям. Для качества выделения границ использовалась метрика Прэтта.

3. Метод детектирования границ Канни. Детектор Канни состоит из следующих вычислительных операций.

Шаг 1. Преобразование пикселей в градации серого. В ходе этой операции значение интенсивности каждого пикселя определяется следующей формулой [55]

$$I_{x,y} = 0,299R_{x,y} + 0,587G_{x,y} + 0,114B_{x,y}, \quad (1)$$

где $I_{x,y}$ – интенсивность яркости градации серого в пикселе ($I_{x,y} \in [0, 255]$) с координатами вдоль оси абсцисс ($x=1\dots w$) и вдоль оси ординат ($y=1\dots h$); w – ширина изображения в пикселях; h – высота изображения в пикселях; R – значение интенсивности красного цвета в пикселе; G – значение интенсивности зелёного цвета в пикселе; B – значение интенсивности синего цвета в пикселе.

Шаг 2. Сглаживание. Размытие изображения фильтром Гаусса, преобразованного в градации серого, с целью удаления шума вычисляется путем поэлементного умножения элементов $I_{x,y}$ матрицы I , и элементов $H_{x,y}$ матрицы Гаусса H с размером окна 5×5 :

$$K_{x,y} = \sum_{x=-2}^2 \sum_{y=-2}^2 \frac{1}{b} H_{x,y} I_{x,y}, \quad (2)$$

где $K_{x,y}$ – элементы значений интенсивности для каждого пикселя после сглаживания; b – коэффициент нормировки, равен сумме элементов матрицы H ($b=159$); H – матрица Гаусса

$$H = \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix}.$$

Шаг 3. Поиск градиента. На данной операции вычисляются приближенные значения градиента яркости изображения по всему изображению путем свертки изображения целочисленными матрицами в вертикальном и горизонтальном направлениях по формулам [56]:

$$GX_{x,y} = \sum_{y=-1}^1 \sum_{x=-1}^1 Ver_{x,y} K_{x,y}, \quad (3)$$

$$GY_{x,y} = \sum_{y=-1}^1 \sum_{x=-1}^1 Gor_{x,y} K_{x,y}, \quad (4)$$

где $Ver_{x,y}$, $Gor_{x,y}$ элементы вертикальной Ver и горизонтальной Gor матриц Собеля, соответственно:

$$Ver = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad Gor = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

После операции свертки изображения осуществляется расчет градиента для каждого пикселя по формуле [57]:

$$G_{x,y} = \sqrt{GX_{x,y}^2 + GY_{x,y}^2}, \quad (5)$$

Шаг 4. Определение угла направления градиента, который после округления принимает только четыре значения 0° , 45° , 90° и 135° градусов.

$$\Theta_{x,y} = \text{round} \left(\text{atan} \left(\frac{GY_{x,y}}{GX_{x,y}} \right) \right), \quad (6)$$

где *round* – функция округления результата $\Theta_{x,y}$ до целого; *atan* – функция определения арктангенса отношения градиентов.

Шаг 5. Подавление немаксимумов. В зависимости от значения угла направления градиента осуществляется проверка значений градиентов в смежных ячейках рамки 3×3 относительно её центральной точки:

Правило 1. Если $\Theta = 0^\circ$ (направление \uparrow). Центральная ячейка является границей, если её градиент больше, чем у верхней и нижней ячеек:

$$\text{edge}_{x,y} = \begin{cases} 1, & \text{если } (G_{x,y} > G_{x,y-1}) \& (G_{x,y} > G_{x,y+1}) \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}. \quad (7)$$

Правило 2. Если $\Theta = 45^\circ$ (направление \nearrow). Центральная ячейка является границей, если её градиент больше, чем у верхней левой и нижней правой ячеек:

$$\text{edge}_{x,y} = \begin{cases} 1, & \text{если } (G_{x,y} > G_{x-1,y-1}) \& (G_{x,y} > G_{x+1,y+1}) \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}. \quad (8)$$

Правило 3. Если $\Theta = 90^\circ$ (направление \rightarrow). Центральная ячейка является границей, если её градиент больше, чем у левой и правой ячеек:

$$\text{edge}_{x,y} = \begin{cases} 1, & \text{если } (G_{x,y} > G_{x-1,y}) \& (G_{x,y} > G_{x+1,y}) \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}. \quad (9)$$

Правило 4. Если $\Theta = 135^\circ$ (направление \searrow). Центральная ячейка является границей, если её градиент больше, чем у нижней левой и верхней правой ячеек:

$$edge_{x,y} = \begin{cases} 1, & \text{если } (G_{x,y} > G_{x-1,y+1}) \& (G_{x,y} > G_{x+1,y-1}) \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}. \quad (10)$$

Поясним на примере операцию подавления немаксимумов. На рисунках 1 и 2 представлена рамка размером 5×5 со значениями градиента в каждой ячейке и графическим обозначением его угла. Почти все пиксели имеют угол наклона градиента равный 0° . Следовательно, наличие границы в этой точке определяется в зависимости от величины градиента в ячейках, расположенных сверху ($G_{x,y-1}=5$) и снизу ($G_{x,y+1}=2$) относительно центральной ($G_{x,y}=6$). Значение градиента в центральной ячейке больше смежных. Следовательно, данный пиксель является границей. На рисунке 2 красным шрифтом выделены пиксели, являющиеся границей.

3 ↑	2 ↖	2 ↑	2 ↖	2 ↖
4 ↑	3 ↑	5 ↑	7 ↑	7 ↑
6 ↑	7 ↑	6 ↑	4 ↑	5 ↑
4 ↑	5 ↑	2 ↑	3 ↑	4 ↑
2 ↗	3 ↗	2 ↗	1 ↗	1 ↗

Рис. 1. До операции подавления немаксимумов

0	0	0	0	0
0	0	0	1	1
1	1	1	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0

Рис. 2. После операции подавления немаксимумов

Шаг 6. Пороговая фильтрация. На этой операции в зависимости от пороговых значений для каждого пикселя уточняется, является ли он границей на изображении или нет. В зависимости от условия формулы (11) принимается решение о достоверности границы:

$$edge'_{x,y} = \begin{cases} 1, & \text{если } G_{x,y} > G_{\max} \cdot T_h \\ 0.5, & \text{если } (G_{x,y} < G_{\max} \cdot T_h) \& (G_{x,y} > G_{\max} \cdot T_l) \\ 0, & \text{если } G_{x,y} < G_{\max} \cdot T_l \end{cases}, \quad (11)$$

где T_h, T_l – пороговые значения; $G_{\max} = \max_{x=1..w, y=1..h} (G_{x,y})$, – максимальное значение градиента в изображении размером $w \times h$.

Второе условие формулы (11), при котором значение градиента находится в диапазоне между двумя порогами, уточняется на седьмом шаге, для которого требуется дополнительный проход вдоль изображения.

Шаг 7. Уточнение промежуточной границы. На данной операции уточняется значение переменной, вычисленной по формуле (11) в случае, когда $edge'_{x,y} = 0,5$.

$$edge''_{x,y} = \begin{cases} 1, & \text{если } (G_{x-1,y-1} = 1) \parallel (G_{x,y-1} = 1) \parallel (G_{x+1,y-1} = 1) \parallel (G_{x-1,y} = 1) \parallel \\ & \parallel (G_{x+1,y} = 1) \parallel (G_{x-1,y+1} = 1) \parallel (G_{x,y+1} = 1) \parallel (G_{x+1,y+1} = 1), \\ 0 & \text{иначе} \end{cases}, \quad (12)$$

где \parallel – знак, обозначающий операцию логического ИЛИ.

То есть анализируемый пиксель является границей, если он соприкасается с границей по одному из возможных восьми направлений.

Недостатки детектора Канни. Во-первых, определение пороговых значений (шаг 6) является одним из недостатков фильтра Канни, так как при высоком пороге T_h могут игнорироваться слабые края, у которых значения градиентов в смежных точках не особенно отличаются от величины градиента центральной ячейки. При низком пороге T_l может выделяться больше границ, что приводит к появлению дополнительного шума на изображении. Во-вторых, фильтр Канни выделяет границы только в случае, если градиент имеет выпуклую форму (рисунок 3а). Изменение остальных видов границ фильтр Канни не детектирует. Например, на рисунке 3а представлено распределение интенсивностей градаций серого, вычисленных по формуле (1). На рисунке 3б распределение градиентов, определенных по формуле (5), при этом угол направления градиента был вычислен по формуле (6) и составил $\Theta=0^\circ$. Поэтому по формуле (7) осуществляется сравнение значений градиентов центральной ячейки ($G_{x,y}=209$) с верхней ($G_{x,y-1}=200$) и нижней ($G_{x,y+1}=36$) относительно неё. Так как значение градиента в центральной ячейке, больше чем в смежных, то центральная ячейка детектируется как граница (рисунок 3в). Однако, при незначительных изменениях значений градаций серого (рисунок 3г) в четвертой строке происходит изменение величин градиентов (рисунок 3д). Далее с учетом уравнения (7) делается вывод, что центральная ячейка не является границей (рисунок 3е). Хотя в действительности в данной точке граница существует. То есть фильтр Канни слабо детектирует распределение выпуклой формы реальных границ объектов на

изображении. Вогнутая форма также плохо детектируется фильтром Канни.

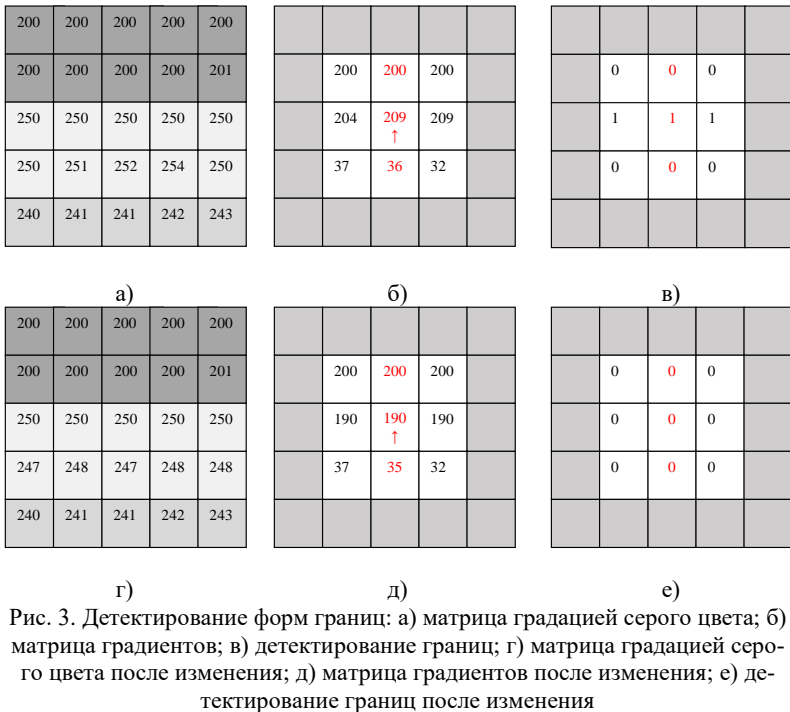


Рис. 3. Детектирование форм границ: а) матрица градаций серого цвета; б) матрица градиентов; в) детектирование границ; г) матрица градаций серого цвета после изменения; д) матрица градиентов после изменения; е) детектирование границ после изменения

В-третьих, для реализации алгоритма Канни для шестого и седьмого шагов требуется два дополнительных прохода по изображению, что снижает его производительность.

4. Нечетко-логические методы детектирования границ. Рассмотрим нечетко-логические методы детектирования границ, основанные на модификации фильтра Канни.

4.1. Метод 1. Нечетко-логический подход детектирования границ с учетом угла направления градиента.

Шаг 1. Повторение вычислений, аналогичных детектору Канни с 1 по 4 шаги.

Шаг 2. Фаззификация входных и выходной переменных.

Для формирования входных переменных используется разность градиентов смежных ячеек относительно центральной (рисунок 4).

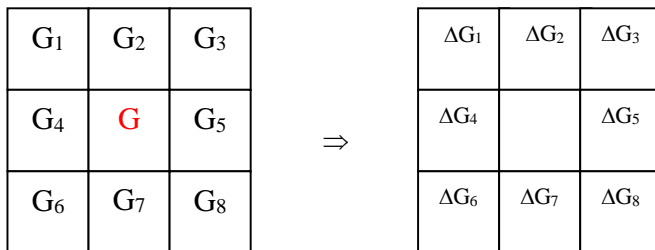


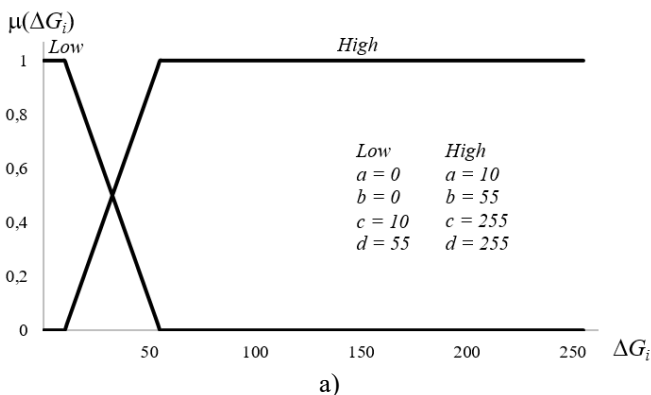
Рис. 4. Разность градиентов относительно центральной ячейки и их обозначение

Тогда входными параметрами являются восемь переменных, определяющих разность между градиентом центральной ячейки с её смежными восьмью ячейками, определяемых по формуле:

$$\Delta G_i = G - G_i, \quad (13)$$

где $i = 1 \dots 8$ – номер ячейки относительно центральной (рисунок 4).

Пусть функции принадлежности имеют трапециевидный вид и задаются четырьмя параметрами. Графики входных и выходной функций принадлежности и псевдокод вычисления степеней функций принадлежности представлен на рисунке 5 и Листинге 1, соответственно.



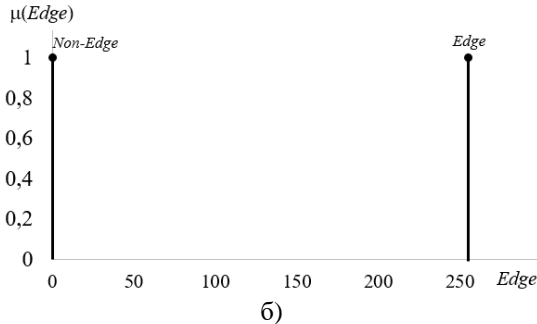


Рис. 5. Фаззификация: а) график входных функций принадлежности; б) график выходной функции принадлежности

Procedure Degrees_of_Membership_Function

Input: ΔG_i , a , b , c , d – параметры трапецевидной функции принадлежности (рисунок 5а)

Output: $\mu(\Delta G_i)$ – степень функции принадлежности ($i=1\dots 8$)

Begin

If ($\Delta G_i \geq a$ && $\Delta G_i \leq b$)

Return $(\Delta G_i - a) / (b - a)$;

Else If ($\Delta G_i \geq b$ && $\Delta G_i \leq c$)

Return 1;

Else If ($\Delta G_i \geq c$ && $\Delta G_i \leq d$)

Return $(d - \Delta G_i) / (d - c)$;

Else

Return 0;

End

Листинг 1. Расчет степеней функций принадлежности

В ходе выполнения данного шага рассчитываются восемь значений степеней функций принадлежности.

Выходная функция принадлежности задается двумя синглтонными (одноэлементными) функциями принадлежности с термами $\mu(\text{Out}) = \{\text{Edge}(255), \text{Non-edge}(0)\}$ (рисунок 5б).

Шаг 3. Формирование базы нечетких правил.

Правила нечеткой базы формируются в зависимости от направления угла градиента, рассчитанного по формуле (6), которая для упрощения расчета была трансформирована в формулу (14), позволяющую четко интерпретировать угол направления градиента в зависимости от его возможных выходных значений:

$$\Theta_{x,y} = \text{round} \left(\frac{\text{atan} \left(\frac{GY_{x,y}}{GX_{x,y}} \right)}{\frac{\pi}{4}} \right) \Rightarrow \begin{cases} 0^\circ, & \text{если } \Theta_{x,y} = 4, \Theta_{x,y} = -4, \Theta_{x,y} = 0 \\ 45^\circ, & \text{если } \Theta_{x,y} = 1, \Theta_{x,y} = -3 \\ 90^\circ, & \text{если } \Theta_{x,y} = 2, \Theta_{x,y} = -2 \\ 135^\circ, & \text{если } \Theta_{x,y} = -1, \Theta_{x,y} = 3 \end{cases} \quad (14)$$

Нечеткие правила сведены в таблицу 1.

Таблица 1. База нечетких правил для метода 1

Rule	$\Theta_{x,y}$	$\mu(\Delta G_1)$	$\mu(\Delta G_2)$	$\mu(\Delta G_3)$	$\mu(\Delta G_4)$	$\mu(\Delta G_5)$	$\mu(\Delta G_6)$	$\mu(\Delta G_7)$	$\mu(\Delta G_8)$	Out
R_1	0°		Low					High		Edge
R_2			High					Low		Edge
R_3			High					High		Edge
R_1	45°	Low							High	Edge
R_2		High							Low	Edge
R_3		High							High	Edge
R_1	90°				Low	High				Edge
R_2					High	Low				Edge
R_3					High	High				Edge
R_1	135°			Low			High			Edge
R_2				High			Low			Edge
R_3				High			High			Edge

Для нахождения значений степеней нечетких правил с учетом данных, представленных в таблице 1, используется операция нечеткого минимума:

$$R_i = \min [\mu(\Delta G_i), \mu(\Delta G_j)]. \quad (15)$$

Шаг 4. Дефазификация четкого значения. На этом шаге осуществляется дефазификация и бинаризация выходного изображения с помощью нечеткого α -среза и определения на нем границ объектов. Псевдокод данной операции представлен в Листинге 2.

В отличие от детектора Канни данная база правил и использование α -среза позволяет реагировать на различные изменения градиента центральной ячейки относительно смежных ячеек, и тем самым предложенный метод становится более чувствительным к распознаванию

форм (вогнутой и выпуклой) распределения градиентов на исходном изображении.

Procedure Defuzzification_I

Input: R_1, R_2, R_3 – степени нечетких правил

Threshold – пороговое значение (α -срез)

Output: *Out* – бинаризованный код: 1 – есть граница; 0 – нет.

Begin

DeFuzzy = $\max(R_1, R_2, R_3)$;

If (*DeFuzzy* >= *Threshold*)

Return 1;

Else

Return 0;

End

Листинг 2. Процедура дефаззификации и бинаризации выходного изображения по методу 1

Например, на рисунках 3г, 3д, 3е представлена ситуация, когда граница не детектируется. Рассмотрим вычисление проблемной ситуации свойственной детектору Канны на основе предложенного подхода.

1. С учетом процедуры (листинг 1, $\text{Threshold}=0,4$), вычисляется угол направления градиента $\Theta_{x,y} = 0^\circ$ (рисунок 3д). Далее с учетом базы правил таблицы 1 определяются степени принадлежности для второй (ΔG_2) и седьмой (ΔG_7) входных переменных:

$$\begin{array}{ll} \text{Low}\{\mu(\Delta G_2)\} = 1 & \text{Low}\{\mu(\Delta G_7)\} = 0 \\ \text{High}\{\mu(\Delta G_2)\} = 0 & \text{High}\{\mu(\Delta G_7)\} = 1 \end{array}$$

2. Далее осуществляется расчет степеней нечетких правил (таблица 1):

$$\begin{array}{l} R_1 = \min[\text{Low}\{\mu(\Delta G_2)\}, \text{High}\{\mu(\Delta G_7)\}] = \min[1, 1] = 1, \\ R_2 = \min[\text{High}\{\mu(\Delta G_2)\}, \text{Low}\{\mu(\Delta G_7)\}] = \min[0, 0] = 0, \\ R_3 = \min[\text{High}\{\mu(\Delta G_2)\}, \text{High}\{\mu(\Delta G_7)\}] = \min[0, 1] = 0. \end{array}$$

3. На шаге дефаззификации, используя процедуру (листинг 2), детектируется граница для центральной ячейки:

$$\begin{array}{l} \text{DeFuzzy} = \max(R_1, R_2, R_3) = \max(1, 0, 0) = 1, \\ \text{Out} = 1, \text{ так как } \text{DeFuzzy} > \text{Threshold}. \end{array}$$

Таким образом, становится возможно определение различных форм (вогнутая или выпуклая) распределения градиента относительно центральной ячейки.

4.2. Метод 2. Нечетко-логический подход детектирования границ без учета угла направления градиента.

Шаг 1. Повторение вычислений, аналогичных детектору Канни, с 1 по 3 шаги.

Шаг 2. Фаззификация входных и выходной переменных. Данная операция осуществляется аналогично Шагу 2 Метода 1.

Шаг 3. Формирование базы нечетких правил.

На данном шаге задается база нечетких правил, состоящая из шестнадцати комбинаций величин разности градиента относительно центральной ячейки. В процессе обработки данных осуществляется сопоставление противоположных величин разности градиента относительно центральной ячейки, что позволяет не использовать расчет угла направления градиента, так как он фактически задается структурой нечетких правил. При этом данная структура правил так же, как и в методе 1 позволяет реагировать на любое изменение градиента относительно центральной ячейки. Поэтому данный подход также чувствителен к различению форм распределения градиента исходного изображения.

Таблица 2. База нечетких правил для метода 2

Rule	$\mu(\Delta G_1)$	$\mu(\Delta G_2)$	$\mu(\Delta G_3)$	$\mu(\Delta G_4)$	$\mu(\Delta G_5)$	$\mu(\Delta G_6)$	$\mu(\Delta G_7)$	$\mu(\Delta G_8)$	Out
R ₁	High	High						Low	Edge
R ₂	High			High				Low	Edge
R ₃		High	High					Low	Edge
R ₄				High		High		Low	Edge
R ₅	High	High					Low		Edge
R ₆	High			High			Low		Edge
R ₇		High	High				Low		Edge
R ₈				High		High	Low		Edge
R ₉	High	High			Low				Edge
R ₁₀	High			High	Low				Edge
R ₁₁		High	High		Low				Edge
R ₁₂				High	Low	High			Edge
R ₁₃			Low			High	High		Edge
R ₁₄			Low				High	High	Edge
R ₁₅	High		Low	High					Edge
R ₁₆			Low	High		High			Edge

Для нахождения значений степеней нечетких правил с учетом данных, представленных в таблице 2, используется операция нечеткого минимума:

$$R_{i=1...16} = \min[\mu(\Delta G_i), \mu(\Delta G_i), \mu(\Delta G_i)]. \quad (16)$$

Шаг 4. Дефаззификация четкого значения. На этом шаге с учетом комбинации модели дефаззификации центра тяжести и модели нечеткого α -среза осуществляется бинаризация выходного изображения и определение на нем границ объектов. Операция производится по процедуре, представленной в Листинге 3.

Procedure Defuzzification_II

Input: $R_1, R_2, R_3, R_4, R_5, R_6, R_7, R_8, R_9, R_{10}, R_{11}, R_{12}, R_{13}, R_{14}, R_{15}, R_{16}$ - степени нечетких правил

Threshold – пороговое значение (α -срез)

Output: *Out* – бинаризованный код: 1 – есть граница; 0 – нет.

Begin

$DeFuzzy = (\sum_{i=1...16} R_i \cdot \mu(Edge)) / \sum_{i=1...16} R_i$

If ($DeFuzzy >= Threshold$)

Return 1;

Else

Return 0;

End

Листинг 3. Процедура дефаззификации и бинаризации выходного изображения по методу 2

Как и в предыдущем случае, на основе предложенного подхода рассмотрим вычисление проблемной ситуации, свойственной детектору Канны (рисунок 3д).

1. С учетом процедуры (листинг 1) вычисляются степени принадлежности для восьми входных переменных (таблица 3):

Таблица 3. Степени принадлежности входных переменных

$Low\{\mu(\Delta G_1)\}=1$	$Low\{\mu(\Delta G_5)\}=1$	$High\{\mu(\Delta G_1)\}=0$	$High\{\mu(\Delta G_5)\}=0$
$Low\{\mu(\Delta G_2)\}=1$	$Low\{\mu(\Delta G_6)\}=0$	$High\{\mu(\Delta G_2)\}=0$	$High\{\mu(\Delta G_6)\}=0$
$Low\{\mu(\Delta G_3)\}=1$	$Low\{\mu(\Delta G_7)\}=0$	$High\{\mu(\Delta G_3)\}=0$	$High\{\mu(\Delta G_7)\}=0$
$Low\{\mu(\Delta G_4)\}=1$	$Low\{\mu(\Delta G_8)\}=0$	$High\{\mu(\Delta G_4)\}=0$	$High\{\mu(\Delta G_8)\}=0$

2. После расчета степеней функций принадлежности вычисляются значения степеней нечетких правил (таблица 2):

$$R_1 = \min[\text{High}\{\mu(\Delta G_1)\}, \text{High}\{\mu(\Delta G_2)\}, \text{Low}\{\mu(\Delta G_3)\}] = \min[0, 0, 0] = 0, \\ R_2 = \min[0, 0, 0] = 0, \quad R_3 = \min[0, 0, 0] = 0, \quad R_4 = \min[0, 1, 0] = 0, \quad R_5 = \min[0, 0, 0] = 0, \\ R_6 = \min[0, 0, 0] = 0, \quad R_7 = \min[0, 0, 0] = 0, \quad R_8 = \min[0, 1, 0] = 0, \quad R_9 = \min[0, 0, 1] = 0, \\ R_{10} = \min[0, 0, 1] = 0, \quad R_{11} = \min[0, 0, 1] = 0, \quad R_{12} = \min[0, 1, 1] = 0, \quad R_{13} = \min[1, 1, 1] = 1, \\ R_{14} = \min[1, 1, 1] = 1, \quad R_{15} = \min[0, 1, 0] = 0, \quad R_{16} = \min[1, 0, 1] = 0.$$

3. На шаге дефаззификации, используя процедуру (листинг 3), детектируется граница для центральной ячейки:

$$\text{DeFuzzy} = 255, \\ \text{Out} = 1, \text{ так как } \text{DeFuzzy} > \text{Threshold}.$$

Таким образом, данный метод также позволяет определять различные формы распределения градиента относительно центральной ячейки.

5. Экспериментальные результаты. Практическое применение разработанных двух методов детектирования границ на изображениях выполнено в виде комплекса программного обеспечения, реализованного в среде Microsoft Visual Studio 2019 на языке программирования C#. Для проведения эксперимента использовался персональный компьютер Intel(R) Core(TM) i5-8600K CPU 3.60GHz, ОЗУ 16 ГБ, операционная система Win10. В ходе эксперимента определялось время, необходимое для выделения границ на изображениях. Эксперименты повторялись 100 раз для каждой из картинок. Выделения контуров на трех картинках (трактор, машина, процессор) сведены в таблицу 4. В таблице 5 указано время по 100 экспериментам, необходимое для выделения контуров по каждой из картинок. Средневзвешенный показатель IMP рассчитан по трем картинкам для каждого из операторов. Расчет сведен в таблицу 5.

Формула для расчета IMP имеет вид [56]:

$$IMP = \frac{1}{\max(I_I, I_A)} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \alpha \cdot d_i^2}, \quad (17)$$

где I_I, I_A – количество граничных точек в эталонном и полученном в процессе детектирования контуре объекта, соответственно; α – коэффициент, величины штрафа за смещение граничной точки (по умолчанию $\alpha=1/9$);

d_i – расстояние от граничной точки эталонного контура до граничной точки полученного в результате детектирования.

Таблица 4. Детектирование границ на изображении














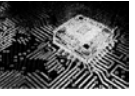
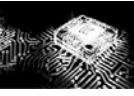
Исходное изображение	Размер	Результат детектирования границ			
		Оператор Собеля	Детектор Канни	Метод 1	Метод 2
	1920 × 1080				
	728 × 410				
	1830 × 1029				

Таблица 5. Анализ производительности вычислительных алгоритмов

Изображение	Оператор Собеля, сек	Детектор Канни, сек	Нечеткий метод 1, сек	Нечеткий метод 2, сек
Трактор	66	84	69	70
Машина	9	17	10	10
Процессор	60	78	63	64
IMP	0,73	0,76	0,79	0,80

В ходе эксперимента, как и предполагалось, установлено, что наилучшее быстродействие детектирования границ имеет оператор Собеля. Но изображения, полученные с помощью данного оператора, представлены в градациях серого, и для дальнейшей бинаризации выделенных контуров необходимы дополнительные вычисления. Наилучшие результаты с точки зрения выделения контуров и снижения времени обработки изображений получены на основе первого нечетко-логического метода. Он в среднем на 18% производительней относительно детектора Канни и на 2% относительного второго нечетко-логического метода выделения контуров. Также в ходе эксперимента было установлено, что при обработке картинок с меньшим разрешением (картинка – машина) первый метод не полностью выделяет границы на объектах. При увеличении разрешения до формата full hd первый метод достаточно хорошо выделяет границы. Так, например, на картинке *процессор* детектор Канни и второй нечеткий метод в верхнем левом углу потеряли часть контуров, в то время как первый нечет-

кий метод смог выделить контуры. Наилучшее выделение контуров было получено с помощью второго нечеткого метода, хотя по времени он проигрывает первому нечетко-логическому подходу, но выигрывает у детектора Канни по быстродействию на 16%. Для повышения точности выделения контуров в ходе эксперимента было установлено, что первый и второй нечеткие методы детектирования границ зависят от параметров трапециевидной функции принадлежности. Для термина *Low* (рисунок 5а) наибольшее влияние оказывает расположение меток *c* и *d*. Для термина *High* (рисунок 5а) наибольшее влияние оказывает расположение меток *a* и *b*. Также количество выделяемых контуров зависит от переменной *Threshold* (листинги 2 и 3) и от структуры нечетких правил (таблицы 1 и 2), которые позволяют детектировать границу в центральной ячейке обрабатываемой рамки изображения 3×3. Установлено, что реакцией на детектирование границ можно управлять изменением структуры нечетких правил. Например, в таблице 1 правило R_2 (при $\Theta_{x,y}=0^\circ$) реагирует только на перепад двух соседних ячеек. Если предположить, что граница имеет большую длину и зависит не от двух, а от трех ячеек, то точность выделения контуров увеличится. В соответствии с этим предположением были модифицированы нечеткие правила, представленные в таблице 1, и сведены в таблицу 6. При этом число нечетких правил было увеличено до шестнадцати.

Таблица 6. База модифицированных нечетких правил по методу 1

Rul e	$\Theta_{x,y}$	$\mu(\Delta G_1)$	$\mu(\Delta G_2)$	$\mu(\Delta G_3)$	$\mu(\Delta G_4)$	$\mu(\Delta G_5)$	$\mu(\Delta G_6)$	$\mu(\Delta G_7)$	$\mu(\Delta G_8)$	Out
R_1	0°	<i>High</i>	<i>High</i>					<i>Low</i>		<i>Edge</i>
R_2		<i>High</i>			<i>High</i>			<i>Low</i>		<i>Edge</i>
R_3			<i>High</i>	<i>High</i>				<i>Low</i>		<i>Edge</i>
R_4				<i>High</i>		<i>High</i>		<i>Low</i>		<i>Edge</i>
R_1	45°	<i>High</i>	<i>High</i>				<i>Low</i>			<i>Edge</i>
R_2			<i>High</i>	<i>High</i>			<i>Low</i>			<i>Edge</i>
R_3				<i>High</i>		<i>High</i>	<i>Low</i>			<i>Edge</i>
R_4						<i>High</i>	<i>Low</i>		<i>High</i>	<i>Edge</i>
R_1	90°	<i>High</i>	<i>High</i>			<i>Low</i>				<i>Edge</i>
R_2		<i>High</i>			<i>High</i>	<i>Low</i>				<i>Edge</i>
R_3					<i>High</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>			<i>Edge</i>
R_4						<i>Low</i>	<i>High</i>	<i>High</i>		<i>Edge</i>
R_1	135°	<i>High</i>	<i>High</i>						<i>Low</i>	<i>Edge</i>
R_2		<i>High</i>			<i>High</i>				<i>Low</i>	<i>Edge</i>
R_3			<i>High</i>	<i>High</i>					<i>Low</i>	<i>Edge</i>
R_4					<i>High</i>		<i>High</i>		<i>Low</i>	<i>Edge</i>

Для нахождения степеней нечетких правил использовалось уравнение (16), а для дефаззификации и бинаризации процедура, представленная в Листинге 3. При имитационном моделировании были изменены значения меток входных трапециевидных функций принадлежности: для терм $Low = \{0, 0, 20, 75\}$; для терма $High = \{20, 75, 255, 255\}$. Переменная $Threshold = 0.01$. Результаты детектирования представлены в таблице 7.

Таблица 7. Детектирование границ после модификации нечетко-логического метода I

Изображение до модификации по методу I	Изображение после модификации по методу I	Изображение по методу II
		

Время детектирования границ составило 10 секунд для обработки 100 картинок, так же, как и без модификации, но качество выделения контуров существенно улучшилось. Таким образом, можно сделать вывод о том, что поставленная цель повышения производительности при детектировании границ достигнута.

6. Заключение. Описаны два нечетко-логических метода детектирования границ на изображениях. Разработка данных методов была обусловлена необходимостью распознавания большего количества границ, так как наиболее оптимальный с точки зрения выделения контуров фильтр Канни имеет ряд систематических ошибок. К одной из таких ошибок относится отсутствие реакции на разные формы изменения градиента. В статье было установлено, что к изменениям выпуклой и вогнутой формы распределения градиента детектор Канни мало чувствителен. Поэтому возникла необходимость компенсации данной ошибки. Для реакции детектора на скорость изменения градиента и формы распределения градиента наиболее лучше подходит нечеткая логика, так как она позволяет с помощью трапециевидных функций принадлежности учитывать изменение скорости градиента, а с помощью нечетких правил задавать угол его распределения. В первом нечетком методе так же, как и в детекторе Канни, используется расчет градиента и угла его направления, в зависимости от значения которых осуществляется выбор четырех нечетких правил, дефаззификация осуществляется на основе метода центра тяжести, бинаризация с ис-

пользование нечеткого α -среза. Во-втором нечетком подходе расчет угла направления градиента не рассчитывается, его направление фактически задают шестнадцать нечетких правил. Высокая производительность представленных методов обуславливается уменьшением количества проходов по исходному изображению, так в детекторе Канни для реализации правил используется три прохода, в предлагаемых методах только один. Математическое обоснование устойчивости и сходимости предложенного метода является дальнейшим направлением нашего научного исследования.

Литература

1. Yuksel M.E. Edge detection in noisy images by neuro-fuzzy processing. AEU – Int J Electron Commun 2007; 61(2, no. 1): 8289. <http://dx.doi.org/10.1016/j.aeue.2006.02.006>.
2. Kang C.C, Wang W.J. A novel edge detection method based on the maximizing objective function. Pattern Recogn 2007; 40(2): 609–18. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2006.03.016>.
3. Lopez-Molina C., De Baets B., Bustince H. Generating fuzzy edge images from gradient magnitudes. Comput Vision Image Understand 2011; 115(11): 1571–80. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cviu.2011.07.003>.
4. Bovik A. Handbook of image and video processing. New York: Academic; 2000.
5. Canny J. A computational approach to edge detection. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 1986; 8(6): 679–98.
6. Sobel E. Camera Models and Machine Perception. Ph.D thesis. Stanford University, Stanford, California; 1970.
7. Chen G, Yang Y.H.H. Edge detection by regularized cubic B-spline fitting. IEEE Trans Syst, Man Cybern 1995; 25: 636–43.
8. Canny J. A computational approach to edge detection. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 1986; PAMI-8: 679–97.
9. Shen J., Castan S. An optimal linear operator for step edge detection. Graph Models Image Process 1992; 54(1): 112–33.
10. deSouza P. Edge detection using sliding statistical tests. Comput Vis, Graph Image Process 1983; 23(1).
11. Bhandarkar S.M., Zhang Y., Potter W.D. An edge detection technique using genetic algorithm based optimization. Pattern Recognit 1994; 27(9): 1159–80.
12. Srinivasan V., Bhatia P., Ong S.H. Edge detection using neural network. Pattern Recognit 1995; 27(12): 1653–62.
13. Chen M.H., Lee D., Pavlidis T. Residual analysis for feature detection. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 1991; 13: 30 – 40.
14. Hebert T.J., Malagre D. Edge detection using a priori model. Int Conf Image Process 1994; 94: 303–7.
15. Mejias A., Romero S., Moreno F. A new algorithm to extract the lines and edges through orthogonal projections. Digital Signal Process. - 2012; 22(1): 147–52.
16. Rakesh R.R., Chaudhuri P., Murthy C.A. Thresholding in edge detection: a statistical approach. IEEE Trans Image Process 2004; 13(7): 927–36. <http://dx.doi.org/10.1109/TIP.2004.828404>.
17. S. Uguz, U. Sahin, F. Sahin. Edge detection with fuzzy cellular automata transition function optimized by PSO. Computers and Electrical Engineering. - 2015; 43. – pp.180–192

18. Alexander Zotin, Konstantin Simonov, Mikhail Kurako, Yousif Hamad, Svetlana Kirillova Edge detection in MRI brain tumor images based on fuzzy C-means clustering. *Procedia Computer Science*. – 2018; 126. – pp. 1261–1270
19. Er-sen L., Shu-long Z., Bao-shan Z., Yong Z., Chao-gui X., Li-hua S. An Adaptive Edge Detection Method Based on The Canny Operator. *IEEE Int. Conf. Environmental Sci. and Inform. Applicat. Technology 2009*; p. 265–269.
20. Cho S.M., Cho J.H. Thresholding for Edge Detection using Fuzzy Reasoning Technique. *IEEE Int. Conf. Computational Sci. Proc. 1994*; p. 1121–1124.
21. Xiao W., Hui X. An Improved Canny Edge Detection Algorithm Based on Predisposal Method for Image Corrupted by Gaussian Noise. *IEEE World Automation Congr. 2010*; p. 113–116.
22. Wang H.R., Yang J.L., Sun H.J., Chen D., Liu X.L. An improved Region Growing Method for Medical Image Selection and Evaluation Based on Canny Edge Detection. *IEEE Int. Conf. Manage. and Service Sci. 2011*; p. 1–4, DOI: 10.1109/ICMSS.2011.5999180.
23. Ranita Biswas, Jaya Sil An Improved Canny Edge Detection Algorithm Based on Type-2 Fuzzy Sets. *Procedia Technology. 2012*; 4. – pp. 820 – 824
24. Shah, Hemang J. Detection of Tumor in MRI Images using Image Segmentation. *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies*. – 2014; 2(6).- pp. 53-56.
25. Zotin Alexander, Konstantin Simonov, Fedor Kapsargin, Tatyana Cherepanova, Alexey Kruglyakov, and Luis Cadena. Techniques for Medical Images Processing Using Shearlet Transform and Color Coding”, in Favorskaya M. and Jain L. (eds) *Computer Vision in Control Systems-4. Intelligent Systems*. – 2018: 136, Springer, Cham.
26. D. Xu, W. Ouyang, X. Alameda-Pineda, E. Ricci, X. Wang, and N. Sebe, “Learning deep structured multi-scale features using attention gated crfs for contour prediction,” in *Conference on Neural Information Processing Systems, 2017*, pp. 3964–3973.
27. J. He, S. Zhang, M. Yang, Y. Shan, and T. Huang, “Bi-directional cascade network for perceptual edge detection,” in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019*, pp. 3828-3837.
28. Jianzhong He et al. “Bi-directional cascade network for perceptual edge detection”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019*, pp. 3828–3837.
29. Yang Liu, Zongwu Xie, and Hong Liu. “An Adaptive and Robust Edge Detection Method Based on Edge Proportion Statistics”. In: *IEEE Transactions on Image Processing 29 (2020)*, pp. 5206–5215.
30. S. Yun, J. Choi, Y. Yoo, K. Yun, and J. Young Choi, “Action-decision networks for visual tracking with deep reinforcement learning,” in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017*, pp. 2711-2720.
31. K.H. Choi and J.E. Ha, “Edge detection based-on U-Net using edge classification CNN,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 25, no. 8, pp. 684-689, 2019 (in Korean).
32. Yun Liu et al. “Richer convolutional features for edge detection”. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017*, pp. 3000–3009.
33. Xavier Soria Poma, Edgar Riba, and Angel Sappa. “Dense extreme inception network: Towards a robust cnn model for edge detection”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2020*, pp. 1923–1932.
34. Raihan F., Ce W. “PCB defect detection USING OPENCV with image subtraction method”. In *International Conference on Information Management and Technology, 2017*, pp. 204-209.

35. Lee D.H., Chen P.Y., Yang F.J., et al. "High-Efficient Low-Cost VLSI Implementation for Canny Edge Detection". *Journal of Information Science & Engineering*, vol. 36, no. 3, 2020, pp. 34-57.
36. François Chollet. "Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions". In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017, pp. 1251-1258.
37. Debotosh Bhattacharjee and Hiranmoy Roy. "Pattern of local gravitational force (PLGF): A novel local image descriptor". In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 43.2 (2019), pp. 595-607.
38. Mengtian Li et al. "Photo-sketching: Inferring contour drawings from images". In: *2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. IEEE. 2019, pp. 1403-1412
39. D. Dhillon and R. Chouhan. "Noise-aided Edge preserving Image Denoising using Non-Local Means with Stochastic Resonance". In: *2018 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*. 2018, pp. 21-25.
40. Animesh Sengupta et al. "Edge information based image fusion metrics using fractional order differentiation and sigmoidal functions". In: *IEEE Access* 8 (2020), pp. 88385-88398.
41. Benoit Brummer and Christophe De Vleeschouwer. "Natural image noise dataset". In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. 2019, pp. 139-151.
42. Arash Akbarinia and C. Alejandro Parraga. "Feedback and surround modulated boundary detection". In: *International Journal of Computer Vision* 126.12 (2018), pp. 1367-1380
43. Y.X. Wang and J.M. Chen, "Iris edge detection algorithm based on adaptive canny operator and multi-directional Sobel operator," *Computer and Digital Engineering*, Vol. 11, No. 4, pp. 2744-2749, 2020.
44. C.W. Tian, X.C. Wang, and J.N. Yang, "Research on parallelization of kirsch operator edge detection algorithm for geological image," (in Chinese), *Journal of Xinjiang University*, vol. 38, No. 1, pp. 54-60, 2021.
45. J.H. Zeng and S.J. Huang, "Comparison and analysis on typical image edge detection operators," *Journal of Hebei Normal University (Natural Science)*, vol. 44, No. 1, pp. 295-300, 2020.
46. S.J. Chen, X.H. Wang, Y.P. Ge, C. Li, and Y.C. Li., "Application of image edge extraction algorithm in the third land survey," *Computer Technology and Development*, vol. 30, No. 10, pp. 161-166, 2020.
47. Cadena, Luis, Franklin Cadena, Nikolai Espinosa, Anna Korneeva, Alexy Kruglyakov, Alexander Legalov, Alexey Romanenko, and Alexander Zotin. (2017) "Brain's tumor image processing using shearlet transform." *Proc. SPIE* 10396, *Applications of Digital Image Processing XL*, 103961B, doi: 10.1117/12.2272792; in United States.
48. Yuksel M.E., Borlu M. Accurate Segmentation of Dermoscopic Images by Image Thresholding Based on Type-2 Fuzzy Logic. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 2009; vol. 17, no. 4, p. 976-982.
49. M. Bobyr, A. Arkhipov, A. Yakushev, Shade recognition of the color label based on the fuzzy clustering, *Inform. Autom.* 20(2) (2021) 407-434, <http://dx.doi.org/10.15622/ia.2021.20.2.6>.
50. Bobyr M.V., Emelyanov. S.G., A nonlinear method of learning neuro-fuzzy models for dynamic control systems, *Appl. Soft Comput. J.* 88 (2020) 106030, <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2019.106030>.
51. Bobyr M.V., Milostnaya N.A., Kulabuhov S.A., A method of defuzzification based on the approach of areas' ratio, *Appl. Soft Comput.* 59 (2017) 19-32, <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2017.05.040>.

52. M.V. Bobyr, A.S. Yakushev, A.A. Dorodnykh, Fuzzy devices for cooling the cutting tool of the CNC machine implemented on FPGA, Meas.: J. Int. Meas. Confed. 152 (2020) <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2019.107378>.
53. Bobyr M.V., Milostnaya N.A., Bulatnikov V.A. The fuzzy filter based on the method of areas' ratio. Applied Soft Computing. 117 (2022) 108449, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.108449>
54. Bobyr M.V., Kulabukhov S.A. Simulation of control of temperature mode in cutting area on the basis of fuzzy logic. Journal of Machinery Manufacture and Reliability, 2017, 46(3), стр. 288–295. <http://dx.doi.org/10.3103/S1052618817030049>
55. Sala, F.A. Design of false color palettes for grayscale reproduction. Displays, 2017, 46, 9–15. <https://doi.org/10.1016/j.displa.2016.11.005>
56. Abdou, I.E., & Pratt, W.K. Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(5), 753–763. doi:10.1109/proc.1979.11325

Бобырь Максим Владимирович — д-р техн. наук, профессор, кафедра вычислительной техники, Юго-Западный государственный университет. Область научных интересов: распознавание образов, стереозрение, адаптивные нейро-нечеткие системы вывода, мягкие вычисления, системы искусственного интеллекта, мобильные роботы, ПЛИС. Число научных публикаций — 398. maxbobyry@gmail.com; проезд Светлый, 1, 305046, Курск, Россия; р.т.: 8(4712)222-665.

Архипов Александр Евгеньевич — канд. техн. наук, старший научный сотрудник, институт космического приборостроения и радиоэлектронных систем, Юго-Западный государственный университет. Область научных интересов: системы искусственного интеллекта, системы технического зрения, распознавание образов, стереозрение, ПЛИС. Число научных публикаций — 102. alex.76_09@mail.ru; 50 лет Октября, 94, 305040, Курск, Россия; р.т.: 8(4712)222-665.

Горбачев Сергей Викторович — канд. техн. наук, старший научный сотрудник, факультет инновационных технологий, Томский государственный университет. Область научных интересов: нейронные сети, нечеткие множества, гибридные модели, ансамблевые вычисления. Число научных публикаций — 161. spp03@sibmail.com; проспект Ленина, 36, 634050, Томск, Россия; р.т.: 8(3822)529-498.

Цао Цзиньде — Ph.D., профессор, декан, математический факультет, Юго-Восточный университет. Область научных интересов: нейронные сети, вычислительный интеллект, сложные сети, сложные системы, интеллектуальное управление, нелинейные системы, прикладная математика. Число научных публикаций — 1546. jdciao@seu.edu.cn; трасса СЕУ, район Цзянин, 2, 210096, Нанкин, Китай; р.т.: +86-25-52090588.

Бхаттачарья Сиддхартха — Ph.D., ректор, вычислительная техника, Раджнагар Махалавидья - филиал Университета Бурдвана. Область научных интересов: мягкие вычисления, распознавание образов, обработка изображений, поиск мультимедийной информации, квантовые мягкие вычисления, оптимизация портфолио, социальные сети. Число научных публикаций — 300. dr.siddhartha.bhattacharyya@gmail.com; Раджнагар, 1, 731130, Бирбхум, Индия; р.т.: +919830354195.

Поддержка исследований. Работа проводится в рамках Государственного задания (грант №0851-2020-0032).

M. BOBYR, A. ARKHIPOV, S. GORBACHEV, J. CAO, S.B. BHATTACHARYYA
FUZZY LOGIC APPROACHES IN THE TASK OF OBJECT EDGE
DETECTION

Boby M., Arkhipov A., Gorbachev S., Cao J., Bhattacharyya S.B. Fuzzy Logic Approaches in the Task of Object Edge Detection.

Abstract. The task of reducing the computational complexity of contour detection in images is considered in the article. The solution to the task is achieved by modifying the Canny detector and reducing the number of passes through the original image. In the first case, two passes are excluded when determining the adjacency of the central pixel with eight adjacent ones in a frame of size 3×3 . In the second case, three passes are excluded, two as in the first case and the third one necessary to determine the angle of gradient direction. This passage is provided by a combination of fuzzy rules. The goal of the work is to increase the performance of computational operations in the process of detecting the edges of objects by reducing the number of passes through the original image. The process of edge detection is carried out by some computational operations of the Canny detector with the replacement of the most complex procedures. In the proposed methods, fuzzification of eight input variables is carried out after determining the gradient and the angle of its direction. The input variables are the gradient difference between the central and adjacent cells in a frame of size 3×3 . Then a base of fuzzy rules is built. In the first method, four fuzzy rules and one pass are excluded depending on the angle of gradient direction. In the second method, sixteen fuzzy rules themselves set the angle of the gradient direction, while eliminating two passes along the image. The gradient difference between the central cell and adjacent cells makes it possible to take into account the shape of the gradient distribution. Then, based on the center of gravity method, the resulting variable is defuzzified. Further use of fuzzy α -cut makes it possible to binarize the resulting image with the selection of object edges on it. The presented experimental results showed that the noise level depends on the value of the α -cut and the parameters of the labels of the trapezoidal membership functions. The software was developed to evaluate fuzzy edge detection methods. The limitation of the two methods is the use of piecewise-linear membership functions. Experimental studies of the performance of the proposed edge detection approaches have shown that the time of the first fuzzy method is 18% faster compared to the Canny detector and 2% faster than the second fuzzy method. However, during the visual assessment, it was found that the second fuzzy method better determines the edges of objects.

Keywords: fuzzy logic, Canny detector, boundary detection, Sobel operator, centre of gravity.

Boby Maksim — Ph.D., Dr.Sci., Professor, Computer science department, Southwest State University. Research interests: pattern recognition, stereo vision, adaptive neuro-fuzzy inference systems, soft computing, artificial intelligence systems, mobile robots, FPGA. The number of publications — 398. maxboby@gmail.com; 1, Svetly pass., 305046, Kursk, Russia; office phone: 8(4712)222-665.

Arkhipov Alexander — Ph.D., Senior researcher, Research institute of space instrumentation and radioelectronic systems, Southwest State University. Research interests: artificial intelligence systems, fuzzy logic, technical vision systems, pattern recognition, stereo vision, FPGA. The number of publications — 102. alex.76_09@mail.ru; 94, 50 years of October St., 305040, Kursk, Russia; office phone: 8(4712)222-665.

Gorbachev Sergey — Ph.D., Senior researcher, Faculty of innovative technologies, Tomsk State University. Research interests: neural networks, fuzzy sets, hybrid models, ensemble computing. The number of publications — 161. spp03@sibmail.com; 36, Lenin Ave., 634050, Tomsk, Russia; office phone: 8(3822)529-498.

Cao Jinde — Ph.D., Professor, Dean, school of mathematics, Southeast University. Research interests: neural networks, computational intelligence, complex networks, complex systems, intelligent control, nonlinear systems, applied mathematics. The number of publications — 1546. jdcao@seu.edu.cn; 2, SEU Road, Jiangning District, 210096, Nanjing, China; office phone: +86-25-52090588.

Bhattacharyya Siddhartha — Ph.D., Principal, Computer science, Rajnagar Mahalavidya affiliated to Burdwan University. Research interests: soft computing, pattern recognition, image processing, multimedia information retrieval, quantum inspired soft computing, portfolio optimization, social networks. The number of publications — 300. dr.siddhartha.bhattacharyya@gmail.com; 1, Rajnagar, 731130, Birbhum, India; office phone: +919830354195.

Acknowledgements. This research is supported by GZ (grant 0851-2020-0032).

References

1. Yuksel M.E. Edge detection in noisy images by neuro-fuzzy processing. *AEU – Int J Electron Commun* 2007; 61(2, no. 1): 8289. <http://dx.doi.org/10.1016/j.aeue.2006.02.006>.
2. Kang C.C., Wang W.J. A novel edge detection method based on the maximizing objective function. *Pattern Recogn* 2007; 40(2): 609–18. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2006.03.016>.
3. Lopez-Molina C., De Baets B., Bustince H. Generating fuzzy edge images from gradient magnitudes. *Comput Vision Image Understand* 2011; 115(11): 1571–80. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cviu.2011.07.003>.
4. Bovik A. *Handbook of image and video processing*. New York: Academic; 2000.
5. Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 1986; 8(6): 679–98.
6. Sobel E. *Camera Models and Machine Perception*. Ph.D thesis. Stanford University, Stanford, California; 1970.
7. Chen G., Yang Y.H.H. Edge detection by regularized cubic B-spline fitting. *IEEE Trans Syst, Man Cybern* 1995; 25: 636–43.
8. Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 1986; PAMI-8: 679–97.
9. Shen J., Castan S. An optimal linear operator for step edge detection. *Graph Models Image Process* 1992; 54(1):112–33.
10. deSouza P. Edge detection using sliding statistical tests. *Comput Vis, Graph Image Process* 1983; 23(1).
11. Bhandarkar S.M., Zhang Y., Potter W.D. An edge detection technique using genetic algorithm based optimization. *Pattern Recognit* 1994; 27(9): 1159–80.
12. Srinivasan V., Bhatia P., Ong S.H. Edge detection using neural network. *Pattern Recognit* 1995; 27(12): 1653–62.
13. Chen M.H., Lee D., Pavlidis T. Residual analysis for feature detection. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 1991; 13: 30 – 40.
14. Hebert T.J., Malagre D. Edge detection using a priori model. *Int Conf Image Process* 1994; 94: 303–7.

15. Mejias A., Romero S., Moreno F. A new algorithm to extract the lines and edges through orthogonal projections. *Digital Signal Process.* - 2012; 22(1): 147–52.
16. Rakesh R.R., Chaudhuri P., Murthy C.A. Thresholding in edge detection: a statistical approach. *IEEE Trans Image Process* 2004; 13(7): 927–36. <http://dx.doi.org/10.1109/TIP.2004.828404>.
17. S. Uguz, U. Sahin, F. Sahin. Edge detection with fuzzy cellular automata transition function optimized by PSO. *Computers and Electrical Engineering.* - 2015; 43. – pp.180–192
18. Alexander Zotin, Konstantin Simonov, Mikhail Kurako, Yousif Hamad, Svetlana Kirillova Edge detection in MRI brain tumor images based on fuzzy C-means clustering. *Procedia Computer Science.* – 2018; 126. – pp. 1261–1270
19. Er-sen L., Shu-long Z., Bao-shan Z., Yong Z., Chao-gui X., Li-hua S. An Adaptive Edge Detection Method Based on The Canny Operator. *IEEE Int. Conf. Environmental Sci. and Inform. Applicat. Technology* 2009; p. 265–269.
20. Cho S.M., Cho J.H. Thresholding for Edge Detection using Fuzzy Reasoning Technique. *IEEE Int. Conf. Computational Sci. Proc.* 1994; p. 1121–1124.
21. Xiao W., Hui X. An Improved Canny Edge Detection Algorithm Based on Predisposal Method for Image Corrupted by Gaussian Noise. *IEEE World Automation Congr.* 2010; p. 113–116.
22. Wang H.R., Yang J.L., Sun H.J., Chen D., Liu X.L. An improved Region Growing Method for Medical Image Selection and Evaluation Based on Canny Edge Detection. *IEEE Int. Conf. Manage. and Service Sci.* 2011; p. 1–4, DOI: 10.1109/ICMSS.2011.5999180.
23. Ranita Biswas, Jaya Sil An Improved Canny Edge Detection Algorithm Based on Type-2 Fuzzy Sets. *Procedia Technology.* 2012; 4. – pp. 820 – 824
24. Shah, Hemang J. Detection of Tumor in MRI Images using Image Segmentation. *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies.* – 2014; 2(6).- pp. 53-56.
25. Zotin Alexander, Konstantin Simonov, Fedor Kapsargin, Tatyana Cherepanova, Alexey Kruglyakov, and Luis Cadena. “Techniques for Medical Images Processing Using Shearlet Transform and Color Coding”, in Favorskaya M. and Jain L. (eds) *Computer Vision in Control Systems-4. Intelligent Systems.* – 2018: 136, Springer, Cham.
26. D. Xu, W. Ouyang, X. Alameda-Pineda, E. Ricci, X. Wang, and N. Sebe, “Learning deep structured multi-scale features using attention gated crfs for contour prediction,” in *Conference on Neural Information Processing Systems*, 2017, pp. 3964–3973.
27. J. He, S. Zhang, M. Yang, Y. Shan, and T. Huang, “Bi-directional cascade network for perceptual edge detection,” in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019, pp. 3828-3837.
28. Jianzhong He et al. “Bi-directional cascade network for perceptual edge detection”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.* 2019, pp. 3828–3837.
29. Yang Liu, Zongwu Xie, and Hong Liu. “An Adaptive and Robust Edge Detection Method Based on Edge Proportion Statistics”. In: *IEEE Transactions on Image Processing* 29 (2020), pp. 5206–5215.
30. S. Yun, J. Choi, Y. Yoo, K. Yun, and J. Young Choi, “Action-decision networks for visual tracking with deep reinforcement learning,” in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017, pp. 2711-2720.
31. K.H. Choi and J.E. Ha, “Edge detection based-on U-Net using edge classification CNN,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 25, no. 8, pp. 684-689, 2019 (in Korean)

32. Yun Liu et al. "Richer convolutional features for edge detection". In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017, pp. 3000–3009.
33. Xavier Soria Poma, Edgar Riba, and Angel Sappa. "Dense extreme inception network: Towards a robust cnn model for edge detection". In: Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2020, pp. 1923–1932.
34. Raihan F, Ce W. "PCB defect detection USING OPENCV with image subtraction method". In International Conference on Information Management and Technology, 2017, pp. 204-209.
35. Lee D.H., Chen P.Y., Yang F.J., et al. "High-Efficient Low-Cost VLSI Implementation for Canny Edge Detection". Journal of Information Science & Engineering, Vol. 36, no. 3, 2020, pp. 34-57.
36. François Chollet. "Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions". In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017, pp. 1251–1258.
37. Debotosh Bhattacharjee and Hiranmoy Roy. "Pattern of local gravitational force (PLGF): A novel local image descriptor". In: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 43.2 (2019), pp. 595–607.
38. Mengtian Li et al. "Photo-sketching: Inferring contour drawings from images". In: 2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). IEEE. 2019, pp. 1403–1412
39. D. Dhillon and R. Chouhan. "Noise-aided Edge preserving Image Denoising using Non-Local Means with Stochastic Resonance". In: 2018 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP). 2018, pp. 21–25.
40. Animesh Sengupta et al. "Edge information based image fusion metrics using fractional order differentiation and sigmoidal functions". In: IEEE Access 8 (2020), pp. 88385–88398.
41. Benoit Brummer and Christophe De Vleeschouwer. "Natural image noise dataset". In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2019, pp. 139-151.
42. Arash Akbarinia and C. Alejandro Parraga. "Feedback and surround modulated boundary detection". In: International Journal of Computer Vision 126.12 (2018), pp. 1367–1380
43. Y.X. Wang and J.M. Chen, "Iris edge detection algorithm based on adaptive canny operator and multi-directional Sobel operator," Computer and Digital Engineering, Vol. 11, No. 4, pp. 2744–2749, 2020.
44. C.W. Tian, X.C. Wang, and J.N. Yang, "Research on parallelization of kirsch operator edge detection algorithm for geological image," (in Chinese), Journal of Xinjiang University, Vol. 38, No. 1, pp. 54–60, 2021.
45. J.H. Zeng and S.J. Huang, "Comparison and analysis on typical image edge detection operators," Journal of Hebei Normal University (Natural Science), Vol. 44, No. 1, pp. 295–300, 2020.
46. S.J. Chen, X.H. Wang, Y.P. Ge, C. Li, and Y.C. Li., "Application of image edge extraction algorithm in the third land survey," Computer Technology and Development, Vol. 30, No. 10, pp. 161–166, 2020.
47. Cadena, Luis, Franklin Cadena, Nikolai Espinosa, Anna Korneeva, Alexy Kruglyakov, Alexander Legalov, Alexey Romanenko, and Alexander Zotin. (2017) "Brain's tumor image processing using shearlet transform." Proc. SPIE 10396, Applications of Digital Image Processing XL, 103961B, doi: 10.1117/12.2272792; in United States.

48. Yuksel M.E., Borlu M. Accurate Segmentation of Dermoscopic Images by Image Thresholding Based on Type-2 Fuzzy Logic. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 2009; vol. 17, no. 4, p. 976–982
49. M. Bobyr, A. Arkhipov, A. Yakushev, Shade recognition of the color label based on the fuzzy clustering. *Inform. Autom.* 20 (2) (2021) 407–434, <http://dx.doi.org/10.15622/ia.2021.20.2.6>.
50. Bobyr. M.V., Emelyanov. S.G., A nonlinear method of learning neuro-fuzzy models for dynamic control systems, *Appl. Soft Comput. J.* 88 (2020) 106030, <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2019.106030>.
51. Bobyr. M.V., Milostnaya. N.A., Kulabuhov. S.A., A method of defuzzification based on the approach of areas' ratio, *Appl. Soft Comput.* 59 (2017) 19–32, <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2017.05.040>.
52. M.V. Bobyr, A.S. Yakushev, A.A. Dorodnykh, Fuzzy devices for cooling the cutting tool of the CNC machine implemented on FPGA, *Meas.: J. Int. Meas. Confed.* 152 (2020) <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2019.107378>.
53. Bobyr M.V., Milostnaya N.A., Bulatnikov V.A. The fuzzy filter based on the method of areas' ratio. *Applied Soft Computing.* 117 (2022) 108449, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.108449>
54. Bobyr, M.V., Kulabuhov, S.A. Simulation of control of temperature mode in cutting area on the basis of fuzzy logic. *Journal of Machinery Manufacture and Reliability*, 2017, 46(3), pp. 288–295. <http://dx.doi.org/10.3103/S1052618817030049>
55. Sala, F.A. Design of false color palettes for grayscale reproduction. *Displays*, 2017, 46, 9–15. <https://doi.org/10.1016/j.displa.2016.11.005>
56. Abdou, I.E., & Pratt, W.K. Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors. *Proceedings of the IEEE*, 1979, 67(5), 753–763. [doi:10.1109/proc.1979.11325](https://doi.org/10.1109/proc.1979.11325)