



НЕЧЕТКАЯ СЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО МОРФОЛОГИЧЕСКОГО ОПЕРАТОРА ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ ГРАНИЦ СЕГМЕНТОВ

Р.А. ТОМАКОВА¹
С.А. ФИЛИСТ¹
В.В. РУДЕНКО²

¹Юго-Западный
государственный
университет, г. Курск

²Курская государственная
сельскохозяйственная
академия

e-mail:SFilist@gmail.com

Сегментация плохоструктурированных изображений является сложной задачей для различных моделей систем искусственного интеллекта. В представленной работе приводятся алгоритмические решения для формирования интеллектуальных морфологических операторов, позволяющих обнаружить границу сегмента при минимальной априорной информации о структуре изображения и высоком уровне помех. При построении морфологических операторов сегментации использовались градиентные методы предварительной обработки, сетевые модели решающих модулей и нечеткая логика принятия решений.

Ключевые слова: сегментация изображений, градиентные операторы, сетевые модели, алгоритмы, нечеткая логика, решающие правила.

В настоящее время известно достаточно много способов сегментации изображений. Большая часть этих способов основана на том факте, что на границе смежных сегментов происходит скачкообразное изменение определенных параметров изображения: яркости, цвета, текстуры и т.п., которые могут быть обнаружены некоторым градиентным оператором. Поэтому большинство способов сегментации включает последовательную обработку изображения градиентным и пороговым операторами. Учитывая, что анизотропные градиентные операторы более эффективны, чем не анизотропные, в качестве градиентного оператора используют два анизотропных градиентных оператора, в результате чего получают векторное изображение, каждый пиксель которого характеризуется двумя параметрами, определяемыми как

$$G_{1x} = \partial G / \partial x, \quad (1)$$

$$G_{1y} = \partial G / \partial y, \quad (2)$$

где G – исходное изображение, G_1 – изображение, полученное в результате обработки изображения G градиентным оператором, x и y – направления, характеризующие анизотропию градиентного оператора.

Однако операторы типа (1)-(2) и последующие операторы пороговой обработки не удовлетворяют критериям точности выделения границ сегментов, так как не учитывают морфологические особенности изображения и помех. Для учета морфологических особенностей изображения, изображение должно быть либо сегментировано, либо иметь априорно определенную структуру. В большинстве практических приложений эти требования невыполнимы. Более того, очень часто изображения получают в условиях различной освещенности, как всего изображения, так и его частей. Также возникают ситуации, когда одни и те же сегменты на различных изображениях имеют различную цветовую окраску. Многие изображения не имеют четкого морфологического описания сегментов и относятся к классу плохоструктурированных изображений. При этом плохая структурированность обусловлена как природой самого изображения, так и зашумленностью хорошо структурированного изображения.

В связи с этим при сегментации целесообразно использовать интеллектуальные операторы, которые моделируют интеллект человека. Такие операторы можно построить на основе теорий морфологического анализа, нечеткой логики и нейронных сетей.

Полагая, что о структуре изображения нет априорных сведений, в качестве сегментируемого изображения будем использовать изображения градиентов G_1 исходного



изображения G . Эффективность такого подхода показана в нейрофизиологических исследованиях [1].

Бинарное изображение границ сегментов G_3 может быть получено непосредственно из векторного изображения G_1 . В результате этого векторное изображение преобразуется в скалярное изображение с бинарными пикселями. Сетевая модель преобразования изображения G_1 в изображение G_3 показана на рис.1. Эта модель включает пять слоев. За основу формирования слоя взята девятиэлементная маска, представленная на рис.2,а с восьмью направлениями θ ($\theta = \overline{0,7}$). На этом рисунке пиксель, обозначенный цифрой 9, является исходным или предшествующим пикселем формируемой границы сегмента. Относительно девятого элемента могут быть выбраны восемь альтернативных решений по выбору следующего пикселя границы сегмента, которые представлены на рис.2,б и обозначены $\theta_0, \dots, \theta_7$. Для выбора соответствующей альтернативы можем сформировать три решающих правила. Эти правила реализуются тремя слоями сети рис. 1, четвертый слой агрегирует решающие правила для каждого из восьми пикселей маски, а пятый слой, включающий только один узел, активирует только один пиксель из восьми, для которой функция активации Z , полученная в результате агрегации трех решающих правил, имеет наибольшее значение.

Первое решающее правило основано на том, что движение границы сегмента должно осуществляться в направлении, перпендикулярном направлению градиента яркости. На рис.2,а эти возможные движения границы сегмента показаны для направлений градиентов $\theta_0, \theta_1, \theta_7$ в виде трех эллипсов, большие оси которых перпендикулярны выделенным направлениям, а меньшие оси совпадают с градиентом в девятом пикселе.

На сетевой модели рис.1 узлы в слоях обозначены двумя цифрами: первая цифра соответствует решающему правилу, а вторая – номеру пикселя в маске в соответствии с рис.2,б. Первое решающее правило выбирает тот эллипс движения, малая ось которого наиболее близка к градиенту в пикселе 9, то есть к ψ_9 . Таким образом, в первом слое для первого решающего правила необходимо провести сравнение ψ_9 со всеми θ_i ($i = \overline{0,7}$) и выбрать два из восьми возможных пикселей, которые находятся на большей оси эллипса, соответствующего направлению θ_i .

Второе решающее правило основано на том, что наибольшую уверенность активации имеет тот пиксель, градиент которого наиболее близок к градиенту текущего активизированного пикселя, то есть необходимо проверить условие:

$$|\psi_9 - \psi_i| = \min, \quad i = \overline{1,8}. \quad (3)$$

Третье решающее правило основано на том положении, что яркость I_i активируемого пикселя должна быть близка к яркости предшествующего пикселя границы сегмента

$$|I_9 - I_i| = \min, \quad i = \overline{1,8}. \quad (4)$$

Таким образом, в первом слое сетевой модели рис.1 происходит формирование условий для трех используемых решающих правил.

Второй слой сети рис.1 реализует математическую обработку условий, полученных в первом слое. Для первого решающего правила (узлы 1-1 ... 1-8 рис.1) математическая обработка сводится к нахождению минимального значения сигнала, приходящего в узел. В узел приходит два сигнала, каждый из которых вычитается в первом слое как

$$u_i = -\psi_9 + \theta_i, \quad i = \overline{1,8}. \quad (5)$$

Способ соединения узлов первого слоя 1-1 ... 1-8 рис.1 и узлов второго слоя определяется согласно рис.2. Таким образом, в узлы 1-1 ... 1-8 второго слоя приходят два сигнала, определяемые согласно уравнению(5). В каждом из узлов вычисляется минимальный сигнал, который и поступает на третий слой (узлы 1-1 ... 1-8).



В узлах 2-1 ... 2-8 и 3-1 ... 3-8 второго слоя вычисляются левые части уравнений (3) и (4), соответственно.

В третьем слое осуществляется формирование нечетких решающих правил. Каждое из трех решающих правил осуществляет нелинейное преобразование величин, вычисленных в узлах второго слоя, в соответствующее число, лежащее в диапазоне 0 ... v . Величина v определяет вес данного решающего правила и лежит в диапазоне 0...1.

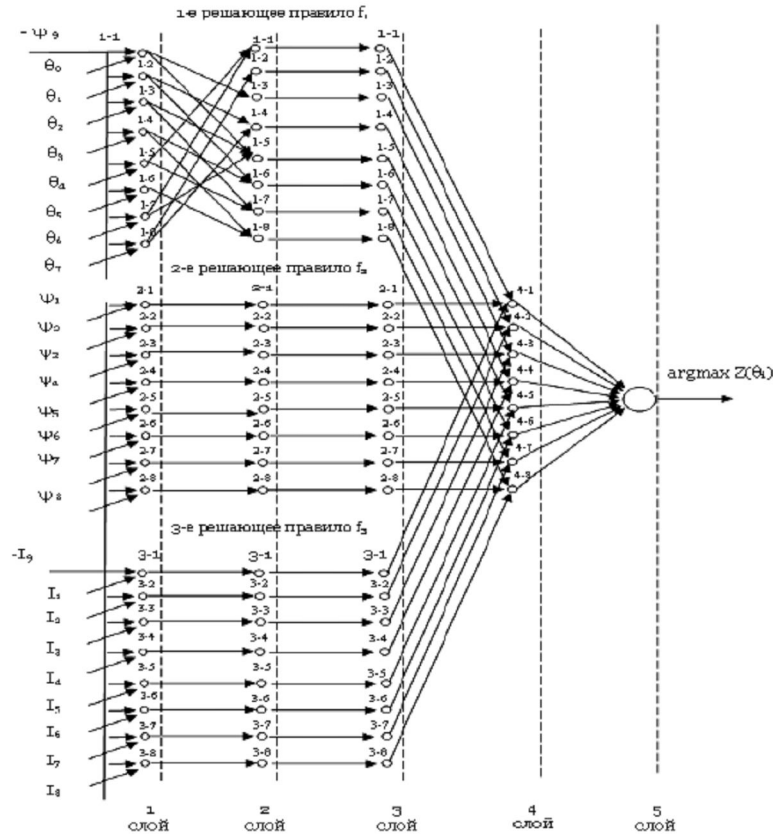


Рис.1. Пятислойная модель нечеткой сети, реализующей интеллектуальный оператор выделением границ сегмента

Вес решающего правила будем задавать эмпирически с последующим его уточнением в зависимости от вида исследуемого объекта и качества изображений (наличие шума).

В качестве нелинейных преобразований используем простейшие нелинейные преобразования кусочно-линейного типа.

Таким образом, имеем три решающих правила:

$$S1 = f_1(u1_i), \quad (6)$$

$$S2 = f_2(u2_i), \quad (7)$$

$$S3 = f_3(u3_i), \quad (8)$$

где $u1_i, u2_i, u3_i$ – выходы узлов второго слоя, $i = \overline{1, 8}$.

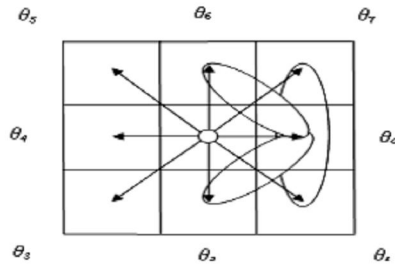


Рис.2 а. Схема формирования направлений градиентов в девятиэлементном окне

1	2	3
8	9	4
7	6	5

Рис.2 б. Схема обозначения пикселей в девятиэлементном окне

Нелинейное преобразование $S1$ описывается следующим уравнением

$$S1 = \begin{cases} 0, & \text{при } u1 > \pi/4; \\ (4 \cdot v1/\pi) \cdot u1 + v1, & \text{при } -\pi/4 \leq u1 < 0; \\ -(4 \cdot v1/\pi) \cdot u1 + v1, & \text{при } 0 \leq u1 \leq \pi/4; \\ 0, & \text{при } u1 > \pi/4. \end{cases} \quad (9)$$

Нелинейное преобразование $S2$ позволяет оценить уверенность в выборе пикселя границы сегмента на основе сравнения градиента в текущем и выбираемом пикселе.

Кусочно-линейная аппроксимация функции $S2$ представлена уравнением

$$S2 = \begin{cases} 0, & \text{при } u2 < 0; \\ -(2 \cdot v2/\pi) \cdot u2 + v2, & \text{при } 0 \leq u2 \leq \pi/2; \\ 0, & \text{при } u2 > \pi/2. \end{cases} \quad (10)$$

Нелинейное преобразование $S3$ позволяет оценить уверенность в выборе границы пикселя на основе того, насколько его яркость близка к яркости текущего пикселя.

Аргумент нелинейного преобразования $u3_i$ определяется как

$$u3_i = \frac{abs(I_i - I_9)}{I_9 + \varepsilon} \cdot 100, \quad (11)$$

где I_9 – яркость текущего пикселя, I_i - яркость пикселей в маске рис.2, $i = \overline{1,8}$; ε – достаточно малая величина, определяемая шумовыми характеристиками изображения (при 255 уровненом квантовании ε может быть выбрана равной единице).

Нелинейная зависимость $S3$ имеет следующую кусочно-линейную аппроксимацию

$$S3 = \begin{cases} 0, & \text{при } u3 < 0; \\ -0,01 \cdot v3 \cdot u3 + v3, & \text{при } 0 \leq u3 \leq 100; \\ 0, & \text{при } u3 > 100. \end{cases} \quad (12)$$

В четвертом слое сети осуществляется агрегация решающих правил $S1, S2, S3$ для каждого пикселя 1 ... 8 маски рис.2. В пятом слое выбирается один из восьми пикселей, агрегирующая функция Z для которого имеет максимальное значение.

Для определения максимального значения этой функции необходимо сравнить ее значения в восьми пикселях. Для осуществления сравнения необходимо ввести расстояние d в пространстве $(S1, S2, S3)$. Это объясняется тем, что для определения Z необходимо выполнить некоторую алгебраическую операцию над значениями функций $S1, S2$ и $S3$, а для выполнения этой операции необходимо нормировать пространство $(S1, S2, S3)$. Если норму ввести через манхэттенское расстояние, то агрегатор определяется как, $Z = S1 + S2 + S3$. (13)

Схема алгоритма, реализующего нечеткую сеть рис.1, представлена на рис. 3.



Процесс получения бинарного изображения G_3 начинается с ввода в память компьютера векторного изображения G_1 . На векторном изображении G_1 определяется начальный пиксель границы первого выделяемого сегмента. В этот пиксель помещается маска рис. 2, так, что девятый элемент маски соответствует координатам k, l изображения G_1 . В качестве критерия выбора начала границы сегмента может служить яркость элемента векторного массива G_1 , которая определяется как

$$I = \sqrt{g1_x^2 + g1_y^2} . \quad (14)$$

При выборе начального пикселя границы сегмента проверяем два условия: 1) принадлежит ли пиксель, претендующий на начало границы сегмента «окну», бинаризованного пикселя (на изображении G_3); 2) превосходит ли яркость выбранного пикселя некоторый пороговый уровень $I_{пор}$.

Схема алгоритма, реализующего блок 2 схемы алгоритма рис. 3, представлена на рис. 4.

В блоке 2 схемы алгоритма рис.4 осуществляется переход от изображения G_1 к изображению \tilde{G}_1 согласно соотношениям

$$\tilde{g}1_1 = \sqrt{g1_x^2 + g1_y^2} , \quad (15)$$

$$\tilde{g}1_2 = \arctg g1_y / g1_x . \quad (16)$$

После получения векторного двумерного массива \tilde{G}_1 формируется векторный одномерный массив R , получаемый в результате упорядочения по убыванию яркости (15) массива \tilde{G}_1 .

Проверка выполнения первого условия осуществляется в блоке 8 рис.4. С этой целью выбирается прямоугольная маска W_1 , центральный элемент которой устанавливается в пиксель изображения G_3 с координатами k, l . Если в маске W_1 на изображении G_3 находится хотя бы один бинаризованный пиксель, то пиксель с координатами k, l , не может быть началом границы сегмента. Отметим, что ничто не мешает ему быть пикселем, включенным в границу сегмента.

Проверка порогового условия осуществляется в блоке 9 рис. 4. Порог выбирается таким образом, чтобы шум или изменение освещенности не влияли на результаты сегментации. Для определения этого уровня необходимо провести статистический анализ составляющей (15) изображения \tilde{G}_1 . С этой целью исследуется гистограмма \tilde{G}_1 и анализируется ее модальность. Блок 8, в котором осуществляется этот процесс, может быть реализован в автоматическом или интерактивном режиме.

В блоке 12 рис.3 определяется последующий пиксель границы сегмента относительно направлений $\theta_0, \dots, \theta_7$, а в блоке 13 – его координаты. Эти координаты становятся текущими координатами границы сегмента при условии выполнения правила «развернутого угла». Это правило требует, чтобы направление движения текущего пикселя отличалось от направления движения предшествующего пикселя не более чем на 180° . Так как пиксель может двигаться только в фиксированных направлениях $\theta_0, \dots, \theta_7$, то разрешенные перемещения для этих восьми направлений отражены в табл. 1.

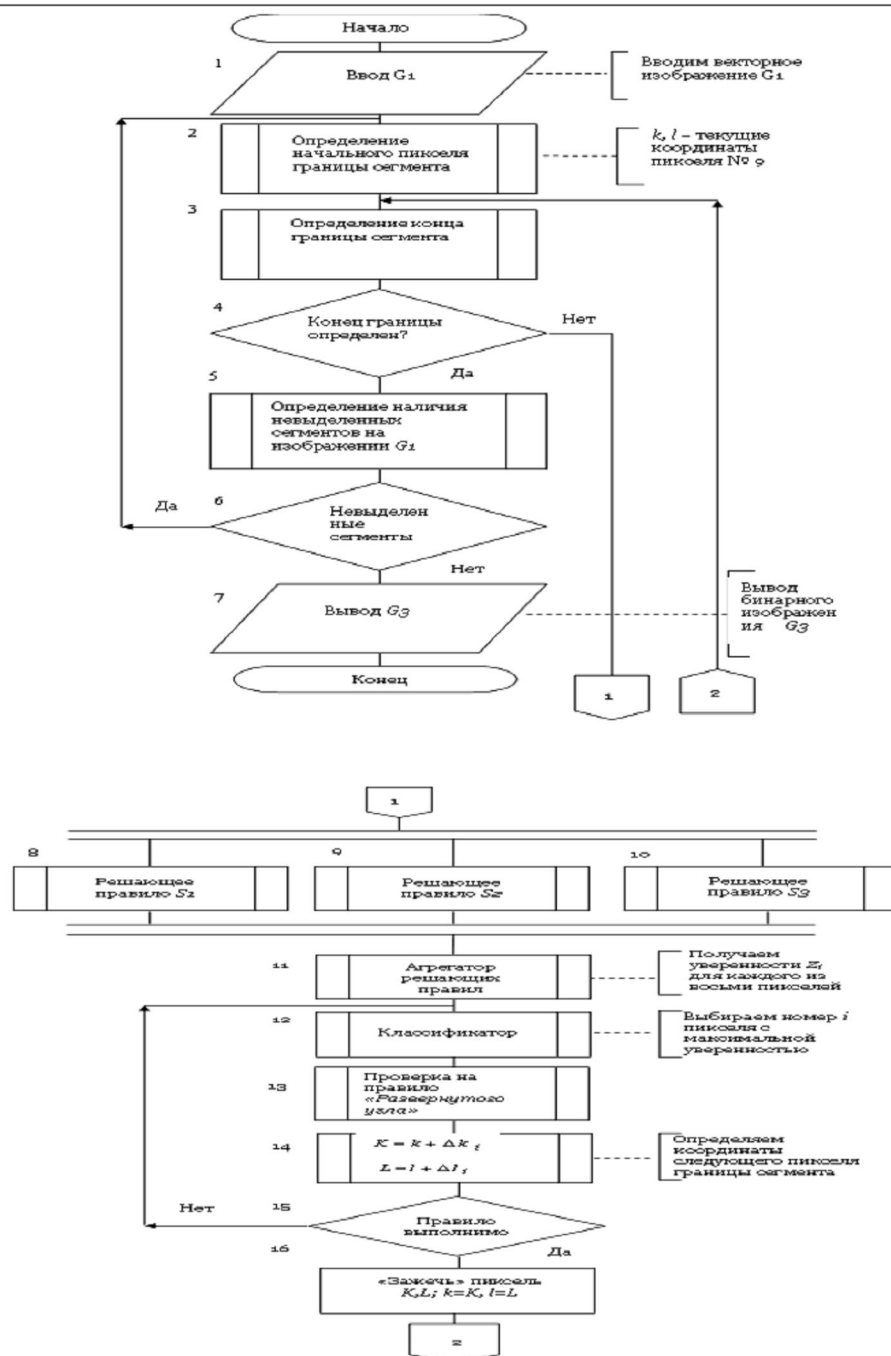


Рис. 3. Схема алгоритма сегментации посредством интеллектуального морфологического оператора

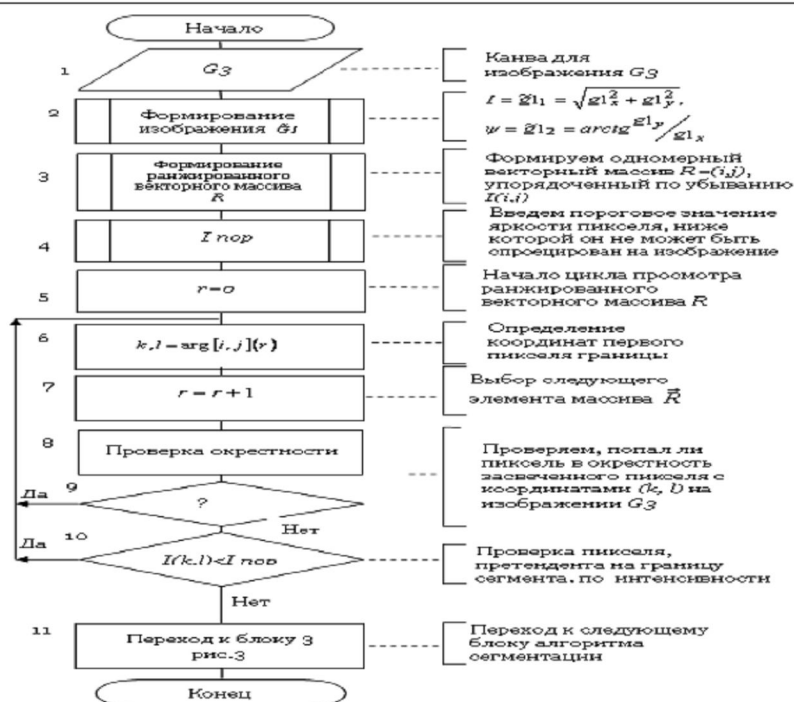


Рис. 4. Схема алгоритма поиска первого пикселя границы сегмента

Таблица 1

Соответствия разрешенных направлений движения границы сегмента

Предшествующее направление	Текущие разрешенные направления					
θ_0	θ_0	θ_1	θ_2	θ_6	θ_7	
θ_1	θ_0	θ_1	θ_2	θ_3	θ_7	
θ_2	θ_0	θ_1	θ_2	θ_3	θ_7	
θ_3	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5	
θ_4	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5	θ_6	
θ_5	θ_3	θ_4	θ_5	θ_6	θ_7	
θ_6	θ_4	θ_5	θ_6	θ_7	θ_0	
θ_7	θ_5	θ_6	θ_7	θ_0	θ_1	

Если правило «развернутого угла» выполнено, то в блоке 14 определяем координаты следующего пикселя как

$$K = k + \Delta k_i, \quad (17)$$

$$L = l + \Delta l_i, \quad (18)$$

где i – номер последующего пикселя границы сегмента относительно маски рис. 2, а Δk_i и Δl_i определяются согласно табл. 2.

Таблица 2

Перевод номера пикселя в приращение координат

i	1	2	3	4	5	6	7	8
Δk_i	-1	-1	-1	0	1	1	1	0
Δl_i	-1	0	1	1	1	0	-1	-1



Одной из основных процедур выделения границы сегмента является определение конца границы сегмента. В качестве детектора конца границы сегмента используем следующее решающее правило:

Если { (последующая координата пикселя границы вышла за кадр изображения) или (последующая координата пикселя границы сегмента уже выбрана) }, то «конец границы сегмента», иначе «текущий пиксель принадлежит границе сегмента». (19)

Таким образом, в результате проведенных исследований получен интеллектуальный оператор синтеза границы сегмента, реализованный в виде многослойной нечеткой сетевой модели, включающий базу решающих правил и агрегирующие и классифицирующие слои, позволяющий реализовать итерационный процесс активации пикселей границы сегмента, а также алгоритмы реализации интеллектуального оператора, включающий процедуры выбора начального пикселя границы сегмента и процедуру определения конца границы сегмента.

Разработанные модели и алгоритмы реализованы в пакет MATLAB и апробированы на задачах сегментации форменных элементов крови в гематологическом анализаторе.

Исследования проведены при поддержке федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009-2013 годы.

Литература

1. Хьюбел Д. Глаз, мозг, зрение. Пер. с англ. – М.: Мир 1990. 239с.

ILLEGIBLE NETWORK MODEL OF INTELLECTUAL MORPHOLOGICAL OPERATOR FOR SEGMENTS LIMITS FORMATION

R. A. TOMAKOVA¹⁾

S. A. FILIST²⁾

V. V. RUDENKO²⁾

¹⁾ South-west State University,
Kursk

²⁾ Kursk State Agricultural Academy

e-mail: SFilist@gmail.com

Segmentation of poorly structured images is the difficult problem for different models of artificial intelligence systems. Algorithmic solutions for formation of intellectual morphological operators allowing to detect segment limit at minimal a priori information about image structure and high level of interference are given in this work.

Gradient methods of preliminary processing, network models of resolving modules and illegible logic of decision making have been used at construction of segmentation morphological operators.

Key words: image segmentation, gradient operators, network models, algorithms, illegible logic, decision rules.