

# Алгоритм сегментации изображений на основе муравьиных колоний

Перевод: Эль-Хатиб С.А.

Донецкий национальный технический университет

Источник:

[http://books.google.ru/books?id=3B\\_k58lkJLcC&pg=PA63&dq=novel+image+segmentation+ant&hl=ru&ei=wwGiTZHxOI\\_4wbvkKy2Aw&sa=X&oi=book\\_result&ct=result&resnum=1&ved=0CC8Q6AEwAA#v=onepage&q=novel%20image%20segmentation%20ant&f=false](http://books.google.ru/books?id=3B_k58lkJLcC&pg=PA63&dq=novel+image+segmentation+ant&hl=ru&ei=wwGiTZHxOI_4wbvkKy2Aw&sa=X&oi=book_result&ct=result&resnum=1&ved=0CC8Q6AEwAA#v=onepage&q=novel%20image%20segmentation%20ant&f=false)

## Аннотация

Сегментация является одной из самых сложных задач в обработке цифровых изображений. В данной статье представлен новый алгоритм сегментации, использующий алгоритм муравьиных колоний, пришедший к нам из биологии. Учитывая особенности муравьиных колоний, мы представляем расширенную модель, применяемую для сегментации изображений. Каждый муравей в нашей модели наделен способностью запоминать местонахождение объекта, которое будет обновлено при достижении новой цели. Нечеткая мера связности принимается для оценки сходства между целевым объектом и объектом, на который ссылается в данный момент муравей. Поведение одного муравья влияет на поведение соседей и на совместные действия при обмене информацией при испарении феромона. Промоделированные результаты показали эффективность нового алгоритма, способного сохранять детали объекта и невосприимчивого к шуму.

## Введение

Успешность анализа изображений сильно зависит от точности алгоритмов сегментации. Алгоритмы сегментации изображений делят изображения на частные регионы, количество регионов зависит от решаемой задачи. Надежная автоматическая сегментация требует объединения и интеллектуальное использование данных о предметной области. Но изменчивость фона, разнообразие свойств различных частей изображений и присутствие шума на изображениях делают затруднительным решение данной задачи. Учитывая сложность задачи, мы часто применяем различные методы в процессе сегментации, учитывая предметную область изображений. Широкое распространение в сегментации изображений получили методы разрастания областей. В общем случае, данные методы имеют ряд преимуществ перед градиентными методами, включая большую надежность. Указание местоположения начальной области сильно влияет на результат сегментации. Бесконтрольная нечеткая кластеризация, особенно алгоритм k-средних очень широко используется в сегментации изображений. Основанный на минимальной квадратичной ошибке, алгоритм k-средних может выполнять классификацию без необходимой оценки плотности распределения пикселей на изображении. Но при использовании в

сегментации изображений, алгоритм k-средних имеет серьёзное ограничение: он не исключает никакую лишнюю информацию. В результате, он чувствителен к шуму и помехам на изображении. В данной статье мы исследуем новый подход к сегментации изображений, основанный на муравьиных колониях.

## Похожие работы

Рамос исследовал идею использования цифровых изображений в качестве среды для муравьиных колоний. Он заметил, что колонии муравьёв могут надлежащим образом реагировать и адаптироваться к любому типу цифровой среды. Рамос также исследовал муравьиные колонии, основанные на кластеризации данных и разработал муравьиный алгоритм кластеризации изображений, также известный, как ACLUSTER, который он применил в задаче распознавания образов. При этом Рамос сумел успешно выполнить поиск и классификацию на полутоновых изображениях. Лиу и Танг провели похожие исследования и представили алгоритм сегментации черно-белых изображений, основанный на поведении свободных агентов, способных самостоятельно принимать решение. Хе и Чен предложили модель искусственных клеток. В их модели, каждое существо является индивидуальной единицей, называемой клеткой, что соответствует одному пикселу изображения. Все клетки имеют схожую структуру, но в процессе репродукции могут случаться мутации, которые зависят от конкретной среды. Хамернехл показал, как искусственные агенты мозолистого тела, которые принимают форму червя, могут бороться с шумом, нечеткими границами, ненормальными анатомическими патологиями и преградами, чтобы надлежащим образом сегментировать и пометить мозолистое тело в двухмерном сагиттальном МРТ-снимке полушарий головного мозга.

## Предыдущие модели муравьиных колоний

Как было описано Чиалво и Миллионас, состояние отдельного муравья может быть описано его местонахождением и направлением. Учитывая, что направление движения муравья не зависит от направления на предыдущем шаге алгоритма, достаточно указать вероятность перехода муравья из одной точки в другую. В предыдущих работах правила перехода были получены и обобщены исходя из функции определения шума, которые в свою очередь были получены в результате многочисленных опытов с настоящими муравьями. Функция отклика может быть эффективно переведена в двухпараметровое правило перехода между пикселями и функцией определения феромона:

$$W(\sigma) = \left(1 + \frac{\sigma}{1 + \delta * \sigma}\right)^\beta \quad (1)$$

Данное уравнение измеряет вероятность перехода на пиксел  $r$  с концентрацией феромона  $\sigma(r)$ . Параметр  $\beta$  отождествляется с

концентрацией феромона, он отвечает за степень случайности, с которой каждый муравей может пойти по градиенту ферромона. Как обсуждалось в [6], при малых значениях  $\beta$  не оказывает сильного влияния на выбор, в то время, как большие значения  $\beta$  заставляют следовать по пути градиента феромона с большей вероятностью.  $\frac{1}{\sigma}$  - показатель восприимчивости, который указывает на уменьшение восприимчивости феромона в больших концентрациях муравьями. Учитывая, что муравьи имеют большую вероятность перемещаться в предыдущие точки, Чиалво и Миллионас ввели дополнительный весовой фактор ( $W(\Delta\theta)$ ), что гарантирует, что очень резкие повороты гораздо менее вероятны, чем повороты на малые углы, поэтому каждый муравей в колонии имеет вероятностное отклонение при движении в прямом направлении. Каждый муравей из колонии на каждом шаге алгоритма может перейти на один из восьми соседних пикселей, в зависимости от интенсивности феромона в нем. В каждый момент времени  $t$  на каждом шаге муравей оставляет фиксированное количество  $\eta$  феромона в пикселе, где он находится. На каждом шаге алгоритма значение феромона испаряется на величину  $V$ . Нормализованная вероятность перехода по сетке от пиксела  $k$  к пикселу  $I$  описывается [11]:

$$P_{ik} = \frac{W(\sigma_i) * w(\Delta_i)}{\sum_{j/k} W(\sigma_j) * w(\Delta_j)}$$

(2)

Обозначение  $j/k$  означает сумму по всем пикселям  $j$ , расположенным по соседству от пиксела  $k$ .  $\Delta_i$  измеряет разницу в направлении в момент времени  $t$  по сравнению с моментом  $t-1$ . В момент времени  $t=0$  большинство муравьев размещается в случайных местах на изображении. Затем дальнейшее движение муравьев определяется вероятностью  $P_{ik}$ . Различные методы отложения феромона, использованные в [11], были дополнены новым условием, которое является непостоянным и зависит от значений соседей. Остаток феромона, как было показано в [6], вычисляется следующим образом:

$$T = \eta + p * \Delta h$$

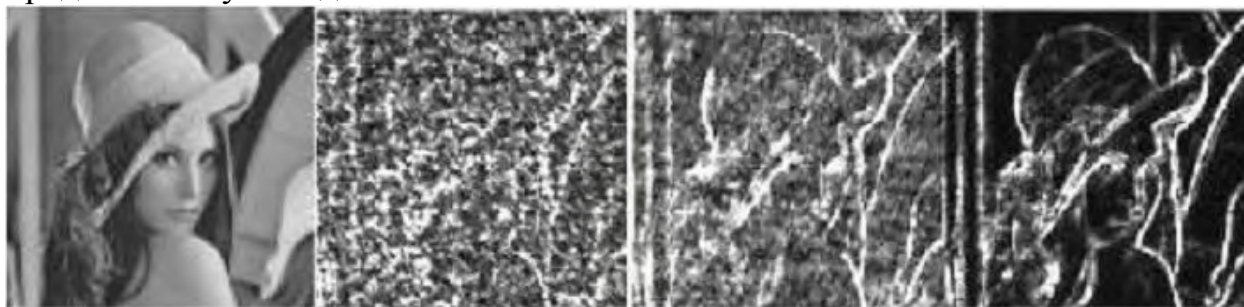
(3)

Где  $\eta$  - постоянное количество феромона,  $p$  - постоянная величина,  $\Delta h$  используется для измерения степени сходства между двумя различными сеточными окнами по трем параметрам. Первый вычисляется как среднее арифметическое между уровнем интенсивности серого цвета двух окон, в то время, как второй измеряет величину однородности двух окон путем вычисления дисперсии. Третий параметр вычисляется на основании разницы гистограмм уровня серого цвета между двумя соседями.

$$\Delta h = \left[ a * \frac{|m_1 - m_2|}{\text{Max}|m_1 - m_2|} + b * \frac{|\sigma_1^2 - \sigma_2^2|}{\text{Max}|\sigma_1^2 - \sigma_2^2|} + c * \frac{S}{S \text{ max}} \right] (a + b + c)^{-1}$$

(4)

Где  $(a+b+c) = 1$ ,  $m_1$  - обозначает среднее арифметическое интенсивностей одного окна,  $\sigma_1^2$  - дисперсия того же окна.  $S$  вычисляется как разница интенсивности гистограмм уровня серого цвета между двумя окнами. На рисунке 1 представлена часть нашего эксперимента, использующая представленную модель.



(a)

(b, t=20)

(c, t=200)

(d, t=600)

Рисунок 1 – Следы феромона по прошествии нескольких итераций: (a) – исходное изображение, (b) – (d) – следы феромона после 20, 200, 600 итераций соответственно.

## Моделирование муравьиных колоний для сегментации изображений

Когда мы используем муравьиные колонии для сегментации изображений, муравьи должны понимать, что для них является пищей. Поэтому они могут находить пиксели схожие с едой на изображении. Затем они откладывают феромоны на пикселях, которые влияют на движение других муравьев. На каждом шаге муравьи будут менять свое местоположение на изображении по определенным правилам. В итоге, мы получим результат сегментации, анализируя распределение феромонов на изображении. Более детально процесс будет рассмотрен далее.

### Что такое пища

Пища в нашем алгоритме может быть интерпретирована как ссылка на пиксел, которая хранится в памяти каждого муравья в процессе сегментации. Для упрощения, мы выбираем соседей в радиусе  $r$  от пиксела  $O$   $N_r(O)$  вручную. Затем пища в памяти  $i$ -го муравья в момент времени  $t=0$  может быть определена следующим образом:

$$F_{ii} = 0 = N_r(O) \quad (5)$$

$$N_r(O) = \{e \in I \mid \|e - o\| < r\} \quad (6)$$

Где  $I$  представляет пиксели изображения для сегментации. Когда муравей находит новый источник пищи, пища в памяти муравья обновляется по определенным правилам, которые будут описаны позже.

### Поиск источника пищи

Когда пища определена, перед муравьями стоит цель поиска пикселей с подобными характеристиками. С целью поиска подобных пикселей, муравьям предоставляется возможность сравнивать пиксели с источником пищи, поиском которого они занимаются. Если муравей находится в пикселе  $c$ ,  $N_r(c)$  представляет собой соседей, находящихся в радиусе  $r$  от пиксела  $c$ , сравнение может быть выполнено в соответствии со следующей формулой:

$$\mu_k(o, c) = \sqrt{\mu_\phi(o, c) * \mu_\psi(o, c)} \quad (7)$$

$$\mu_\phi(o, c) = \frac{\min(m_o, m_c)}{\max(m_o, m_c)} \quad (8)$$

$\mu_\psi(o, c)$  - параметр, основанный на однородности, всегда используется в алгоритмах нечеткой связности[14].  $m_o$  и  $m_c$  представляют среднее арифметическое интенсивностей серого для  $N_r(o)$  и  $N_r(c)$  соответственно. Если  $\mu_k(o, c)$  превышает порог, пиксел  $c$  помечается интересным для муравья, как возможный источник пищи. После того, как муравей  $i$  примет пиксел  $c$  за источник пищи, пища в памяти муравья в момент времени  $t = \tau$  будет обновлена в соответствии со следующей формулой:

$$F_{i,t=\tau} = a * N_r(c) + b * F_{i,t=\tau-1} \quad (9)$$

Где  $a$  и  $b$  - постоянные величины.

### Правила перехода

На каждом шаге алгоритма, муравьи двигаются от пиксела  $k$  к пикселу  $j$ . В отличии от [4], мы считаем, что на вероятность перехода также влияют другие муравьи вокруг заданного. Влияние других муравьев ограничено заданным окном  $W$ , центром которого является  $k$ . Поэтому, нормализованная вероятность перехода по сетке из пиксела  $k$  в пиксел  $i$  в момент времени  $t$  может быть определена следующим образом:

$$P_{ik} = \frac{W(\sigma_i) * (w(\Delta_i) + E(\theta_i))}{\sum_{j/k} W(\sigma_j) * (w(\Delta_j) + E(\theta_j))} \quad (10)$$

$$E(\theta) = \frac{N_{(w,\theta)}}{N_w} \quad (11)$$

Где  $N_w$  - количество муравьев в окне  $W$ ,  $N_{(w,\theta)}$  - количество муравьев в окне  $W$ , предыдущее направление движения которых было  $\theta$ . Определенно можно утверждать, что движение муравьев напоминает массовое действие, что способствует повышению способности муравьев находить источники пищи.

## Обновление феромона

Как было сказано в разделе 4.2, муравей рассмотрит следующий источник пищи, в случае, если  $\mu_k(o, c)$  превысит заданный порог. В процессе поиска источника пищи, каждый муравей имеет свой заданный порог  $\lambda$ . В нашей статье, значение  $\lambda$  принимается из интервала 0.6...0.9. Таким образом, остаток феромона  $T$  в пикселе  $c$  может быть определен следующим образом:

$$T_{(c)} = \begin{cases} \eta & \text{если } \mu_k(o, c) < \lambda \\ \eta + p * \lambda & \text{если } \mu_k(o, c) \geq \lambda \end{cases} \quad (12)$$

Где  $\eta$  - постоянное количество феромона,  $p$  - также величина постоянная.

## Эксперименты и результаты

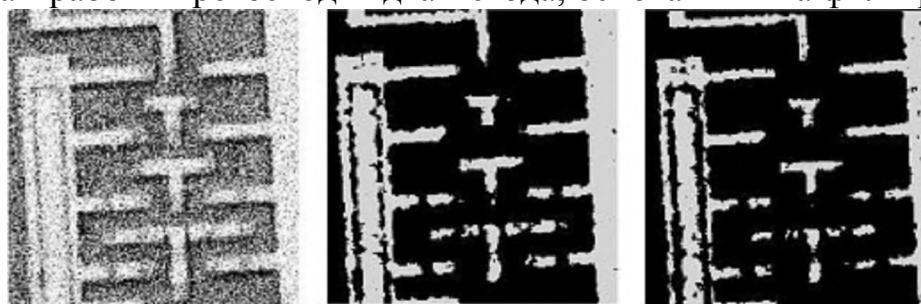
Чтобы оценить осуществимость предложенного алгоритма сегментации с использованием муравьиных колоний, представляем вашему вниманию два набора экспериментальных данных. Коэффициенты, использованные в приведенных экспериментах, являются следующими:

$$\eta = 0.07, V = 0.015, \beta = 3.5, \delta = 0.2, p = 1.2$$

Результаты данных экспериментов представлены ниже.

Первый пример основан на изображении печатной монтажной платы с гауссовым шумом (рисунк 2а). Математическое ожидание гауссова белого шума составляет 0, а дисперсии 0.03.

На рисунках 2b и 2c (из 9), представлены результаты сегментации с использованием медианного фильтра и адаптивного фильтра Вейвнера соответственно. Исходя из рисунков с 3а по 3с, можно сделать вывод, что чем больше итераций алгоритма выполнено, тем более близко к цели расположены муравьи. Как показано на рисунке 3с, наш подход по результатам работы превосходит два метода, основанных на фильтрах.



(a)

(b)

(c)

Рисунок 2 – Результаты сегментации: а) Изображение печатной монтажной платы с гауссовым шумом ( $\mu = 0, \delta = 0.3$ ); б) Фильтр размытие по Гауссу (параметры окна 5x5); в) Двумерный адаптивный фильтр Вейнера (параметры окна 5x5)

Для оценки работы алгоритмов, мы используем части обширного набора данных, предоставленных центром обработки изображений мозга

Монреальского Неврологического Института МакГиля, с 20% и 40% ошибками, 0%, 3% и 5% зашумленностями. Для проверки каждого предположения было выбрано по 15 изображений. В процессе сегментации мы использовали алгоритм k-средних и алгоритм муравьиных колоний соответственно, затем для оценки результатов сегментации и степени сходства, мы выбрали индекс Джакарта. Индекс Джакарта может быть вычислен следующим образом:

$$J(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (13)$$

Где  $S_1$  и  $S_2$  два множества пикселей после сегментации.

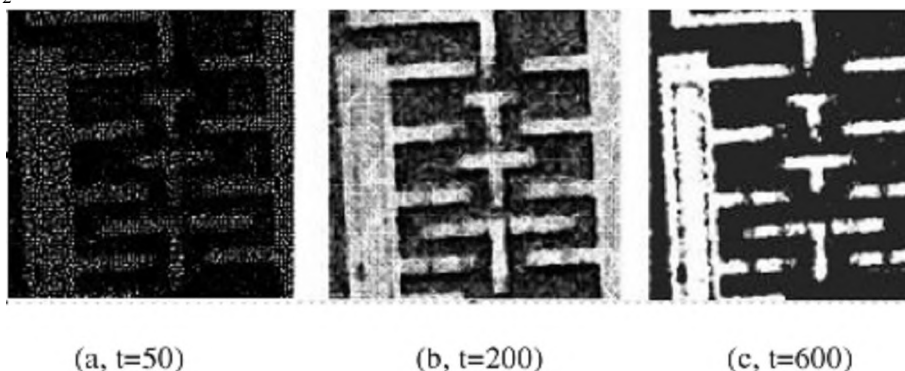


Рисунок 3 – Результаты сегментации – (a) – (c) – результаты сегментации с использованием алгоритма муравьиных колоний на различных итерациях. Кроме того, в данном алгоритме мы должны тщательно исследовать ситуации, когда целевые пиксели были приняты за нецелевые, а нецелевые пиксели принялись за целевые ошибочно. Поэтому, правильное и неправильное(ложно положительное) отнесение пикселей также должно анализироваться.

Шум	Ошибка	Неправильно	Ложно положительно	$SI$
0%	40%	7.07	0.84	0.92
	20%	5.32	1.05	0.93
	0%	4.03	1.46	0.95
3%	40%	7.23	0.63	0.88
	20%	6.44	0.83	0.91
	0%	5.12	1.28	0.91
5%	40%	7.81	1.02	0.86
	20%	6.53	1.09	0.87
	0%	3.09	2.45	0.90
Среднее		5.84	1.18	0.90

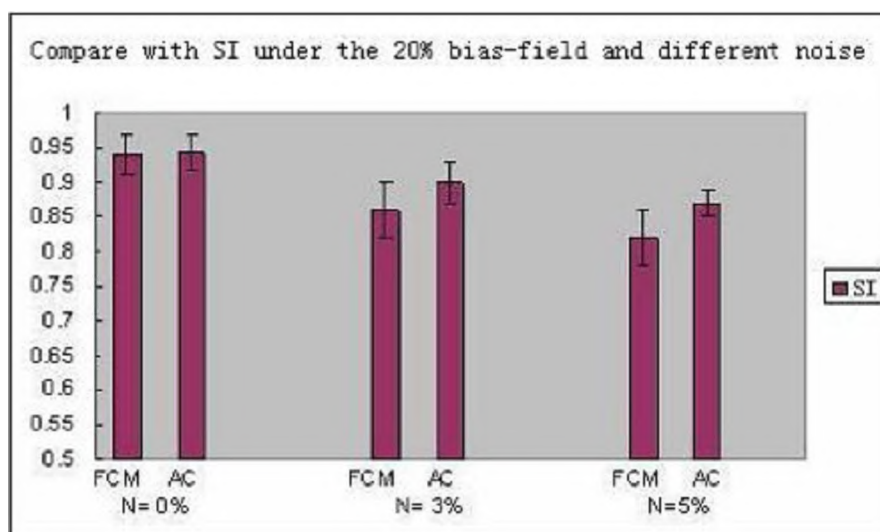


Рисунок 4 – Сравнение индекса сходства Джакарта в результатах с использованием алгоритма k-средних, алгоритма муравьиных колоний соответственно с процентом ошибок менее 20 и различными значениями шума

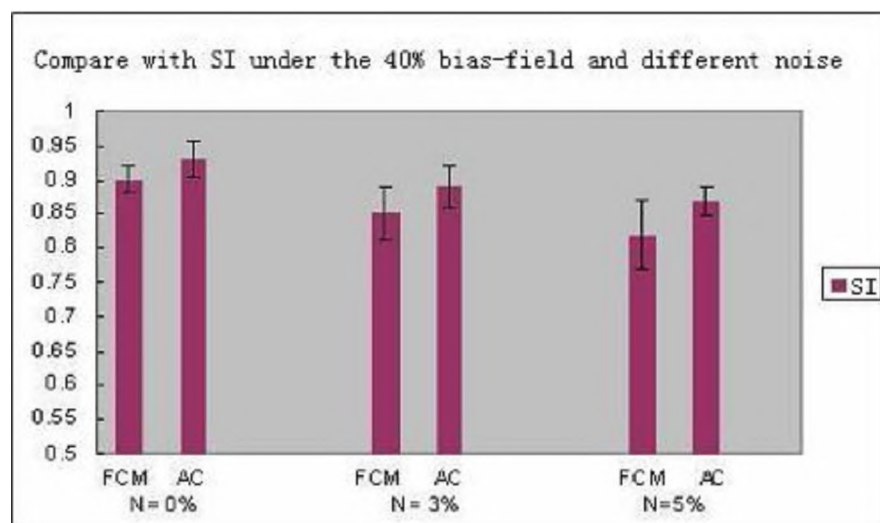


Рисунок 5 – Сравнение индекса сходства Джакарта в результатах с использованием алгоритма k-средних, алгоритма муравьиных колоний соответственно с процентом ошибок менее 40 и различными значениями шума

Когда значение  $SI$  очень близко к единице, это означает, что получен лучший результат сегментации. В соответствии с рисунками 5 и 6, представленный алгоритм может получать более точные результаты, чем алгоритм k-средних особенно когда на изображении присутствует и шум и ошибочные пиксели.

### Обсуждение и выводы

В данной статье был описан новый подход сегментации цифровых изображений с использованием алгоритма муравьиных колоний. В данно алгоритме используется распределенный алгоритм, основанный на популяции муравьев. Каждый муравей строит предполагаемую область



используя информацию феромонов, отложенную другими муравьями популяции. Наши эксперименты четко показали надежность предложенного алгоритма и устойчивость к шуму и сохранять информацию о других сегментах в одно и то же время. Большое количество интересных моментов в нашем исследовании были рассмотрены с целью дальнейшего исследования. Они состоят в применении нашей модели к трехмерным изображениям и создание более адаптированного и простого условия на поиск пищи муравьями.

## **Благодарности**

Данные исследования были проведены при поддержке Государственного фонда естественных наук Китая, номер гранта: 60472020.

## **Список литературы:**

1. Чэн Т., Весе Л., Динамические контуры без ребер, IEEE, Обработка изображений, том 10, с. 266-277(2001)
2. Парагиос Н., Дериче Р., Геодезические динамические области для текстурной сегментации, Инриа, София Антиполис, Франция, Отчет № 3440(1998)
3. Пфам Д.Л., Пространственные модели для нечеткой кластеризации. Компьютерное зрение и распознавание образов, 285-297 (2001)
4. Ахмад М.Н., Ямани С.М., Мохаммед Н., Фараг А., Мориарити Т.: Модифицированный алгоритм К-средних для оценки поля смещения и сегментации МРТ снимков. IEEE, Медицинские изображения, 193-199(2002)
5. Ли С.З., Моделирование случайных полей Маркова для анализа изображений, Спрингер, Гидельберг (2001)
6. Рамос В., Алмеида Ф., Искусственные муравьиные колонии применительно к цифровым изображениям, Исследование эффекта массового поведения при распознавании образов, Вторая международная выставка муравьиных алгоритмов, (От муравьиных колоний к искусственным муравьям), Брюссель, Бельгия, 113-116
7. Рамос В., Муге Ф., Пина П., Самоорганизующийся поиск информации и изображений, как следствие динамических синергетических отношений в муравьиных колониях
8. Лиу Г, Тнг Ю.Ю., Адаптивная сегментация изображений с помощью распределенных основанных на поведении агентов, IEEE, Анализ образов и машинный интеллект, 544-551 (1999)
9. Хе Х, Чен Ю, Искусственная жизнь для сегментации изображений. Международный журнал распознавания образов и искусственного интеллекта, 983-1003(2001)
10. Хамерхель Г, МакИней Т, Терзополос Д, Деформируемые организмы для анализа медицинских изображений, 66-75, Спрингер, Гидельберг (2001)

11. Чиалво Д.Р., Милонас М.М., Как рой строит когнитивные карты, 439-450 (1995)
12. Миллионас М.М., Связная модель самоорганизующегося поведения в муравьиных стаях. Журнал теоритическая Биология, 529 (1992)
13. Миллионас М.М., Стаи. Фазовые переходы и коллективный разум, Ридинг (1994)
14. Саха П.К., Удупа Ж.К., Одхнер Д., Масштабируемая нечетко связанная сегментация изображений, Компьютерное зрение и распознавание образов, 145-174 (2000)