

3. *Goldberg D.E.* Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. – USA: Addison–Wesley publishing company, inc., 1989.
4. *Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М., Сорокалетов П.В.* Бионспирированные методы в оптимизации. – М.: Физматлит, 2009. – 384 с.
5. *Родзин С.И.* Эволюционные стратегии: концепция и результаты // Перспективные информационные технологии и интеллектуальные системы. – 2002. – № 2. – С. 4-12. <http://www.pitis.tsure.ru/>.
6. *Курейчик В.М.* Об одной модели эволюции Шмальгаузена // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 4 (93). – С. 7-16.

Курейчик Владимир Викторович

Технологический институт федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Южный федеральный университет» в г. Таганроге.

E-mail: vkur@tsure.ru.

347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44.

Тел.: 88634383451.

Родзин Сергей Иванович

E-mail: rodzin@mopevm.tsure.ru.

Тел.: 88634371673.

Kureichik Vladimir Viktorovich

Taganrog Institute of Technology – Federal State-Owned Educational Establishment of Higher Vocational Education «Southern Federal University».

E-mail: vkur@tsure.ru.

44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: +78634383451.

Rodzin Sergey Ivanovich

E-mail: rodzin@mopevm.tsure.ru.

Phone: +78634371673.

УДК 004.93

Р.А. Нейдорф, А.А. Деревянкина

**РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ РАСПОЗНАВАНИЯ МЕТОДОМ РОЯЩИХСЯ ЧАСТИЦ
С ДЕЛЕНИЕМ РОЯ**

Показывается эффективность применения метода роящихся частиц, модифицированного авторами за счет дополнения его алгоритмом деления роя, к решению задач исследования многоэкстремальных зависимостей в таких постановках, которые требуют нахождения нескольких экстремумов одновременно.

Эвристические методы; многоэкстремальные задачи; распознавание образов, полутоновое изображение.

R.A. Neidorf, A.A. Derevyankina

**THE DECISION OF TASKS OF RECOGNITION BY THE METHOD
OF SWARMING PARTICLES WITH DIVISION OF THE PLENTY**

In the article efficiency of application of the modified method of swarming particles is shown. The method is added with algorithm of division of a plenty for the decision of research problems of multiextreme dependences.

Heuristic methods; multiextremum problem; pattern recognition; grayscale.

Введение. Множество задач науки и техники являются многоэкстремальными. Это, например, задача размещения компонентов сверхбольшой интегральной схемы. Многоэкстремальность наблюдается не только в технических, но и экономических областях. Ещё, более часто, многоэкстремальность наблюдается в задачах распознавания образов, например, в задачах автоматической классификации. Это имеет место, когда сам образ – это классификационная группа, объединяющая определенное множество объектов по соответствующему признаку, экстремум или граничное значение которого определяет классификационное решение.

Простейшей многоэкстремальной задачей распознавания образов является задача распознавания и селекции объектов на изображении по размерам и опорной яркости. Так, например, при проведении инженерно-геологических исследований используются цифровые изображения бурового керна (рис. 1), исследование которых позволяет провести количественный анализ различных параметров, таких как трещиноватость, количество зерен (светлые пятна на изображении) и т.д.

Нужно отметить, что современный математический и алгоритмический инструментарий поисковых методов исследования ориентирован на задачи с единственным глобальным экстремумом (одноэкстремальные). Поэтому при решении многоэкстремальных задач приходится создавать дополнительные предметно ориентированные алгоритмы. Таким образом, создание обобщенного метода, ориентированного на нахождение, либо всех экстремумов исследуемой области, либо группы экстремумов, удовлетворяющих определенным условиям, должно быть полезным для широкого круга инженерных и научных задач.

В связи с этим, при изучении эффективности применения метода роящихся частиц (МРЧ) для решения задач распознавания графических образов авторами был предложен и исследован модифицированный вариант этого алгоритма, ориентированный на решение сформулированной выше проблемы.

Метод делящихся роев (МДР). Модификации был подвержен один из наиболее подходящих для решения координатных экстремальных задач эвристический алгоритм, чаще всего именуемый каноническим методом роящихся частиц (КМРЧ). В основу, как прототипа, так и его модификации положены аналогии не только с физическими законами механического движения, но и с биологическими и социальными признаками поведения роя в природе [1].

Сущность КМРЧ обобщается следующими положениями:

1) В каждый условный момент времени (на каждой итерации расчётов) частицы характеризуются в пространстве поиска вектором положения (координатами), вектором скорости и вектором ускорения.

2) Для каждой точки вычисляется соответствующее значение целевой функции (критерия оптимизации), в соответствие со значением которой по определенным правилам ус-

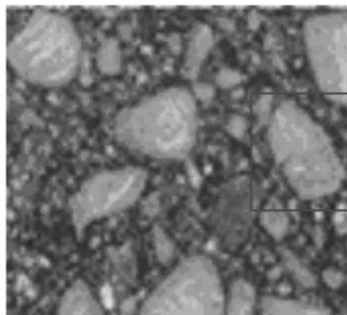


Рис. 1. Изображение бурового керна

ловная частица меняет величину и направление ускорения в пространстве поиска, что приводит к изменению её скорости и положения.

Математическая модель КМРЧ описывается тремя уравнениями:

♦ уравнением состояния по положению частиц роя:

$$X_{i,t+1} = X_{i,t} + V_{i,t+1}; \quad (1)$$

- ♦ уравнением состояния по скорости роения, которое задает закон изменения скорости роющейся частицы:

$$V_{i,t+1} = \alpha V_{i,t} + U[0, \beta] \otimes (x_{i,t}^b - x_{i,t}); \quad (2)$$

- ♦ выражением для оценки качества найденных координат точек (функция цели):

$$Q_{i,t}(x_{i,t}). \quad (3)$$

В (1) и (2) приняты следующие обозначения: t – условный дискретный момент времени; x_i – вектор координат i -ой частицы; x^b – вектор координат наилучшей частицы, т.е. частицы с наилучшими значениями целевой функции $Q(\circ)$; $U[0, \beta]$ – вектор псевдослучайных чисел, равномерно распределенных в интервале $[0, \beta]$; α – свободный параметр, определяющий инерционные свойства частицы; $V_{i,t}$ – скорость i -ой частицы в t -ый момент условного времени.

Сущность модификации КМРЧ в методе делящихся роев (МДР) состоит во введении в алгоритм трех дополнительных составляющих:

1. «Антисоциальная»[©] частица. Наряду с реализацией «социального» механизма движение частицы к центру притяжения роя, в закон роения введена составляющая с противоположной тенденцией, повышающая шансы обнаружения других локальных и глобального экстремумов на фоне первого найденного. Её можно рассматривать как антисоциальную составляющую общей социально-эвристической тенденции работы алгоритма МРЧ, а функционально – это частица «разведчица», повышающая эффективность обнаружения экстремумов, т.е. это частица глобального поиска, снижающая риск заикливания алгоритма на локальном экстремуме.
2. Центр нового роя. При обнаружении «антисоциальной» частицей области исследуемого параметрического пространства, отвечающей некоторому заданному в задаче условию, она становится центром образования нового роя, т.е. запускается поисковый алгоритм, параллельный действующим. Новый рой наделяется всеми признаками «стартового» роя, кроме начальных условий, определяемых найденными частицей перспективными координатами – в нём формируются и функционируют и ЧЛП, и ЧГП.
3. Каждый рой наделяется таким параметром, как минимальный размер (радиус) роя, т.е. создаётся не центр, а область притяжения роя на некотором расстоянии $|R^c|$ от точки с координатами частицы, наилучшей на предыдущем этапе итерации в любом направлении параметрического пространства поиска.

В результате математическая модель КМРЧ, модифицированного с помощью МДР, базируется на конечном множестве K переменных мощности, элементами которого являются пары уравнений вида:

$$x_{i,j,t+1}^k = x_{i,j,t}^k + V_{i,j,t+1}^k \Delta t; k = \overline{1, K_t}; \quad (4)$$

$$V_{i,j,t+1}^k = V_{i,j,t}^k + A_{i,j,t}^k \Delta t; k = \overline{1, K_t}, \quad (5)$$

[©] Частицы с таким поведением получили в [1] название «сумасшедших». Однако, поразмыслив, авторы пришли к понятиям частиц локального поиска (ЧЛП), или по терминологии КМРЧ – социальных, и частиц глобального поиска (ЧГП) – антисоциальных или «сумасшедших».

где K_t – количество роев, образовавшихся к t -му этапу; Δt – темп поиска, введенный в рассмотрение для облегчения настройки процесса поиска; k – номер роя, A – общее ускорение частицы, которое определяется действием сил притяжения, торможения, центробежной силы:

$$A_{i,j,t}^k = \mu A p_{i,j,t}^k + \mu A \text{tr}_{i,j,t}^k, \quad (6)$$

где μ – коэффициент «социальности» поведения частицы ($\mu = +1$ – для ЧЛП и $\mu = -1$ – для ЧГП), p – коэффициент силы притяжения, tr – коэффициент силы торможения.

В формуле (6) каждая составляющая ускорения рассчитывается с учетом флуктуирующего параметра на основе случайной функции с симметричным распределением относительно номинала его настройки

$$r(\lambda, \varepsilon) = \lambda \cdot (1 + \varepsilon \cdot 2 \cdot (\text{rnd}(1) - 0,5)), \quad (7)$$

где λ – номинальное значение флуктуирующего параметра; ε – отклонение от номинального значения.

Таким образом, результирующее уравнение закона изменения скорости для ЧЛП и ЧГП имеет вид:

$$V_{i,j,t+1}^k = V_{i,j,t}^k \pm \left((x_{j,t}^{k,\text{extr}} - R_{i,j,t}^{k,e}) \cdot r_c(\lambda_c, \varepsilon_c) - x_{i,j,t}^k \right) \cdot r_p(\lambda_p, \varepsilon_p) \mp V_{i,j,t}^k \cdot r_t(\lambda_t, \varepsilon_t), \quad (8)$$

где $r_c(\lambda_c, \varepsilon_c)$ – обеспечивает неоднозначность положения центра притяжения; $r_p(\lambda_p, \varepsilon_p)$ – обеспечивает неоднозначность величины ускорения; $r_t(\lambda_t, \varepsilon_t)$ – обеспечивает неоднозначность величины коэффициента трения; $x_{j,t}^{k,\text{extr}}$ – j -я координата наилучшего по критерию (3) положения точек k -го роя за всю историю его движения от 0 до t ; $R_{i,j,t}^{k,e}$ – проекция отрезка вектора $x_{j,t}^{k,\text{extr}} - x_{i,j,t}^k$ длиной $|R^e|$ на j -ю ось параметрического пространства поиска.

В соответствии с данной моделью на каждой итерации роения ЧЛП в качестве центра роения каждого роя выбираются координаты $x_t^{k,\text{extr}}$ той частицы роя, которая показала наилучшее значение функционала $Q_t(x_t)$ на временном отрезке $[0, t]$ его существования. Поэтому все частицы роя стремятся к $x_t^{k,\text{extr}}$, который в процессе роения изменяется с нахождением какой-либо из частиц роя нового локального k -го экстремума. Поиск последнего считается завершённым, когда значение $x_t^{k,\text{extr}}$ зафиксируется свое значение $x^{k,\text{extr}}$ до конца t_f^k существования k -го роя. Таким образом, условное время $t^{k,\text{extr}}$ нахождения k -го экстремума определяется как

$$t^{k,\text{extr}} = \min \left\{ t : x_t^{k,\text{extr}} = x^{k,\text{extr}} \right\}. \quad (9)$$

В результате будет найден один из экстремумов. Параллельно с роением ЧЛП, некоторый процент частиц каждого роя на определенный временной интервал меняют свой статус на ЧГП. Задача ЧГП просканировать пространство поиска с целью нахождения областей предположительного нахождения других экстремумов. В случае нахождения такой области вокруг ЧГП строится новый рой, кото-

рый начинает свой процесс роения независимо от стартового роя. Таким образом, параллельно с исходным роем, может роиться любое количество роев, каждый из которых может либо найти новый экстремум, либо сместиться в зону роения другого роя. Это приводит к объединению обоих роев в один.

Разработанный алгоритм существенно отличается от алгоритмов последовательного поиска экстремумов тем, что его результаты практически не зависят от выбора начальных координат, а параллельный поиск нескольких экстремумов значительно сокращает ресурс поиска. Эффективность предложенного подхода иллюстрируется при решении задачи распознавания графических объектов.

Применение МДР для решения задачи распознавания образов. Математическое исследование свойств и выработка эффективных настроек эвристических методов принципиально невозможно, поэтому решаются эти задачи исключительно методами имитационного моделирования на статистически представительных выборках вариантов объектов оптимизации. Таким образом, встает задача исследовать МДР при применении для решения частной задачи распознавания графического образа на основе сформулированного для него многоэкстремального относительно самого изображения функционала оценки выделяемых признаков.

Данная задача заключается в распознавании зерен по опорной яркости и минимально значимому размеру на изображении бурового зерна (рис. 1). С точки зрения объекта распознавания зерна представляют собой светлые пятна на изображении. На данном изображении имеется 6 крупных зерен с диаметром светлого кругового пятна не менее 20 пикселей.

С учетом оценок, полученных из предыдущих опытов МРЧ, при реализации МДР для решения поставленной задачи были выбраны перечисленные ниже значения параметров настройки:

- ◆ деморазмер роя (количество частиц в рое) $m = 800$;
- ◆ начальный радиус роя $R_b = 6$ единиц = 60 пикселей ;
- ◆ конечный радиус роя $R_e = 2$ единицы = 20 пикселей ;
- ◆ флуктуирующие составляющие ускорения $\lambda_p = 0,5$ и $\varepsilon_p = 0,05$;
- ◆ флуктуирующие составляющие трения $\lambda_t = 0,71$ и $\varepsilon_t = 0,071$;
- ◆ флуктуирующие составляющие центра роя $\lambda_c = 1$ и $\varepsilon_c = 0,08$;
- ◆ процент ЧГП $N_{cr} = 20$ % ;
- ◆ число итераций, на которые частица из группы ЧЛП переходит в группу ЧГП $N = 10$.

Оценка свойств МДР, по опыту проведенных исследований и сути решаемой проблемы, проводится по двум важным показателям:

- ◆ $E(\{\alpha_i\})$ – эффективность нахождения всех точек экстремума исследуемой области. Данный критерий характеризует метод применительно к многоэкстремальным задачам. Он формируется как относительное среднее количество экстремумов, найденных МДР, заранее известному количеству экстремумов исследуемой функции;
- ◆ $Sg(\{\alpha_i\})$ – глобальный ресурс, определяет количество итераций, за которое будут найдены все экстремумы. Он вычисляется как среднее количество итераций, за которое центры множества роев достигли области нахождения всех экстремумов к числу найденных экстремумов.

На начальном этапе исследования для упрощения задачи распознавания зерен необходимо выполнить s -аппроксимацию исходного изображения до двух опорных яркостей ($s=2$ – см. [2]). Результат аппроксимации представлен на рис. 2.

На аппроксимированном изображении зерна представляют собой множество пикселей одной яркости ($h = 0,64$), принимаемой за опорную. Ставится задача найти все области, средняя яркость пикселей которых будет равна опорной яркости h , и конечный радиус (R_e) при этом будет равен 2. Процесс роения для каждого роя завершается, когда $Q(x_t^{k,extr}) = h$. При этом в качестве функции цели Q выступает средне взвешенная яркость всех частиц роя.

Результат распознавания зерен с помощью МДР представлен на рис. 3: были найдены все шесть зерен заданных параметров, т.е. эффективность метода – $E = 1$. При этом глобальный ресурс составил $Sg = 0,126$.

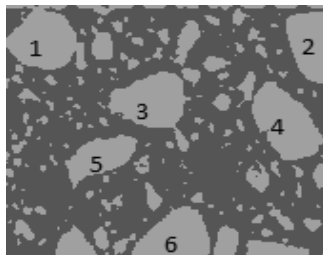


Рис. 2. Изображение зерна после 2-аппроксимации

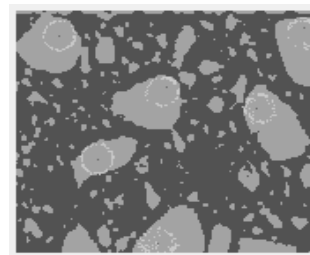


Рис. 3. Результат применения МДР для распознавания областей

Динамика деления роев и процесс роения каждого роя проиллюстрирован графически на рис. 4 (для наглядности график построен в логарифмических координатах по оси Y). По оси X откладываются итерации, а по оси Y – значение $Q(x_t^{k,extr})$. На графике жирной линией отмечен уровень средней яркости, к которому стремятся функции цели каждого роя. Ромбиками отмечены зерна (номера зерен отмечены на рисунке (см. рис. 2), которые были распознаны соответствующим роем. Пунктирной линией отмечены графики функций целей для тех роев, которые нашли, уже распознанные зерна. Кроме этого представлена иерархия роев, т.е. показано в результате деления какого роя образовались новые рои.

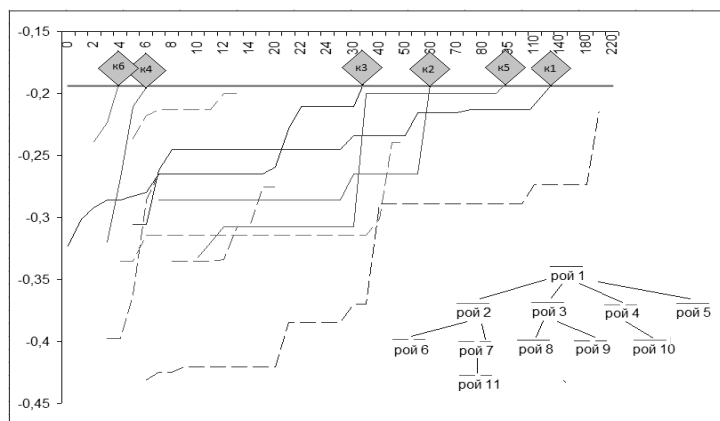


Рис. 4. Динамика распознавания зерен алгоритмом МДР

На следующем этапе исследования распознавание зерен с помощью МДР выполняется на аппроксимированном изображении при $s=3$ (рис. 5) и $s=4$ (рис. 6). Для 3- и 4-аппроксимированного изображения опорная яркость h вычисляется как средняя яркость между самым светлым тоном и следующим за ним тоном: $h_{s=3} = 0,6$, $h_{s=4} = 0,676$. На рис. 6 и 7 показано, что было найдено шесть областей, также, как и на 2-аппроксимированном изображении, т.е. $E=1$, общий ресурс при этом для $s=3$ - $Sg = 0,19$, для $s=4$ - $Sg = 0,21$.

На последнем этапе проверяется возможность применения МДР для исходного полутонового изображения (см. рис. 1), которое состоит из пикселей 20 различных яркостей. При распознавании образов на данном изображении требуется корректное задание опорной яркости. Для того, чтобы были найдены все шесть объектов, как в предыдущих случаях, необходимо взять h , равную средней яркости крупного зерна, обведенного красным контуром (см. рис. 1).

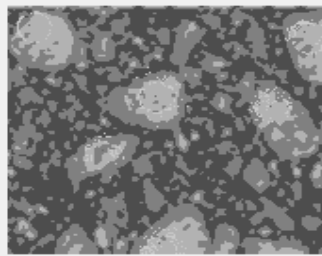


Рис. 5. Распознавание (при $s=3$)

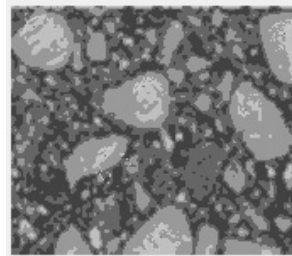


Рис. 6. Распознавание (при $s=4$)

Это связано с тем, что у него средняя яркость меньше, чем у остальных зерен. В свою очередь, увеличение опорной яркости из расчета среднего значения первых пяти самых средних яркостей приводит к снижению эффективности метода с 1 до 0,83 и глобальный ресурс увеличивается с 0,218 до 0,234 (рис. 7 и 8).

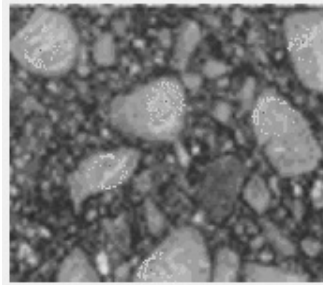


Рис. 7. Распознавание объектов на исходном изображении ($h=0,6$)

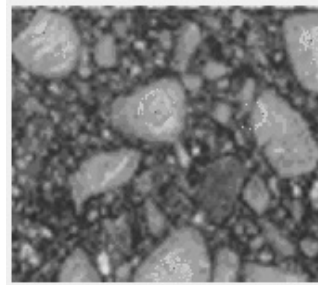


Рис. 8. Распознавание объектов на исходном изображении ($h=0,67$)

Заключение. Таким образом, показано, что на эффективность распознавания зерен влияет выбор значения опорной яркости. Кроме этого наиболее точный результат распознавания получен на аппроксимированных изображениях (при $s = 2$ и 3), т.е. для оптимального выделения зерен необходимо выполнить аппроксимацию исходного изображения, что позволит однозначно определить значение опорной яркости.

Анализ результатов распознавания зерен, показал, что метод деления роя является эффективным инструментом для решения многоэкстремальных задач при

решении практических задач, таких как распознавание объектов. При решении таких специальных задач целесообразно находить эффективный предметно-ориентированный набор значений параметров настройки МДР в связи с относительной примитивностью его эвристических механизмов.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Деревянкина А.А., Нейдорф Р.А. Модификация и структурно-параметрическая оптимизация метода роящихся частиц для решения экстремальных задач // Математические методы в технике и технологиях – ММТТ-22: Сб. тр. XXII Междунар. науч. конф. и IV Междунар. науч. – метод. симп. – Ростов-на-Дону, 2009. – Т. 11.
2. Нейдорф Р.А., Деревянкина А.А. Методы и задачи S-аппроксимации полутоновых изображений при распознавании графических образов // Математические методы в технике и технологиях – ММТТ – 22: Сб. тр. XXII Междунар. науч. конф.: в 10 т. – Псков, 2009. – Т. 6.

Нейдорф Рудольф Анатольевич

Донской государственный технический университет.

E-mail: neyruan@yandex.ru.

344114, г. Ростов-на-Дону, ул. Беляева, 22а, кв. 57.

Тел.: 88632910764.

Деревянкина Анна Анатольевна

E-mail: deranna@mail.ru.

344068, г. Ростов-на-Дону, пер. Краснокамский, д.23.

Тел.: 88632910764.

Neydorf Rudolf Anatolievich

Don State Technical University.

E-mail: neyruan@yandex.ru.

22a, ap. 57, Belyaeva street, Rostov-on-Don, 344114, Russia.

Phone: 88632910764.

Derevaunkina Anna Anatolievna

E-mail: deranna@mail.ru.

23, Krasnokamskei lane, Rostov-on-Don, 344068, Russia.

Phone: 88632910764.

УДК 321.3

В.В. Курейчик, Д.Ю. Запорожец

РОЕВОЙ АЛГОРИТМ В ЗАДАЧАХ ОПТИМИЗАЦИИ*

Описывается вероятностный алгоритм решения оптимизационных задач проектирования, основанный на модели поведения колонии медоносных пчел. В основе алгоритма лежит разбиение поискового пространства на области с высоким значением целевой функции. В алгоритме используются механизмы динамического изменения параметров каждой области, а также количества агентов. Это позволяет получать наборы оптимальных и квазиоптимальных решений за полиномиальное время.

Роевой алгоритм; математическая модель; оптимизационная задача.

* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (гранты № 09-01-00509, № 10-01-00115), г/б № 2.1.2.1652.