

АЛГОРИТМ ЛЕТУЧИХ МЫШЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ГЛОБАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

В.А. ЧАСТИКОВА, Е. Ф. НОВИКОВА

*Кубанский государственный технологический университет,
350072, Российская Федерация, г. Краснодар, ул. Московская, 2;
электронная почта: chastikova_va@mail.ru*

В данной работе приведено исследование эффективности работы одного из алгоритмов роевого интеллекта - алгоритма летучих мышей - на примере задачи глобальной оптимизации. Для этого на языке C# был реализован программный комплекс, на базе которого проведена настройка параметров алгоритма летучих мышей для выбранных целевых функций, а также исследование влияния основных параметров на эффективность поиска. К таким параметрам были отнесены: количество итераций, размер популяции, добротность, коэффициент понижения громкости, коэффициент повышения частоты распространения импульса. В качестве критериев оценки эффективности исследуемого алгоритма были выбраны скорость и точность работы. Данные критерии являются ключевыми при анализе любого метаэвристического алгоритма, к которым относятся алгоритмы роевого интеллекта. На основе проведенных исследований были подобраны оптимальные значения базовых параметров алгоритма летучих мышей, обуславливающих высокую скорость и точность работы алгоритма. Предложенный алгоритм может быть применен для решения задач оптимизации, проектирования, классификации, решения проблемы эргономики рабочего места и др.

Ключевые слова: алгоритм летучих мышей, эхолокация, метаэвристический алгоритм, роевой интеллект, глобальная оптимизация.

Природа всегда была источником вдохновения для исследователей. На основе ее принципов и механизмов был разработан целый ряд алгоритмов, в том числе для решения различных задач оптимизации. Данные алгоритмы относятся к метаэвристическим и включают в себя эволюционные и алгоритмы роевого интеллекта.

Эволюционные алгоритмы оптимизации основываются на принципах, сформулированных Дарвином, т.е. на механизмах наследования и естественного отбора. К эволюционным алгоритмам относят следующие: генетические алгоритмы, стратегии эволюции, генетическое программирование, эволюционное программирование, дифференциальная эволюция.

Алгоритмы роевого интеллекта – это алгоритмы коллективного поведения децентрализованных, самоорганизующихся естественных или искусственных систем. Данные алгоритмы получили свое начало в 1989 году, когда Херардо Бени и Ван Цзин ввели данный термин в контексте системы клеточных роботов. [2-4]

Целью данной работы является исследование эффективности одного из алгоритмов роевого интеллекта – алгоритма летучих мышей (Bat Algorithm).

Алгоритм летучих мышей – это алгоритм оптимизации, разработанный Янгом (X.-Sh.Yang) в 2010 году. Одним из основных преимуществ алгоритма является скорость его выполнения.

Этот алгоритм потенциально более мощный, чем алгоритм роя частиц и генетический алгоритм, а так же гармонический поиск. Более того, гармонический поиск и алгоритм роя частиц являются особыми случаями алгоритма летучих мышей при соответствующих упрощениях. [4,5]

Алгоритм может показаться немного сложнее, чем большинство других алгоритмов роевого интеллекта, а также эволюционных алгоритмов, однако он может быть достаточно эффективно применен к проблемам оптимизации и давать хорошие результаты, затрачивая меньшее количество времени. [5]

Большинство видов летучих мышей обладает совершенными средствами эхолокации, которые используются ими для обнаружения добычи и препятствий, а также для обеспечения возможности разместиться в темноте на насесте. [1]

Алгоритм летучих мышей подчиняется следующим правилам:

– Все летучие мыши используют эхолокацию, чтобы анализировать расстояние, а также иметь различие между едой (добычей) и природными препятствиями;

– Летучие мыши перемещаются случайным образом со скоростью V_i в позиции x_i с фиксированной частотой f_{min} , изменяемой длиной волны λ и громкостью A_0 , чтобы найти добычу. Они могут автоматически регулировать

длину волны (или частоту, т.к. частота = 1/длина волны) испускаемого импульса и скорость импульса $r \in [0,1]$, зависящих от близости цели.

– Громкость изменяется от большего (положительного) A_0 к меньшему постоянному значению A_{\min} . [3]

Схема алгоритма может быть представлена в виде последовательности шагов:

Шаг 1. Определение объективной функции $f(x)$, $x=(x_1 \dots x_d)^T$.

Шаг 2. Инициализация исходной популяции летучих мышей x_i ($i=1 \dots n$), скорости летучих мышей v_i , громкости A_i , скорости распространения импульса r_i .

На данном шаге задается начальное положение летучей мыши, т.е. случайный вектор, который и является текущим решением. Также указываются начальные значения громкости, скорости распространения импульса и числа итераций.

Шаг 3. Определение частоты испускаемого импульса f_i в x_i .

Шаг 4. Определение оптимума, т.е. текущего лучшего решения.

Шаг 5. Генерация нового решения регулированием частоты и обновлением скорости и положения:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) * \beta, \beta \in [0,1]$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - \bar{x}) * f_i,$$

где \bar{x} - текущее лучшее положение.

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t$$

Шаг 6. Генерация локального решения при условии, что случайно заданное число $rand$ в интервале (0,1) больше скорости распространения импульса ($rand > r_i$):

$$x_{new} = x_{old} + \epsilon * A^t, \epsilon \in [-1,1],$$

где A^t – среднее значение громкости.

Шаг 7. Если локальное решение меньше, чем текущее лучшее решение, и случайное заданное число $rand$ в интервале (0,1) меньше, чем громкость

$(rand > A_i)$, принимается новое решение, а также понижается громкость, и увеличивается скорость распространения импульса:

$$A_i^{t+1} = \alpha * A_i^t, \alpha \in [0,1]$$

$$r_i^{t+1} = r_i^t * [1 - \exp(-\gamma * t)], \gamma > 0$$

Шаг 8. В случае нахождения оптимума целевой функции прекращается работа алгоритма, иначе повторяются шаги 5 – 7, пока не закончены итерации.

Шаг 9. Вывод результатов и визуализация.

Исследование эффективности работы алгоритма летучих мышей проводилось на примере задачи глобальной оптимизации функций. В процессе исследований разработан программный комплекс, основное окно которого приведено на рисунке 1.

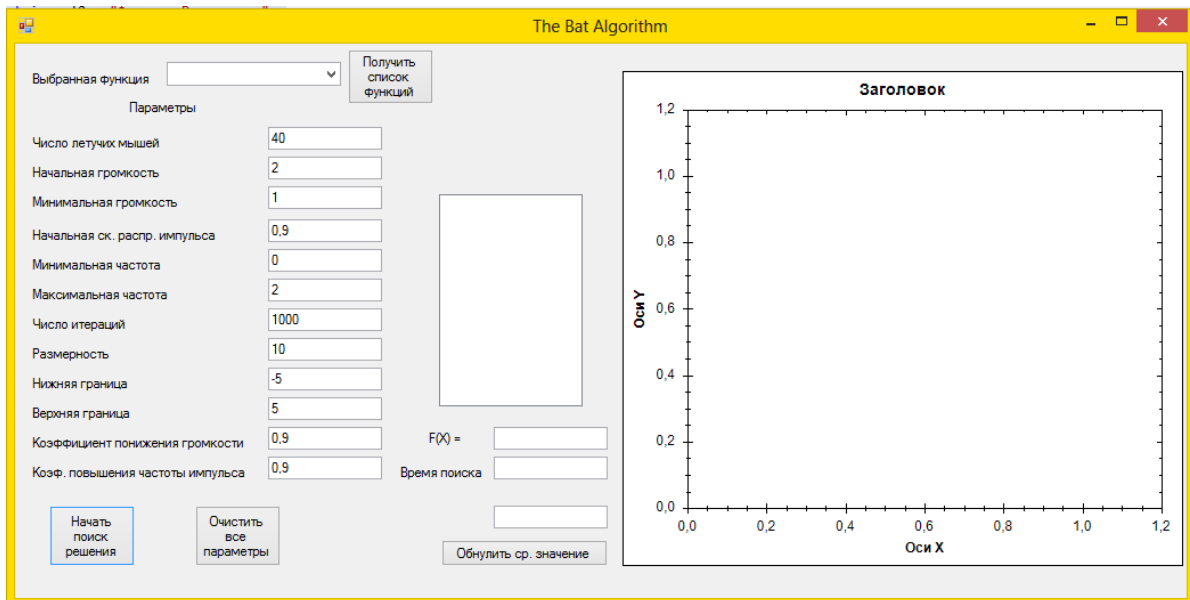


Рисунок 1 – Основное окно программы

Для анализа были выбраны функции де Джонга $y = \sum_{i=1}^n x_i^2$ и Растригина $y = \dots$.

В процессе исследований была проведена оценка эффективности работы алгоритма в зависимости от количества агентов (n) и значения добротности (d). Результаты анализа приведены на рисунках 2 и 3.

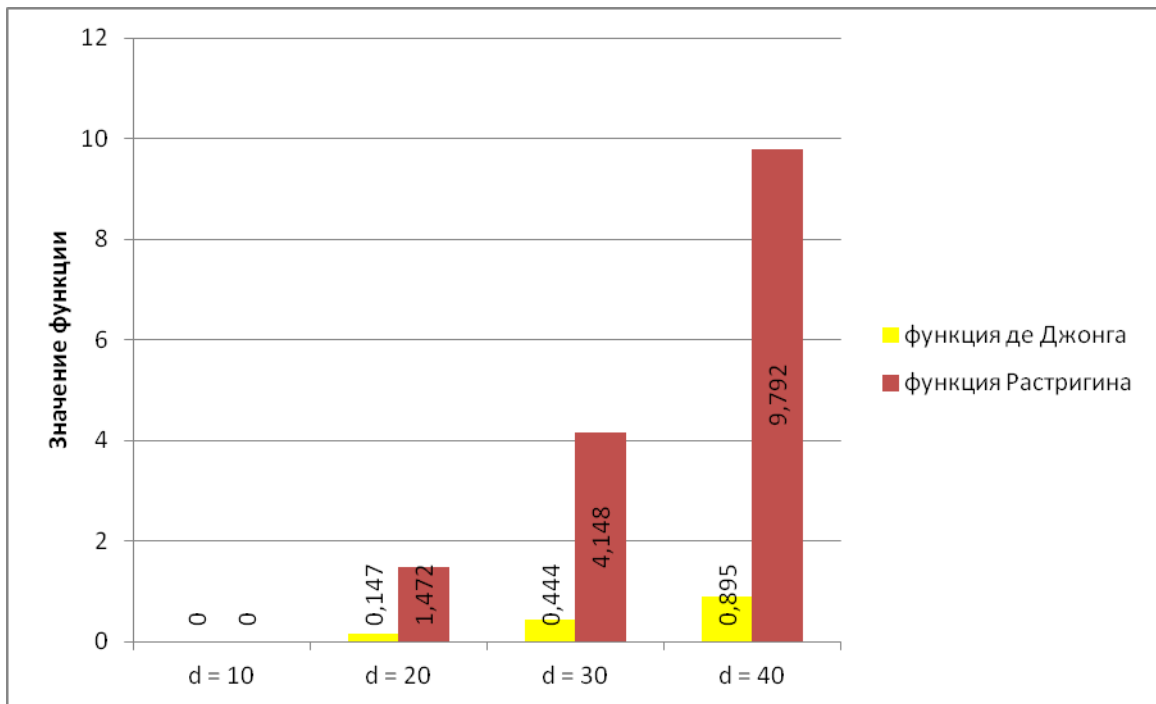


Рисунок 2 – Зависимость точности найденного решения при n=10

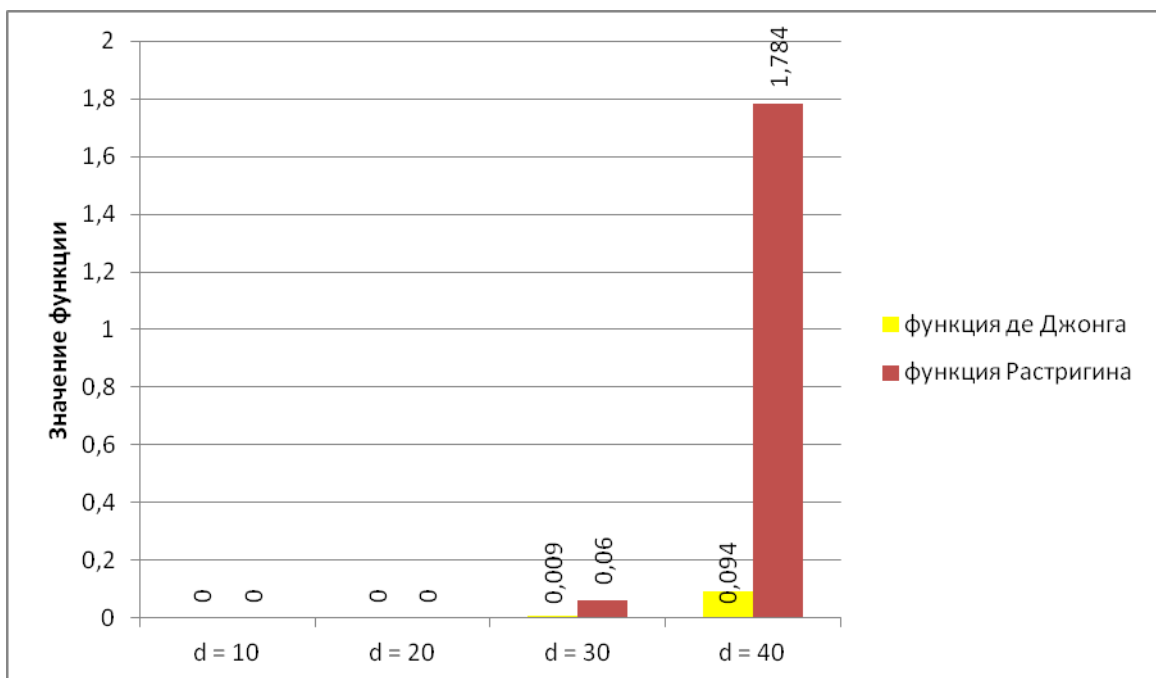


Рисунок 3 - Зависимость точности найденного решения при n=40

Исследования показали, что при увеличении числа агентов повышается точность работы алгоритма. Также, как видно из рисунков 2 и 3, оптимальное значение добротности равно 10 ($d = 10$).

Однако при оценке точности значений функций нельзя забывать о коэффициентах понижения громкости ($y > 0$) и повышения частоты распространения импульса ($0 < a < 1$). Данные коэффициенты - важнейшие параметры для рассматриваемого алгоритма, т.к. громкость и частота импульса являются ключевыми при нахождении добычи летучей мышью. Например, если увеличить коэффициент понижения громкости до 5, то при тех же параметрах, что были рассмотрены выше, для анализируемых функций получим 2 раза более точные значения оптимума.

Для исследуемых функций время поиска оптимума колеблется в пределах 0.00 – 0.10 секунд в зависимости от параметров алгоритма, однако иногда наблюдаются «скачки» длительности выполнения, которые объясняются тем, что работа происходит со случайными числами, вследствие чего в некоторых ситуациях требуется большее количество итераций для нахождения оптимума.

Подводя итоги, можно сделать вывод, что алгоритм летучих мышей имеет высокую скорость выполнения, а также точность. Эти два критерия являются немаловажными при оценке эффективности работы любого метаэвристического алгоритма. Данный алгоритм показал хорошие результаты как при работе простыми (непрерывными, унимодальными) функциями (функция де Джонга), так и при нахождении оптимума функций с более сложным ландшафтом (многоэкстремальная функция Растригина).

ЛИТЕРАТУРА

1. Карпенко А.П. Популяционные алгоритмы глобальной поисковой оптимизации. Обзор новых и малоизвестных алгоритмов // Приложение к журналу «Информационные технологии», №7, 2012.

2. Малыхина М.П., Частикова В.А., Власов К.А. Исследование эффективности работы модифицированного генетического алгоритма в задачах комбинаторики // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – № 3; URL: www.science-education.ru/109-9254 (дата обращения: 02.03.2015).

3. Iztok Fister Jr., Dusan Fister, Xin-She Yang. A Hybrid Bat Algorithm. [Электронный ресурс] – Режим доступа – URL: <http://ev.fe.uni-lj.si/1-2-2013/Fister.pdf> (дата обращения: 16.02.2015).
4. Swarm intelligence. [Электронный ресурс] – Режим доступа – URL: http://en.wikipedia.org/wiki/Swarm_intelligence (дата обращения: 2.12.2014).
5. Xin-She Yang. A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm. [Электронный ресурс] – Режим доступа – URL: <http://arxiv.org/pdf/1004.4170.pdf> (дата обращения: 12.02.2015).
6. Xin-She Yang. Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms. Second Edition. University of Kembridge, United Kindom – Linever Press, 2010.

REFERENCES

1. Karpenko A.P. Populaytsionnie algoritmy globalnoy poiskovoy optimizatsii. Obzor novikh I maloizvestnykh algoritmov// Prilozhenie k zhurnalu "Informatsionnye tekhnologii", №7,2012.
2. Malykhina M.P., Chastikova V.A., Vlasov K.A. Issledovanie effektivnosti raboty modifitsirovannogo geneticheskogo algoritma v zadachah kombinatoriki // Sovremennye problem nauki i obrazovaniya. - 2013. - № 3; URL: www.science-education.ru/109-9254 (data obrascheniya02.03.2015).
3. Iztok Fister Jr., Dusan Fister, Xin-She Yang. A Hybrid Bat Algorithm. [Electronnyy resurs] – Rezhim dostupa – URL: <http://ev.fe.uni-lj.si/1-2-2013/Fister.pdf> (data obrashcheniya: 16.02.2015).
4. Swarm intelligence. [Electronnyy resurs] – Rezhim dostupa – URL: http://en.wikipedia.org/wiki/Swarm_intelligence (data obrashcheniya: 2.12.2014).
5. Xin-She Yang. A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm. [Electronnyy resurs] – Rezhim dostupa – URL: <http://arxiv.org/pdf/1004.4170.pdf> (data obrashcheniya: 12.02.2015).
6. Xin-She Yang. Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms. Second Edition/ University of Kembridge, United Kindom – Linever Press, 2010.

*THE BAT ALGORITHM FOR SOLVING THE GLOBAL OPTIMIZATION
PROBLEM*

V.A. CHASTIKOVA, E. F. NOVIKOVA

*Kuban State Technological University,
2, Moskovskaya st., Krasnodar, Russian Federation, 350072;
e-mail: chastikova_va@mail.ru*

In this paper was conducted the research of effectiveness of the swarm intelligence algorithm - the bat algorithm – in global optimization problem. To do this in C # was implemented software package for setup options of the bat algorithm for selected target functions, as well as the research of the influence of the main parameters on the efficiency of the search. These parameters were considered: the number of iterations, the population size, quality factor, decreasing parameter of loudness, increasing parameter of pulse rate. The criteria for evaluating the effectiveness of the analyzed algorithm were selected speed and precision. These criteria are crucial when analyzing any metaheuristic algorithm, which include swarm intelligence algorithms. Based on these studies were selected optimal values of the basic parameters of the bat algorithm, causing high speed and accuracy of the algorithm. The considered algorithm can be applied for solving optimization problems, design, classification, problem solving ergonomics and others.

Key words: bat algorithm, echolocation, metaheuristic algorithm, swarm intelligence, global optimization.