

## АНАЛИЗ БИОИНСПЕРИРОВАННЫХ АЛГОРИТМОВ В ЗАДАЧАХ РАСПОЗНАВАНИЯ СОБЫТИЙ

Л. Р. Демиденко, Е. В. Соколова  
Научный руководитель: Е.А. Кочегурова  
Томский политехнический университет  
E-mail: evs56@tpu.ru

### Введение

Во многих фундаментальных науках, таких как химия, молекулярная биология и физика возникают задачи, сводящиеся к задачам непрерывной глобальной оптимизации. Особенности таких задач часто являются овражностью, недифференцируемость, нелинейность, многоэкстремальность, отсутствие аналитического выражения и высокая вычислительная сложность оптимизируемых функций, высокая размерность пространства поиска, сложная топология области допустимых значений и т. д.

Для этих задач отлично подходят биоинспирированные алгоритмы (алгоритмы, вдохновленные поведением объектов живой природы), которые рассмотрены в данной работе.

### Общий принцип работы биоинспирированных методов оптимизации

В биоинспирированных методах оптимизации заложен общий принцип решения исходной задачи:

1) Инициализация популяции. В области поиска тем или иным образом создаем некоторое число начальных приближений к искомому решению задачи — инициализируем популяцию агентов.

2) Миграция агентов популяции. С помощью некоторого набора миграционных операторов, специфических для каждого из популяционных алгоритмов, перемещаем агентов в области поиска таким образом, чтобы, в конечном счете, приблизиться к искомому экстремуму целевой функции.

3) Завершение поиска. Проверяем выполнение условия окончания итераций и, если оно выполнено, завершаем вычисления, принимая лучшее из найденных положений агентов популяции в качестве приближенного решения задачи. Если указанные условия не выполнены, возвращаемся к выполнению этапа 2.

### Алгоритмы, вдохновленные роением светлячков

Алгоритм светлячков был разработан Янгом в 2007 г. Алгоритм основывается на следующей модели поведения светлячков:

- светлячки привлекают друг друга вне зависимости от своего пола;
- привлекательность светлячка для других особей пропорциональна его яркости;

- менее привлекательные светлячки перемещаются по направлению к более привлекательному светлячку;

- яркость излучения данного светлячка, видимая другим светлячком, уменьшается с увеличением расстояния между светлячками;

- если светлячок не видит возле себя светлячка более яркого, чем он сам, то он перемещается случайным образом.

Алгоритм работает по следующей схеме:

1) Инициализация начальной популяции светлячков, вычисление значения интенсивности в данных точках;

2) Если интенсивность  $j$ -го светлячка меньше, чем интенсивность  $i$ -го, то вычисляется привлекательность одного светлячка для другого,  $j$ -й светлячок перемещается в направлении  $i$ -го, обновляется интенсивность  $j$ -го светлячка;

3) Если условие окончания итераций не выполнено, то алгоритм переходит к шагу 2;

4) Производится сортировка светлячков;

5) Возвращается лучшая найденная позиция.

### Сорняковый алгоритм

Основным механизмом, определяющим динамику сообщества любых растений, является естественный отбор, из которого выделяют два крайних типа:  $r$ -отбор и  $K$ -отбор. Реальные стратегии отбора лежат между этими предельными типами.

Девизом  $r$ -отбора являются слова "живи быстро, размножайся быстро, умирай молодым". При  $r$ -отборе предпочтительны такие качества, как высокая плодовитость, маленький размер семян и приспособленность к рассеиванию их на большое расстояние.

$K$ -отбор использует принцип "живи медленно, размножайся медленно, умирай в старости". При  $K$ -отборе предпочтительны такие качества индивидов, как большой размер семян, длинная жизнь, небольшое потомство, за которым требуется интенсивный уход.

Схема алгоритма:

1) распределение конечного числа семян по всей области поиска (инициализация популяции);

2) производство выросшими растениями семян в зависимости от приспособленности растений (воспроизводство);

3) размещение произведенных семян в случайном порядке по области поиска (пространственное распределение);

4) повторение шагов 2, 3 до тех пор, пока не достигнут заданный максимум числа растений;

5) отбор растений с более высокой приспособленностью, их воспроизводство и пространственное распределение (конкурентное исключение);

6) повторение шага 5 до выполнения условия окончания процесса.

#### **Кукушкин поиск**

Алгоритм кукушкиного поиска (Cuckoo Search, CS) предложили Янг и Деб в 2009 г. Алгоритм вдохновлен поведением кукушек в процессе вынужденного гнездового паразитизма.

Некоторые виды кукушек откладывают яйца в коллективные гнезда вместе с другими кукушками и могут выбросить яйца других птиц, чтобы улучшить условия вылупления своим птенцам. Многие виды кукушек занимаются гнездовым паразитизмом, то есть подкладывают в гнезда других птиц свои яйца.

В алгоритме CS каждое яйцо в гнезде представляет собой решение, а яйцо кукушки — новое решение. Цель заключается в использовании новых и потенциально лучших (кукушкиных) решений, чтобы заменить менее хорошие решения в гнездах. В простейшем варианте алгоритма в каждом гнезде находится по одному яйцу.

Положим, что речь идет о задаче глобальной безусловной максимизации. Алгоритм основан на следующих правилах: каждая кукушка откладывает одно яйцо за один раз в случайно выбранное гнездо; лучшие гнезда с яйцами высокого качества (высоким значением пригодности) переходят в следующее поколение; яйцо кукушки, отложенное в гнездо, может быть обнаружено хозяином с некоторой вероятностью (0; 1) и удалено из гнезда.

#### **Обезьяний поиск**

Алгоритм обезьяньего поиска (Monkey Search, MS) предложили Мучерино и Шереф в 2008 г. Алгоритм вдохновлен поведением обезьяны, лазящей по дереву в поисках пищи. Обезьяне ставится в соответствие агент, который строит деревья решений для поиска экстремума в задаче глобальной максимизации.

В алгоритме MS максимальное количество пищи представляет собой желаемое решение, а ветви дерева представляют собой варианты выбора между соседними допустимыми решениями в рассматриваемой задаче оптимизации. Этот выбор может быть как полностью случайным, так и основанным на известных алгоритмах решения задачи глобальной оптимизации. Алгоритм использует бинарные деревья поиска, т. е. от каждой данной ветки (кроме ветвей, образующих

вершину дерева) отходят две другие ветви с решениями, располагающимися на их концах.

Если в текущий момент времени обезьяна находится на конце некоторой ветви, то далее она с равной вероятностью перемещается полевой или правой исходящим ветвям. В точке пространства поиска, соответствующей концу ветви, на которой находится обезьяна, вычисляем значение фитнес-функции. Если это решение лучше найденного ранее лучшего решения, то запоминаем его, и по рассмотренной схеме обезьяна продолжает движение вверх. Движение останавливаем при достижении обезьяной вершины дерева, определяемой максимально допустимой его высотой. Все посещенные обезьяной ветви дерева запоминаем.

Если не все пути в дереве исследованы, то всякий раз, после достижения обезьяной вершины дерева, она спускается до текущей лучшей точки и снова начинает движение вверх, возможно, проходя некоторые из уже пройденных ветвей.

#### **Заключение**

Было рассмотрено несколько основных видов биоинспиреческих алгоритмов, выявлены закономерности, характерные для данного типа алгоритмов.

Основное преимущество биоинспирированных алгоритмов заключается в возможности гибридизации данных алгоритмов для решения конкретных прикладных задач, что будет использоваться авторами в дальнейших работах.

#### **Список использованных источников**

1. Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие. [Электронный ресурс] / Единое окно доступа к образовательным ресурсам. — URL: [http://window.edu.ru/catalog/pdf2txt/394/39394/17112?p\\_page=7](http://window.edu.ru/catalog/pdf2txt/394/39394/17112?p_page=7)
2. Карпенко А.П. Популяционные алгоритмы глобальной поисковой оптимизации. Обзор новых и малоизвестных алгоритмов / А. П. Карпенко // Приложение к журналу «Информационные технологии». — 2012. — №7. — С. 1-32
3. Карпенко А. П., Селиверстов Е. К. Глобальная оптимизация методом роя частиц. Обзор // Информационные технологии. 2010. № 2. С. 25—34.
4. Гладков В.А., Курейчик В.В. Биоинспирированные методы в оптимизации. - М.: Физматлит, 2006. - 384 с.
5. Пантелеев А.В., Метлицкая Д.В., Алешина Е.А. Методы глобальной оптимизации. Метаэвристические стратегии и алгоритмы. - М.: Изд-во Вузовская книга, 2013. - 248 с.