



АССИМЕТРИЧНЫЕ СТРАТЕГИИ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ ОПТИМИЗАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ

Бескорвайный В.В., Порохня И.А.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

Одной из наиболее часто встречаемых на практике задач современной теории оптимизации является задача поиска минимума (максимума) многоэкстремальной целевой функции с большим количеством переменных. Современные биоинспирированные методы позволяют справиться с основными недостатками, встречающимися при использовании классических методов оптимизации для решения этой задачи: проблемы сходимости к локальному оптимуму и проблемы быстрого роста вычислительной сложности задачи при увеличении ее размерности [1–2]. Среди методов этой группы наиболее универсальными и продуктивными считаются эволюционные методы, реализуемые на основе генетических алгоритмов (ГА). При этом классические ГА имеют ряд недостатков: низкая скорость сходимости; частая сходимость к локальному оптимуму и вырождение популяции; недостаточная точность в определении достижения оптимума. Используемые на практике приемы для преодоления отмеченных недостатков (гибридизация или комбинирование генетических методов с классическими методами оптимизации; распараллеливание вычислений, в том числе разделение популяции на независимые группы; модификация алгоритмов путем добавления специфичных для предметной области методов; добавление к алгоритмам новых операторов) не позволяют достичь желаемой цели [3–4].

С учетом этого предложена модификация биоинспирированного метода, реализуемого на основе ГА. В ней реализованы модифицированные операторы отбора и мутации, а также введены коэффициенты асимметрии η для различных групп особей в популяции. Она реализуется на биологическом принципе «male-driven evolution», предполагающем функциональную асимметрию в приобретении эволюционных признаков. Предполагается разбиение основной популяции на две субпопуляции $P = M \cup F$ таким образом, что при скрещивании могут использоваться только особи из разных групп. Размеры этих групп определяются с использованием значения коэффициента асимметрии популяции: $\eta_p = N_M / N_F$, где N_M, N_F – количества особей в субпопуляциях M и F (при $\eta_p = 1$ популяция является абсолютно симметричной, а при $\eta_p = 0$ – абсолютно асимметричной).

Аналогичным образом определяется асимметрия мутации для групп M и F . Коэффициент мутации m в этом случае заменяется на коэффициент эффективной мутации: $m_{Ef} = (m_M + m_F) / 2$, где m_M, m_F – вероятности мутации в субпопуляциях M и F (m_M и m_F связаны посредством коэффициента асимметрии мутации $\eta_M = m_M / m_F$ [5]).

Введение функциональной асимметрии в работу алгоритма призвано решить проблему сходимости к локальному оптимуму без вырождения популяции или замедления работы алгоритма. При таком подходе популяция разбивается на две условные группы: консервативную и оперативную. Данные группы выполняют



Секция 2. Математическое и компьютерное моделирование информационных систем

две различные задачи: консервативная группа тяготеет к сохранению субоптимальных решений, полученных на предыдущих итерациях работы алгоритма, а оперативная группа ориентирована на поиск новых лучших решений.

Экспериментальное исследование предложенной модификации метода производилось при следующих параметрах ГА: размер исходной популяции $N = 50$; метод кодирования – код Грея; коэффициент отбора $n = 0,5$; коэффициент мутации $m = 0,4$; коэффициенты асимметрии $\eta_p = \eta_m = 1,3$. Для оценки эффективности алгоритма использовано ограничение: результат работы считался успешным, если оптимум достигнут с точностью 0,001 прежде, чем целевая функция была вычислена не более 10000 раз (табл. 1).

Таблица 1 – Оценка вероятности успешного поиска

Используемый ГА	Функция		
	Расстригина	Швефеля	Гривонка
Классический	0,38	0,53	0,59
Модифицированный	0,45	0,56	0,57

В результате исследования установлено, что предложенная модификация генетического алгоритма дает лучшие результаты для функций, локальные оптимумы которых находятся на значительном расстоянии, поскольку вынужденное ограничение элитарности в отборе замедляет сходимость алгоритма к требуемой области. Одним из направлений дальнейших исследований может быть изучение способов адаптивного управления коэффициентами асимметрии в зависимости от особенностей решаемой задачи.

1. Гладков Л.А. Биоинспирированные методы в оптимизации: монография / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. – М.: Физматлит, 2009. – 384 с.

2. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / А.П. Ротштейн. – Винница: Універсам-Вінниця, 1999. – 320 с.

3. Пантелеев А.В. Методы глобальной оптимизации. Метаэвристические стратегии и алгоритмы / А.В. Пантелеев, Д.В. Метлицкая, Е.А. Алешина. – М.: Вузовская книга, 2013. – 244 с.

4. Бескоровайный В.В., Имангулова З.А. Генетический алгоритм структурной оптимизации централизованных многоуровневых ИВС / В.В. Бескоровайный, З.А. Имангулова // Вестник Харьковского государственного политехнического университета. – 2000. – Вып. 83. – С. 4–7.

5. Paszkowicz W. Properties of a genetic algorithm extended by a random self-learning operator and asymmetric mutations: A convergence study for a task of powder-pattern indexing / W. Paszkowicz // Analytica Chimica Acta. – 2006. – V. 566. – Is. 1. – P. 81–98.