

УДК 681.3.058

О.Б. Хруставка

Система управления гибридным эволюционным алгоритмом на основе модели смешения мнений экспертов

В данной статье предлагается система управления гибридным эволюционным алгоритмом на базе модели смешения мнений экспертов. Основным элементом предлагаемой системы является двухуровневая модель классификации оптимизационных задач. Эта модель позволяет извлечь максимум информации о решаемой задаче, классифицировать ее и направить алгоритм по оптимальному пути решения.

The control system for hybrid evolutionary algorithm based on mixture of experts' model is proposed in the article. Basic element of proposed system is two-level model for classification of optimization problems. The model lets to extract maximum of information about the problem, classify it and direct the algorithm via the optimal path.

Введение

Многие современные научные и технологические проблемы обладают важной объединяющей особенностью: они носят оптимизационный характер. В качестве примеров можно назвать следующие задачи: обучение нейронных сетей с учителем, оптимизация систем поиска информации, оптимизация характеристик электронных схем, задачи компоновки и трассировки, применение ЭВМ для исследования и проектирования радиоэлектронных устройств и систем. В настоящее время для решения сложных современных задач многоэкстремальной и многокритериальной оптимизации (и задач, которые сводятся к таковым) применяются гибридные алгоритмы, из числа которых наиболее перспективными считаются гибридные эволюционные алгоритмы [1]. Однако большинство существующих эволюционных алгоритмов являются узкоспециализированными, т.е. предназначены для решения определенного класса задач. Это является одновременно их преимуществом и недостатком, поскольку специализированные алгоритмы наиболее эффективны при решении того класса задач, под который они были реализованы, но практически неприменимы для решения других классов задач. Поэтому перспективной идеей является создание такого эволюционного алгоритма, который сохранил бы «индивидуальный» подход к реше-

нию задачи, свойственный специализированным алгоритмам, и при этом обладал «универсальностью» в плане возможности решать с его помощью различные классы оптимизационных задач. В данной работе предлагается система управления гибридным эволюционным алгоритмом на основе модели смешения мнений экспертов, которая осуществляет предварительную классификацию решаемой задачи и направляет эволюционный алгоритм по оптимальному пути решения.

Классическая модель смешения мнений экспертов

В основе модели смешения мнений экспертов лежит ассоциативная гауссова модель смешения [2]. Рассмотрим кратко принцип работы системы на примере нейронной сети (рис. 1) [3]. Такая сеть носит название смешения мнений экспертов и состоит из K модулей, обучаемых с учителем и называемых экспертами. Интегрирующий элемент носит название шлюза. Он выполняет функцию посредника между сетями экспертов. Предполагается, что различные эксперты лучше всего работают в своих областях входного пространства согласно описанной вероятностной порождающей модели. Исходя из этого, и возникает потребность в сети шлюза.

Рассмотренная нейронная сеть является модульной, в ней процесс обучения происходит при неявном объединении самоорганизующейся формы обучения и формы обучения с учителем. Эксперты технически обеспечивают обучение с учителем, поскольку их отдельные выходы объединяются для получения желаемого отклика. Сами эксперты осуществляют самоорганизующееся обучение. Это значит, что они самоорганизуются с целью нахождения оптимального разбиения входного пространства, причем каждый из них в своем подпространстве имеет наилучшую производительность, а вся группа обеспечивает хорошую модель всего входного пространства.

Каждая из сетей экспертов по сути представляет собой линейный фильтр. Таким образом, выходной сигнал, производимый экспертом k , является скалярным произведением входного вектора x и вектора синаптических весов w_k данного нейрона.

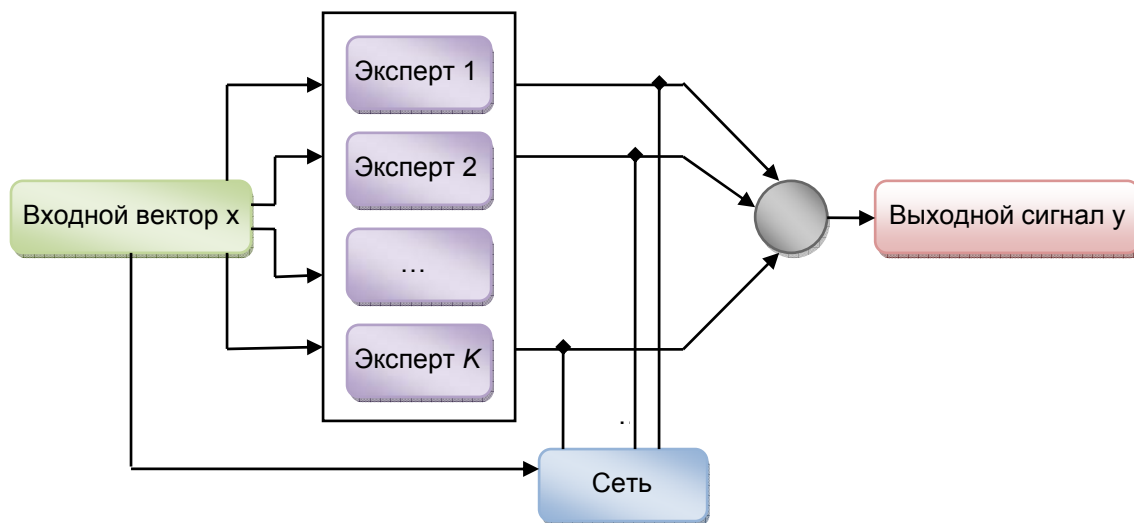


Рис. 1. Модель смешения мнений экспертов

Сеть шлюза содержит один слой из K нейронов. Каждый из этих нейронов соответствует одному из экспертов. В отличие от экспертов нейроны сети шлюза являются нелинейными, т.е. линейная зависимость выходов экспертов от входного вектора x приводит к нелинейной зависимости выходного значения сети шлюза от x . Для вероятностной интерпретации роли сети шлюза ее рассматривают как «классификатор», который отображает входной вектор x в значение мультиномиальной вероятности так, чтобы различные эксперты могли соответствовать желаемому отклику.

Модель двухуровневой классификации оптимизационных задач

Для эффективного решения любой оптимизационной задачи необходимо провести ее предварительную классификацию, которая предусматривает выделение некоторого набора характеристик решаемой задачи. Это позволяет выбрать оптимальный путь решения данной задачи, т.е. минимизировать вычислительную сложность и время счета. При решении новой задачи характеристики ее обычно неизвестны, а во многих случаях многие параметры задачи определить вообще невозможно по причине отсутствия какой-либо информации о рельефе целевой функции. Для решения этой проблемы предлагается двухуровневая классификация задач оптимизации, которая позволяет извлечь максимум информации о решаемой задаче, структурировать ее и использовать для нахождения максимально эффективного пути ее решения (рис. 2). В данной работе рассматрива-

ется методика решения оптимизационных задач с помощью гибридного эволюционного алгоритма [4], в этом случае целью классификации является определение наиболее эффективной комбинации генетических операторов.

Первым шагом в процессе классификации является определение числа критериев решаемой задачи – однокритериальная либо многокритериальная оптимизационная задача. Следующей, как правило известной, информацией о решаемой задаче является ее область применения. На рис. 2 показаны несколько типовых однокритериальных и многокритериальных оптимизационных задач (классификация А).

Примерами однокритериальных задач оптимизации являются:

- задача оптимизации аналитической функции n переменных при заданных ограничениях;
- задача обучения нейронной сети заданной архитектуры с учителем;
- решение систем линейных и нелинейных алгебраических уравнений;
- задача комбинаторной оптимизации.

Примерами многокритериальных задач оптимизации являются:

- задача одновременной оптимизации нескольких функций n переменных при заданных ограничениях;
- одновременная реализация АЧХ и ФЧХ электронных схем;
- синтез фильтров нижних частот;
- задача о допусках.

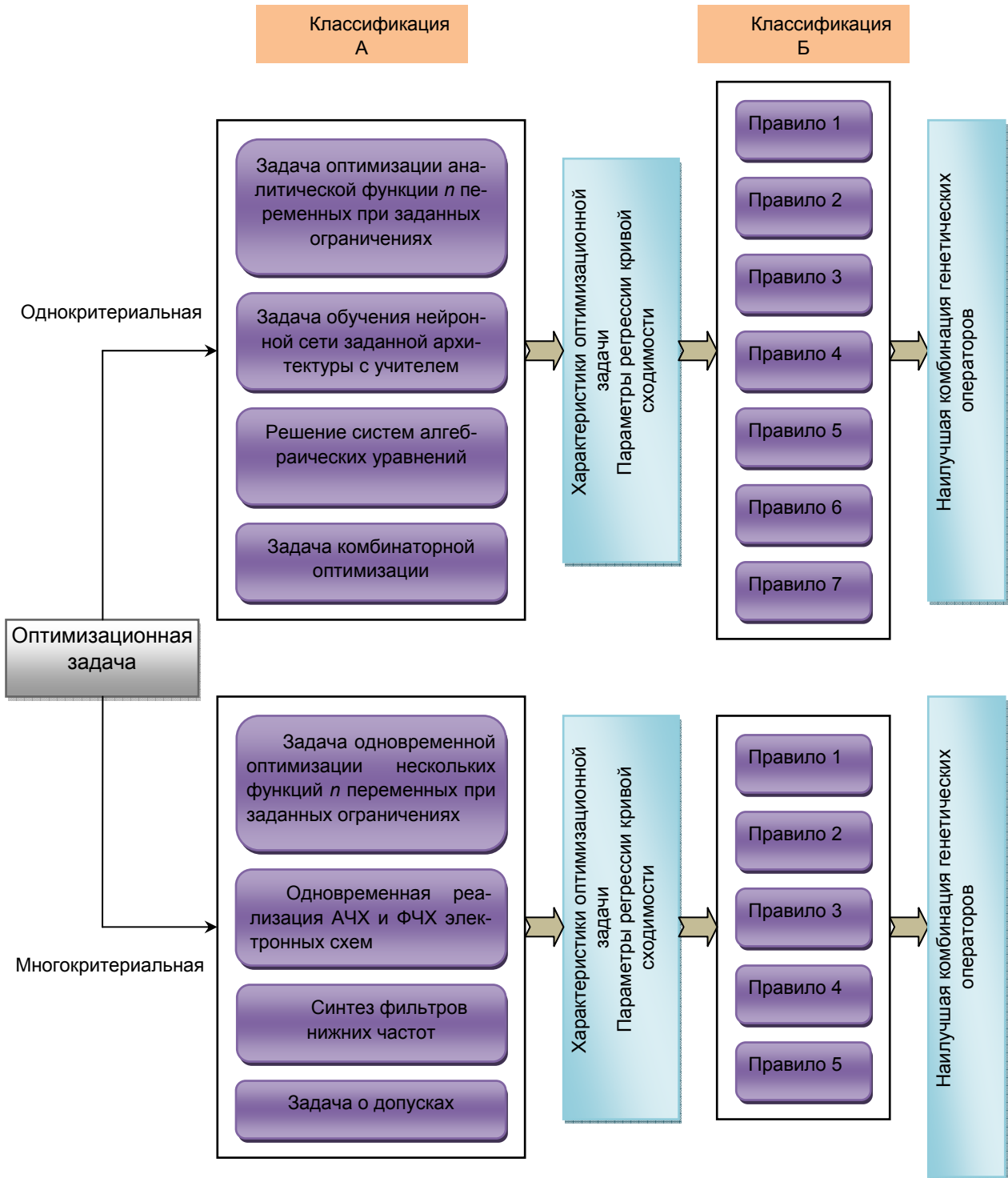


Рис. 2. Двухуровневая модель классификации задач оптимизации

Если решаемая задача не принадлежит ни к одной из перечисленных областей, список может быть расширен. Математическая формулировка задач перечисленных типов является классической.

Следующим шагом является выделение возможных основных характеристик решаемой оптимизационной задачи из следующего множества:

- размерность задачи (количество переменных);
- область определения;
- параметрическая взаимосвязь переменных (эпистазис);
- наличие и тип ограничений;
- количество и тип экстремумов;
- вид фронта Парето (для многокритериальных задач).

На основе набора перечисленных характеристик была сформирована база правил (классификация Б), которая ставит в соответствие конкретному набору характеристик оптимальную комбинацию генетических операторов [5]. Именно эту комбинацию следует применять в гибридном эволюционном алгоритме для решения конкретной задачи.

В процессе исследований было рассмотрено восемь комбинаций наиболее широко используемых генетических операторов (табл.1).

База правил выбора оптимальной комбинации генетических операторов включается в себя 2 отдельных блока правил – 7 правил для однокритериальных задач (табл. 2) и 5 правил для многокритериальных задач (табл. 3).

Таблица 1. Исследованные комбинации генетических операторов

Номер комбинации	Состав комбинации генетических операторов		
	Оператор отбора	Оператор кроссовера	Оператор мутации
I	метод рулетки	двухточечный кроссовер	гауссова мутация
II	метод рулетки	двухточечный кроссовер	адаптивная мутация
III	метод рулетки	равномерный кроссовер	гауссова мутация
IV	метод рулетки	равномерный кроссовер	адаптивная мутация
V	турнирный отбор	двухточечный кроссовер	гауссова мутация
VI	турнирный отбор	двухточечный кроссовер	адаптивная мутация
VII	турнирный отбор	равномерный кроссовер	гауссова мутация
VIII	турнирный отбор	равномерный кроссовер	адаптивная мутация

Таблица 2. Правила выбора оптимальной комбинации генетических операторов для однокритериальных оптимизационных задач

Номер правила	Характеристики оптимизационной задачи					Оптимальная комбинация
	Количество переменных	Область определения	Ограничения	Эпистазис	Количество экстремумов	
1	небольшое	[-5, 5]	-	-	1 (глобальный)	IV
2	небольшое	[-5, 15]	-	-	неск. локальных, 1 глобальный	IV, VIII
3	большое	[-100, 100]	-	-	1 (глобальный)	II, III, IV
4	большое	[-600, 600]	-	+	1 или несколько	II
5	большое	[-500, 500]	-	-	множ. локальных, 1 глобальный	III
6	небольшое	[-3, 3]	линейные / нелинейные	-	1 (глобальный)	III
7	небольшое	[0, 10]	линейные / нелинейные	-	неск. локальных, 1 глобальный	III, V

Таблица 3. Правила выбора оптимальной комбинации генетических операторов для многокритериальных оптимизационных задач

Номер правила	Характеристики оптимизационной задачи				Оптимальная комбинация
	Количество переменных	Тип фронта Парето	Ограничения	Эпистазис	
1	небольшое	выпуклый неразрывный	-	-	VI
2	небольшое	невыпуклый неразрывный / фрагментированный	-	-	VII
3	небольшое	невыпуклый разрывный	-	-	V
4	большое	невыпуклый неразрывный	-	+	V
5	небольшое	выпуклый / невыпуклый неразрывный	линейные / нелинейные	-	VIII

Все указанные характеристики решаемой задачи получить чаще всего невозможно, поэтому разработанный алгоритм в обязательном порядке запрашивает только количество переменных и ограничения. Для правильной классификации решаемой задачи используется второй набор параметров, которые представляют собой коэффициенты нелинейной регрессии и дисперсию кривой сходимости алгоритма [6]. Согласно проведенным исследованиям, наблюдается явная зависимость формы кривой сходимости от класса решаемой задачи. Следовательно, на основе численных значений параметров регрессии любая решаемая задача может быть отнесена к тому или иному классу (правилу). В табл. 4 (однокритериальные задачи) и табл. 5 (многокритериальные задачи) для каждого правила (классификация Б) указаны наилучшая комбинация генетических операторов, коэффициенты регрессии и норма дисперсии.

Алгоритм начинает работу со случайной подходящей комбинацией генетических операторов и выполняет 2000 поколений, в процессе чего получаем кривую сходимости алгоритма. После этого по кривой сходимости строится функция регрессии, и вычисляются параметры регрессии. На основе информации об известных характеристиках решаемой оптимизационной задачи и

значениях параметров регрессии выбирается оптимальная комбинация генетических операторов. Далее эволюционный алгоритм запускается с выбранной комбинацией и находит оптимальное решение задачи.

Эффективность работы алгоритма на этом этапе зависит от корректной классификации решаемой задачи. В данном случае правила выбора оптимальной комбинации генетических операторов (классификация Б) выполняют роль экспертов (по аналогии с классической моделью смешения мнений экспертов). При этом существуют следующие варианты:

1. Типу оптимизационной задачи согласно классификации А соответствует одно правило из базы правил выбора оптимальной комбинации генетических операторов (классификация Б). В этом случае выбор оптимальной комбинации очевиден.

2. Типу оптимизационной задачи согласно классификации А соответствует несколько правил из базы правил выбора оптимальной комбинации генетических операторов (классификация Б). В этом случае используется дополнительная процедура выбора эксперта (правила) на основе параметра близости. Эксперт с минимальным значением этого параметра определяет оптимальную комбинацию генетических операторов.

Таблица 4. Критерии оценки хода решения однокритериальных оптимизационных задач

Правило	Наилучшая комбинация	Коэффициенты регрессии				Норма дисперсии σ
		a_1	a_2	a_3	a_4	
1	IV	-0,3899	0,2951	0,4944	-0,1746	63,157
2	IV, VIII	-0,1019	0,0765	0,1299	0,3523	31,433
3	II, III, IV	4,7124	-3,9044	-8,9004	4,477	464,91
4	II	14,33	-11,385	-28,167	14,376	1616,8
5	III	0,6235	-0,6911	-0,8824	0,6665	37,636
6	III	4,8378	-6,2227	-4,2948	1,4173	121,2
7	II, VI	2,2831	-4,0887	0,0307	0,9291	54,697

Таблица 5. Критерии оценки хода решения многокритериальных оптимизационных задач

Правило	Наилучшая комбинация	Коэффициенты регрессии				Норма дисперсии σ
		a_1	a_2	a_3	a_4	
1	VI	-0,3476	1,0841	-1,0885	0,5678	1,9745
2	VII	-0,0348	-0,1207	-0,2518	0,6924	0,0846
3	V	-0,6029	2,2309	-4,8232	6,2952	3,2588
4	V	-0,0325	0,0742	-0,2255	0,3655	0,1551
5	V, VIII	-0,9242	3,1173	-3,0261	2,4502	3,9174

Выводы

В данной работе была предложена система управления гибридным эволюционным алгоритмом на основе модели смешения мнений экспертов. Разработанная система реализует двухуровневую классификацию задач оптимизации, которая позволяет извлечь максимум информации о решаемой задаче, структурировать ее и использовать для нахождения максимально эффективного пути ее решения с помощью эволюционного алгоритма. Процесс классификации задачи осуществляется следующим образом:

1) определить однокритериальной или многокритериальной является решаемая задача;

2) определить область применения задачи (классификация А);

3) определить набор характеристик задачи (количество переменных, область определения, параметрическая взаимосвязь переменных, наличие и тип ограничений, количество и тип экстремумов, вид фронта Парето для многокритериальных задач);

4) запустить эволюционный алгоритм со случайной комбинацией генетических операторов, выполнить 2000 поколений, получить кривую сходимости;

5) по кривой сходимости алгоритма рассчитать функцию регрессии и ее параметры (коэффициенты регрессии и норму дисперсии);

6) по вычисленным значениям параметров регрессии кривой сходимости алгоритма определить правило (правила) согласно классификации Б (эксперты);

7) если типу оптимизационной задачи согласно классификации А соответствует несколько правил из базы правил выбора оптимальной комбинации генетических операторов (класси-

фикация Б), то рассчитать параметры близости для экспертов и выбрать лучшего эксперта;

8) с помощью выбранного эксперта определить наилучшую комбинацию генетических операторов.

Гибридный эволюционный алгоритм, использующий оптимальную комбинацию генетических операторов для конкретной решаемой задачи, способен найти наилучшее решение задачи по сравнению с любыми другими алгоритмами, использующими неизменный набор генетических операторов.

Литература

1. *Ishibuchi H., Yoshida T., Murata T.* Balance Between Genetic Search and Local Search in Memetic Algorithms for Multiobjective Permutation Flowshop Scheduling // *Evolutionary Computation*. – 2003. – Vol.7, №2. – P.204–223.
2. *Titterington O.M., A.F.M. Smith, E. Makov.* Statistical Analysis of Finite Mixture Distributions, New York: Wiley, 1985.
3. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
4. *Калниболотский Ю.М., Хруставка О.Б.* Модификации генетических алгоритмов // *Электроника и связь*. – 2008. - №5. – С. 54 – 61.
5. *Хруставка О. Б.* База правил выбора комбинации генетических операторов для гибридного эволюционного алгоритма // IX Международная научная конференция «Интеллектуальный анализ информации ИАИ-2009» (19 – 22 мая 2009 г.): сборник трудов. – Киев, «Просвіта», 2009.
6. *Дрейпер Н., Смит Г.* Прикладной регрессионный анализ. Множественная регрессия. – 3-е изд. – М.: «Диалектика», 2007. – 912 с.