Информатика и системы управления, 2018, №4(58)
Надежность и техническая диагностика

УДК 681.5:004.272+519.6

© 2018 г. **Г.Б. Диго,**
Н.Б. Диго
(Институт автоматики и процессов управления ДВО РАН, Владивосток)

ПРИМЕНЕНИЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ ПРИ УПРАВЛЕНИИ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ НАДЕЖНОСТЬЮ АНАЛОГОВЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ УСТРОЙСТВ И СИСТЕМ

Рассмотрены вычислительные аспекты реализации эволюционных вычислений применительно к проблемам оптимального параметрического синтеза. На основе гибридных алгоритмов разработаны схемы поиска максимума алгоритмически заданных целевых функций с нелинейными функциями-ограничениями на параметры. Предложены алгоритмы поисковой оптимизации, допускающие распараллеливание вычислений.
Ключевые слова: оптимальный параметрический синтез, эволюционные вычисления, поисковая оптимизация, распараллеливание вычислений, гибридный алгоритм, условия неопределенности.

DOI: 10.22250/isu.2018.58.70-81

Введение

Проектирование технических систем с учетом случайных процессов изменения их параметров и управление их параметрической надежностью связаны с необходимостью решения ряда сложных и трудоемких задач. К их числу относятся задачи параметрического синтеза, и в частности оптимального выбора номинальных значений параметров исследуемых объектов [1]. Сложность их решения обусловлена вероятностным характером критерия оптимальности, дефицитом информации о закономерностях случайных процессов изменения параметров и высокой вычислительной трудоемкостью поиска решения. Возникающие условия неопределенности не всегда позволяют достичь заданного качества функционирования системы, из-за чего найденные оптимальные значения параметров, обеспечивающие достижение максимальной вероятности безотказной работы системы за определенный промежуток времени, не приведут к выполнению наложенных на эту вероятность ограничений. Исключить такую ситуацию может стратегия, основанная на методах поисковой оптимизации [2], но ввиду отсутствия универсальных методов решения нелинейных задач оптимизации в условиях неопределенности каждый раз необходимо выбирать конкретный метод с учетом особенностей решаемой задачи. В реальных условиях эффективным оказывается подход, основанный на многометодной технологии [3, 4] и использующий алгоритмы, реализуемые в виде параллельных итерационных процессов с выбором лучшего приближения для продолжения оптимизации до достижения требуемой точности. В задачах оптимального параметрического синтеза (ОПС) основные трудности связаны с дефицитом априорной информации о свойствах целевой функции и заданных ограничениях. Одним из путей их преодоления может стать использование идей и методов эволюционных вычислений [5], отличительной особенностью которых является возможность одновременного анализа различных областей пространства решений. Это, в свою очередь, позволяет находить новые области с лучшими значениями целевой функции за счет объединения субоптимальных решений из разных множеств решений, а специфика работы эволюционных алгоритмов обеспечивает накопление и использование изменяющихся во времени знаний об исследованном пространстве поиска.

В статье анализируется возможность использования эволюционных вычислений применительно к проблемам ОПС и предлагаются схемы поиска максимума алгоритмически заданных целевых функций с нелинейными функциями ограничений на параметры на основе гибридных алгоритмов.

Формальная постановка задачи оптимального параметрического синтеза

Задача оптимального параметрического синтеза технических устройств и систем [1, 6] состоит в выборе номинальных значений параметров исследуемого устройства $\mathbf{x}_{ном} = (x_{1ном}, \ldots, x_{n\,ном})$, обеспечивающих максимум вероятности безотказной работы в течение заданного времени:

$$\mathbf{x}_{ном} = \arg\max P\{\mathrm{X}(\mathbf{x}_{ном},\, t) \in D, \forall t \in [0,T]\}, \tag{1}$$

где $\mathrm{X}(\mathbf{x}_{ном},\, t)$ – случайный процесс изменения параметров; D – область работоспособности; T – заданное время эксплуатации устройства.

В рассматриваемой задаче исходными являются условия работоспособности, задаваемые обычно в виде допусков на выходные параметры $\mathbf{y}(t) = \{y_j(t)\}_{j=1}^{m}$, а также математическая модель системы $\mathbf{y}(\mathbf{x}(t))$, определяющая зависимость выходных параметров от параметров схемных элементов $\mathbf{x}(t) = \{x_i(t)\}_{i=1}^{N}$ в виде непрерывных функций

$$y_j(t) = y_j\left(\mathbf{x}(t)\right), \quad j = \overline{1,m}. \tag{2}$$

В большинстве случаев зависимость (2) задается не в явной, а в алгоритмической форме, в частности через численные решения систем уравнений (дифференциальных или алгебраических), описывающие функционирование исследуемой системы.

В наиболее общей форме условия работоспособности представимы как

$$d_{1j} \le y_j(t) \le d_{2j}, \quad \forall t \in T, \quad j = \overline{1,m} \quad \text{или как} \tag{3}$$

$$P\left(d_{1j} \le y_j(t) \le d_{2j}, \quad \forall t \in T\right) \ge P_{\Pi_j}, \qquad j = \overline{1,m}, \tag{4}$$

где d_{1j}, d_{2j} – границы поля допуска для выходного параметра $y_j(t)$; $P_{\Pi j}$ – заданная вероятность выполнения *j*-го условия работоспособности.

Анализ задачи оптимального параметрического синтеза

Основные трудности при решении задач ОПС с учетом случайных процессов вариации ее параметров возникают из-за недостатка априорной информации об этих процессах и высокой вычислительной трудоемкости поиска решения. При дефиците априорной информации найденные оптимальные значения параметров не всегда обеспечивают заданное качество функционирования системы. Так, возможны ситуации, когда найденные оптимальные значения параметров, при которых достигается максимальная вероятность безотказной работы системы за определенный промежуток времени, не приводят к выполнению требуемых ограничений на эту вероятность. В таких случаях приходится искать пути дальнейшего улучшения решения. Таким образом, для обеспечения требуемого качества функционирования системы необходимы выбор и реализация стратегии управления ее параметрами.

Для оценки способности системы сохранять значения выходных характеристик в допустимых пределах (оставаться в области работоспособности *D*) в течение требуемого времени *T* при заданных режимах и условиях работы используется параметрическая надежность (надежность по постепенным отказам). При этом анализируется взаимосвязь выходных показателей системы и параметров составляющих ее элементов с учетом технологического разброса, температурного и временного дрейфа этих параметров.

Программная среда решения задач ОПС согласно [1] представима в виде набора нескольких взаимосвязанных программно-алгоритмических модулей (ввод описания проектируемой системы в вычислительную среду, преобразование описания системы в математическую модель, детерминированный анализ, статистический анализ, оптимизация).

Модуль оптимизации предназначен для выбора наилучших проектных решений с учетом производственных и эксплуатационных отклонений параметров проектируемых систем от их расчетных значений. Он должен обеспечивать решение задачи глобальной оптимизации многоэкстремальных многомерных нелинейных целевых функций по стохастическому или детерминированному критерию при нелинейных функциях-ограничениях на управляемые параметры, не имеющих аналитического представления. Поскольку классические методы нахождения экстремумов в таких условиях практически не применимы, приходится обращаться к поисковой оптимизации.

Сложности, возникающие при решении таких задач, изложены в [1, 2]. Высокая вычислительная трудоемкость решения оптимизационных задач по стохастическим критериям заставляет искать способы более быстрого получения желаемых результатов, – например, методы поисковой оптимизации. Одним из путей уменьшения временных затрат при решении перечисленных задач является распараллеливание методов оптимизации. Здесь возможны различные стратегии, среди них – применение параллельных аналогов методов случайного поиска, относящихся к методам иерархической оптимизации, и параллельного аналога метода сканирования (слепого поиска) [6 – 9]. Для практической реализации предложены многометодные алгоритмы в виде параллельных итерационных процессов с выбором лучшего приближения для продолжения оптимизации до достижения требуемой точности, основанные на многометодной технологии [10]. При этом приходится учитывать наличие не только вероятностного характера критерия оптимальности и дефицита информации о случайных закономерностях процессов изменения параметров проектируемых систем, но и нелинейность целевой функции и ограничений на нее. Такой подход учитывает особенности целевой функции на всех этапах поиска и обеспечивает в реальных условиях для каждой конкретной задачи подбор своей последовательности шагов из разных методов, приводящей к наиболее эффективному результату.

В описанной выше ситуации представляется целесообразным использование идей и методов эволюционных вычислений [5], которые применяются при автоматизации решения различных оптимизационных задач науки и техники. Они позволяют одновременно анализировать различные области пространства решений, находить новые области с лучшими значениями целевой функции, осуществлять поиск не из единственной точки, а из множества точек, накапливать и использовать знания об исследованном пространстве поиска.

Возможности применения эволюционных вычислений в задачах оптимального параметрического синтеза

Формально записанную выше задачу ОПС (1) – (4) перепишем в виде

$$\mathbf{x}_{ном} = \arg\max P\{\mathbf{X}(\mathbf{x}_{ном}, t) \in D_{\mathbf{x}}, \forall t \in [0, T]\}, \tag{5}$$

где $\mathbf{X}(\mathbf{x}_{ном}, t)$ – случайный процесс изменения параметров; $D_{\mathbf{x}} \subset R^n$ – область работоспособности в пространстве внутренних параметров; T – заданное время эксплуатации системы. Кроме того, предположим, что априорная информация о форме и ориентации области работоспособности $D_{\mathbf{x}}$ отсутствует, а условия работоспособности заданы в виде системы в общем случае нелинейных неравенств

$$A_j \le y_j(\mathbf{x}) \le B_j, \quad j = 1,...,m, \tag{6}$$

$\mathbf{y} = \{y_j\}_{j=1}^{m}$ – вектор выходных параметров: A_j, B_j, $j = 1,...,m$ – ограничения на его компоненты

$$y_j = F_j(x_1,...,x_n), \tag{7}$$

$F_j(\cdot)$ – известный оператор, зависящий от топологии исследуемой системы. Зависимости (7) заданы неявно, в алгоритмической форме, в виде численного решения систем уравнений [1, 6, 7]. Кроме того, известны технологические ограничения на внутренние параметры, описываемые линейными неравенствами

$$x_{i\min} \le x_i \le x_{i\max}, \quad x_i \ge 0, \quad i = 1,2,\ldots,n. \tag{8}$$

Ограничения (8) в ортогональной системе координат образуют *n*-мерный параллелепипед допусков B_d

$$B_d = \{\mathbf{x} \in R^n \mid x_{i\min} \le x_i \le x_{i\max}, i = 1,...,n\}. \tag{9}$$

Алгоритмически заданную целевую функцию $P\{\cdot\}$ из правой части выражения (5) перепишем в виде

$$\varphi(\mathbf{x}) = P\{\mathbf{X}(\mathbf{x}_{ном}, t) \in D_{\mathbf{x}}, \forall t \in [0,T]\}. \tag{10}$$

Задача максимизации

$$\varphi^* = \max_{\mathbf{x} \in D_{\mathbf{x}}} \varphi(\mathbf{x}) \tag{11}$$

многоэкстремальной функции $\varphi(\mathbf{x})$, определяемой выражением (10), не имеет аналитического решения.

В сформулированной выше задаче ОПС область $D_{\mathbf{x}}$ из (10)-(11), удовлетворяющая условиям (6)-(7), содержится в параллелепипеде B_d размерности *n* из (9), который может не являться для нее описанным. В тех случаях, когда B_d можно рассматривать как описанный *n*-мерный параллелепипед для области $D_{\mathbf{x}}$, задача (11) успешно решается применением методов поисковой оптимизации, приведенных в [6, 9].

В задаче (11) и в подобных ей задачах обычно оптимизируемая функция характеризуется такими свойствами как нелинейность, недифференцируемость, многоэкстремальность, овражность, слабая формализованность, высокая вычислительная сложность, высокая размерность пространства поиска и т.д. Это, с одной стороны, является причиной отсутствия универсального алгоритма их решения, а с другой стороны, способствует появлению большого числа алгоритмов, их модификаций и гибридизаций, параллельных версий.

Для эффективного решения задач условной глобальной оптимизации в настоящее время разработан большой класс стохастических поисковых алгоритмов оптимизации, которые, согласно [11], в разных публикациях называют поведенческими, интеллектуальными, метаэвристическими, вдохновленными (инспирированными) природой, роевыми, многоагентными, популяционными, эволюционными и т. д.

Эволюционные вычисления (ЭВ) позволяют найти достаточно хорошие решения очень трудных задач оптимизации за меньшее время, чем обычно применяемые в этих случаях классические методы, но для получения хорошего результата необходимо многократно (от сотен до миллионов раз) вычислять значения целевой функции, используя, например, технологии распараллеливания. Среди направлений, входящих в ЭВ, представляется целесообразным использование эволюционного моделирования, не зависящего от вида оптимизируемой функции, области ее определения и типов переменных оптимизации, поддерживающего неаналитический способ ее задания. Учитывая, что основные трудности в задачах ОПС обусловлены вероятностным характером критерия оптимальности, дефицитом информации о случайных закономерностях процессов изменения параметров проектируемых систем, большой размерностью пространства варьируемых параметров [1], ЭВ можно рассматривать как альтернативу классическим методам поисковой оптимизации, неприемлемым в таких условиях. Рассматривая эволюцию как многоступенчатый итерационный процесс, состоящий из случайных изменений и последующего отбора, с помощью ЭВ можно, осуществляя последовательное преобразование множества решений и используя накопленную в процессе эволюции информацию, за приемлемое время находить решения, близкие к оптимальным.

В общем виде алгоритмы ЭВ, предназначенные для поиска решения оптимизационной задачи, заключаются в следующем. Альтернативные решения трактуются как особи, степень приспособленности которых определяется условиями задачи, а для их эволюции применяются генетические операторы скрещивания, мутации и редукции (селекции или отбора) [11].

Тогда алгоритмы ЭВ описываются следующими шагами:

1) генерация случайной совокупности (начальной популяции) неоптимальных решений;

2) выбор родительской пары;

3) порождение потомства для каждой родительской пары, используя оператор скрещивания;

4) применение к порожденным особям оператора мутации, вносящего случайные искажения;

5) 0тбор особей из популяции по степени их приспособленности с помощью

оператора редукции;

6) повтор шагов 2 – 5 до выполнения критерия остановки.

Как и всякие методы, ЭВ имеют свои достоинства и недостатки. К их достоинствам, влияющим на решения задач ОПС, относятся широта области применения; возможности подбора начальной популяции, комбинирования ЭВ с не эволюционными алгоритмами, продолжения процесса эволюции, пока имеются необходимые ресурсы; допустимость поиска решений большой размерности в сложном пространстве; отсутствие ограничений на вид целевой функции.

Недостатки ЭВ применительно к задачам ОПС, в основном касающиеся относительно высокой вычислительной трудоемкости, преодолеваются распараллеливанием на уровне организации вычислений и на уровне их непосредственной реализации в вычислительной системе [9].

Проведенный анализ возможности использования ЭВ показывает, что они эффективны при решении задач многомерной оптимизации с многоэкстремальными целевыми функциями и для стохастических задач при отсутствии подходящих классических методов.

Поскольку в задачах ОПС обычно заранее неизвестны характеристики целевых функций, использование ЭВ позволяет уточнять их в ходе самого решения. Наиболее перспективными при этом представляются адаптивные версии эволюционных алгоритмов [12], учитывающие предысторию поиска и проблемно-ориентированную информацию об области поиска оптимальных решений.

Для создания новых высокоэффективных алгоритмов может использоваться гибридизация.

Гибридные алгоритмы

При решении сложных прикладных оптимизационных задач и, в частности ОПС, может оказаться [11], что применение только одного алгоритма оптимизации (классического или эволюционного) не всегда позволяет получить удовлетворительный результат. В таких ситуациях предлагается использовать гибридные (комбинированные) алгоритмы, объединяющие разные алгоритмы или одинаковые алгоритмы с различными значениями свободных параметров, тогда преимущества одного алгоритма будут компенсировать недостатки другого и повысится эффективность решения задач. Существует значительное число способов гибридизации поисковых алгоритмов оптимизации вообще и эволюционных алгоритмов (ЭА) в частности [13, 14], при этом могут потребоваться специальные подходы к их распараллеливанию. Так, если для базового алгоритма достаточно статической балансировки загрузки, то для соответствующего гибридного алгоритма может потребоваться динамическая балансировка [15].

Обычно гибридный алгоритм объединяет какой-нибудь стохастический алгоритм, сканирующий пространство поиска, и детерминированный алгоритм локального поиска. В допустимой области стохастическим алгоритмом проводится общий поиск, а претендент на глобальный экстремум выбирается при локальном поиске детерминированным алгоритмом, без вычисления производных целевых функций.

Среди известных способов создания гибридных версий различных ЭА популярным является гибрид эволюционных вычислений и метода локального поиска [13]. Локальный поиск в гибридном алгоритме должен быть реализован с учетом предположения о недифференцируемости целевой функции.

Гибридные алгоритмы могут объединять не только различные, но и одинаковые алгоритмы, используя разные значения свободных параметров, при этом эффективность одного алгоритма будет компенсировать слабость другого [16].

Обобщенная пошаговая структура гибридного алгоритма на основе ЭА может быть представлена в виде [17]:

1) генерация начальной популяции случайным образом;

2) оценка полученной популяции (с использованием штрафных функций);

3) генерация популяции потомков: селекция (выбор двух индивидов из текущей популяции; рекомбинация (скрещивание выбранных индивидов); мутация (генетическое изменение полученного потомка); локальный поиск из нескольких индивидов текущего поколения в соответствии с концепцией эволюции;

4) лечение, если необходимо, недопустимых индивидов;

5) переход к шагу 2, если не все поколения пройдены, иначе принятие в качестве решения задачи оптимизации наилучшего найденного индивида и значения его целевой функции.

Разработанные на основе гибридных алгоритмов схемы поиска максимума алгоритмически заданных целевых функций с нелинейными функциями-ограничениями на параметры приведены ниже.

<u>Схема 1.</u> Предложена вычислительная схема гибридного алгоритма поиска максимума не аналитически заданной целевой функции (10), (11) в условиях неполной или недостаточной информации о ней на основе методов случайного поиска, относящихся к ЭВ. Но поскольку все алгоритмы случайного поиска, являясь эвристическими, не определяют четко круг задач, для которых они наиболее эффективны, нельзя дать исчерпывающих рекомендаций по применению того или иного алгоритма. Это связано с тем, что их производительность существенно зависит от вида целевой функции, о которой в решаемом классе задач часто почти ничего неизвестно [18]. Поэтому применяется гибридный метод с реализацией четырех методов случайного поиска в виде параллельных итерационных процессов, основанных на проведении итераций локального подъема из своих случайных точек в соответствии с выбранным алгоритмом нахождения локальных мак-

симумов.

Последовательности случайных точек формируются генераторами случайных чисел с большим периодом для параллельных программ [19, 20], обладающими хорошим быстродействием и удобным способом разбиения на независимые подпоследовательности. В схему, использующую многометодную технологию [3] для нахождения максимумов, включены алгоритмы поиска с линейной и нелинейной тактикой, по наилучшей пробе и стохастического градиента [21, 22]. Они эффективны в многопараметрических задачах большой размерности с множеством локальных экстремумов, с априорной неопределенностью или недоопределенностью, в слабо формализуемых задачах.

Случайный поиск с линейной тактикой, обладая большим спектром возможных направлений подъема, эффективен при максимизации квазилинейных функций (вдали от экстремума). В отличие от него случайный поиск с нелинейной тактикой обладает большим преимуществом в ситуациях со значительной нелинейностью (вблизи от экстремума) и при оптимизации многопараметрических задач.

Случайный поиск по наилучшей пробе содержит операцию накопления, состоящую из нескольких пробных шагов (определения в каждом из них значений максимизируемой функции). По их совокупности выбирается направление, приводящее к наибольшему увеличению значения функции. Этот метод, как и метод стохастического градиента, обеспечивает при необходимости сбор информации о поведении максимизируемой функции.

Описанная схема реализуется путем организации параллельных вычислительных процессов для одновременного проведения расчетов четырьмя перечисленными методами. Распараллеливание производится как по данным (одна параллельная инструкция воздействует на разные потоки данных), так и по процессам (различные потоки данных участвуют в вычислительном процессе под управлением различных потоков команд). Каждый процесс реализует итерационный алгоритм одного из методов, что позволяет решать одну и ту же задачу сразу несколькими методами.

Исходными данными к задаче (11) считаются условия работоспособности (3), (4), ограничения (8) на внутренние параметры, образующие n-мерный параллелепипед допусков (9), предельное число N шагов поиска, константа ε, вводимая для оценки эффективности процесса поиска и определяющая точность получаемого решения.

Схема 2. Предложена вычислительная схема гибридного алгоритма поиска максимума не аналитически заданной целевой функции (10), (11) в условиях неполной или недостаточной информации о ней на основе неравномерных покрытий. Используются алгоритмы половинного деления, безызбыточного диагонального и безызбыточного одноточечного [10]. Они основаны на неравномерных покрытиях пространства поиска, предусматривают его разбиение на меньшие подобласти и вычисление в них верхних границ целевых функций с учетом оценок константы Липшица. Но в отличие от двух последних алгоритмов метод половинного деления не является безызбыточным.

Для метода половинных делений характерно, что в достаточно малых подобластях основное влияние оказывает локальная информация о поведении целевой функции, и, наоборот, в больших подобластях повышается роль глобальной информации о ней в связи с возможной ненадежностью в таком случае локальной информации. Из-за этого возникает необходимость установления разумного равновесия между использованием локальной и глобальной информации для обеспечения нахождения глобального максимума и ускорения работы алгоритма поиска.

Безызбыточная стратегия диагонального разбиения позволяет вычислять значения целевой функции только в двух вершинах каждого n-мерного параллелепипеда разбиения на текущей итерации. Введенная в нее специальная индексация параллелепипедов разбиения дает возможность с малыми вычислительными затратами устанавливать связи между параллелепипедами, полученными на разных итерациях алгоритма, разграничивает информацию о каждом полученном параллелепипеде и координатах его вершин, исключая повторные вычисления значений целевой функции в одних и тех же пробных точках.

Аналогичные свойства присущи и одноточечной безызбыточной стратегии разбиения, в которой вместо значений целевой функции $\varphi(\mathbf{x})$ в двух вершинах текущего параллелепипеда используется лишь одно значение.

Можно показать, что в задачах ОПС подход на основе адаптивного диагонального разбиения и метода половинного деления эффективен с точки зрения сокращения объема вычислений и уменьшения компьютерной памяти, необходимой для хранения используемой информации. Однако нужно отметить, что имеющийся уровень информации об оптимизируемой функции не всегда позволяет заранее определить, какой из этих трех подходов на самом деле является лучшим для конкретной оптимизационной задачи. Поэтому осуществляется переход к многометодной вычислительной схеме на основе технологии, изложенной в [3]. Она реализуется путем организации параллельных вычислительных процессов для одновременного проведения расчетов тремя перечисленными методами. Распараллеливание вычислительных процессов организовано по аналогии с вариантом, изложенным в схеме 1, и обеспечивает решение одной и той же задачи одновременно несколькими методами.

После вычисления очередного приближения каждый полученный результат оценивается по приращению $\varphi(\mathbf{x}_k^i) - \varphi(\mathbf{x}_{k-1}^i)$ целевой функции и наилучший из них $\mathbf{x}^{i_0} = \arg\max_{i=1,2,3} (\varphi(\mathbf{x}_k^i) - \varphi(\mathbf{x}_{k-1}^i))$ используется всеми методами на следующей итерации, т.е. $\mathbf{x}_{k+1}^i = \mathbf{x}^{i_0}$, $i = 1,2,3$.

Итерационный процесс продолжается, пока не будет получено приближение, для которого критерий оптимальности выполняется с заданной точностью.

Заключение

Практический интерес к эволюционным вычислениям объясняется тем, что они позволяют находить достаточно хорошие решения трудных поисковых задач за меньшее время, чем обычно используемые в этих случаях методы. Одно из ограничений на их применение для получения хорошего результата состоит в необходимости многократного (от сотен до миллионов раз) вычисления целевой функции, но это устранимо за счет технологии распараллеливания.

Проведенный анализ проблем, возникающих при решении задач оптимального параметрического синтеза, и возможностей использования идей и методов эволюционных вычислений позволяет утверждать, что такой подход применим, когда неэффективны классические методы поисковой оптимизации и при различных видах оптимизируемой функции, в том числе представленной не в аналитическом виде. Однако необходимо учитывать, что выбор алгоритма должен быть индивидуален для каждой конкретной задачи. Использование гибридных алгоритмов обеспечивает в реальных условиях для каждой конкретной задачи подбор своей последовательности шагов из разных методов, приводящей к наиболее эффективному поиску. Кроме того, в условиях неполной или недостаточной информации об оптимизируемой функции технология комбинированных алгоритмов на основе многометодной технологии в виде параллельных итерационных процессов с выбором лучшего приближения после выполнения очередной итерации всеми выбранными методами дает возможность модифицировать известные алгоритмы, учитывая специфику рассматриваемого объекта.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Абрамов О.В.* Параметрический синтез стохастических систем с учетом требований надежности. – М.: Наука, 1992.
2. *Батищев Д.И.* Поисковые методы оптимального проектирования. – М.: Советское радио, 1975.
3. *Тятюшкин А.И.* Многометодная технология оптимизации управляемых систем. – Новосибирск: Наука, 2006.
4. *Бернацкий Ф.И., Диго Г.Б., Диго Н.Б.* Применение многометодной технологии в робастном управлении // Информатика и системы управления. – 2002. – №2(4). – С. 88-96.
5. *Аверченков В.И., Казаков П.В.* Эволюционное моделирование и его применение: монография. – Брянск: БГТУ, 2009.

6. *Абрамов О.В., Катуева Я.В.* Технология параллельных вычислений в задачах анализа и оптимизации // Проблемы управления. – 2003. – №4. – С. 11-15.
7. *Абрамов О.В.* Методы и алгоритмы параметрического синтеза стохастических систем // Проблемы управления. – 2006. – №4. – С. 3-8.
8. *Васильев Б. В., Козлов Б.А., Ткаченко Л.Т.* Надежность и эффективность радиоэлектронных устройств. – М.: Советское радио, 1964.
9. *Абрамов О.В., Катуева Я.В.* Параллельные алгоритмы анализа и оптимизации параметрической надежности // Надежность. – № 4. – 2005. – С. 19-26.
10. *Диго Г.Б., Диго Н.Б.* Применение многометодных вычислительных схем в оптимальном параметрическом синтезе технических устройств и систем // Проблемы управления – 2011. – № 4. – С. 26-30.
11. *Карпенко А.П.* Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой: учебное пособие. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2014.
12. *Родзин С.И., Родзина О.Н.* Поиск оптимальных решений комбинаторных задач: теория, эволюционные алгоритмы и их приложения для проблемно-ориентированных информационных систем // Информатика, вычислительная техника и инженерное образование. – 2014. –№ 4(19). – С. 18-33.
13. *Luke S.* Essentials of Metaheuristics. A Set of Undergraduate Lecture Notes. Zeroth Edition. Online Version 0.5. October, 2009. URL.: http://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/.
14. *Сулимов В.Д., Шкапов П.М.* Применение гибридных алгоритмов глобальной оптимизации к экстремальным задачам для гидромеханических систем // Наука и образование. Научное издание МГТУ им Н.Э Баумана. – 2013. – №11. – С.141-158.
15. *Карпенко А.П.* Гибридные популяционные алгоритмы параметрической оптимизации проектных решений // Информационные технологии. Приложение. – 2013. – №12. – С. 6-15.
16. *Карпенко А.П., Щербакова Н.О., Буланов В.А.* Гибридный алгоритм глобальной оптимизации на основе алгоритмов искусственной иммунной системы и роя частиц // Наука и образование. Научное издание МГТУ им Н.Э Баумана. – 2014. – №3. – С.255-274.
17. *Семенкин Е.С., Жукова М.Н., Жуков В.Г. и др.* Эволюционные методы моделирования и оптимизации сложных систем. Конспект лекций. – Красноярск, 2007.
18. *Минаков И.А*. Сравнительный анализ некоторых методов случайного поиска и оптимизации // Изв. СНЦ РАН. Самара: СНЦ РАН. – 1999. – № 2. – С.286-293.
19. *Галюк Ю.П., Мемнонов В.П.* Генератор случайных чисел с большим периодом для параллельных программ // Вестник СПбГУ. Сер. 10: "Прикладная математика. Информатика. Процессы управления". – 2010. – Вып. 1. – С. 136-146.
20. *Драгныш Н.В.* Построение генератора случайных чисел на основе параллельного перемешивания // Наука, техника и образование. – 2015. – № 6(12). – С. 13-15.
21. *Растригин Л.А.* Адаптация сложных систем. – Рига: Зинатне, 1981.
22. *Лемешко Б.Ю.* Методы оптимизации. Конспект лекций. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2009.

Статья представлена к публикации членом редколлегии О.В. Абрамовым.

E-mail:

Диго Галина Борисовна – bernatsky@iacp.dvo.ru.

Диго Наталья Борисовна – digo@iacp.dvo.ru.