



УДК 681.5 +519.6

© 2020 г. Г.Б. Диго,

Н.Б. Диго

(Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН, Владивосток)

ПОИСКОВЫЕ МЕТОДЫ В СТРАТЕГИИ ЭКСПЛУАТАЦИИ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ ОТВЕТСТВЕННОГО НАЗНАЧЕНИЯ

Анализируются проблемы, возникающие при управлении эксплуатацией уникальных технических систем ответственного назначения. Обсуждаются трудности оценки и прогнозирования их технического состояния, обусловленные дефицитом информации о закономерностях случайных процессов изменения параметров, отсутствием или недостатком информации о возмущающих воздействиях, влиянии внешних факторов на протекающие в них процессы. Обосновывается сведение метода управления техническим состоянием ответственных уникальных систем к задаче принятия решений в условиях неопределенности, реализующей получение гарантированного результата. Обсуждается применение алгоритмов поисковой оптимизации, не использующих информацию о производных оптимизируемых функций и допускающих распараллеливание вычислительных процессов.

Ключевые слова: технические системы ответственного назначения, отказ, управление техническим состоянием, прогноз, условия неопределенности, поисковая оптимизация, технология параллельных вычислений, стохастические поисковые алгоритмы.

DOI: 10.22250/isu.2020.66.72-84

Введение

Уникальные технические системы (УТС) ответственного назначения, изготавливаемые, как правило, в небольшом числе экземпляров, эксплуатируются в отличающихся условиях, реализуя экстремальные технологические операции [1], и могут стать источником чрезвычайных техногенных ситуаций, приводящих к серьезным последствиям. Их отказы связаны с выработ-

кой ресурсов и потерей работоспособности, поэтому предотвратить аварии можно путем уменьшения возможности отказов и техногенных рисков при использовании, в частности прогноза динамики изменения их технического состояния на основе мониторинга.

Прогнозирование процессов изменения параметров позволяет рационально планировать проведение регламентных работ, ремонт и замену техники, уточнять объемы и сроки контроля, учитывать особенности применения техники в различных условиях работы и т.д., но основные трудности оценки и прогнозирования состояния обусловлены дефицитом информации о закономерностях случайных процессов изменения параметров. Приходится учитывать отсутствие или недостаток информации о возмущающих воздействиях, влияние внешних факторов на протекающие в них процессы. Независимо от выбранного математического представления неопределенность присутствует в описании динамики, целей, ограничений, а это требует их тщательного исследования. Очевидно, что в таких условиях управление УТС ответственного назначения можно рассматривать как принятие решений в условиях неопределенности, обеспечивающее гарантированный результат, и использовать функционально-параметрический подход (ФП-подход) теории надежности [2], системный анализ, методы прогнозирования, статистической обработки информации, многовариантного анализа, поисковой оптимизации, ориентированные на технологию параллельных вычислений. При этом в методах поисковой оптимизации возможны различные стратегии, среди них – применение параллельных аналогов методов случайного поиска и параллельного аналога метода сканирования [3, 4].

Технология управления техническим состоянием УТС должна включать следующие основные элементы [5]:

мониторинг состояния критических параметров и анализ остаточного ресурса;

прогнозирование остаточного ресурса на основе априорной информации и данных непрерывного или дискретного контроля в заданные моменты времени;

выбор стратегии эксплуатации, гарантирующей сохранение работоспособности на определенном (заданном или рассчитанном) интервале эксплуатации.

Для реализации этой технологии необходимы соответствующие алгоритмические и программные средства, обеспечивающие многоэтапное уточнение модели всего процесса, прогнозирование процессов приближения отказов, выбор рациональных и гарантированных стратегий, адекватных по-

ставленной цели и уровню неопределенности.

В статье анализируются проблемы, возникающие при прогнозировании технического состояния и управлении эксплуатацией сложных систем ответственного назначения с использованием поисковых методов оптимизации, не требующих информации о производных.

Проблемы прогноза технического состояния систем ответственного назначения

Основные трудности при решении задачи прогнозирования для синтеза превентивной стратегии эксплуатации по состоянию связаны с тем, что прогноз приходится осуществлять для каждого объекта индивидуально, при малых объемах исходной информации (по небольшому набору результатов контроля) и в присутствии помех, статистические свойства которых достоверно не известны. В этих условиях классические методы математической статистики и теории случайных процессов теряют свои привлекательные свойства, а их использование приводит к существенным ошибкам и невысокой достоверности прогноза.

В современной теории управления фундаментальные исследования и практические приложения направлены на сложные технические объекты с такими характеристиками как многомерность, нелинейность, неопределенность. В большинстве реальных задач надежности, прогнозирования, технического обслуживания, идентификации неопределенность вызывается недостаточной теоретической изученностью объектов исследования, их подверженностью влиянию неконтролируемых возмущений с неизвестными характеристиками, свойствами окружающей их внешней среды. Из-за отсутствия, недостаточности или недостоверности исходных данных для решения таких задач нужны подходы, учитывающие вероятностный характер воздействий и параметров. Приходится рассматривать один или несколько альтернативных вариантов с учетом возможных ситуаций и использовать аппарат теории принятия решений, обеспечивающий выбор наилучшего решения, искать способы уменьшения вычислительной трудоемкости методов и алгоритмов нахождения таких решений [6]. При различных видах неопределенности одна из проблем может быть преодолена с помощью многометодных и многовариантных технологий, а вторая – путем использования параллельных вычислений.

Очевидно, что при прогнозировании момента наступления отказа должны учитываться индивидуальные особенности систем и условия их эксплуатации. Для этого нужны индивидуальная стратегия, в наибольшей сте-

пени использующая ресурс каждой конкретной системы, знание текущей информации о действительном техническом состоянии этой системы, непрерывный или дискретный контроль и анализ ее состояния для прогноза изменения параметров по результатам контроля. Прогнозирование состояния по наблюдениям за конкретной системой подразумевает наличие известных априорных характеристик процессов, протекающих в аналогичных системах (модели случайного процесса дрейфа параметров), и данных о характеристиках ошибок контроля и помех. Исходной информацией являются измеренные значения ее внутренних или выходных параметров, но специфика эксплуатации многих из УТС такова, что даже при непрерывном контроле их состояния техническое обслуживание становится невозможным в течение определенных промежутков времени.

Некоторые подходы к индивидуальному прогнозированию технического состояния УТС и планированию их эксплуатации при дефиците и неполной достоверности исходной информации, обеспечивающие достаточно надежные результаты, рассмотрены в работах [1, 4, 7]. Согласно этим подходам предотвращение отказов систем ответственного назначения существенно зависит от возможности мониторинга и прогнозирования их технического состояния в заданный или рассчитываемый момент времени, запаса работоспособности или остаточного ресурса.

Одна из возможных стратегий, основанная на ФП-подходе [8], позволяет оценивать текущее техническое состояние системы, прогнозировать его изменения, оценивать соответствующие эксплуатационные расходы, связанные с мониторингом состояния, проведением профилактических мероприятий и с ущербом, вызванном отказами. В соответствии с ней техническое состояние эксплуатируемой системы в любой момент времени определяется конечным набором некоторых переменных (параметров системы), ее отказ является следствием эксплуатационных отклонений параметров от исходных (номинальных, расчетных) значений, а формой проявления отказа является выход параметров за пределы области работоспособности.

Исходной информацией для принятия решения о техническом состоянии системы служат оценки ее внутренних или выходных параметров. В обоих случаях решение принимается сравнением оценок параметров с границами области работоспособности [8], а степень их удаленности от границ допустимых изменений может использоваться для оценки запаса работоспособности или остаточного ресурса в момент контроля.

Дефицит информации о закономерностях параметрических возмущений можно преодолеть, используя метод индивидуального гарантированного

прогноза [1], не требующий сведений о вероятностных характеристиках ошибок наблюдений и других помех и определяющий некоторую область, в пределах которой гарантированно будут находиться параметры состояния системы в любой заданный момент времени. Он обладает необходимыми свойствами несмещенности, однозначности и оптимальности, но, как и некоторые другие методы, подразумевает, что известна структура случайного процесса изменения параметров состояния либо принята гипотеза относительно модели процесса их изменения. Однако во многих случаях априорной информации недостаточно для принятия той или иной гипотезы о предпочтительной модели, а апостериорных данных (результатов контроля) слишком мало для каких-либо статистических выводов, и тогда можно использовать технологии многовариантного анализа или методы искусственных нейронных сетей.

В [9] подробно изложен подход на основе рекуррентных алгоритмов минимаксного оценивания (прогноза) технического состояния, позволяющий реализовать гарантирующую стратегию.

В [1] достаточно достоверный прогноз предлагается получать с помощью искусственных нейронных сетей, считая их главными достоинствами свойства обучения и обобщения. Обучение приводит к тому, что после многократного обращения сети к обучающим примерам она способна давать правильные ответы на любые входные данные из обучающей выборки. А после тестирования сеть будет обеспечивать достаточно достоверные результаты по любым входным данным, не являющимся данными обучающего множества (свойство обобщения). Этап обучения сети позволяет адаптировать модель к происходящим изменениям, а его основой являются алгоритм обучения и сформированная обучающая выборка. Но очевидно, что качество получаемой модели прогноза зависит от способа формирования обучающей и проверочной выборок.

В существующих методах прогноза (в том числе и в методе гарантированного прогноза) обычно предполагается известной структура случайного процесса изменения параметров состояния либо делаются предположения о свойствах класса, к которому принадлежит реальный процесс. Это означает, что та или иная модель процесса изменения параметра принимается как гипотеза и относительно нее решается задача прогноза. Однако для принятия гипотезы о предпочтительности модели во многих случаях априорной информации недостаточно, а выборка апостериорных данных (результатов контроля) слишком мала для каких-то статистических выводов. В связи с этим предлагается использовать технологии многовариантного анализа.

Методы прогнозирования технического состояния систем можно классифицировать по типу объекта прогнозирования и способу использования исходных данных, по значимости параметров (основные параметры, вспомогательные параметры, связанные с основными), по виду прогнозируемых процессов и подходу к решению задачи прогнозирования, по применяемому математическому аппарату. С точки зрения прогнозирования наиболее точными и эффективными являются многофакторные динамические стохастические модели, требующие для своего практического использования применения вычислительных средств. Такие модели учитывают в явном виде весь комплекс внешних и внутренних воздействующих факторов, состояние системы в предшествующие периоды времени, включают не присутствующие явно в наборе входных параметров случайные воздействия. Они наиболее подходят для прогнозирования случайных динамических процессов, к которым относят старение элементов системы в реальных условиях эксплуатации.

Стратегия, основанная на ФП-подходе, может использовать программную среду решения задач оптимального параметрического синтеза [10], представленную набором 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 решений с учетом производственных и эксплуатационных отклонений параметров проектируемых систем от их расчетных значений, обеспечения решения задачи глобальной оптимизации многоэкстремальных многомерных нелинейных целевых функций, в том числе и не имеющих аналитического представления, по стохастическому или детерминированному критерию при нелинейных функциях-ограничениях на управляемые параметры. Но поскольку классические методы нахождения экстремумов в описанных условиях практически не применимы, приходится обращаться к методам поисковой оптимизации, среди которых не существует универсальных.

Поисковая оптимизация в условиях неопределенности

Рассматривается задача условной глобальной оптимизации функции $Q(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} = (x^{(1)}, \dots, x^{(n)})$, $\mathbf{x} \in R^n$, в условиях неопределенности, в зависимости от конкретной постановки это может быть максимум или минимум. Поскольку максимизация $Q(\mathbf{x})$ сводится к минимизации $-Q(\mathbf{x})$, то, не нарушая общности

рассмотрения, достаточно решать одну из них. Пусть для определенности требуется найти

$$\min_{x \in D_x} Q(x) = Q(x^*) = Q^*, \quad (1)$$

где $D_x \subset R^n$ – область поиска; $Q(x)$ – целевая функция; x^* , Q^* – искомые оптимальный вектор x и значение целевой функции.

Имея итерационный характер, методы поисковой оптимизации используют только значения целевой функции и применимы к алгоритмически заданным функциям, а их алгоритмы сводятся к нахождению последовательности векторов, обеспечивающей получение оптимального значения. Они могут отличаться способом выбора направления вектора оптимизации и его длины, величины шага поиска, с помощью которых осуществляется выбор направления уменьшения (возрастания) целевой функции для ее приближения к экстремуму. Направление поиска может быть известным заранее (в детерминированных методах) или выбираться случайным образом (при случайном поиске). Переход к последующей точке состоит в выборе направления движения на основе локальной информации о поведении целевой функции в их окрестностях, правил метода и определении шага вдоль выбранного направления, и если в ней не выполнены условия останова, повторяются описанные выше операции. Начальным приближением может быть произвольная точка, но ее удобнее выбирать как можно ближе к оптимуму, опираясь на имеющуюся информацию.

В настоящее время для условной глобальной оптимизации разработан большой класс стохастических поисковых алгоритмов, называемых в разных источниках поведенческими, интеллектуальными, инспирированными природой, многоагентными, популяционными, эволюционными, роевыми и т. д. [11, 12]. Кроме того, высокоэффективны гибридные алгоритмы. В [13] приведены схемы поиска максимума алгоритмически заданных целевых функций с нелинейными функциями-ограничениями на параметры, а в [14, 15] – различные способы гибридизации поисковых алгоритмов.

Успешное решение упомянутых выше нелинейных задач оптимизации в условиях неопределенности тесно связано с учетом особенностей каждого конкретного случая, поскольку выбранный метод, удачный в одной ситуации, может совершенно не подходить в других, а поэтому эффективным оказывается подход, основанный на многометодной технологии. Разработанные на его основе алгоритмы могут реализовываться в виде параллельных итерационных процессов с выбором лучшего приближения для продолжения оптимизации до достижения требуемой точности. Среди них параллельные

аналоги методов случайного поиска, относящиеся к методам иерархической оптимизации, параллельный аналог метода сканирования, оригинальная модификация алгоритма «роя пчел» из методов роевого интеллекта [1, 4, 7, 16].

В классе стохастических поисковых алгоритмов [17, 18] для общего обозначения членов популяции применяется термин «агент». В зависимости от типа алгоритма они имеют свой вид, и их может быть один или несколько. В общем случае это индивидуумы, или особи, а в конкретном – частицы, муравьи, пчелы, обезьяны, косяки рыб и т.д. Каждый алгоритм имеет свою стратегию поведения, в соответствии с которой перемещаются агенты, но начинается его работа с исследования поисковой области для выбора вариантов решения. Последующие этапы обеспечивают уточнение полученных результатов.

Поскольку эффективность работы стохастических алгоритмов существенно зависит от начального приближения, полученного на этапе инициализации популяции, для корректной оценки эффективности этих алгоритмов алгоритм прогоняется несколько раз, исходя из различных начальных приближений, полученных после инициализации. Критериями оценки служат вероятность нахождения глобального экстремума, скорость сходимости и определение среднего необходимого числа прогонов (испытаний) [12]. Кроме того, эффективность алгоритмов этого класса существенно зависит от используемых свободных параметров (которые не могут указываться точно, а должны оцениваться экспериментально или теоретически). Их приходится находить в каждом конкретном случае, поскольку общих способов отбора нет.

Входящие в рассматриваемый класс стохастических алгоритмов эволюционные вычисления – это алгоритмы поиска, оптимизации, обучения, основанные на некоторых формализованных принципах естественного эволюционного процесса [19, 20]. Их основное преимущество заключается в возможности решения многомодальных задач большой размерности за счет сочетания элементов случайности и детерминированности, как это происходит в природе. Алгоритмы эволюционных вычислений включают вычисление целевой функции, оценку качества решений, селективный отбор решений и репродукцию, т.е. создание новых решений. Альтернативные решения рассматриваются как особи, их степень приспособленности определяется условиями задачи, а для их эволюции применяются операторы скрещивания, мутации и редукции (селекции или отбора) [11]. За основу в этих алгоритмах принимается базовый цикл, изложенный в [11, 12]. Такая основа обеспечивает параллелизм как на уровне организации работы алгоритма, так и на

уровне его компьютерной реализации. На уровне компьютерной реализации – это вычисление значений целевой функции на параллельных системах или процессорах для разных решений, параллельное выполнение операторов, что пропорционально повышает скорость работы алгоритма.

При использовании ФП-подхода из множества эволюционных алгоритмов выбраны эволюционные стратегии [11], в которых в отличие от генетических алгоритмов приспособление особей популяции к окружающей среде происходит на поведенческом уровне. Это позволяет отказаться от рекомбинации особей и для поиска альтернативных решений использовать только оператор мутации, применяя естественный отбор для оптимизации набора параметров. Эволюционная стратегия состоит в применении математических преобразований, превращающих входной поток информации в выходной, опираясь на имитацию механизмов эволюционного поиска, статистический подход к оценке возникающих ситуаций и итерационное приближение к искомому решению до момента удовлетворения заданным условиям поиска. При формировании новых наборов параметров вносятся случайные изменения в некоторые из параметров и по значениям целевых функций отбирается набор, соответствующий наилучшему результату.

Выбранная эволюционная стратегия оптимизации представляется следующими шагами:

1. Задается один или несколько исходных наборов параметров.
2. Случайным образом изменяются какие-либо из них для получения заданного количества потомков.
3. Из полученных наборов параметров выбираются родительские для создания следующего поколения родителей. Остальные наборы исключаются.
4. Если цель оптимизации не достигнута, то переход на шаг 2.

Из проведенного анализа некоторых вариантов применения методов эволюционных вычислений при использовании ФП-подхода следует, что ускорению решения способствует гибридизация (комбинирование) различных алгоритмов [15]. Существуют различные способы гибридизации поисковых алгоритмов [11 – 15]. Один из них объединяет какой-нибудь стохастический алгоритм, сканирующий пространство поиска, и детерминированный алгоритм локального поиска, реализуемый с учетом недифференцируемости целевой функции. В допустимой области стохастическим алгоритмом проводится общий поиск, а претендент на глобальный экстремум выбирается при локальном поиске детерминированным алгоритмом, и преимущества одного алгоритма компенсируют недостатки другого, повышая эффектив-

ность решения задач.

Другой способ формирования гибридного алгоритма объединяет одинаковые алгоритмы при разных начальных приближениях и использовании разных значений имеющихся свободных параметров.

Оба способа в каждом конкретном случае обеспечивают подбор своей последовательности шагов, приводящей к наиболее эффективному результату на всех этапах поиска. Кроме того, возможны одновременный анализ различных областей пространства решений, нахождение новых областей с улучшенными значениями целевой функции и осуществление поиска не из единственной точки, а из множества точек, накапливая и используя знания об исследованном пространстве поиска.

При этом могут потребоваться специальные подходы к их распараллеливанию. Так, если базовый алгоритм выполним при статической балансировке загрузки, то для соответствующего гибридного алгоритма может потребоваться динамическая балансировка [21].

Для решения сформулированной выше задачи (1) воспользуемся гибридной версией PSO-алгоритма на основе алгоритма роя частиц (Particle Swarm Optimization Algorithm, PSO-algorithm) и классического алгоритма поиска по сетке Grid Search (GS-алгоритм) [22]. На каждой итерации PSO-алгоритма уточняются координаты глобально лучшей частицы в рое, используя GS-алгоритм поиска по сетке, и обновляется текущая популяция частиц роя. При этом из роя удаляется частица с худшим значением оптимизируемой функции, а вместо нее добавляется лучшая частица, найденная алгоритмом поиска по сетке. Гибридную версию PSO-алгоритма можно представить в виде последовательности шагов.

1. Выбор начальных координат и скоростей частиц в рое; инициализация значений настраиваемых параметров PSO-алгоритма (число частиц в рое, количество итераций алгоритма, границы диапазонов поиска).

2. Реализация одного шага PSO-алгоритма. Корректировка скорости каждой частицы и ее положения. Нахождение координат глобально лучшей частицы в рое.

3. Определение границ диапазонов поиска для GS-алгоритма с учетом разброса частиц в рое на текущей итерации PSO-алгоритма, с использованием глобально лучшей частицы в рое в качестве центрального узла сетки координат, рассмотрении их в качестве центроида, вокруг которого строится сетка.

4. Уточнение координат глобально лучшей частицы в рое GS-алгоритмом поиска по сетке.

4.1. Разбиение диапазонов поиска, найденных на шаге 3 гибридной версии PSO-алгоритма, на заданное количество интервалов для определения узлов сетки.

4.2. Вычисление в каждом узле сетки значения оптимизируемой функции и определение лучшего узла с лучшим значением целевой функции.

4.3. Проверка возможности использования лучшего узла с лучшим значением целевой функции в качестве координат новой глобально лучшей частицы в рое (достигнуто ли реально уточнение координат глобально лучшей частицы роя). Если да, переход к шагу 5, иначе – переход к шагу 6.

5. Принятие полученного при реализации GS-алгоритма поиска по сетке на шаге 4 решения в качестве нового глобально-оптимального решения на текущей итерации PSO-алгоритма. Обновление популяции частиц в рое: замена худшей частицы роя на лучшую частицу, выбранную на шаге 4.

6. Переход к шагу 7, если выполнены условия останова PSO-алгоритма (достигнуто максимальное количество итераций PSO-алгоритма или найден глобальный оптимум с заданной точностью), иначе – переход к шагу 2.

7. Принятие значения координат лучшей частицы роя в качестве искомого глобально-оптимального решения и завершение работы гибридной версии PSO-алгоритма.

Гибридизация базового PSO-алгоритма с алгоритмом поиска по сетке позволяет сократить временные затраты.

Заключение

Проанализированы проблемы, возникающие при управлении эксплуатацией уникальных технических систем ответственного назначения. Среди них дефицит информации о закономерностях случайных процессов изменения параметров, отсутствие или недостаток информации о возмущающих воздействиях, влияние внешних факторов на протекающие в них процессы. В таких условиях рассмотрена задача принятия решений в условиях неопределенности, реализующая обеспечение гарантированного результата и предложены методы поисковой оптимизации, допускающие распараллеливание вычислительных процессов и использующие многометодную технологию. Проведенный анализ проблем, возникающих при решении задач рассматриваемого класса, и возможностей использования идей и методов эволюционных вычислений позволяет утверждать, что такой подход применим при индивидуальном выборе алгоритма для каждой конкретной задачи. Использование гибридных алгоритмов обеспечивает в реальных условиях подбор своей последовательности шагов из разных методов, приводящей к наиболее

эффективному поиску в каждом конкретном случае.

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.* Мониторинг и прогнозирование технического состояния систем ответственного назначения // Информатика и системы управления. – 2011. – № 2(28). – С. 4-15.
2. *Абрамов О.В.* Возможности и перспективы функционально-параметрического направления теории надежности // Информатика и системы управления. – 2014. – № 4(42). – С. 64-77.
3. *Абрамов О.В.* Некоторые особенности задачи оптимального параметрического синтеза // Труды Междунар. симпозиума «Надежность и качество» / ПГУ. – Пенза, 2011. – Т. 1. – С. 3-5.
4. *Абрамов О.В.* Алгоритм оценки и прогнозирования остаточного ресурса сложных технических систем // Труды Междунар. симпозиума «Надежность и качество» / ПГУ. – Пенза, 2013. – Т. 1. – С. 5-6.
5. *Абрамов О.В.* Технология предупреждения отказов технических систем ответственного назначения [Электронный ресурс]: труды XII Всероссийского совещания по проблемам управления ВСПУ-2014. – ИПУ. – М., 2014. – С. 7540-7545.
6. *Озерный В.М.* Принятие решений. Обзор // Автоматика и телемеханика. – 1971. – №11. – С. 106-121.
7. *Абрамов О.В.* Управление состоянием сложных технических систем // Труды Междунар. симпозиума «Надежность и качество» / ПГУ. – Пенза, 2010. – Т. 1. – С. 24-26.
8. *Абрамов О.В.* Контроль и прогнозирование технического состояния систем ответственного назначения // Надежность и качество сложных систем. – 2018. – №4(24). – С.60-70.
9. *Абрамов О.В., Цициашвили Г.Ш.* Прогнозирование момента отказа контролируемой технической системы // Информатика и системы управления. – 2018. – №3(57). – С.42-49.
10. *Абрамов О.В., Назаров Д.А.* Программно-алгоритмический комплекс построения, анализа и использования областей работоспособности // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2015. – № 2. – С. 3-13.
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. *Дуго Г.Б., Дуго Н.Б.* Применение эволюционных вычислений при управлении параметрической надежностью аналоговых технических устройств и систем // Информатика и системы управления. – 2018. – №4(58). – С.70-81.
14. *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. Режим доступа: <http://engineering-science.ru> (дата обращения 19.10.2020).
15. *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. Режим доступа: <http://engineering-science.ru> (дата обращения 19.10.2020).
16. *Аноп М.Ф., Катусева Я.В., Михаличук В.И.* Алгоритмы «роя пчел» и частиц в задаче обеспечения надежности по постепенным отказам // Наука и образование. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. – 2015. – № 1. Режим доступа: <http://engineering-science.ru> (дата обращения 19.10.2020).
17. *Тимофеева О.П., Неимуцев С.А., Неимуцева Л.И.* Исследование популяционных алгоритмов в решении задач непрерывной оптимизации // Труды НГТУ им. Р.Е. Алексеева. – 2018. – № 4 (123). – С. 48-55.
18. *Матренин П.В., Гриф М.Г., Сакаев В.Г.* Методы стохастической оптимизации: учебное пособие. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2016.
19. *Мелихова О.А., Мелихова З.А.* Использование эволюционных вычислений в системах принятия решений // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2008. – №4(81). – С. 32-35.
20. *Курейчик В.В., Курейчик В.М., Родзин С.И.* Концепция эволюционных вычислений, инспирированных природными системами // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 4 (93). – С. 16-24.
21. *Карпенко А.П.* Гибридные популяционные алгоритмы параметрической оптимизации проектных решений // Информационные технологии. Приложение. – 2013. – №12. – С. 6 -15.
22. *Демидова Л.А., Клюева И.А.* Разработка и исследование гибридных версий алгоритма роя частиц на основе алгоритмов поиска по сетке // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2016. – №3 (57). – С. 105–116.

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

E-mail:

Дуго Галина Борисовна – bernatsky@iacp.dvo.ru;

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