

УДК 621.395.7, 519.854

ЭВОЛЮЦИОННЫЙ АЛГОРИТМ НАХОЖДЕНИЯ ОПТИМАЛЬНЫХ ЗНАЧЕНИЙ УПРАВЛЯЮЩИХ ПАРАМЕТРОВ ДЛЯ МЕТАЭВРИСТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПЛАНИРОВАНИЯ БЕСПРОВОДНОЙ СЕТИ

В. Н. Малыш, д.т.н., профессор заведующий кафедрой ГиЕД Липецкого филиала РАНХиГС; vmalysh@mail.ru

Е. С. Скаков, аспирант ЛГПУ; wallkirya@mail.ru

Рассматривается проблема нахождения оптимальных значений управляющих параметров для метаэвристических алгоритмов при помощи эволюционного подхода. Целью работы является подбор управляющих параметров для алгоритма поиска с запретами и пчелиного алгоритма при планировании беспроводной сети передачи данных. Предложен метод, основанный на эволюционном алгоритме с бинарным кодированием. На базе предложенного алгоритма при помощи компьютерного моделирования осуществлен подбор управляющих параметров для метаэвристических алгоритмов решения задачи размещения базовых станций. Произведено сравнение пчелиного алгоритма и алгоритма поиска с запретами для решения задачи планирования беспроводной сети передачи данных.

Ключевые слова: планирование беспроводной сети, размещение базовых станций, эволюционный алгоритм, оптимизация, метаэвристика, управляющие параметры, поиск с запретами, пчелиный алгоритм.

Введение

Важным этапом при проектировании беспроводной сети передачи данных является синтез ее топологической структуры. Он подразумевает планирование территориального размещения базовых приемо-передающих станций и подключение к ним клиентов.

Как известно [1-3], задача проектирования сети (в том числе и беспроводной) может быть сведена к отысканию минимума функционала приведенной стоимости при наличии ограничений на вероятностно-временные и структурные характеристики сети и требований принадлежности множества вариантов архитектуры сети к области технически реализуемых решений.

В данной работе рассматривается задача размещения базовых станций (ЗРБС), учитывающая уровень затухания сигнала при распространении от БС к клиенту и обратно, уровень межсотовых помех и наличие в сети нескольких типов БС. Поставленная задача является NP-трудной. Задача алгоритмического и программного обеспечения размещения базовых станций при планировании беспроводных сетей передачи данных подробно рассмотрена в работах [1-3].

Одним из наиболее эффективных способов

решения NP-трудных задач является использование метаэвристических методов, которые в большинстве случаев позволяют находить хорошее решение задачи за приемлемое время. При этом необходим подбор значений управляющих параметров для метаэвристик, так как при разных значениях параметров алгоритм может давать разные по качеству результаты.

В данной работе рассматривается эволюционный подход к нахождению значений управляющих параметров алгоритма поиска с запретами и пчелиного алгоритма на примере решения задачи размещения базовых станций при планировании беспроводной сети передачи данных.

Эволюционные алгоритмы

Эволюционные алгоритмы (ЭА) являются примером так называемых популяционных методов, для которых характерна работа с набором потенциальных решений, а не с единственным возможным решением. Каждое решение постепенно улучшается и оценивается, а главной особенностью является тот факт, что потенциальное решение влияет на то, как будут улучшены другие решения. Это может произойти из-за того, что хорошие решения либо повлияют на то, какие плохие решения будут отброшены, либо направят на улучшение плохих решений [4].

Традиционно ЭА включают генетический алгоритм (ГА) и эволюционные стратегии (ЭС). ЭС были созданы в 60-х годах 20-го века группой немецких ученых под руководством I. Rechenberg. ГА были изначально разработаны Н.В. Бремманом в 1958 году, а впоследствии были популяризованы американским ученым Ж.Н. Холландом, который приспособил их для изучения адаптаций в природе с целью применения данных механизмов и концепций в информатике. Более подробно история эволюционных алгоритмов описана в работе [5].

Заранее оговоримся, что в дальнейшем будем называть предлагаемый в данной работе алгоритм эволюционным. Дело в том, что эволюционные алгоритмы делятся на генетические алгоритмы и эволюционные стратегии [6].

Отличия генетических алгоритмов и эволюционных стратегий заключаются в следующем [6, 7].

– Эволюционные стратегии оперируют векторами действительных чисел, а генетические алгоритмы – двоичными векторами. Однако во многих работах ([8] и др.) используется другая терминология: алгоритм, оперирующий действительными числами, называют генетическим алгоритмом с вещественным кодированием.

– Разный процесс селекции. При реализации эволюционной стратегии процедура селекции хромосом и формирования новой популяции предполагает создание промежуточной популяции, состоящей из всех хромосом-родителей и хромосом-потомков. В генетическом же алгоритме популяции родителей и потомков не сливаются [3].

– При реализации эволюционных стратегий сначала производится рекомбинация, а потом селекция. В случае генетических алгоритмов эта последовательность инвертируется.

В некотором смысле можно утверждать, что разделение на генетические алгоритмы и эволюционные стратегии является искусственным. Можно сказать, что существуют эволюционные алгоритмы, параметрами которых являются «способ организации процесса селекции», «последовательность выполнения процедур селекции и рекомбинации» и др. [4]. Комбинируя значения этих параметров, мы можем получать либо эволюционные стратегии, либо генетические алгоритмы.

Таким образом, корректность употребления термина «эволюционный алгоритм» объясняется просто: всякий генетический алгоритм является в то же самое время эволюционным алгоритмом, обратное – неверно.

Как было отмечено ранее, эволюционный

алгоритм является весьма молодым подходом к решению задач – ему не более 50-60 лет. Соответственно идеи применения эволюционного подхода к параметрической идентификации еще моложе. Среди наиболее значимых работ, посвященных вопросам идентификации параметров систем различной сложности, отметим труды Л.А. Демидовой [7] и С.Л. Хуанга [9]. Исследования таких ученых, как А. Качон [10], Ф. Ахмад [11] направлены на применение генетического алгоритма для оптимизации параметров искусственных нейронных сетей.

Вопросам подбора параметров метаэвристических алгоритмов при помощи эволюционного алгоритма посвящены работы Д. Гаертнера [12], М.Н. Вун [13]. В обеих работах применяется вещественное кодирование. Отметим, что в данных работах не приводится собственно алгоритм подбора параметров, в них просто на словах обозначен сам подход: применение генетического алгоритма для оптимизации параметров муравьиного [12] и пчелиного [13] алгоритма. Таким образом, данная статья предлагает новый метод, который позволял бы находить оптимальные управляющие параметры для любого метаэвристического алгоритма, направленного на решение задачи размещения базовых станций (в данной работе для примера произведены расчеты для алгоритма поиска с запретами и пчелиного алгоритма ВСО).

Постановка задачи нахождения оптимальных значений управляющих параметров

Поставим проблему следующим образом. У нас есть задача размещения базовых станций размерности $N_{tp} \times N_{ps} \times N_{types}$ [1-3], где N_{tp} – число клиентов, каждого из которых необходимо подключить к БС, N_{ps} – число мест-кандидатов, на которых может быть установлена БС, N_{types} – число типов базовых станций, отличающихся по своим характеристикам. Мы пытаемся решить ее некоторым методом. Функционирование метода определяется набором из n_{par} переменных управляющих параметров: $\{\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_{n_{par}}\}$. Каждый из параметров является элементом некоторого конечного множества: $\chi_1 \in A_1, \chi_2 \in A_2, \dots, \chi_{n_{par}} \in A_{n_{par}}$.

$A_1, A_2, \dots, A_{n_{par}}$ – множества возможных значений параметров, из которых будет происходить выбор, известны заранее.

Каждый набор параметров конкретного алгоритма может быть представлен в виде хромосомы (рисунок 1).

Каждый «квадратик» (бит) на рисунке 1 может принимать значение 0 или 1. Хромосома состоит из генов. В качестве генов в данном случае

выступают не отдельные биты, а целые участки хромосом (на рисунке 1 они разделены вертикальной чертой). Каждый ген кодирует один из параметров алгоритма. Ген, представляя собой последовательность битов, является двоичным числом. Обозначим эти числа следующим образом: $z_1, z_2, \dots, z_{npar}$. Так как каждое из множеств $A_1, A_2, \dots, A_{npar}$ является конечным, мы можем рассматривать любое из этих множеств как одномерный массив (вектор). Соответственно гены $z_1, z_2, \dots, z_{npar}$ кодируют позицию параметров $\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_{npar}$ в массивах $A_1, A_2, \dots, A_{npar}$.

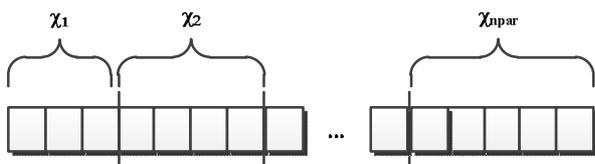


Рисунок 1 – Представление параметров алгоритма в виде хромосомы

Приведем пример. Пусть хромосома имеет вид (рисунок 2).

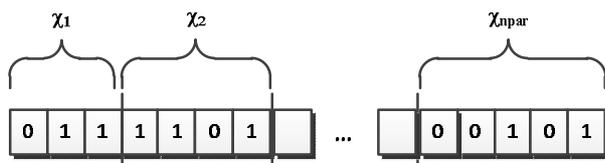


Рисунок 2 – Пример хромосомы

Тогда $z_1=011_2, z_2=1101_2, \dots, z_{npar}=00101_2$. Естественно, необходимо перевести эти числа в десятичную систему счисления: $z_1=3, z_2=13, \dots, z_{npar}=5$. Это означает, что приведенная на рисунке 2 хромосома отражает следующее: параметр χ_1 является 4-м элементом массива A_1 (4-м, а не 3-м, так как элементы массивов, как правило, нумеруют начиная с 1, а значит, число 0_2 кодирует 1-й элемент вектора и т.д.), параметр χ_2 является 14-м элементом вектора A_2 , параметр χ_{npar} является 6-м элементом вектора A_{npar} .

В данной конкретной задаче использование бинарного кодирования для представления генов имеет ряд преимуществ по сравнению с вещественным кодированием.

– Эволюционный алгоритм с бинарным кодированием значительно проще алгоритма с вещественным кодированием. Например, в работе [8] приведены девять возможных схем кроссовера для алгоритма с вещественным кодированием (плоский, простейший, арифметический, геометрический, дискретный, смешанный, линейный, расширенный линейный и кроссовер, имитирующий двоичный). Таким образом, даже подбор типа скрещивания для такого алгоритма является нетривиальной задачей. В отличие от би-

нарного алгоритма, где надо определиться лишь с количеством точек скрещивания.

– Бинарное кодирование позволяет совмещать в одной задаче подбор как целочисленных, так и вещественных параметров. Напомним, что в пределах одного алгоритма некоторые параметры являются целочисленными, остальные же представляют собой вещественные числа. Например, в поиске с запретами длина списка запретов может принимать только целые значения. А параметр рандомизации в общем случае является вещественным числом. Таким образом, если бы мы использовали вещественное кодирование, то для некоторых генов хромосомы, кодирующей полный набор параметров, при скрещивании мы должны были бы учитывать факт целочисленности параметра (например, при помощи округления), а для других генов в этом бы не было необходимости. Данный факт значительно снижает универсальность использования вещественного кодирования, ведь для разных алгоритмов хромосома будет состоять из разного числа генов, к тому же для каждого алгоритма количество целочисленных параметров разное. Для предлагаемого нами бинарного кодирования не имеет значения, целым или вещественным числом выражается параметр. Перед началом подбора для каждого из параметров необходимо просто задать множество возможных значений этого параметра.

– Бинарное кодирование позволяет осуществлять подбор нечисловых параметров метаэвристических алгоритмов. Под нечисловыми параметрами подразумеваются параметры алгоритма, которые не являются числами, а «словесно» описывают некоторые его свойства. Например, в работе [14] отмечено, что существуют 2 разновидности пчелиного алгоритма: с использованием глобальной памяти (элитаризма) и без нее. Согласно предлагаемому в данной статье подходу, параметр «разновидность пчелиного алгоритма с точки зрения использования памяти» можно закодировать при помощи гена, состоящего из одного бита, где 0 будет соответствовать использованию элитаризма, а 1 – не использованию (или наоборот, это абсолютно неважно). В качестве примера других нечисловых параметров метаэвристических алгоритмов можно привести «вид селекции родительской популяции в эволюционном алгоритме (рулеточная, ранговая, турнирная)», «разновидность муравьиного алгоритма (AS, MMAS или ACS)» и т.д.

Отметим интересный момент. В данной работе метаэвристический алгоритм применяется для подбора управляющих параметров других метаэвристических алгоритмов. Встает вопрос о

подборе управляющих параметров уже непосредственно для эволюционного метода подбора параметров. Необходимо определиться с размером популяции, методом селекции, вероятностью мутации и т.д. Теоретически возможна следующая бесконечная рекурсия:

1. Разработан метод для подбора оптимальных параметров метаэвристик, решающих задачу размещения базовых станций.

2. Необходимо придумать алгоритм для подбора управляющих параметров для эволюционного метода из пункта 1.

3. Необходимо придумать алгоритм для подбора параметров для алгоритма из пункта 2.

...

И так далее. Очевидно, что на каком-то из вышеприведенных шагов необходимо прекратить оптимизацию параметров и жестко задать фиксированные значения параметров алгоритма. Лучше всего это сделать сразу на 2-м шаге. В данной статье для подбора оптимальных значений управляющих параметров метаэвристических алгоритмов решения задачи размещения базовых станций предлагается использовать эволюционный алгоритм со следующими параметрами:

- число особей в популяции (N_{pop}) = 10;
- число поколений (N_{gen}) = 20;
- турнирная селекция родительских особей (2 участника в каждом турнире);
- формирование новой популяции по принципу эволюционных стратегий (создается промежуточная популяция из N_{pop} родителей и N_{pop} потомков);
- число точек скрещивания = 2;
- вероятность мутации = 0.03.

Поиск с запретами и пчелиный алгоритм

Алгоритм поиска с запретами (ПЗ) рассматривается в работах [4, 15, 16]. Одна из самых эффективных его разновидностей – вероятностный поиск с запретами – описан в [2] и [17].

В методе поиска с запретами с целью избежать «застывания» в локальном оптимуме вводится так называемый список запретов (определенной длины l). Этот список хранит некоторое количество предыдущих решений, и при выборе нового решения запрещается выбирать из окрестности решения, содержащиеся в списке запретов [10]. Данный прием помогает расширить пространство поиска, позволяя алгоритму поиска с запретами находить лучшие решения, чем метод локального поиска [4, 16].

При вероятностном поиске с запретами рассматривается не полная окрестность текущего решения, а лишь её часть, определяемая пара-

метром рандомизации окрестности p . Каждый элемент полной окрестности входит в рандомизированную окрестность с вероятностью p . В работах [2] и [17] показано, что вероятностный поиск с запретами эффективней поиска с запретами, при котором просматривается вся окрестность.

В книге [15] описан прием, позволяющий улучшить функционирование алгоритма ПЗ – диверсификацию в процессе поиска. Диверсификация подразумевает перезапуск поиска с запретами из нового начального решения, если не удаётся улучшить целевую функцию определенное число итераций подряд. Легко заметить, что подобный подход делает ПЗ похожим на алгоритмы мультистарта.

Метод оптимизации подражанием пчелиной колонии относится к мультиагентным методам, основанным на моделировании интеллектуального поведения колоний агентов, так называемым методам роевого интеллекта. Другие названия метода: пчелиный алгоритм, метод/алгоритм пчелиного роя, метод/алгоритм пчелиной колонии.

Метод VCO (Bee Colony Optimization), предложенный в начале 2000-х годов, на данный момент является одной из самых популярных разновидностей пчелиного алгоритма. Подробное описание алгоритма и его возможных разновидностей приведено в работе [14].

Суть метода заключается в следующем. Колония состоит из V пчел, совместно ищущих оптимальное решение. Каждая пчела ответственна за одно решение задачи. Имеются две чередующиеся фазы поиска: прямой проход и обратный проход, которые вместе составляют один шаг алгоритма VCO [14]. Прямой и обратный проход чередуются NC раз, т.е. до тех пор, пока каждая пчела не произведет NC модификаций своего решения. Когда все шаги завершены, определяется лучшее из V имеющихся решений (оно используется для обновления глобального лучшего решения). После этого итерация считается завершенной. Все V решений удаляются, и стартует новая итерация. В качестве критерия останова алгоритма могут выступать, например, максимальное число итераций или суммарное время работы алгоритма.

В работе [14] рассматривается концепция использования глобальной памяти в алгоритме VCO. Предлагается в конце каждой итерации не удалять все V решений, а лучшее из них делать стартовым для одной из пчел на следующей итерации. Такой подход иначе называется концепцией элитаризма.

Отметим еще одну особенность алгоритма

ВСО. В нем для расширения пространства поиска авторы работы [14] предлагают выбирать не лучшее решение в окрестности, а производить так называемую пропорциональную селекцию (другое название – метод рулетки). Т.е. вероятность выбора решения пропорциональна его качеству.

Однако в работе [18] приводится обоснование возможности использования других методов селекции для пчелиного алгоритма: турнирной, ранговой и дизруптивной селекции. Отметим, что все вышеперечисленные методы могут применяться и для селекции родительской популяции в эволюционном алгоритме.

В данном исследовании множества возможных значений управляющих параметров алгоритмов имеют следующий вид. Для пчелиного алгоритма ВСО:

– $npar = 4$.

– Метод селекции. $A_1 = \{ \text{"рулеточная"}, \text{"ранговая"}, \text{"турнирная"}, \text{"дизруптивная"} \}$. $|A_1| = 4$, ген кодируется 2 битами.

– Число пчел (B). $A_2 = \{3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$. $|A_2| = 8$, ген кодируется 3 битами.

– Число прямых/обратных проходов в пределах одной итерации (NC). $A_3 = \{3, 5, 7, 10, 12, 15, 20, 25\}$. $|A_3| = 8$, ген кодируется 3 битами.

– Использование глобальной памяти. $A_4 = \{ \text{"без глобальной памяти"}, \text{"с глобальной памятью"} \}$. $|A_4| = 2$, ген кодируется 1 битом.

Для алгоритма поиска с запретами:

– $npar = 3$.

– Длина списка запретов (l). $A_1 = \{N_{ps}/8, N_{ps}/6, N_{ps}/4, N_{ps}/2, N_{ps}, N_{ps} \times N_{types}, (N_{ps} + N_{ip}) \times N_{types}, 2 \times (N_{ps} + N_{ip}) \times N_{types}\}$. $|A_1| = 8$, ген кодируется 3 битами.

– Параметр рандомизации окрестности (p). $A_2 = \{0.05, 0.1, 0.13, 0.16, 0.19, 0.22, 0.25, 0.28, 0.31, 0.34, 0.37, 0.4, 0.43, 0.46, 0.49, 0.52, 0.55, 0.58, 0.61, 0.64, 0.67, 0.7, 0.73, 0.76, 0.79, 0.82, 0.85, 0.88, 0.91, 0.94, 0.97, 1\}$. $|A_2| = 32$, ген кодируется 5 битами.

– Использование диверсификации в процессе поиска. $A_3 = \{ \text{"без диверсификации"}, \text{"с диверсификацией"} \}$. $|A_3| = 2$, ген кодируется 1 битом.

Псевдокод алгоритма нахождения оптимальных значений управляющих параметров

Ниже представлена общая схема алгоритма подбора оптимальных управляющих параметров для некоторого метаэвристического алгоритма решения задачи размещения базовых станций.

1. Определиться с тестовой задачей, на базе решения которой будет осуществляться подбор параметров.

2. Введем обозначения: n_run – число запус-

ков алгоритма нахождения решения ЗРБС для определения приспособленности одной особи из метода подбора оптимальных параметров; $time_alg$ – время, отводимое на один запуск алгоритма нахождения решения ЗРБС; $time_overall$ – время, отводимое на работу метода подбора оптимальных управляющих параметров; $npar$ – число управляющих параметров алгоритма.

3. Инициализация параметров эволюционного алгоритма подбора управляющих параметров.

4. Определиться со списком управляющих параметров: задать $npar$, множества $A_1, A_2, \dots, A_{npar}$ (множества могут быть вещественными, целыми или нечисловыми).

5. Для каждого целого i от 1 до $npar$: ген, кодирующий χ_i , должен состоять из w_i битов, где w_i – минимальное из чисел, для которого выполняется:

$$|A_i| \leq 2^{w_i}. \quad (1)$$

6. Хромосома, представляющая собой особь, состоит из W бит:

$$W = \sum_{i=1}^{npar} w_i. \quad (2)$$

7. Формирование 1-го поколения. Сформируем N_{pop} особей следующим образом: каждая особь – двоичный вектор, каждый бит – 0 или 1 (генерируется случайно).

8. Оценка приспособленности особей популяции.

9. Выбор N_{pop} пар родительских особей при помощи турнирной селекции.

10. Кроссовер. В конце данного шага у нас должно быть N_{pop} особей-потомков.

11. Применение оператора мутации к потомкам.

12. Формирование нового поколения. Осуществляется посредством выбора N_{pop} лучших особей из популяции, состоящей из N_{pop} родителей и N_{pop} потомков.

13. Если текущее время работы алгоритма меньше $time_overall$, то переход к шагу 8.

14. В качестве окончательного решения вернуть набор параметров, представленный лучшей особью в популяции.

Особенностью предлагаемого алгоритма является шаг № 8 – оценка приспособленности особей популяции. Дело в том, что при решении ЗРБС оценка приспособленности осуществляется очень просто: необходимо вычислить значение целевой функции F , которая представляет собой суммарную стоимость комплекса базовых станций с учетом уровня SIR [1-3]. Приспособленность особи обратно пропорциональна (так как наша задача минимизационная) целевой функции решения F .

В методе нахождения оптимальных параметров приспособленность особи вычисляется следующим образом. Каждая особь состоит из одной хромосомы, кодирующей полный набор управляющих параметров алгоритма решения ЗРБС. Для каждой хромосомы необходимо n_{run} раз (по $time_alg$ секунд на каждый запуск) запустить алгоритм решения ЗРБС. Мы получим n_{run} значений целевой функции F . Обозначим их F_i , где $i \in \{1, 2, \dots, n_{run}\}$. Обозначим целевую функцию для особи в методе нахождения управляющих параметров как $Target_func$. Она вычисляется по формуле:

$$Target_func = \frac{1}{n_{run}} \cdot \sum_{i=1}^{n_{run}} F_i. \quad (3)$$

Приспособленность особи обратно пропорциональна значению $Target_func$.

Отметим, что предлагаемый в данной работе метод наиболее эффективен в ситуациях, когда число управляющих параметров (а также число возможных значений каждого из параметров) велико. Очевидно, что когда число параметров мало, то наиболее простой и эффективной стратегией будет перебор всех возможных комбинаций управляющих параметров.

Например, для пчелиного алгоритма и для поиска с запретами возможно по 512 различных наборов управляющих параметров. Теоретически возможно решить задачу подбора параметров методом полного перебора. Однако данный метод не универсален. Например, для муравьиного алгоритма возможно примерно 2×10^{10} различных наборов управляющих параметров.

При применении эволюционного подхода к нахождению параметров проверяется $N_{pop} \times N_{gen}$ возможных наборов управляющих параметров. При этом важно отметить, что данный подход в среднем будет давать лучший результат, чем частичный перебор (нахождение лучшего набора управляющих параметров среди случайных $N_{pop} \times N_{gen}$ наборов из $|A_1| \times |A_2| \times \dots \times |A_{npar}|$). Сама суть эволюционного алгоритма заключается в том, что особи из поколения в поколение демонстрируют всё большую приспособленность, при этом сохраняя свойства своих родителей. Таким образом, при ограниченном процессорном времени эволюционный алгоритм в среднем лучше частичного перебора.

Компьютерное моделирование

Разработанный алгоритм реализован как программное обеспечение (ПО) в среде Embarcadero Delphi XE5. С помощью данного ПО был проведен ряд вычислительных экспериментов по нахождению оптимального расположения базовых станций и подключению к ним клиентов.

Моделирование проводилось на компьютере с процессором Intel Core i5-3470 и оперативной памятью 6 ГБ.

Первая серия вычислительных экспериментов была посвящена сравнению эффективности предлагаемого метода и метода перебора при нахождении наилучшего набора управляющих параметров. В качестве тестового примера была выбрана задача следующей размерности: $N_{tp} = 100$, $N_{ps} = 100$, $N_{types} = 3$. Зафиксируем параметры предлагаемого эволюционного алгоритма: $N_{pop} = 10$, $N_{gen} = 20$, $n_{run} = 6$, $time_alg = 10$ с. Таким образом, в процессе работы алгоритма мы рассмотрим 200 наборов управляющих параметров для методов поиска с запретами и ВСО. Соответственно для корректного сравнения в методе перебора мы должны рассмотреть 200 случайных наборов управляющих параметров.

Результаты эксперимента приведены в таблице 1. Каждая ячейка таблицы 1 содержит две строки: верхняя – это время работы алгоритма подбора в минутах, нижняя – соответствующее значение оценки относительной погрешности решений для лучшего набора управляющих параметров (очевидно, что лучший набор управляющих параметров – тот, который дает наименьшее значение относительной погрешности решений). Относительная погрешность решений вычисляется как среднее отклонение полученных решений от лучшего из известных решений задачи. Из таблицы 1 видно, что предлагаемый эволюционный алгоритм подбора управляющих параметров для метаэвристических методов решения задачи размещения базовых станций позволяет достичь лучших результатов, чем метод перебора.

Таблица 1 – Сравнение предлагаемого эволюционного алгоритма и перебора

Алгоритм, для которого осуществляется подбор	Метод подбора параметров	
	Эволюционный алгоритм подбора	Перебор
ВСО	202,23 мин	200,96 мин
	4,662 %	4,992 %
Поиск с запретами	202,15 мин	201,03 мин
	5,577 %	5,903 %

В ходе вычислительного эксперимента были подобраны следующие наборы параметров. Для алгоритма ВСО при помощи предлагаемого эволюционного метода:

$\chi_1 =$ "турнирная";

$\chi_2 = 5$;

$\chi_3 = 12$;

$\chi_4 =$ "с глобальной памятью".

Для алгоритма ВСО при помощи метода перебора:

χ_1 = "турнирная";

χ_2 = 6;

χ_3 = 10;

χ_4 = "с глобальной памятью".

Для поиска с запретами при помощи предлагаемого эволюционного метода:

χ_1 = N_{ps} ;

χ_2 = 0.16;

χ_3 = "с диверсификацией".

Для поиска с запретами при помощи метода перебора:

χ_1 = $N_{ps}/2$;

χ_2 = 0.13;

χ_3 = "с диверсификацией".

Далее был проведен ряд вычислительных экспериментов, направленных на доказательство необходимости процедуры подбора управляющих параметров для метаэвристических методов решения оптимизационных задач на примере ЗРБС. Для алгоритмов ВСО и поиска с запретами сравнивалась эффективность набора управляющих параметров «по умолчанию» и набора параметров, найденного при помощи предлагаемого эволюционного метода в первой серии вычислительных экспериментов. Под параметрами «по умолчанию» подразумеваются те значения управляющих параметров, которые рекомендуются в работах авторов методов ВСО и поиска с запретами, а также в ряде других авторитетных научных статей ([14-17]).

Параметры «по умолчанию» для алгоритма ВСО:

χ_1 = "рулеточная";

χ_2 = 5;

χ_3 = 15;

χ_4 = "с глобальной памятью".

Параметры «по умолчанию» для поиска с запретами:

χ_1 = 100;

χ_2 = 0.05;

χ_3 = "с диверсификацией".

Моделирование производилось следующим образом: каждую из задач мы решали двумя алгоритмами с двумя разными наборами параметров для каждого алгоритма, отводя на нахождение решения одинаковое время (30 секунд) и усредняя результаты по итогам 100 запусков. Результаты эксперимента приведены в таблицах 2 и 3. Каждая ячейка этих таблиц содержит две строки: верхняя – это время работы алгоритма (при данных значениях управляющих параметров) в секундах при решении задачи определенной размерности, нижняя – соответствующее

значение оценки относительной погрешности решений. Из таблиц 2 и 3 видно, что подбор управляющих параметров способен значительно увеличить эффективность метаэвристических методов по сравнению с использованием параметров «по умолчанию».

Также из результатов, приведенных в таблицах 2 и 3, можно сделать вывод, что пчелиный алгоритм ВСО лучше поиска с запретами справляется с решением задачи размещения базовых станций.

Таблица 2 – Сравнение наборов управляющих параметров для алгоритма ВСО

Размер задачи ($N_{ip} \times N_{ps} \times N_{types}$)	ВСО	
	С параметрами «по умолчанию»	С параметрами, найденными при помощи подбора
50×50×3	30,092 с 4,934 %	30,112 с 4,063 %
100×100×3	30,098 с 4,882 %	30,087 с 4,513 %
150×150×3	30,094 с 5,383 %	30,098 с 4,876 %
200×200×3	30,107 с 6,291 %	30,099 с 5,688 %
500×500×3	30,101 с 5,431 %	30,092 с 4,919 %

Таблица 3 – Сравнение наборов управляющих параметров для поиска с запретами

Размер задачи ($N_{ip} \times N_{ps} \times N_{types}$)	Поиск с запретами	
	С параметрами «по умолчанию»	С параметрами, найденными при помощи подбора
50×50×3	30,093 с 6,101 %	30,106 с 5,254 %
100×100×3	30,110 с 6,177 %	30,093 с 5,435 %
150×150×3	30,111 с 5,994 %	30,098 с 5,297 %
200×200×3	30,089 с 6,854 %	30,105 с 6,166 %
500×500×3	30,107 с 6,165 %	30,106 с 5,548 %

Заключение

Проведенное компьютерное моделирование позволяет сделать следующие выводы.

– Предлагаемый эволюционный алгоритм подбора управляющих параметров для метаэвристических методов решения задачи размеще-

ния базовых станций позволяет достичь лучших результатов, чем метод перебора (при одинаковом отводимом на вычисления времени).

– Решение задачи планирования беспроводной сети с использованием алгоритмов с управляемыми параметрами, найденными при помощи предлагаемого метода, позволяет значительно улучшить результаты по сравнению с использованием алгоритмов со значениями параметров «по умолчанию».

– Рекомендуемыми параметрами алгоритма ПЗ, позволяющими находить хорошее решение за приемлемое время, являются следующие: $l = N_{ps}$, $p = 0.16$, в процессе поиска используется диверсификация.

– Рекомендуемыми параметрами пчелиного алгоритма, позволяющими находить хорошее решение за приемлемое время, являются следующие: турнирная селекция, $B = 5$, $NC = 12$, используется глобальная память.

– Пчелиный алгоритм ВСО в среднем лучше, чем поиск с запретами, справляется с решением задачи размещения базовых станций.

Библиографический список

1. Скаков Е. С., Малыш В. Н. Алгоритм имитации отжига в задаче оптимизации размещения базовых станций // Системы управления и информационные технологии. 2015. № 60. С. 90-94.
2. Скаков Е. С., Малыш В. Н. Использование алгоритмов мултистарта и поиска с запретами для решения задачи размещения базовых станций // Информационно-управляющие системы. 2015. № 76. С. 99-106.
3. Скаков Е. С., Малыш В. Н. Эволюционный алгоритм решения задачи размещения базовых станций // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2015. № 51. С. 46-52.
4. Luke S. Essentials of Metaheuristics. Lulu, 2013, 242 p.
5. Dianati M., Song I., Treiber M. An Introduction to Genetic Algorithms and Evolution Strategies. Technical report, University of Waterloo, Ontario, Canada, 2002, 11 p.
6. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия-Телеком, 2006. 452 с.
7. Демидова Л. А., Петрова Н. А. Применение эволюционного подхода к задачам оптимизации параметров сложных технических систем // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2013. № 3 (45). С. 93-100.
8. Пантелеев А. В. Метаэвристические алгоритмы поиска глобального экстремума. М.: Изд-во МАИ-ПРИНТ, 2009. 160 с.
9. Huang C. L., Wang C. J. A GA-based Feature Selection and Parameters Optimization for Support Vector Machines // Expert Systems with Applications. 2006, vol. 31, pp. 231-240.
10. Cachon A., Vazquez R. A. Tuning the Parameters of an Integrate and Fire Neuron via a Genetic Algorithm for Solving Pattern Recognition Problems // Neurocomputing. 2015, vol. 148, pp. 187-197.
11. Ahmad F., Isa N. A. M., Hussain Z., Osman M. K., Sulaima S. N. A GA-based Feature Selection and Parameter Optimization of an ANN in Diagnosing Breast Cancer // Pattern Analysis and Applications. 2015, vol. 18, pp. 861-870.
12. Gaertner D., Clark K. On Optimal Parameters for Ant Colony Optimization algorithms // Proceedings of the 2005 International Conference on Artificial Intelligence, June 2005, pp. 83-89.
13. Wun M. H., Wong L. P., Khader A. T., Tan T. P. A Bee Colony Optimization with Automated Parameter Tuning for Sequential Ordering Problem // Proceedings of the Information and Communication Technologies (WICT), 2014 Fourth World Congress on, December 2014, pp. 314-319.
14. Davidovic T., Teodorovic D., Selmic M. Bee Colony Optimization Part I: The Algorithm Overview // Yugoslav Journal of Operations Research. 2015, vol. 25, pp. 33-56.
15. Gendreau M., Potvin J. Y. Handbook of Metaheuristics. Springer, 2010, 669 p.
16. Glover F. Tabu Search: A Tutorial // Interfaces. 1990, vol. 20, pp. 74-94.
17. Кочетов Ю. А. Методы локального поиска для дискретных задач размещения: дис. ... д-ра физ.-мат. наук. Новосибирск, 2009. 267 с.
18. Bao L., Zeng J. Comparison and Analysis of the Selection Mechanism in the Artificial Bee Colony Algorithm // Proceedings of the 9th International Conference on Hybrid Intelligent Systems, August 2009, pp. 411-416.

UDC 621.395.7, 519.854

EVOLUTIONARY ALGORITHM TO FIND THE OPTIMAL VALUES OF CONTROL PARAMETERS FOR METAHEURISTIC METHODS OF WIRELESS NETWORK PLANNING PROBLEM SOLVING

V. N. Malysh, PhD (technical sciences), full professor, Head of the Department, RANEPА, Lipetsk; vmalysh@mail.ru

E. S. Skakov, post-graduate student, LSPU, Lipetsk; wallkirya@mail.ru

The problem to find the optimal values of control parameters for metaheuristic algorithms using evolutionary approach is studied. The aim is to select the control parameters for tabu search algorithm and bee colony optimization algorithm during wireless network planning. The method based on a binary coding evolutionary algorithm is proposed. On the basis of the proposed algorithm the selection of control parameters for metaheuristic algorithms to solve the task of base station location was made by computer simulation. Comparison of bee colony optimization algorithm and tabu search for wireless network planning problem solving was implemented.

Key words: wireless network planning, base station location, evolutionary algorithm, optimization, metaheuristic, control parameters, tabu search, bee colony optimization algorithm.

References

1. Skakov E. S., Malysh V. N. Algoritm imitatsii otzhiga v zadache optimizatsii razmeshcheniya bazovykh stantsiy. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii*. 2015, no. 60, pp. 90-94 (in Russian).
2. Skakov E. S., Malysh V. N. Ispol'zovanie algoritmov mul'tistarta i poiska s zapretami dlya resheniya zadachi razmeshcheniya bazovykh stantsiy. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy*. 2015, no. 76, pp. 99-106 (in Russian).
3. Skakov E. S., Malysh V. N. Evolyutsionnyy algoritm resheniya zadachi razmeshcheniya bazovykh stantsiy. *Vestnik Rjazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2015, no. 51, pp. 46-52 (in Russian).
4. Luke S. Essentials of Metaheuristics. Lulu, 2013, 242 p.
5. Dianati M., Song I., Treiber M. An Introduction to Genetic Algorithms and Evolution Strategies. Technical report, University of Waterloo, Ontario, Canada, 2002, 11 p.
6. Rutkovskaya D., Pilinskiy M., Rutkovsky L. *Neyronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy* (Neural Networks, Genetic Algorithms and Fuzzy Systems). Moscow, Goryachaya liniya-Telekom. 2006, 452 p. (in Russian).
7. Demidova L. A., Petrova N. A. Primenenie evolyutsionnogo podkhoda k zadacham optimizatsii parametrov slozhnykh tekhnicheskikh system. *Vestnik Rjazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2013, no. 3 (45), pp. 93-100 (in Russian).
8. Panteleev A. V. *Metaevristicheskie algoritmy poiska global'nogo ekstremuma* (Metaheuristic Algorithms for Finding the Global Extremum). Moscow, MAI-PRINT, 2009, 160 p. (in Russian).
9. Huang C. L., Wang C. J. A GA-based Feature Selection and Parameters Optimization for Support Vector Machines. *Expert Systems with Applications*. 2006, Vol. 31, pp. 231-240.
10. Cachon A., Vazquez R. A. Tuning the Parameters of an Integrate and Fire Neuron via a Genetic Algorithm for Solving Pattern Recognition Problems. *Neurocomputing*. 2015, Vol. 148, pp. 187-197.
11. Ahmad F., Isa N. A. M., Hussain Z., Osman M. K., Sulaima S. N. A GA-based Feature Selection and Parameter Optimization of an ANN in Diagnosing Breast Cancer. *Pattern Analysis and Applications*. 2015, Vol. 18, pp. 861-870.
12. Gaertner D., Clark K. On Optimal Parameters for Ant Colony Optimization algorithms. *Proceedings of the 2005 International Conference on Artificial Intelligence*, June 2005, pp. 83-89.
13. Wun M. H., Wong L. P., Khader A. T., Tan T. P. A Bee Colony Optimization with Automated Parameter Tuning for Sequential Ordering Problem. *Proceedings of the Information and Communication Technologies (WICT)*, 2014 Fourth World Congress on, December 2014, pp. 314-319.
14. Davidovic T., Teodorovic D., Selmic M. Bee Colony Optimization Part I: The Algorithm Overview. *Yugoslav Journal of Operations Research*. 2015, Vol. 25, pp. 33-56.
15. Gendreau M., Potvin J. Y. *Handbook of Metaheuristics*. Springer, 2010, 669 p.
16. Glover F. Tabu Search: A Tutorial. *Interfaces*. 1990, Vol. 20, pp. 74-94.
17. Kochetov Yu. A. *Metody lokal'nogo poiska dlia diskretnykh zadach razmeshcheniia* (Local Search Methods for Discrete Facility Location Problems). Dr. phys. and math. sci. diss. Novosibirsk, 2009, 267 p. (in Russian).
18. Bao L., Zeng J. Comparison and Analysis of the Selection Mechanism in the Artificial Bee Colony Algorithm. *Proceedings of the 9th International Conference on Hybrid Intelligent Systems*, August 2009, pp. 411-416.