

16. Kureychik V.V., Bova V.V. Modelirovanie protsessa predstavleniya znaniy v intellektual'nykh obuchayushchikh sistemakh na osnove kompetentnostnogo podkhoda [Modeling the process of knowledge representation in intelligent educational systems on the basis of competence approach], *Otkrytoe obrazovanie* [Open Education], 2014, No. 3 (104), pp. 42-48.
17. Kureychik V.V., Rodzin S.I., Rodzina L.S. Mobil'noe obuchenie: kontekstnaya adaptatsiya i stsennarnyy podkhod [Mobile learning: context adaptation and the scenario approach], *Otkrytoe obrazovanie* [Open Education], 2013, No. 4 (99), pp. 75-82.
18. Bova V.V., Kuliev E.V., Novikov A.A. Osobennosti ispol'zovaniya interaktivnykh zadaniy v sovremennykh sredstvakh komp'yuternogo obucheniya [Peculiarities of using interactive tasks in modern means of computer training], *Otkrytoe obrazovanie* [Open Education], 2014, No. 3 (104), pp. 18-24.
19. Pervushina N.A. Uspeshnost' vizualizatsii informatsii v protsesse obucheniya [The success of information visualization in the learning process], *Nauchno-pedagogicheskoe obozrenie* [Pedagogical Review], 2013, No. 2 (2), pp. 30-35.
20. Nikonorova M.L. Komp'yuternye modeli vizualizatsii meditsinskoj informatsii v praktike izucheniya distsipliny «anatomiya cheloveka» [Computer models of visualization of medical information in the practice of the discipline "human anatomy"], *Nauchno-tekhnicheskoe vedomosti Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo politekhnicheskogo universiteta. Gumanitarnye i obshchestvennyye nauki* [Scientific and technical Gazette of St. Petersburg state Polytechnic University. Humanities and social Sciences], 2013, No. 172, pp. 121-125.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Н.И. Витиска.

Бова Виктория Викторовна – Южный федеральный университет; e-mail: vvbova@gmail.com; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371651; кафедра систем автоматизированного проектирования; доцент.

Лежебоков Андрей Анатольевич – e-mail: legebokov@gmail.com; кафедра систем автоматизированного проектирования; доцент.

Нужнов Евгений Владимирович – e-mail: nev@tgn.sfedu.ru; кафедра систем автоматизированного проектирования; профессор.

Bova Victoria Victorovna – Southern Federal University; e-mail: vvbova@gmail.com; 44, Nekrasovsky, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371651; the department of computer aided design; associate professor.

Lezhebokov Andrey Anatolievich – e-mail: legebokov@gmail.com; the department of computer aided design; associate professor.

Nuzhnov Evgene Vladimirovich – e-mail: nev@tgn.sfedu.ru; the department of computer aided design; professor.

УДК 004.81

С.И. Родзин, О.Н. Родзина

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ МОДЕЛЬ БИОГЕОГРАФИИ И ЕЕ ПРИМЕНЕНИЕ ДЛЯ ЗАДАЧИ О КОММИВОЯЖЕРЕ*

Многие актуальные инженерные задачи сводятся к задаче коммивояжера: сетевое планирование и переналадка оборудования, транспортная логистика и поиск маршрутов минимальной стоимости, подвод электроэнергии потребителю, построение кольцевой линии электропередач и др. Для эффективного их решения разрабатываются метаэвристические биоинспирированные алгоритмы. Их разновидностью являются биогеографический алгоритм. Алгоритм основан на теории островной биогеографии – научной дисципли-

* Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации (проект № 8.823.2014) в Южном федеральном университете.

не на стыке биологии и географии, изучающей закономерности географического распределения флоры, фауны и микроорганизмов в биосфере. В статье описывается вычислительная модель биогеографии. Приводится постановка задачи целочисленной глобальной условной оптимизации в терминах и обозначениях модели биогеографии: каждый остров представляет одно решение, значение целевой функции есть индекс пригодности острова-решения, хорошее решение отождествляется с островом, имеющим высокий индекс пригодности, а плохое – наоборот, с островом с низким значением этого индекса. Анализируется канонический биогеографический алгоритм и указываются направления повышения его эффективности. В качестве примера представлена модификация биогеографического алгоритма для решения трансвычислительной задачи коммивояжера: при известном списке городов, которые должен посетить коммивояжер, и расстояний между ними требуется найти кратчайший путь посещения каждого города только один раз с возвратом в исходный город. Модификация основана на использовании симметричных путей коммивояжера. Эксперименты проводились на известных бенчмарках для задачи о коммивояжере: kroC100, ch130, kroA200 и lin318. Критериями сравнения тестируемых алгоритмов являлись эффективность (длина маршрута коммивояжера), время работы процессора, разнообразие популяции. Результаты тестирования показали, что предлагаемый биогеографический алгоритм превосходит канонический подход по эффективности в среднем на 25 %.

Биогеография; оптимизация; трансвычислительная задача о коммивояжере; симметричный путь; бенчмаркинг.

S.I. Rodzin, O.N. Rodzina

COMPUTATIONAL MODELS OF BIOGEOGRAPHY AND ITS APPLICATION FOR TRAVELING SALESMAN PROBLEM

Many current engineering problems are reduced to the traveling salesman problem: network planning and changeover equipment, transport logistics and finding the minimum cost routes, the supply of electricity to consumers, building a ring power lines and others. For their effective solutions are developed metaheuristic bioinspired algorithms. They are the kind of biogeographical algorithm. The algorithm is based on the theory of island biogeography - scientific discipline at the intersection of biology and geography, which studies patterns of geographical distribution of flora, fauna and micro-organisms in the biosphere. The article describes a computational model of biogeography. Is a statement of the problem of the integer global constrained optimization in terms of biogeography and model designation: each island is one solution, the objective function value is the index of the suitability of the island solution, a good solution is identified with the island having a high index of fitness and bad – on the contrary, the island low value of the index. We analyze the canonical biogeographical algorithm and identifies ways to improve its effectiveness. As an example of a modification of the biogeographic transcomputational algorithm for solving the traveling salesman problem – at a known list of cities that must visit a traveling salesman, and the distance between them is necessary to find the shortest route to visit each city only once to return to the original city. The modification is based on the symmetric traveling salesman routes. Experiments were carried out on certain benchmarks for the traveling salesman problem: kroC100, ch130, kroA200 and lin318. The criteria for comparison of test algorithms are effective (the length of the route traveling salesman), processor time, the diversity of the population. Test results showed that the proposed algorithm is superior to the canonical biogeographical approach efficiency by an average of 25 %.

Biogeography; optimization; transcomputational problem; traveling salesman problem; symmetrical way; benchmarking.

Введение. Многие инженерные задачи являются трансвычислительными. Это означает, что уже при относительно небольшой размерности задачи она не может быть решена методом перебора вариантов никакими теоретически мыслимыми компьютерами за время, меньшее нескольких миллиардов лет. Для решения трансвычислительных задач широко применяются метаэвристические методы «мягких» вычислений, инструментарий которых наряду с нечеткими системами и нейросетями, включает вычисления, инспирированные природными системами и процессами [1].

К ним принадлежат методы дифференциальной эволюции [2], роевого интеллекта [3], обучения с подкреплением [4], искусственных нейросетей [5], гармонического поиска [6], водного потока [7], генетического программирования [8], муравьиной колонии [9] и пчелиного роя [10], биогеографии [11].

Биогеография – научная дисциплина на стыке биологии и географии, изучающая закономерности географического распределения флоры, фауны и микроорганизмов в биосфере. В фундаментальной работе [12] были заложены математические основы теории островной биогеографии. Одна из первых попыток применения теории островной биогеографии для решения инженерных проблем была предпринята в [13].

Работа преследует две цели. Во-первых, представить вычислительную модель биогеографического алгоритма глобальной оптимизации. Во-вторых, сравнить биогеографические алгоритмы на бенчмарках одной из популярных задач дискретной оптимизации – задаче о коммивояжере.

1. Теория островной биогеографии. Остров – среда обитания, географически изолированная от других сред. В теории островной биогеографии делается попытка предсказать число видов, существующих на островах, чтобы объяснить существующее видовое богатство островов. Основными факторами, которые влияют на видовое богатство островов, являются миграция и мутация. Теория основана на математическом аппарате описания динамичного процесса миграции и вымирания видов на островах. Суть теории состоит в том, что количество видов, населяющих остров, определяется равновесием между иммиграцией и вымиранием. Главный вопрос островной биогеографии – существует ли "островной эффект", как таковой или же острова беднее видами просто из-за того, что их территория мала и на ней находится небольшое количество местообитаний?

Теория предполагает для "острова" не только наличие характерного видового богатства, но и постоянный "круговорот" видов, т.е. непрерывное поселение новых форм и вымирание уже присутствующих [14].

Качество острова с точки зрения его пригодности для обитания видов определяет индекс пригодности (*HSI*) [15]. Переменными, влияющими на индекс пригодности, являются площадь острова, количество осадков, топографическое разнообразие, температура, разнообразие растительности и т.д. Острова с высоким значением *HSI* отличаются разнообразием и количеством видов животного мира. Они имеют высокий уровень эмиграции и низкий уровень иммиграции, в отличие от «бедных» островов с низким значением *HSI*. Однако острова с низкой пригодностью более динамичны с точки зрения населяющих их видов.

Модель распространения видов на острове характеризуется через $\lambda(n)$ – функция иммиграции, $\mu(n)$ – функция эмиграции, n – число видов данного острова. При $n = 0$ эмиграция равна нулю, но с увеличением числа видов остров переполняется, и большее число видов получает стимулы для того, чтобы покинуть этот остров и исследовать другие острова. Эмиграция достигает максимального значения при числе видов, равном n_{max} . Максимум иммиграции имеет место при минимальном числе видов на острове. При увеличении числа видов остров становится все более переполненным, и все меньшее число видов-иммигрантов способно пережить иммиграцию. Иммиграция становится равной нулю при n_{max} .

Равенство уровней иммиграции и эмиграции достигается при некотором числе видов n_0 . Это метастабильное число, которое может случайно колебаться в зависимости от изменений климата острова, эпидемий и прочее.

В [13] была предложена упрощенная теоретическая модель равновесия биоты, объясняющая процессы иммиграции/миграции на острове (рис. 1).

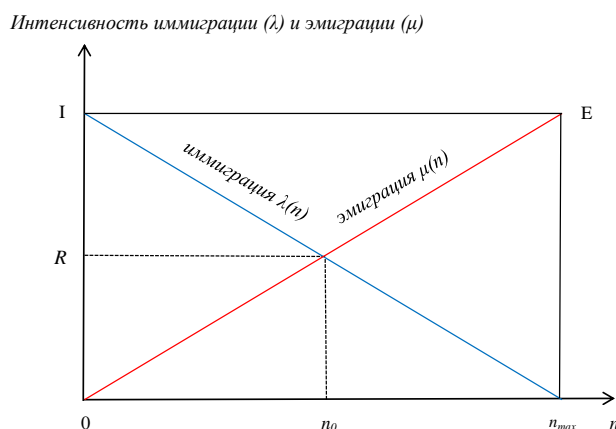


Рис. 1. Упрощенная модель равновесия биоты на некотором острове

В этой модели функции $\lambda(n)$ и $\mu(n)$ являются линейными функциями.

С учетом известных законов тригонометрии можно найти значение R в точке n_0 , в которой функции $\lambda(n)$ и $\mu(n)$ равны, т.е. точку равновесия процессов иммиграции и эмиграции. Используя правило подобия треугольников, имеем

$$R/n_0 = E/n_{max}, \text{ следовательно, } R = E(n_0/n_{max}), \quad (1)$$

$$R/(n_{max} - n_0) = I/n_{max}, \quad (2)$$

Подставляя (1) в (2), получаем

$$n_0 = (I/(I + E))n_{max}. \quad (3)$$

Соотношение (3) можно также получить иным способом.

Действительно,

$$\mu(n) = E(n/n_{max}), \quad (4)$$

$$\lambda(n) = I - \mu(n) = I(1 - n/n_{max}). \quad (5)$$

При $n = n_0$ имеем $\lambda(n) = \mu(n)$, тогда из (4) и (5) следует

$$E(n/n_{max}) = I(1 - n/n_{max}). \quad (6)$$

Решение уравнения (6) относительно n_0 дает уравнение (3) – в точке n_0 биота острова находится в состоянии динамического равновесия.

Если обозначить через $p_n(t)$ вероятность того, что рассматриваемый остров содержит n видов в момент времени t , то, следуя [12], можно оценить изменение вероятности p_n за период времени $[t, t + \Delta t]$:

$$\frac{dp_n(t)}{dt} \cong \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{p_n(t + \Delta t) - p_n(t)}{\Delta t}.$$

Чтобы в момент времени $(t + \Delta t)$ на острове содержалось n видов, должно выполняться одно из следующих условий:

- ◆ в момент времени t остров содержал n видов, а иммиграция и эмиграция за период Δt отсутствовала;
- ◆ в момент времени t остров содержал $(n-1)$ видов, а за период Δt иммигрировал один вид;
- ◆ в момент времени t остров содержал $(n+1)$ видов, а за период Δt эмигрировал один вид.

В пределе при $\Delta t \rightarrow 0$ вероятность более чем одной иммиграция или эмиграция очень мала. Получаем

$$p(t + \Delta t) \cong p_n(t) + \dot{p}_n(t)\Delta t. \quad (7)$$

Формула (7) является основным расчетным соотношением, используемым в биогеографическом алгоритме.

2. Постановка задачи оптимизации и канонический алгоритм биогеографии для ее решения. Задача оптимизации в целом сводится к задаче поиска экстремума (минимума или максимума) целевой функции с заданными ограничениями. Её математическая постановка выглядит следующим образом: необходимо определить значения вектора переменных X , которые удовлетворяют некоторым ограничениям и при которых достигается максимум или минимум целевой функции $F(X)$. Например, в задаче целочисленной оптимизации

$$F(X^*) = \max_{X \in D} F(X) = F^*,$$

где через $F(X)$ обозначается целевая функция, $X \in D$ – вектор целочисленных параметров, D – область допустимых значений вектора параметров, X^* – искомый оптимальный вектор параметров, F^* – искомое оптимальное значение целевой функции. Классическим примером задачи целочисленной оптимизации является задача коммивояжера: при известном списке городов, которые должен посетить коммивояжер, и расстояний между ними требуется найти кратчайший путь посещения каждого города только один раз с возвратом в исходный город.

Интерпретируем задачу целочисленной оптимизации в терминах островной модели равновесия биоты, следуя аналогии представленной в [12]. Каждый i -й остров ($i=1, 2, \dots, k$) характеризуется вектором целочисленных параметров $X_i = SIV_i$, каждый из которых принимает некоторое значение на интервале $[a_i, b_i]$. Тогда индекс пригодности острова

$$HSI(X_i) = F(X_i) = F(SIV_1, SIV_2, \dots, SIV_d).$$

Таким образом, каждый остров представляет одно решение. Значение целевой функции есть индекс пригодности соответствующего острова-решения. Хорошее решение отождествляется с островом, имеющим высокий индекс пригодности, а плохое – наоборот, с островом с низким значением этого индекса. Хорошие решения подвержены изменениям в гораздо меньшей степени, чем плохие. К тому же хорошие решения могут использовать плохие решения для повышения своего качества. Аналогично плохие решения могут повышать свое качество с использованием хороших решений.

Указанный подход к решению задачи оптимизации с использованием модели биогеографии называют каноническим ВВО-алгоритмом (*Biogeography-Based Optimization*).

Канонический ВВО алгоритм включает следующие шаги.

Шаг 1. Интерпретируем задачу оптимизации в терминах параметров островов SIV_i и их индексов пригодности HSI . Устанавливаем значения максимального числа островов k , максимального числа видов на острове n_{max} , максимальной интенсивности иммиграции и эмиграции λ_{max}, μ_{max} ; максимального уровня мутации (случайные нарушения равновесия видов на острове) m_{max} ; максимального числа p_{max} элитных островов экосистемы с величиной $\lambda=0$.

Шаг 2. Инициализируем экосистему, задав начальную популяцию из k островов (потенциальных решений задачи оптимизации) и начальными значениями индекса пригодности островов.

Шаг 3. Для каждого из островов вычисляем интенсивности иммиграции и эмиграции.

Шаг 4. Производим модификацию каждого из не элитных островов, используя вычисленные интенсивности иммиграции и эмиграции. Перевычисляем индексы пригодности этих островов.

Шаг 5. Определяем новые значения вероятности соответствующего числа видов n для каждого из островов и с этой вероятностью производим мутации островов. Перевычисляем индексы пригодности обновленных островов.

Шаг 6. Проверяем условие останова ВВО-алгоритма: заранее заданное число итераций алгоритма, индекс пригодности лучшего острова или другие зависящие от задачи величины. Если это условие не выполнено, то переходим к шагу 3, если условие выполнено, то – останов.

Отметим, что после шагов 2, 4, 5 необходимо проверять допустимость полученных решений. Недопустимые решения соответствующим образом изменяются.

Чтобы произвести модификацию не элитного j -го острова, выбранного с вероятностью, пропорциональной λ_j , необходимо для островов $i = 1, 2, \dots, k$ ($i \neq j$) выполнить следующие действия:

- ◆ выбрать остров i с вероятностью, пропорциональной μ_i ;
- ◆ случайно в векторе $X_i = SIV_i$ выбрать элемент $x_{i,q}$;
- ◆ заменить в векторе $X_j = SIV_j$ элемент $x_{j,q}$ на $x_{i,q}$.

Заметим, что в отличие от генетического алгоритма и алгоритма эволюционных стратегий [16], в ВВО-алгоритме миграция не создает новых решений, но адаптивно модифицирует имеющиеся решения.

Мутация острова состоит в случайном изменении SIV_i , основываясь на вероятности p_i , получаемой при решении (7). Чтобы произвести мутацию i -го острова, необходимо для островов $i = 1, 2, \dots, k$ выполнить следующие действия:

- ◆ используя λ_i, μ_i , вычислить вероятность p_i ;
- ◆ выбрать в векторе $X_i = SIV_i$ элемент $x_{i,q}$ с вероятностью, пропорциональной p_i ;
- ◆ заменить элемент $x_{j,q}$ случайной величиной SIV .

Мутация моделирует изменение индекса пригодности острова вследствие случайных возмущений по различным причинам, что может привести к нарушению равновесия на острове. Если уровень мутации установить обратно пропорциональным индексу пригодности острова, то малоприспособные решения станут более подверженными мутации, растут шансы на их улучшение. Мутация не исключает возможности изменения решений с высоким индексом пригодности.

3. Повышение эффективности биографического алгоритма. Исследования в [17] показали, что каноническая версия ВВО, являясь конкурентоспособным алгоритмом, не лишена определенных недостатков: зачастую генерируются решения, далекие от оптимального; отсутствует механизм селекции лучших решений; генерируется значительное число недопустимых решений.

С целью преодоления указанных недостатков были предложены различные модификации канонической версии ВВО. Обсудим их.

В [17] предлагается использовать смешанный оператор миграции. Он предусматривает выполнение следующих действий:

$$X_i \leftarrow \alpha X_i + (1 - \alpha) X_j, \quad (8)$$

где α – вещественное число на интервале $[0, 1]$. Выражение (8) означает, что решение X_i заменяется на смешанное решение, в котором часть признаков мигрирует из другого решения X_j . Если решение X_i является более предпочтительным, чем решение X_j , то α выбирается ближе к 1, иначе – α выбирается ближе к 0. Эксперименты показывают, что значение α оказывает влияние на эффективность алгоритма и должно быть выбрано на основе решаемой задачи.

Перспективной представляется комбинирование ВВО-алгоритма с алгоритмом эволюционных стратегий (ЭС) [16]. Являясь, наряду с генетическими алгоритмами, одной из разновидностей эволюционных алгоритмов, в ЭС процесс эволюции рассматривается на уровне фенотипа. При поиске решения в ЭС вначале

происходит мутация и скрещивание особей для получения потомков. Затем происходит детерминированный отбор без повторений лучших особей из общего поколения родителей и потомков. В качестве мутации часто используется добавление нормально распределённой случайной величины к каждой компоненте вектора. В ЭС оператор мутации применяется с частотой, соответствующей нормальному закону распределения. Заимствуя эту идею в ВВО-алгоритме предлагается производить мутацию островов путем добавление нормально распределённой случайной величины к каждой компоненте вектора X_i . При этом параметры нормального распределения самоадаптируются в процессе выполнения алгоритма. Эксперименты на отдельных бенчмарках, таких как функции Розенбрука, Растригина, Гриванка, [18] показывают, что подобного рода модификация повышает эффективность ВВО-алгоритма.

В каноническом ВВО-алгоритме при выполнении модификации острова его пригодность может снижаться, он становится менее привлекательным для иммиграции. Это негативное изменение можно ослабить, если установить пороговое значение для индекса пригодности острова, признаки которого будут участвовать в модификации некоторого не элитного острова. Пороговое значение должно быть выше, нежели у модифицируемого острова.

Аналогично можно комбинировать ВВО-алгоритм с алгоритмом дифференциальной эволюции [2]. Алгоритм дифференциальной эволюции используется поисковой системой Яндекс для улучшения своих алгоритмов ранжирования. Согласно алгоритму дифференциальной эволюции вначале генерируется некоторое множество векторов (поколение). Вектор – это точки пространства, в котором определена целевая функция $F(X)$, которую требуется максимизировать. На каждой итерации алгоритм генерирует новое поколение векторов, случайным образом комбинируя векторы из предыдущего поколения. Число векторов в каждом поколении одно и то же. Новое поколение векторов генерируется следующим образом. Для каждого вектора X_i выбираются три различных случайных вектора V_1, V_2, V_3 среди векторов старого поколения, за исключением самого вектора X_i , и генерируется так называемый вектор-мутант по формуле

$$V = V_1 + w(V_2 - V_3),$$

где w – некоторая положительная действительная константа в интервале $[0, 2]$. Над вектором V выполняется операция «скрещивания» (кроссинговер), состоящая в том, что некоторые его координаты замещаются соответствующими координатами из исходного вектора X_i (каждая координата замещается с некоторой вероятностью). Если полученный после скрещивания новый вектор оказывается лучше вектора X_i (то есть значение целевой функции выросло), то в следующем поколении вектор X_i заменяется на вектор V , в противном случае вектор X_i остаётся без изменений.

Резюмируем особенности канонического ВВО-алгоритма и его модификаций. Канонический ВВО-алгоритм имеет невысокую трудоемкость. ВВО со смешанным оператором миграции препятствует разрушению хороших решений, в отличие от канонического ВВО-алгоритма, подходит для решения задач условной оптимизации. При комбинировании ВВО алгоритма с алгоритмом ЭС отсутствуют дополнительные вычислительные затраты на вычисление функции пригодности островов в предыдущем поколении. Комбинирование ВВО-алгоритма с алгоритмом дифференциальной эволюции сочетает в себе преимущества алгоритмов ВВО и дифференциальной эволюции.

4. Решение задачи коммивояжера биографическим алгоритмом. Задача коммивояжера (*Travelling salesman problem*, сокращённо *TSP*) – одна из самых известных задач целочисленной оптимизации [19–23]. Она относится к классу NP-трудных задач, впервые была сформулирована К. Менгером в 1930 г. и до сих пор

популярна в научном мире. Для n городов существует $n!$ маршрутов. Это трансвычислительная задача – уже при относительно небольшом числе городов (66 и более) она не может быть решена методом перебора вариантов никакими теоретически мыслимыми компьютерами за время, меньшее нескольких миллиардов лет.

Предлагается новая модификация ВВО-алгоритма, основанная на использовании симметричных путей.

Новизна заключается в следующем. Все эволюционные алгоритмы оптимизации начинают свою работу с формирования начальной популяции решений и итерационно пытаются улучшить их, приближаясь к оптимальному решению. Процесс поиска заканчивается, когда некоторые заданные критерии выполняются. При отсутствии априорной информации о решении начальная популяция решений, обычно выбирается случайно. Время вычислений при этом зависит оттого, насколько далеко от начальных решений находится оптимальное решение. Сократить время вычислений можно, сравнивая некоторое решение и симметричное ему, чтобы сделать выбор в пользу решения с лучшим значением целевой функции. В этом заключается определенный потенциал для ускорения сходимости процедуры поиска оптимума. Такой же подход может быть применен не только к начальной популяции решений, но также к каждому решению в текущей популяции.

Приведем понятия симметричных точек, следуя [24] и [25].

Определение 1. Пусть $x \in [a, b]$ – вещественное число. Тогда число \check{x} называется симметричным относительно центра отрезка $[a, b]$, если

$$\check{x} = a + b - x.$$

Определение 2. Пусть $P = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ некоторая точка в d -мерном пространстве, где $x_1, x_2, \dots, x_d \in R$ (R – множество вещественных чисел) и $x_i \in [a_i, b_i]$, $i \in \{1, 2, \dots, d\}$. Точка $\check{P} = (\check{x}_1, \check{x}_2, \dots, \check{x}_d)$ называется симметричной относительно точки P , если ее координаты определяются как

$$\check{x}_i = a_i + b_i - x_i.$$

Определение 3. Пусть $P = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ точка в d -мерном пространстве, представляющая некоторая решение оптимизационной задачи, а точка $\check{P} = (\check{x}_1, \check{x}_2, \dots, \check{x}_d)$ является симметричной точке P . Если $F(P) \leq F(\check{P})$, то точка P заменяется на точку \check{P} ; в противном случае – оставляется точка P .

Определение 4. Пусть n – число вершин графа, а $W = [1, 2, \dots, n]$ – путь на графе. Симметричным путем называется следующий путь:

$$\check{W} = \left[1, 1 + \frac{n}{2}, 2, 2 + \frac{n}{2}, \dots, \frac{n}{2} - 1, n - 1, \frac{n}{2}, n \right]. \quad (9)$$

Если число вершин n – нечетное, то симметричный путь не может быть построен согласно (9). В этом случае добавляется фиктивная вершина $n+1$ в конце пути, затем согласно (9) строится симметричный путь, после чего фиктивная вершина из этого пути удаляется.

В [26] был предложен ВВО-алгоритм решения задачи коммивояжера. Алгоритм включал следующие шаги.

Шаг 1. Устанавливаем значения параметров, необходимых для работы алгоритма.

Шаг 2. Случайно инициализируем начальную популяцию P .

Шаг 3. Формируем симметричную популяцию \check{P} .

Шаг 4. Оставляем в начальной популяции наиболее пригодные решения из множества $\{P \cup \check{P}\}$.

Шаг 5. Выполняем заранее заданное число итераций алгоритма.

Шаг 5.1. Производим миграцию и мутацию решений согласно ВВО-алгоритму. Удаляем из текущей популяции дублирующие решения. Вычисляем в текущей популяции индекс пригодности решений P .

Шаг 5.2. Формируем симметричную популяцию \check{P} . Вычисляем индекс пригодности полученных решений и оставляем в текущей популяции наиболее пригодные решения из множества $\{P \cup \check{P}\}$.

Шаг 5.3. Добавляем элитные решения.

Шаг 6. Если условие останова не выполнено, то повторяем шаг 5, иначе – вывод лучшего решения и останов работы алгоритма.

Обозначим эту модификацию ВВО-алгоритма через СВВО. В [26] приводятся результаты программного моделирования нескольких бенчмарк задачи о коммивояжере, которые показывают, что результаты СВВО-алгоритма превосходят аналогичные, полученные каноническим ВВО-алгоритмом. Однако этот вывод представляется несколько преждевременным: сравнение эффективности обоих алгоритмов является не вполне корректным, а в определении симметричного пути, представленном в [26], не учитываются расстояния между городами.

Попробуем иначе определить понятие симметричного пути для задачи о коммивояжере.

Определение 5. Пусть $P = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ некоторая текущая точка оптимума в d -мерном пространстве, где $x_1, x_2, \dots, x_d \in R$ (R – множество вещественных чисел) и $x_i \in [a_i, b_i]$, $i \in \{1, 2, \dots, d\}$. Точка $\hat{P} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_d)$ называется симметричной относительно точки текущего оптимума, если ее координаты определяются как

$$\hat{x}_i = 2x_{co} - x_i, \quad (10)$$

где x_{co} – является оптимальным решением в текущей популяции.

Основное отличие определения 5 от определения 1 – в качестве точки симметрии используется не середина интервала $[a, b]$, а координата оптимального решения в текущей популяции решений. Это повышает шансы найти глобальный оптимум, особенно на более поздних этапах алгоритма, поскольку симметричные точки находятся в окрестности текущего оптимума.

Предлагаемая новая модификация ВВО-алгоритма заключается в изменении подхода к определению симметричного пути в задаче о коммивояжере. Сокращенно обозначим эту модификацию ВВО-алгоритма через ОСВВО.

Для сравнительной оценки алгоритмов ВВО, СВВО и ОСВВО были проведены экспериментальные исследования на четырех известных бенчмарках для задачи коммивояжера из библиотеки TSPLIB [27]: *kroC100*, *ch130*, *kroA200* и *lin318*. Для корректного сравнения алгоритмов использовались следующие общие настройки параметров:

- ◆ размер популяции – 100;
- ◆ максимальное число итераций – 500.

Критериями сравнения тестируемых алгоритмов являлись эффективность (Θ , длина получившегося маршрута коммивояжера), время работы (ВР, процессорное время в секундах), разнообразие популяции (РП). Прямой связи между этими критериями нет, что позволяет сделать результаты сравнения более объективными.

Известно, что время вычисления зависит от многих факторов (используемые структуры данных, стиль программирования, производительность компьютера). Тем не менее оно отражает скорость сходимости тестируемого алгоритма.

Для «умных» эволюционных алгоритмов разнообразие популяции является важным индикатором, препятствующим преждевременной сходимости. Использовалась энтропийная мера для оценки популяционного разнообразия, предложенная в [28].

Результаты экспериментов приведены в таблице, в которой шрифтом выделены лучшие из них для каждого критерия и каждой бенчмарки.

Таблица

Сравнение алгоритмов ВВО, СВВО и ОСВВО на бенчмарках по критериям эффективности, скорости работы и разнообразию популяции

Бенчмарка	Критерий	ВВО	СВВО	ОСВВО
<i>kroC100</i>	Э	38000	43900	29000
	ВР	30	23	57
	РП	36	38	37
<i>ch130</i>	Э	14200	16000	10700
	ВР	37	29	80
	РП	37	39	40
<i>kroA200</i>	Э	120000	136000	80000
	ВР	55	43	147
	РП	41	45	52
<i>lin318</i>	Э	294000	325000	180000
	ВР	87	67	299
	РП	46	52	67

Эксперименты на тестовых задачах показали следующее.

Эффективность ОСВВО-алгоритма в среднем по всем бенчмаркам выше ВВО и СВВО на 25,25 % и 38,25 % соответственно. Отметим также, что эффективность СВВО-алгоритма ниже, нежели ВВО. С нашей точки зрения, существенная разница в эффективности двух модифицированных алгоритмов СВВО и ОСВВО объясняется различным определением симметричного пути – в предлагаемом ОСВВО-алгоритме при формировании симметричного пути одновременно учитывается не только последовательность посещаемых городов, но также расстояние между соседними городами.

Сравнение ВВО, СВВО и ОСВВО по времени работы показывает, что время работы ВВО и СВВО растет линейно в зависимости от размерности задачи. Показатель времени работы предлагаемого ОСВВО-алгоритма хуже, нежели у алгоритмов ВВО и СВВО. Время работы ОСВВО увеличивается примерно с 57 с для 100 городов до 300 с для 318 городов. Поэтому нет уверенности в линейном характере зависимости времени работы алгоритма от количества городов, которые должен посетить коммивояжер. Основной причиной здесь является предлагаемая процедура формирования симметричных путей – ее реализация требует дополнительных ресурсов.

Наконец, сравнение ВВО, СВВО и ОСВВО по критерию разнообразия популяции решений позволяет сделать вывод в пользу ВВО, который имеет самый низкий уровень энтропии, что отчетливо указывает на разнообразие популяций среди всех протестированных бенчмарк. В определенной степени, это несколько неожиданный результат, поскольку обычно считается, что разнообразие популяций приводит к улучшению эффективности решений трансвычислительных задач. Однако это не всегда так.

Заключение. Авторы считают, что в данной работе новым является модифицированный алгоритм биогеографии. Алгоритм является перспективным инструментом для решения трансвычислительных задач комбинаторной оптимизации. Проведенные эксперименты для бенчмарк задачи коммивояжера подтверждают этот вывод. Результаты сравнения тестируемых алгоритмов биогеографии по критериям эффективности, времени работы и разнообразия популяций показали, что предлагаемая модификация биографического алгоритма превосходит канонический алгоритм по эффективности, однако уступает по времени работы.

Актуальны разработка и исследование биогеографических алгоритмов для решения других трансвычислительных оптимизационных проблем: построение дерева Штейнера, раскраски графа, о вершинном покрытии, о покрытии множества, задача о кликах графа, о независимом множестве, о выполнимости булевых формул, а также многих инженерных приложений.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Курейчик В.В., Курейчик В.М., Родзин С.И. Теория эволюционных вычислений. – М.: Физматлит, 2012. – 260 с.
2. Rahmatayan S., Tizhoosh H.R., Salama M.M.A. Quasi-oppositional differential evolution // Proc. of IEEE Cong. on Evolutionary Computation, Singapore, 2007. – P. 2229-2236.
3. Kaucic M. A multi-start opposition-based particle swarm optimization algorithm with adaptive velocity for bound constrained global optimization // Jour. Glob. Optimization. – 2013. – № 55. – P. 165-188.
4. Shokri M. Knowledge of opposite actions for reinforcement learning // Appl. Soft Computing. – 2011. – № 11. – P. 4097-4109.
5. Ventresca M., Tizhoosh H.R. Improving gradient-based learning algorithms for large scale feedforward networks // Proc. of Int. Joint Conference on Neural Networks, Atlanta, USA, 2009. – P. 3212-3219.
6. Qin A.K., Forbes F. Dynamic regional harmony search with opposition and local learning // Proc. of 13th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, Dublin, Ireland, 2011. – P. 53-54.
7. Rodzin S.I. Smart Dispatching and Metaheuristic Swarm Flow Algorithm // Jour. Comp.&Systems Sciences International. – 2014. – Vol. 53, №. 1. – P. 109-115.
8. Rodzin S., Rodzina L. Theory of bionic optimization and its application to evolutionary synthesis of digital devices // Proc. of the 14th IEEE East-West Design&Test Symposium. – 2014. – P. 147-152.
9. Banerjee S., Tizhoosh H.R. Visualization of hidden structures in corporate failure prediction using opposite pheromone per node model // Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation, Barcelona, Spain, 2010. – P. 1-5.
10. Yang X.J., Huang Z.G. Opposition-based artificial bee colony with dynamic cauchy mutation for function optimization // Int. Jour. Adv. Comput. Technol. – 2012. – № 4. – P. 56-62.
11. Ergezer M., Sikder I. Survey of oppositional algorithms // Proc. of Int. Conf. on Computer and Information Technology, Dhaka, Bangladesh, 2011. – P. 623-628.
12. MacArthur R.H., Wilson E.O. The Theory of Island Biogeography. Princeton University Press, 1967.
13. Simon D. Biogeography-based optimization // IEEE Trans. on Evolutionary Computation. – 2008. – Vol. 12, № 6. – P. 702-713.
14. Losos J.B., Ricklefs R.E. The Theory of Island Biogeography Revisited. – New Jersey: Princeton University Press, 2010.
15. Карпенко А.П., Синяговская О.А. Глобальная оптимизация методом биогеографии // Наука и образование. – 2013. – № 10. – С. 373-398.
16. Rodzin S.I. Schemes of Evolution Strategies // Proc. of IEEE Int. Conf. on AI-Systems. – 2002. – P. 375-380.
17. Ma H., Simon D. Blended biogeography-based optimization for constrained optimization // Engineering Applications of Art. Intelligence. – 2010. – Vol. 24, № 6. – P. 517-525.
18. Родзин С.И., Родзина О.Н. Метод биогеографии для решения трансвычислительных задач комбинаторной оптимизации // Информационные технологии в науке, образовании и управлении: Труды Межд. конф. IT+S&E'15 (Гурзуф, 22 мая-01 июня 2015 г) / под ред. проф. Е.Л. Глозиозова. – М.: ИНИТ, 2015. Весенняя сессия. – С. 204-213.
19. Kravchenko Y.A., Kureichik V.V. Bioinspired algorithm applied to solve the travelling salesman problem // World Applied Sciences Journal. – 2013. – № 22 (12). – P. 1789-1797.
20. Rodzin S., Rodzina L. Theory of Bioinspired Search for Optimal Solutions and its Application for the Processing of Problem-Oriented Knowledge // Proc. of the 8th IEEE Int. Conf. Appl. of Information and Comm. Technologies, Astana, Kazakhstan. 2014. – P.142-146.

21. Rodzin S., Rodzina L. Mobile Learning Systems and Ontology // Proc. of the 4th Computer Science On-line Conf. 2015 (CSOC'2015), Vol 3: Software Engineering in Intelligent Systems. – P. 45-54.
22. Родзин С.И. Вычислительный интеллект: немонотонные логики и графическое представление знаний // Программные продукты и системы. – 2002. – № 1. – С. 20-22.
23. Родзин С.И. Гибридные интеллектуальные системы на основе алгоритмов эволюционного программирования // Новости искусственного интеллекта. – 2000. – № 3. – С. 159-170.
24. Tizhoosh H.R. Opposition-based learning: A new scheme for machine intelligence // Proc. of Int. Conf. on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, Vienna, Austria, 2005. – P. 695-701.
25. Xu Q.Z., Wang L., Wang N., Hei X.H., Zhao L. A review of opposition-based learning from 2005 to 2012 // Eng. Appl. Artif. Intell. – 2014. – № 29. – P. 1-12.
26. Ergezer M., Simon D. Oppositional biogeography-based optimization for combinatorial problems // Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation, New Orleans. – 2011. – P. 1496-1503.
27. Reinelt G. TSPLIB – A traveling salesman problem library // ORSA Jour. Comput. – 1991. – № 3. – P. 376-384.
28. Maekawa K., Mori N., Kita H., Nishikawa H. A genetic solution for the traveling salesman problem by means of a thermodynamical selection rule // Proc. of IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation, Nagoya, Japan, 1996. – P. 529-534.

REFERENCES

1. Kureychik V.V., Kureychik V.M., Rodzin S.I. Teoriya evolyutsionnykh vychisleniy [Theory of evolutionary computation]. Moscow: Fizmatlit, 2012, 260 p.
2. Rahnamayan S., Tizhoosh H.R., Salama M.M.A. Quasi-oppositional differential evolution, *Proc. of IEEE Cong. on Evolutionary Computation, Singapore, 2007*, pp. 2229-2236.
3. Kaucic M. A multi-start opposition-based particle swarm optimization algorithm with adaptive velocity for bound constrained global optimization, *Jour. Glob. Optimization*, 2013, No. 55, pp. 165-188.
4. Shokri M. Knowledge of opposite actions for reinforcement learning, *Appl. Soft Computing*, 2011, No. 11, pp. 4097-4109.
5. Ventresca M., Tizhoosh H.R. Improving gradient-based learning algorithms for large scale feedforward networks, *Proc. of Int. Joint Conference on Neural Networks, Atlanta, USA, 2009*, pp. 3212–3219.
6. Qin A.K., Forbes F. Dynamic regional harmony search with opposition and local learning, *Proc. of 13th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, Dublin, Ireland, 2011*, pp. 53-54.
7. Rodzin S.I. Smart Dispatching and Metaheuristic Swarm Flow Algorithm, *Jour. Comp.&Systems Sciences International*, 2014, Vol. 53, No. 1, pp. 109-115.
8. Rodzin S., Rodzina L. Theory of bionic optimization and its application to evolutionary synthesis of digital devices, *Proc. of the 14th IEEE East-West Design&Test Symposium*, 2014, pp. 147-152.
9. Banerjee S., Tizhoosh H.R. Visualization of hidden structures in corporate failure prediction using opposite pheromone per node model, *Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation, Barcelona, Spain, 2010*, pp. 1-5.
10. Yang X.J., Huang Z.G. Opposition-based artificial bee colony with dynamic cauchy mutation for function optimization, *Int. Jour. Adv. Comput. Technol.*, 2012, No. 4, pp. 56-62.
11. Ergezer M., Sikder I. Survey of oppositional algorithms, *Proc. of Int. Conf. on Computer and Information Technology, Dhaka, Bangladesh, 2011*, pp. 623-628.
12. MacArthur R.H., Wilson E.O. *The Theory of Island Biogeography*. Princeton University Press, 1967.
13. Simon D. Biogeography-based optimization, *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2008, Vol. 12, No. 6, pp. 702-713.
14. Losos J.B., Ricklefs R.E. *The Theory of Island Biogeography Revisited*. – New Jersey: Princeton University Press, 2010.

15. Karpenko A.P., Sinyagovskaya O.A. Global'naya optimizatsiya metodom biogeografii [Global optimization method biogeography], *Nauka i obrazovanie* [Science and education], 2013, No. 10, pp. 373-398.
16. Rodzin S.I. Schemes of Evolution Strategies, *Proc. of IEEE Int. Conf. on AI-Systems*, 2002, pp. 375-380.
17. Ma H., Simon D. Blended biogeography-based optimization for constrained optimization, *Engineering Applications of Art. Intelligence*, 2010, Vol. 24, № 6, pp. 517-525.
18. Rodzin S.I., Rodzina O.N. Metod biogeografii dlya resheniya transvychislitel'nykh zadach kombinatornoy optimizatsii [Biogeography method for solving combinatorial optimization problems transvychislitel'nykh], *Informatsionnye tekhnologii v nauke, obrazovanii i upravlenii: Trudy Mezhd. konf. IT+S&E'15 (Gurzuf, 22 maya-01 iyunya 2015 g)* [Information technologies in science, education and management: labor between. Proc. of 44th Conf. IT+S&E'15 (Gurzuf, May 22-June 1, 2015)], ed. prof. E.L. Gloziovaya. Moscow: INIT, 2015. Vesenniyaya sessiya, pp. 204-213.
19. Kravchenko Y.A., Kureichik V.V. Bioinspired algorithm applied to solve the travelling salesman problem, *World Applied Sciences Journal*, 2013, No. 22 (12), pp. 1789-1797.
20. Rodzin S., Rodzina L. Theory of Bioinspired Search for Optimal Solutions and its Application for the Processing of Problem-Oriented Knowledge, *Proc. of the 8th IEEE Int. Conf. Appl. of Information and Comm. Technologies, Astana, Kazakhstan, 2014*, pp. 142-146.
21. Rodzin S., Rodzina L. Mobile Learning Systems and Ontology, *Proc. of the 4th Computer Science On-line Conf. 2015 (CSOC'2015), Vol 3: Software Engineering in Intelligent Systems*, pp. 45-54.
22. Rodzin S.I. Vychislitel'nyy intellekt: nemonotonnye logiki i graficheskoe predstavlenie znaniy [Computational intelligence: non-monotonic logic and graphical representation of knowledge], *Programmnye produkty i sistemy* [Software Products and Systems], 2002, No. 1, pp. 20-22.
23. Rodzin S.I. Gibridnye intellektual'nye sistemy na osnove algoritmov evolyutsionnogo programmirovaniya [Hybrid intelligent systems based on evolutionary programming algorithms], *Novosti iskusstvennogo intellekta* [News of Artificial Intelligence], 2000, No. 3, pp. 159-170.
24. Tizhoosh H.R. Opposition-based learning: A new scheme for machine intelligence, *Proc. of Int. Conf. on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, Vienna, Austria, 2005*, pp. 695-701.
25. Xu Q.Z., Wang L., Wang N., Hei X.H., Zhao L. A review of opposition-based learning from 2005 to 2012, *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 2014, No. 29, pp. 1-12.
26. Ergezer M., Simon D. Oppositional biogeography-based optimization for combinatorial problems, *Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation, New Orleans*, 2011, pp. 1496-1503.
27. Reinelt G. TSPLIB – A traveling salesman problem library, *ORSA Jour. Comput.*, 1991, No. 3, pp. 376-384.
28. Maekawa K., Mori N., Kita H., Nishikawa H. A genetic solution for the traveling salesman problem by means of a thermodynamical selection rule, *Proc. of IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation, Nagoya, Japan, 1996*, pp. 529-534.

Статью рекомендовала к опубликованию д.т.н., профессор Л.С. Лисицына.

Родзин Сергей Иванович – Южный федеральный университет; e-mail: srodzin@sfedu.ru; 347928, Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371673; кафедра МОП ЭВМ; профессор.

Родзина Ольга Николаевна – e-mail: orodzina@sfedu.ru; кафедра МОП ЭВМ; старший преподаватель.

Rodzin Sergey Ivanovich – Southern Federal University; e-mail: srodzin@sfedu.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371673; the department of software engineering; professor.

Rodzina Olga Nikolaevna– e-mail: orodzina@sfedu.ru; the department of software engineering; senior teacher.