

Н.М. Кораблев¹, Г.С. Иващенко², М.В. Кушнарев³¹ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, korablev.nm@gmail.com²ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, igs2005@rambler.ru³ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, mauxion@gmail.com

АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННЫЙ ПОДХОД НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ ИММУННЫХ СИСТЕМ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КОММИВОЯЖЕРА

В представленной работе рассматриваются особенности применения агентно-ориентированного подхода, основанного на использовании искусственных иммунных систем, для решения задачи коммивояжера. Представлены результаты экспериментальных исследований, демонстрирующие преимущество предложенного подхода по сравнению с применением генетических алгоритмов для решения поставленной задачи.

ГРАФ, ЗАДАЧА КОММИВОЯЖЕРА, ИСКУССТВЕННАЯ ИММУННАЯ СИСТЕМА, АФФИННОСТЬ, АНТИТЕЛО, КЛОН, КЛОНАЛЬНЫЙ ОТБОР, МУТАЦИЯ, ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ

Введение

Одно из обобщений задачи о гамильтоновых циклах в графе – задача коммивояжера (ЗК), имеет ряд применений, в частности, при решении многих транспортных проблем. Важной проблемой при решении этой задачи является ограниченность вычислительных и временных ресурсов. Известно, что задача коммивояжера является NP-полной, что не позволяет применять точные методы решения в случае задач большой размерности. Для быстрого получения ответа могут использоваться эвристические методы, в результате которых получаются приближенные решения. Зачастую востребованы так называемые any-time алгоритмы, которые постепенно улучшают некоторое текущее приближенное решение.

Известны работы по решению задачи коммивояжера с помощью генетических алгоритмов (ГА). В [1-4] показано, что ГА позволяют получать хорошие результаты при решении NP-полных оптимизационных задач. В [5] проведен сравнительный анализ эффективности различных видов ГА к решению ЗК. Комбинирование операции кроссовера с эвристическими алгоритмами, как показано в [6], приводит к повышению скорости сходимости ГА. В рассмотренных работах предлагаются различные варианты представления маршрутов, различные версии генетических операторов. Предложенный в [7] гибридный алгоритм основан на новом способе кодирования решения, позволяющем использовать классические операторы ГА, обладающие меньшей трудоемкостью.

Одним из перспективных направлений исследования ЗК является разработка новых и развитие существующих методов на основе использования искусственных иммунных систем (ИИС) – новой парадигмы «мягких вычислений» (soft computing), которая может интегрироваться с другими подходами. Свойства иммунной системы служат примером локальных адаптивных процессов, реализующих

эффективные глобальные реакции [8, 9]. В [10] предложен метод решения ЗК на основе использования ИИС, обладающий высокими скоростными характеристиками.

Несмотря на многочисленные достоинства, рассмотренные методы имеют ряд недостатков, затрудняющих процесс поиска оптимального решения: потеря разнообразия в популяции, преждевременная сходимость и др. При решении задач большой размерности становится актуальной проблема низкой точности полученного решения, т.к. большая размерность не позволяет исследовать за приемлемое время все пространство возможных решений.

Целью данной работы является разработка метода решения ЗК, использующего агентно-ориентированный подход, который основан на ИИС, а также программная реализация разработанного метода и проведение экспериментальных исследований.

1. Постановка задачи

Задача коммивояжера математически формулируется следующим образом: дан полносвязный неориентированный взвешенный граф, характеризуемый матрицей расстояний $C = [c_{ij}]$ размерностью $N \times N$, где N – число вершин графа, c_{ij} – вес ребра, ведущего из вершины i в вершину j (в данной задаче вес ребра имеет смысл длины или стоимости маршрута из пункта i в пункт j). Маршрут обхода описывается матрицей переходов $\xi = [\xi_{ij}]$ размерностью $N \times N$, в которой $\xi_{ij} \in \{0, 1\}$, $\xi_{ij} = 1$, если маршрут идет из вершины i непосредственно в вершину j , и $\xi_{ij} = 0$ в противном случае. Чтобы устранить недопустимые решения при $\xi_{ii} = 1$, положим $c_{ii} = \infty, i = \overline{1, N}$.

Требуется найти величины ξ_{ij} , минимизирующие критерий

$$Q(x) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ij} \xi_{ij} \rightarrow \min \quad (1)$$

при условии:

$$\sum_{i=1}^N \xi_{ij} = \sum_{j=1}^N \xi_{ij} = 1, \forall i = \overline{1, N}, j = \overline{1, N}. \quad (2)$$

Условие (2) гарантирует, что решение будет циклическим, т.е. в каждую вершину входит и из нее выходит только одна дуга.

В работе для решения поставленной задачи предлагается использование агентно-ориентированного подхода, основанного на применении ИИС.

2. Реализация агентно-ориентированного подхода на основе ИИС

Для решения ЗК с помощью ИИС необходимо сопоставить биологические объекты и процессы с их аналогами из предметной области. Антигены соответствуют условиям задачи – набору вершин графа.

Лимфоциты, характеризуемые набором антител (вершинами графа в порядке обхода) – агенты ИИС, характеризуемые протяженностями обхода, изначально не имеют своего маршрута обхода графа. В этом состоит ключевая особенность агентно-ориентированного подхода. В отличие от генетических алгоритмов, оперирующих популяцией готовых вариантов решений, постепенно улучшающихся в ходе эволюции, в данном случае агенты ИИС изначально не знают пути, по которому будет происходить обход графа, а формируют его самостоятельно. Лимфоцит, таким образом, представляет собой один вариант решения ЗК, закодированный при помощи путевого представления.

Аффинность – мера соответствия маршрута обхода агента оптимальному. Пусть Q_{\min} – протяженность оптимального маршрута, Q – протяженность маршрута агента ИИС, $Q \geq Q_{\min}$. Тогда аффинность агента определяется как

$$Aff = \left(1 + \frac{Q - Q_{\min}}{Q_{\min}} \right)^{-1} \rightarrow 1. \quad (3)$$

Представив маршрут в виде последовательности $X = [x_i], i = \overline{0, N+1}$, $x_0 = x_{N+1} = 0$, состоящей из номеров вершин в порядке обхода, критерий (1) преобразуется к виду:

$$Q = \sum_{i=0}^N c_{x_i, x_{i+1}} \rightarrow \min. \quad (4)$$

Критерий (4) описывает протяженность полученного маршрута, которая определяет аффинность агента.

Обучение ИИС представляет собой последовательную смену поколений популяции агентов, ориентированную на уменьшение текущего наилучшего значения протяженности маршрута Q . Популяция представляет собой совокупность агентов $A = [a_k], k = \overline{0, K}$, где K – размер популяции.

К основным проблемам, возникающим при использовании ИИС для решения ЗК, можно отнести выбор:

- способа кодирования антител и антигенов;
- начальных параметров алгоритма: текущего и максимального размера популяции, продолжительности жизни агентов, критериев останова;
- стратегии определения целевых вершин для агентов и их клонов;
- частоты и позиций клонирования агентов;
- способов мутации и селекции агентов.

Алгоритм обучения ИИС для решения ЗК с использованием агентно-ориентированного подхода можно представить следующим образом:

1. Создание начальной популяции агентов ИИС.
2. Определение параметров клонирования, исходя из текущего и максимально возможного размера популяции.
3. Обход графа каждым агентом, в процессе которого происходит запуск оператора клонирования определенное количество раз.
4. Возвращение агентов и созданных в процессе обхода клонов в начальную вершину, применение оператора старения и отбор агентов для участия в следующем обходе графа.
5. Если не достигнуто условие остановки, возврат к пункту 2 и повторение обхода графа.

Рассмотрим подробнее этапы данного алгоритма.

При создании начальной популяции агентов, каждому из них задана своя целевая вершина, с которой требуется начинать обход графа, выйдя из стартовой точки. В дальнейшем целевые вершины, в которые агент переходит на последующих итерациях, определяются им самостоятельно из отсутствующих в списке ранее посещенных.

Чтобы пути обхода графа разными агентами на начальном этапе работы алгоритма были максимально различными, начальные целевые вершины задаются системой следующим образом:

- если число агентов меньше числа вершин графа, то им переданы номера n вершин, ближайших к начальной, где n – число агентов. Т.е. первому агенту будет передан номер ближайшей вершины, второму – следующей по удаленности и т.д.;
- если число агентов равно числу вершин графа, то ближайшие вершины не определяются, а целевая вершина каждого агента равна его номеру;
- если число агентов больше, чем число вершин графа, то агентам циклически передаются все номера вершин графа.

Как правило, наиболее востребован первый вариант – применение ИИС целесообразно в задачах с большим количеством вершин, существенно превышающим начальный размер популяции. Использование случайного выбора целевых вершин, вне зависимости от размера популяции, неэффективно – при малом количестве агентов многие перспективные направления обхода окажутся непроверенными, тогда как при большом количестве агентов возможна избыточная проверка одних и тех же направлений.

Перед началом обхода графа определяется частота клонирования и позиции, в которых оно будет осуществляться агентами. Позиция клонирования – номер пункта в маршруте агента, в котором будет задействован оператор клонирования. Все агенты, начинающие обход из начальной вершины, клонируются одинаковое число раз.

Число запусков оператора клонирования предлагается определять как:

$$n = \frac{N}{\log_2 \left(\frac{C_{\max}}{C_{init}} \right)}, \quad (5)$$

где N – число вершин графа; C_{\max} – максимальное число агентов, возможное в данной ИИС; C_{init} – текущее число агентов, которое определяется перед началом каждого обхода графа (при первом запуске алгоритма устанавливается пользователем).

Определив число запусков оператора клонирования, ИИС задает позиции клонирования, одинаковые для всех агентов на данном обходе. Точки клонирования в разных обходах должны быть различными, чтобы избежать появления идентичных особей. Выбор позиций случайный, с равномерным распределением вероятностей.

В процессе обхода каждый агент совершает переход в целевую вершину. Каждый агент популяции должен совершить полный обход графа, каждый раз определяя новую вершину, в которую перейдет на следующем шаге. Выбор целевой вершины происходит из отсутствующих в списке ранее посещенных. На рис. 1 показано изменение наименьшего значения протяженности, выраженное в условных единицах, в ходе обучения ИИС при использовании случайного выбора целевых вершин (1), и стратегии «идти в ближайшую» (2). Как следует из графика, использование случайного выбора целевой вершины для агента, в сочетании с используемой мутацией, влечет за собой медленную сходимость. В то же время, выбор целевой вершины как одной из ближайших к текущей, приводит к приемлемому результату уже на первых итерациях работы алгоритма.

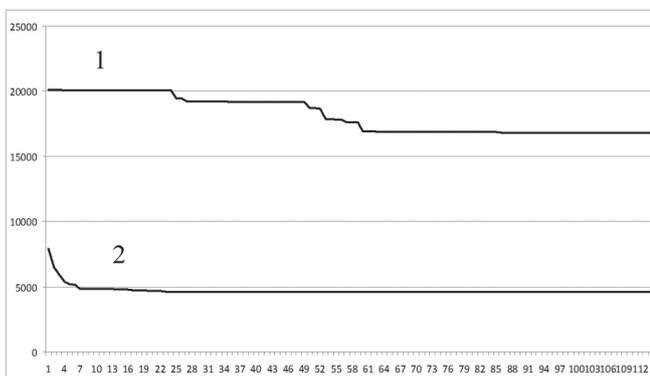


Рис. 1. График зависимости минимальной протяженности маршрута от числа итераций работы алгоритма (обходов)

Перемещаясь по вершинам графа, агент порождает своего клона в позициях, заданных системой при выходе из начальной вершины. Используется оператор статического клонирования, который клонирует n антител N_c раз, создавая промежуточную популяцию клонов C размера $n \times N_c$.

Клону известен маршрут только до вершины, в которой он появился – дальнейший маршрут обхода формируется самостоятельно. Возраст (число обходов графа) оригинального агента клоном не наследуется. В процессе обхода неизвестной части графа агенты-клоны используют оператор клонирования в позициях, заданных системой, за исключением вершины, в которой продолжили обход, начатый породившими их агентами ИИС.

После клонирования выполняется оператор мутации, вероятность которой не зависит от аффинности антитела и является постоянной. Мутация заключается в том, что клон, созданный в текущей вершине, с маршрутом ее достижения, идентичном агенту-родителю, в дальнейшем отправляется в вершину, отличную от целевой вершины родителя на данном шаге обхода. Выбор вершины для клона осуществляется порождающим его агентом, заключается в случайном выборе одной из вершин, ближайших к текущей. Как следствие, чем ближе к началу обхода произошло создание клона, тем значительнее будет его отличие от исходного агента.

Завершив обход графа, агенты ИИС попадают в начальную вершину, где используется оператор старения и производится селекция.

В ходе селекции определяются наилучшее и наихудшее значения аффинностей агентов ИИС, и те из них, которые обладают значением аффинности ниже порогового, определяемого системой, удаляются из популяции. Это не всегда оправдано, так как если в результате функционирования алгоритма агенты, значение аффинности которых выше порогового, будут иметь схожие маршруты, это приведет к сужению пространства поиска оптимального решения. Таким образом, на каждом этапе обучения ИИС происходит клональный отбор – особи с наименьшей аффинностью покидают популяцию ИИС, а остальные получают возможность произвести определенное число клонов на следующем обходе графа.

Старение агентов заключается в инкрементации счетчика числа обходов графа у каждого агента, за исключением того, у которого значение аффинности наилучшее в популяции на данном этапе обучения ИИС (эта «привилегия» позволяет не терять успешные варианты решения в ходе обучения ИИС). Если полученное значение счетчика числа обходов превышает установленный максимальный порог, система удаляет этого агента.

Если не достигнут ни один из критериев прекращения работы алгоритма, тогда заново определяется число запусков оператора клонирования в

процессе обхода графа, и агенты вновь начинают путь из исходной вершины. Поскольку все из них уже совершили обход графа, то используют известный им маршрут, и их роль заключается только в производстве клонов на заданных системой позициях. Таким образом, обучение ИИС заключается в постепенном улучшении маршрута обхода и его приближении к кратчайшему.

В качестве критерия останова используется один или некоторая комбинация следующих:

- выполнение алгоритмом априорно заданного числа попыток обхода графа;
- выполнение алгоритмом априорно заданного числа итераций без улучшения текущего наилучшего значения;
- достижение некоторого априорно заданного значения протяженности маршрута.

Настройка параметров ИИС на конкретное приложение в подавляющем количестве применений осуществляется в основном методами вычислительного эксперимента.

3. Результаты экспериментальных исследований

Для проведения экспериментов были использованы полносвязные графы, состоящие из 25, 50, 75, 100, 150, 200, 250, 300, 350 и 400 вершин.

В ходе экспериментальных исследований применения агентно-ориентированного подхода, как показано на рис. 2, была выявлена быстрая сходимость популяции уже на первых этапах обучения ИИС. Было выявлено значительное влияние на эффективность работы алгоритма максимального размера популяции, поскольку этот параметр непосредственно влияет на частоту клонирования.

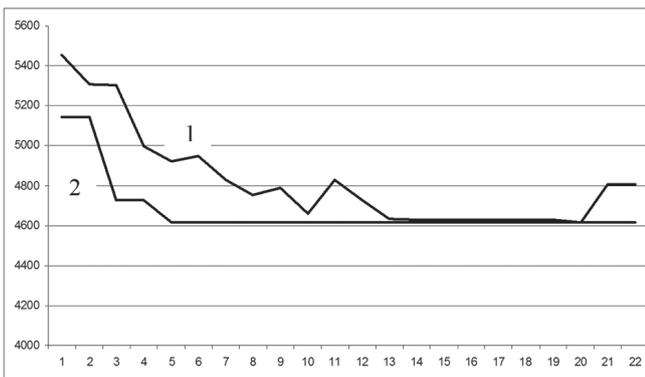


Рис. 2. Изменение средней (1) и наименьшей (2) протяженностей маршрутов в ходе обучения ИИС

В процессе дальнейшего обучения ИИС наблюдалось периодическое резкое увеличение средней протяженности маршрутов агентов системы (рис. 3).

Увеличение среднего значения протяженности происходит вследствие того, что популяция сходится к локальному (или глобальному) экстремуму, после чего возрастает пороговое значение аффинности, и в результате клонального отбора резко сокращается число агентов в популяции. Появившиеся (вследствие разницы между

значениями максимального и текущего количества агентов) многочисленные клоны обладают меньшей аффинностью, чем удаленные агенты, и требуется вновь время на развитие системы. Изменение значения текущей минимальной протяженности при этом незначительно.

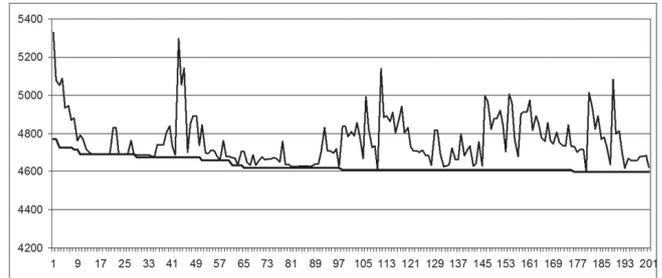


Рис. 3. Изменение средней протяженности маршрутов агентов

Было проведено сравнение работы предложенного подхода с результатами применения ГА [11]. В чистом виде ГА для решения ЗК не применяются, а используют специфику задачи и различные эвристики локального улучшения в виде «жадных» алгоритмов.

В классическом генетическом алгоритме решение кодируется двоичной последовательностью. Такой способ подходит, когда изменение одного бита в решении приводит к незначительному изменению значения целевой функции. В задачах на графах решением является маршрут – последовательность вершин. Изменение одной вершины в маршруте может кардинально отразиться на значении целевой функции – длины маршрута. Поэтому в подобных задачах генетические операторы выполняются над последовательностями целых чисел, обозначающих номера вершин.

Известно несколько вариантов представлений решений для ЗК, имеющих специфические для них версии оператора кроссовера [7, 12]. В работе было использовано путевое представление, одним из наиболее успешных вариантов кроссинговера для которого является применение РМХ-кроссовера [4]. Стоит отметить, что этот вариант оператора кроссовера неэффективен при соединении маршрутов, множества вершин которых значительно отличаются.

В качестве оператора селекции в ГА использован один из вариантов «элитного отбора», в котором один из скрещиваемых родителей – лучшая особь в популяции. Кроме того, для эффективной работы алгоритма использован оператор мутации, учитывающий семантику задачи. В данной реализации ГА используется комбинация двух эффективных методов мутации – классическая одноточечная и сдвиг участка генома.

В табл. 1 представлены результаты сравнения применения агентно-ориентированного подхода и описанного варианта генетического алгоритма. Основными критериями эффективности методов решения ЗК являются полученное значение

Таблица 1

Сравнение результатов применения ИИС и ГА

| Количество вершин | | 25 | 50 | 75 | 100 | 150 | 200 | 250 | 300 | 350 | 400 |
|-----------------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Генетический алгоритм | Время | 0,6998 | 3,3342 | 5,4197 | 8,4726 | 11,117 | 23,331 | 71,577 | 112,70 | 120,66 | 87,456 |
| | Длина | 2535 | 3676,9 | 4671,8 | 5291 | 6708,7 | 7943,8 | 8478,3 | 9623,9 | 10606 | 11845 |
| ИИС | Время | 0,3466 | 0,1972 | 3,4391 | 8,3678 | 4,7913 | 7,6880 | 34,104 | 17,545 | 28,100 | 40,660 |
| | Длина | 2535 | 3600 | 4491 | 5291 | 6238 | 7451 | 8124 | 9282 | 9912 | 10488 |

протяженности маршрута обхода и время, требуемое для достижения этого результата. Результаты фиксировались в тот момент, когда популяция сходилась и на протяжении определенного числа поколений не происходило улучшения результата.

Из приведенной таблицы следует, что применение предлагаемого подхода позволяет получить более короткий маршрут обхода и за меньшее время, чем в результате использования ГА.

Выводы

В работе был предложен новый агентно-ориентированный подход для решения задачи коммивояжера, основанный на использовании искусственных иммунных систем. Данный подход обеспечивает более высокую точность и быстродействие, чем использование генетических алгоритмов.

Несмотря на то, что агенты при выборе вершин для перехода руководствуются «жадной» стратегией благодаря случайному выбору целевых вершин для клонов и позиций клонирования, обеспечивается исследование системой всего пространства поиска.

В дальнейшем целесообразными представляются следующие направления развития рассмотренного подхода:

- анализ применения различных видов мутации в сочетании с другой стратегией выбора целевых точек для агентов и клонов;

- изучение влияния параметров работы ИИС (начальный и максимальный размер популяции, продолжительность жизни агентов) и методы их подбора.

Список литературы: 1. Емельянов, В. В. Теория и практика эволюционного моделирования [Текст] / В. В. Емельянов, В. В. Курейчик, В. М. Курейчик. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 432 с. 2. Курейчик, В. М. Эволюционные вычисления: генетическое и эволюционное программирование [Текст] / В. М. Курейчик, С. И. Родзин // Новости искусственного интеллекта. – 2003. – №5. – С.13-20. 3. Емельянова, Т.С. Об одном генетическом алгоритме решения транспортной задачи. [Текст] / Т. С. Емельянова // Известия ТРТУ. – Таганрог. – 2007. – №1(73). – С. 65-70. 4. Батищев, Д. И. Применение генетических алгоритмов к решению задач дискретной оптимизации [Текст] : Учебное пособие / Д. И. Батищев, Е. А. Неймарк, Н. В. Старостин. – Н. Новгород, Изд-во ННГУ им. Н.И.Лобачевского, 2006. – 136 с. 5. Данилова, Е. Ю. Сравнение генетических алгоритмов на примере задачи коммивояжера [Текст] / Е. Ю. Данилова, А. Ю. Городилов // Вестник ПГУ. – Пермь. – 2009. – №3(29). – С. 49-53.

6. Freisleben, B. A Genetic Local Search Algorithm for Solving Symmetric and Asymmetric Traveling Salesman Problems [Текст] / B. Freisleben, P. Merz // Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. – Nagoya. – 1996. – P. 616-621. 7. A Hybrid Genetic Algorithm for the Travelling Salesman Problem [Электронный ресурс] / Centre for Computational Neuroscience and Robotics, University of Sussex. – Режим доступа : www/URL: http://www.secse.net/publications/docs/sussex/hu07c.pdf/ – 10.11.2010 г. – Загл. с экрана. 8. Дасгунта, Д. Искусственные иммунные системы и их применение [Текст] : пер. с англ. под ред. А. А. Романюхи; М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. – 344 с. 9. Timmis, J.I. An Overview of Artificial Immune Systems [Текст] / J.I. Timmis, T. Knight, L.N. De Castro, E.H. Art // Computation in Cells and Tissues: Perspectives and Tools for Thought. – Springer. – 2004. – P. 51-86. 10. Применение искусственных иммунных систем к решению задачи о коммивояжере [Электронный ресурс] / Режим доступа: www/URL: http://www.raai.org/resurs/papers/kolomna2009/doklad/Averkin_Zarutskiy.doc – 10.11.10 г. – Загл. с экрана. 11. Holland, J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Application to Biology, Control, and Artificial Intelligence [Текст] / J. H. Holland. – Michigan: The MIT Press, 1975. – 209 с. 12. Goldberg, D. E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning [Текст] / David E. Goldberg. – Addison Wesley, 2002. – 411 с.

Поступила в редколлегию 06.04.2012

УДК 004.89

Агентно-орієнтований підхід використання штучних імунних систем для вирішення задачі комівояжера. / М.М. Корабльов, Г.С. Івашенко, М.В. Кушнар'юв // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 33–37.

Представлена работа посвящена особенностям застосування агентно-орієнтованого підходу до вирішення задачі комівояжера. Даний підхід, що спирається на використання штучних імунних систем, є ефективним засобом комбінаторного пошуку. Використання розглянутого методу дозволяє знайти прийнятний маршрут обходу графа з більшою точністю і за менший час, ніж у випадку використання генетичних алгоритмів.

Табл. 1. Л. 3. Бібліогр.: 12 найм.

UDK 004.89

Agent-oriented approach of using artificial immune systems for traveling salesman problem. /N.M. Korablev, G.S. Ivaschenko, V.M. Kushnaryov // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 33–37.

The presented work is devoted features of the application of agent-oriented approach for solving the traveling salesman problem. This approach is one of the variants using of artificial immune systems, is an effective method for combinatorial search. Using this method allows to find an acceptable bypass route graph with more precision and in less time than in the case of genetic algorithms.

Tab. 1. Fig. 3. Ref. 12 items.