На правах рукописи

НЕЙМАРК ЕЛЕНА АЛЕКСАНДРОВНА

АДАПТАЦИЯ ОПТИМАЛЬНЫХ РЕШЕНИЙ НЕСТАЦИОНАРНЫХ КОМБИНАТОРНЫХ ЗАДАЧ С ПОМОЩЬЮ ПОПУЛЯЦИОННО-ГЕНЕТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ

Специальность 05.13.18 — Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Н.Новгород
2008

Работа выполнена на кафедре информатики и автоматизации научных исследований Федерального Агентства по Образованию «Нижегородский Государственный Университет им. Н.И.Лобачевского»

Научный руководитель доктор технических наук, профессор Батищев Дмитрий Иванович

Официальные оппоненты кандидат технических наук, доцент Клочков Дмитрий Павлович,

член-корр. РАН, доктор физико-математических наук, профессор Флеров Юрий Арсениевич

Ведущая организация Институт динамики систем и теории управления Сибирского Отделения Российской Академии Наук

Защита состоится «___» ___________ 2008 г. в _________ часов на заседании Диссертационного Совета Д 212.166.13 при Нижегородском Государственном Университете им. Н.И.Лобачевского по адресу: 603950, Н.Новгород, пр.Гагарина, д. 23.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Нижегородского Государственного Университета им. Н.И.Лобачевского.

Автореферат разослан «___»_______________2008 г.

Ученый секретарь диссертационного совета
кандидат физико-математических наук,
доцент Савельев Владимир Петрович

Актуальность

Адаптация является способом приспособления организма или сообщества организмов к сложившейся ситуации. Это явление широко распространено в природе, но также проявляется в социальной сфере, экономике и других областях. Адаптация многолика, она позволяет выживать и эффективно действовать в изменяющихся условиях. Среди проявлений адаптации можно указать эволюцию, привыкание, приспосабливание, обучение и самообучение.

Несмотря на то, что это явление широко распространено, оно все еще недостаточно изучено. Наблюдая возможности, которые предлагает адаптация, исследователи стараются наделить искусственные системы адаптивными свойствами.

Пионерами построения адаптивных систем в нашей стране являются И.Л.Букатова, Л.А.Расстригин, Я.З.Цыпкин. Они предлагали алгоритмы, способные работать при отсутствии достаточной априорной информации об объекте оптимизации (управления). Важной особенностью такого подхода является возможность адаптации и самоадаптации алгоритма при накапливании информации в процессе поиска.

Введение в алгоритмы аналогов биологических и социальных процессов привело к созданию новых методов: эволюционного моделирования (Л.Фогель, А.Оуенс, М.Уолш, И.Л.Букатова), эволюционных стратегий (I.Rechenberg, H.P.Schwefel), социальных эвристик (М.Л.Цетлин), эволюционной адаптации коллективом вероятностных автоматов (Ю.И.Неймарк, Л.А.Расстригин), генетических алгоритмов (J.H. Holland, D.E. Goldberg, E. Goodman, K. A. De Jong, Z.Michalewicz, Д.И.Батищев, В.В.Емельянов, Л.А.Зинченко, В.М.Курейчик). Класс алгоритмов, моделирующих эволюцию популяции, основываясь на принципах неодарвинизма и популяционной генетики, будем называть *популяционно-генетическими* алгоритмами.

Задачи оптимизации охватывают широкий класс задач: задачи непрерывной оптимизации, дискретной оптимизации. Классические алгоритмы решения задач оптимизации ориентированы на решение статических задач (не меняющихся в процессе решения), однако задачи, возникающие на крупных производствах, в экономике и логистике, зачастую не являются стационарными. Их параметры изменяются во времени, таким образом, алгоритм, для их успешного решения, должен постоянно подстраиваться под изменяющиеся условия задачи – обладать адаптивными свойствами.

Популяционно-генетические алгоритмы уже достаточно хорошо зарекомендовали себя как в оптимизации сложных стационарных задач, так и для принятия решения или предсказания в условиях недостаточной информации. Следовательно, благодаря своим адаптивным свойствам, они должны хорошо подходить для нестационарных задач.

Если параметры задачи рассматривать как условия внешней среды, то целью адаптивного алгоритма на базе популяционно-генетического подхода является наилучшее приспосабливание особей популяции к условиям среды. Наиболее приспособленная особь соответствует лучшему решению исходной задачи.

Цель работы

Целью диссертационной работы является разработка и исследование оптимизационной модели нестационарных комбинаторных задач, построение адаптивных процедур оптимизации задач этого класса на базе популяционно-генетических алгоритмов. Создание программной системы для исследования модели, процедур оптимизации, и их применения для решения практических задач.

В соответствии с описанной целью, в диссертационной работе поставлены и решены следующие задачи.

Задачи исследования

Построить и исследовать модель адаптации оптимальных решений нестационарной комбинаторной задачи на примере нестационарной задачи о ранце и нестационарной задачи коммивояжера.

В рамках построенной модели, исследовать известные и разработать новые методы на базе популяционно-генетических алгоритмов для решения задачи адаптации оптимальных решений нестационарных комбинаторных задач.

Для решения задачи коммивояжера большой размерности разработать и исследовать многоуровневую модель хромосомы, обладающей адаптивной структурой, позволяющую понизить размерность исходной задачи.

Провести вычислительный эксперимент с целью сравнения эффективности различных модификаций популяционно-генетического алгоритма для адаптации оптимальных решений нестационарных комбинаторных задач на примере нестационарной задачи о ранце и нестационарной задачи коммивояжера.

Провести вычислительный эксперимент и сравнить классические методы оптимизации и популяционно-генетические алгоритмы для адаптации оптимальных решений нестационарных задач на классе нестационарных комбинаторных задач.

Поставить и решить ряд прикладных задач, а именно задачи определения оптимальной последовательности выполнения операций технологического контроля и задачи оптимальной загрузки уникального оборудования.

Создать программную систему, реализующую описанные подходы и позволяющую решать прикладные и тестовые задачи в рамках модели адаптации оптимальных решений нестационарных комбинаторных задач.

Научная новизна

Построена математическая модель нестационарной задачи оптимизации как декомпозиция сменяющих друг друга стационарных задач. Построены математические модели нестационарной задачи о ранце и нестационарной задачи коммивояжера.

Поставлена задача адаптации оптимальных решений нестационарной комбинаторной задачи при помощи популяционно-генетического алгоритма.

На основе гаплоидного и диплоидного представления предложены и исследованы модификации популяционно-генетических алгоритмов, учитывающие специфику нестационарных комбинаторных задач. Предложено диплоидное представление для использования популяционно-генетического алгоритма для комбинаторных задач оптимизации на перестановках.

Предложено и успешно опробовано на тестовых задачах ярусное представление для решения задач коммивояжера большой размерности.

Исследованы характеристики диплоидных представлений с различными схемами доминирования, доказаны утверждения об изменении пропорции аллелей в диплоидных алгоритмах.

Для улучшения генетического поиска предложено использование эвристических методов и методов локального поиска, учитывающих особенности решаемой задачи.

На основании построенной модели, решены прикладные задачи: задача определения оптимальной последовательности выполнения операций технологического контроля при производстве изделий микроэлектроники, задача оптимальной загрузки уникального оборудования.

Для тестирования и сравнения предложенных алгоритмов разработана программная система, имеющая диалоговый интерфейс.

Проведено сравнение эффективности популяционно-генетического и классического подхода для решения задачи адаптации оптимальных решений нестационарной комбинаторной задачи оптимизации.

Апробация результатов

Материалы диссертационной работы были внедрены в учебный процесс факультета вычислительной математики и кибернетики ННГУ в 2007/2008 учебном году при преподавании курса «Генетические алгоритмы» (лектор Е.А. Неймарк), нашли свое отражение в учебном пособии «Применение генетических алгоритмов к решению задач дискретной оптимизации» [12], изданному в рамках Инновационной образовательной программы ННГУ.

В 2008 году программная система, составляющая прикладную часть диссертационной работы, прошла апробацию в ФГУ «ОКБМ им. И.И.Африкантова» при решении задачи оптимальной загрузки станка ANCA RX7 для изготовления и заточки режущего инструмента и в «ФНПЦ НИИИС им Ю.Е.Седакова» при решении задачи определения оптимальной последовательности выполнения проверок технологических операций при производстве изделий микроэлектроники с микронными топологическими нормами.

Результаты работы докладывались и обсуждались на Всероссийской научно-практической конференции “Компьютерная геометрия и графика” (Н.Новгород, 1998г.), VI-ом Интернациональном Конгрессе по математическому моделированию (Н.Новгород, 2004г). На научном семинаре Института динамики систем и теории управления СО РАН (Иркутск). На Международной научно-технической конференции ИСТ-2006 (Н.Новгород), на Десятой национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2006 (Обнинск), на Международной научно-технической конференции "Информационные системы и технологии (ИСТ-2006, ИСТ-2007)" (Н.Новгород), на семинарах кафедры информатики и автоматизации научных исследований факультета ВМК ННГУ (Н.Новгород).

Исследования по теме диссертационной работе проводились в рамках бюджетной темы «Математическое моделирование и создание новых методов анализа динамических систем и систем оптимизации».

Структура и объем работы

Работа состоит из пяти глав, введения, заключения, списка литературы и приложений. Общий объем работы составляет 136 страниц. Список литературы составляет 149 наименований.

Публикации

По теме диссертации опубликовано 14 работ (в том числе 7 статей, 3 из которых опубликованы в научных журналах, рекомендованных ВАК, и одно учебное пособие). Список публикаций приведен в конце автореферата.

Краткое содержание работы

Задача нестационарной комбинаторной оптимизации (1) состоит в нахождении в каждый момент времени из промежутка наблюдения $[0,T^*]$ такого решения $\overline{x}^*$, из области допустимых решений *D(t)* (*N* –мощность *D(t)*), которое доставляет максимум критерия $Q(\overline{x}^i,t)$, то есть состоит в отслеживании движения оптимума.

$$\begin{cases} Q(\overline{x}^*,t) = \max\limits_{\overline{x}^i \in D(t)} Q(\overline{x}^i,t) \\ 0 < |D(t)| \le N < \infty, \qquad ,\text{где} \\ t \in [0,T^*], T^* < \infty \end{cases} \tag{1}$$

$$\overline{x^i} = (\mathrm{x}^i_1, \mathrm{x}^i_2 \ldots \mathrm{x}^i_n), \quad D(t) = (\overline{\mathrm{x}}^1, \overline{\mathrm{x}}^2, \ldots \overline{\mathrm{x}}^N)$$

Примем, что изменения среды дискретны и цикличны, тогда критерий можно записать в виде декомпозиции функций, не зависящих от времени (2).

$$Q(\overline{x},t)=\begin{cases}Q_1(\overline{x}),\ t\subset[0,\tau_1]\\ Q_2(\overline{x}),\ t\subset[\tau_1,\tau_1+\tau_2]\\ \quad\dots\\ Q_M(\overline{x}),\ t\subset[T-\tau_{M-1},T]\end{cases} \qquad (2)$$

Промежуток наблюдения τ_i $i=\overline{1,M}$ называется *отрезком постоянства* задачи, M – число различных стационарных функций, появляющихся за время наблюдения T ($T\le T^*$), являющееся *периодом задачи.* Очевидно, что в общем случае $T=T^*$.

Модель нестационарной задачи о ранце приведена в (3) и нестационарной задачи коммивояжера в (4).

$$\begin{cases}Q(\overline{x},t)=\sum_{i=1}^{n}x_i v_i(t)\to\max\\ \sum_{i=1}^{n}x_i w_i(t)\le W_{\max}(t)\\ x_i\in\{0,1\},\ i=\overline{1,n}\\ t\in[0,T^*],T^*<\infty\end{cases} \qquad (3)$$

$$x_i=\begin{cases}1,\textit{если предмет с номером i положен в ранец}\\ 0,\textit{иначе}\end{cases}$$

$v_i(t)$ - ценность, $w_i(t)$ - вес предмета x_i в момент времени t. $\sum_{i=1}^{n}w_i(t)>W_{\max}(t),\ 0<w_i(t)\le W_{\max}(t),\ v_i(t)>0,\ i=\overline{1,n},\ \forall t\in[0,T^*]$

$W_{\max}(t)$ - главное весовое ограничение в момент времени t, $W_{\max}(t)>0$, $\forall t\in[0,T^*]$.

$$\begin{cases}Q(\overline{x},t)\ =\sum_{i-1}^{n}\sum_{j=1}^{n}c_{ij}(t)x_{ij}\to\min\\ \sum_{i=1}^{n}x_{ij}\ =1,\ \forall j=\overline{1,n}\\ \sum_{j=1}^{n}x_{ij}\ =1,\ \forall i=\overline{1,n}\\ x_{ij}\in\{0,1\},\ i=\overline{1,n}\\ u_i-u_j+nx_{ij}\le n-1,u_i\ge0,\ i,j=\overline{2,n}\quad(*)\\ t\in[0,T^*],T^*<\infty\end{cases} \qquad (4)$$

$$x_i=\begin{cases}1,\textit{если из города с номером i коммивояжер переходит}\\ \qquad\textit{в город j}\\ 0,\textit{иначе}\end{cases}$$

$c_{ij}(t)$ - цена перехода из города *i* в город *j,*

$$c_{ij}(t) \geq 0,\ c_{ij}(t) = c_{ji}(t),\ i, j = \overline{1,n},\ \forall t \in [0, T^*]\ .$$

Условие (*) гарантирует наличие единственного цикла.

Задача адаптации оптимальных решений нестационарной задачи при помощи популяционно-генетического алгоритма состоит не в точном нахождении оптимума, но в постоянном отслеживании движения оптимума в пространстве поиска. Найденное алгоритмом лучшее решение должно постоянно находиться в как можно более малой окрестности оптимального решения независимо от изменений среды. Изменения условий задачи можно интерпретировать как изменения во внешней среде. Таким образом, задача адаптации состоит в наискорейшем отклике на изменения среды и в поддержании точности решения.

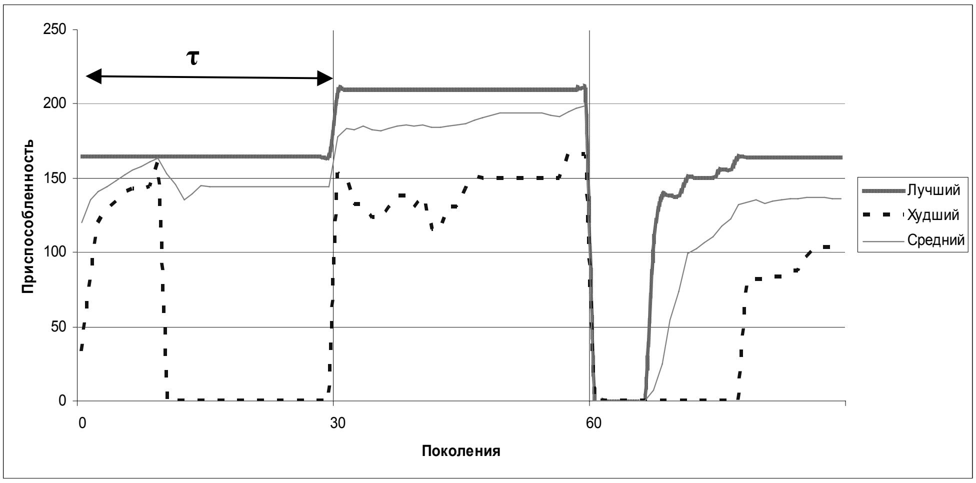

Рис. 1. Адаптация оптимального решения на примере задачи о ранце.

На Рис. 1 приведен график адаптации оптимального решения на примере задачи о ранце. В этой задаче отрезок постоянства задачи τ равен тридцати поколениям популяционно-генетического алгоритма, период задачи T – шестидесяти поколениям. Чем выше приспособленность особи, тем лучше соответствующее ей решение. На графике видно как приспособленность лучшей особи изменяется в зависимости от текущего состояния среды, как происходит рост приспособленности после смены состояния среды и достижение оптимального значения на отрезках постоянства длиной τ .

Популяционно-генетические алгоритмы моделируют процессы эволюции, происходящие в живой природе. Частью этих процессов является выживание наиболее приспособленных к условиям внешней среды особей, то есть адаптация. Эти свойства алгоритма позволяют применять его для адаптации оптимальных решений нестационарной комбинаторной задачи.

Поскольку популяционно-генетические алгоритмы моделируют процессы популяционной генетики, то в генетическом алгоритме используются аналогичные термины. Элементарной единицей генетического алгоритма является *особь*. Особь состоит из *генотипа* (кодировки), *фенотипа* (решения исходной задачи) и *приспособленности* (значения неотрицательного критерия для сравнения кодировок). Генотип гаплоидной особи состоит из цепочки *генов*, называемой *хромосомой*, каждый ген определяет один признак и может принимать различные альтернативные значения - *аллели*. Генетический алгоритм работает одновременно с совокупностью кодировок – *популяцией*.

Популяционно-генетические алгоритмы в процессе поиска работают не с решениями исходной задачи, а с их *кодировками*. Для того чтобы перейти от задач дискретной оптимизации к задаче генетического поиска, все решения из области допустимых решений D кодируются в виде строк в алфавите B, в результате получаем пространство кодировок S (также называемое пространством поиска). Значения критерия Q переводятся при помощи некоторого отображения, сохраняющего те же отношения предпочтения между кодировками, что и между соответствующими им решениями, в R^+ - получаем функцию *приспособленности* $\mu(s)$ (критерий сравнения кодировок).

От выбора способа кодирования во многом зависит успех поиска решения. О вычислительном эксперименте для сравнения эффективности различных методов кодирования для задачи коммивояжера будет рассказано ниже.

Рост приспособленности популяции в генетическом алгоритме происходит за счет «построения» генотипа из лучших аллелей (строительных блоков). Holland в фундаментальной теореме[1] показал, что количество строительных блоков с высокой приспособленностью в популяции с течением времени будет расти экспоненциально. Эта теорема подтверждает теорию Докинза[2], в которой предполагается, что при естественном отборе соревнование происходит не на уровне особей, а на уровне генов. Таким образом, выживают наиболее приспособленные аллели генов.

В генетическом алгоритме при переходе из поколения в поколение происходит вытеснение менее приспособленных признаков. Rudolph[3] в своей работе показал, что при сохранении лучшей особи при переходе в следующее поколение (элитарная селекция), п*роцесс генетического поиска, как последовательность случайных величин, сходится почти наверное к оптимальному решению.*

Однако популяционно-генетические алгоритмы имеют рад недостатков, которые мешают процессу поиска оптимального решения: потеря разнообразия в популяции и преждевременная сходимость (в область локального оптимума).

---

[1] Holland, J.H., Adaptation in Natural and Artificial Systems/ J.H. Holland - Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975.

[2] Докинз Р. Эгоистичный ген./ Р.Докинз- Пер. С англ. Пер. с англ. Н.О.Фоминой - М: Мир – 1993 -316с.

[3] Rudolph, G. Convergence Analysis of Canonical Genetic Algorithms./ G.Rudolph // IEEE Trans. on Neural Networks, special issue on Evolutionary Computation, vol. 5, no. 1, pages 96-101, Jan. 1994.

Потеря разнообразия мешает процессу адаптации решений при смене состояния среды. Использованные в работе методы, по-разному решают эту проблему: метод гипермутации[4] искусственно увеличивает генетическое разнообразие при смене состояния среды, методы с диплоидным[5] и структурным[6] представлением генотипа относятся к методам с неявным использованием памяти, в то время как метод с использованием базы опыта [2] явно использует внешнюю память.

Для сравнения эффективности популяционно-генетических методов оптимизации нестационарных задач необходимо использовать меры, отличные от тех, что предложены для сравнения эффективности алгоритмов оптимизации стационарных задач, поскольку последние ориентированы на монотонное возрастание приспособленности в ходе генетического поиска. В динамических средах при изменении состояния приспособленность может падать, следовательно, эти меры эффективности не подходят.

Для сравнения эффективности алгоритмов в динамической среде важно знать следующее: его точность, его устойчивость (6), скорость реакции на изменения.

$$acc^{(t)} = \frac{F(best_{EA}^{(t)}) - Min_F^{(t)}}{Max_F^{(t)} - Min_F^{(t)}} \tag{5}$$

$$stab^{(t)} = max\{0, acc^{(t-1)} - acc^{(t)}\} \tag{6}$$

Для тестовых задач на максимум точность можно задавать формулой (5), где $F(best_{EA}^{(t)})$ - лучшее найденное решение в поколении P^t, $Max_F^{(t)}, Min_F^{(t)}$ - максимальное и минимальное значение критерия в текущий момент времени *t.* В реальных задачах $Max_F^{(t)}, Min_F^{(t)}$ не известны, в этом случае их можно заменить верхней и нижней оценкой соответственно.

Генетические алгоритмы работают с кодировками решений исходной задачи. Часто выбор способа кодирования обусловлен особенностями задачи. Одно из правил выбора метода кодирования основано на сохранении близости решений при кодировании. То есть если для решений $\overline{x^1}, \overline{x^2}, \overline{x^3} \in D$ выполняется $d(\overline{x^1}, \overline{x^2}) \geq d(\overline{x^1}, \overline{x^3})$, где $d(\overline{x^i}, \overline{x^j})$ - расстояние между решениями $\overline{x^i}, \overline{x^j}$, то и для кодировок $s^1, s^2, s^3 \in S$, $s^i = \Psi(\overline{x}^i), i = \overline{1,3}$ должно выполняться $\delta(s^1, s^2) \geq \delta(s^1, s^3)$,

[4] Cobb H. An Investigation into the Use of Hypermutation as an adaptive Operator in Genetic Algorithm Having Continuous, Time-Dependent Nonstationary Environments. / H.Cobb //Naval Research Laboratory Memorandum Report 6760. (1990).

[5] Smith R. E. Diploidy and Dominance in Artificial Genetic Search / R. E. Smith, D. E. Goldberg // Complex Systems, V.6, 1992, ph. 251—285.

[6] Dasgupta,D. (1992): SGA: A Structured Genetic Algorithm./ D.Dasgupta, D. R. McGregor //Technical report no. IKBS-8-92, University of Strathclyde.

где $\delta(s^i, s^j)$ - расстояние между кодировками. Введем понятие расстояния для бинарных векторов и перестановок.

В задаче о ранце решение можно представить в виде бинарной строки, а в качестве расстояния между ними использовать хемминогово расстояние. Решения задачи коммивояжера часто кодируются перестановками, расстоянием между перестановками будем считать количество транспозиций необходимых для получения одной перестановки из другой.

Поскольку область допустимых решений в задаче о ранце и задаче коммивояжера задается при помощи ограничений, эти ограничения должны учитываться и при генетическом поиске.

Для гарантии получения допустимых кодировок (кодировок, которым соответствуют решения из области *D*) существуют различные методы.

При решении задачи о ранце для гарантии допустимости получаемого решения автором предложено два метода: метод модификации генотипа и метод штрафных функций [3,8]. Метод модификации генотипа основан на приведении исходного генотипа к ближайшему допустимому генотипу при помощи алгоритма, основанного на теореме Данцига[7]. Метод штрафных функций основан на принципе уменьшения шансов на выживание у недопустимых решений, для этого можно понижать их приспособленность. Используя метод штрафов, на приспособленность особи, фенотип которой является недопустимым решением, налагается штраф, то есть приспособленность снижается и особь имеет меньше шансов к воспроизведению и переходу в следующее поколение.

Для получения допустимых решений при решении задачи коммивояжера используются методы-декодеры, которые содержат методы кодирования и декодирования, а также операторы получения потомков и мутантов, гарантирующие допустимость получаемого решения.

Применение эвристических операторов, учитывающих особенности решаемой задачи, обеспечивает допустимость получаемых решений и, кроме того, улучшает приспособленность особей. В предложенном гибридном алгоритме популяционно-генетические методы сочетаются с эвристическими алгоритмами: для формирования начальной популяции, создания потомков и мутантов, кроме классических операторов, используются жадные и приближенные алгоритмы. Кроме того, для задачи коммивояжера используются методы прижизненной адаптации особей, в основе которых лежат методы локального поиска на базе алгоритмов Lin- Kernighan[8].

[7] Сигал, И.Х. Введение в прикладное дискретное программирование./ И.Х. Сигал, А.П. Иванова - 2007г.- М. Физматлит 304с.

[8] Lin S. An effective heuristic algorithm for the traveling salesman problem. / S.Lin, B.W. Kernighan //Oper.Res,1973,v.21,#2,p.498-516.

В диссертации предлагается новый подход к применению генетического алгоритма для решения задач коммивояжера большой размерности. Метод основан на декомпозиционном подходе: исходная задача разбивается на подзадачи меньшей размерности – непересекающиеся регионы, число регионов $2 \le M \le \lfloor N/3 \rfloor$. В каждом регионе при помощи популяционно-генетического метода находится минимальный гамильтонов путь, размерность каждой из этих задач меньше исходной: $3 \le N_i < N, i = \overline{1,M}$, где N – размерность исходной задачи, N_i - размерность регионов. Гамильтоновы пути, являющиеся решением каждой подзадачи, «сшиваются», образуя решение исходной задачи (гамильтонов цикл). При этом не только поиск решения подзадач, но и само разбиение на подзадачи происходит при помощи генетического алгоритма.

Для реализации этого подхода предложено использование ярусного генотипа, в верхнем ярусе находятся регионы, а в нижнем города из этих регионов. Для ярусного представления разработаны специальные операторы, гарантирующие допустимое разбиение на регионы и построение гамильтонова цикла. Метод был опробован на известных тестовых задачах (в частности Oliver's-30, Eilon's-50, Eilon's-75[9]), на них получены результаты [6], повторяющие лучшие известные.

Для эффективной работы популяционно-генетического алгоритма при адаптации решений нестационарной комбинаторной задачи предлагаются различные модификации классического подхода. Метод с гипермутацией[4] основан на повышении вероятности мутации в популяции при обнаружении изменения состояния внешней среды. Такой подход дает хорошие результаты при малых изменениях среды.

В настоящей работе был предложен метод с использованием базы опыта для создания начальной популяции[3]. В основе этого метода лежит использование внешней памяти для запоминания и дальнейшего использования решений, найденных при сходных состояниях среды. Этот метод хорошо применяется при малом количестве различных состояний и их периодическом повторении. Метод с использованием базы опыта позволяет продолжать процесс адаптации решений, используя полученные ранее решения при аналогичных параметрах внешней среды.

В диплоидном алгоритме[5] для кодирования решений используется диплоидный генотип, состоящий из двух хромосом (против одной в гаплоидном), это позволяет дольше поддерживать разнообразие популяции (поскольку генотип содержит больше информации). В работе доказаны утверждения об изменении пропорции аллелей диплоидных алгоритмов с разными алфавитами кодирования

[9] Oliver I. A study of permutation crossover operators on the traveling salesman problems. / I.Oliver, D.Smith, J.R. Holland //Proc. of the Second International Conf. on Genetic Algorithms, 1987,p.224-230

во времени, на основании которых можно сделать выводы о поведении алгоритмов на различных отрезках постоянства.

Известные в литературе диплоидные алгоритмы используют бинарный алфавит кодирования. В диссертации предлагается оригинальный диплоидный генетический алгоритм, основанный на перестановочном кодировании генотипа [13]. Для него описаны варианты операторов кроссовера и мутации. Этот алгоритм специально разработан для нестационарной задачи коммивояжера.

В работе использовалось также структурное представление генотипа[6]. Это представление позволяет хранить больше неактивной информации, чем диплоидное представление. Результаты сравнения алгоритмов приведены в вычислительном эксперименте.

Для проведения вычислительного эксперимента была создана программа с диалоговым интерфейсом. Программа позволяет решать задачу адаптации решений для нестационарной задачи о ранце и задачи коммивояжера. В программе возможен выбор различных типов представления, методов кодирования и модификаций популяционно-генетического алгоритма. Структура программного комплекса приведена на Рис. 2.

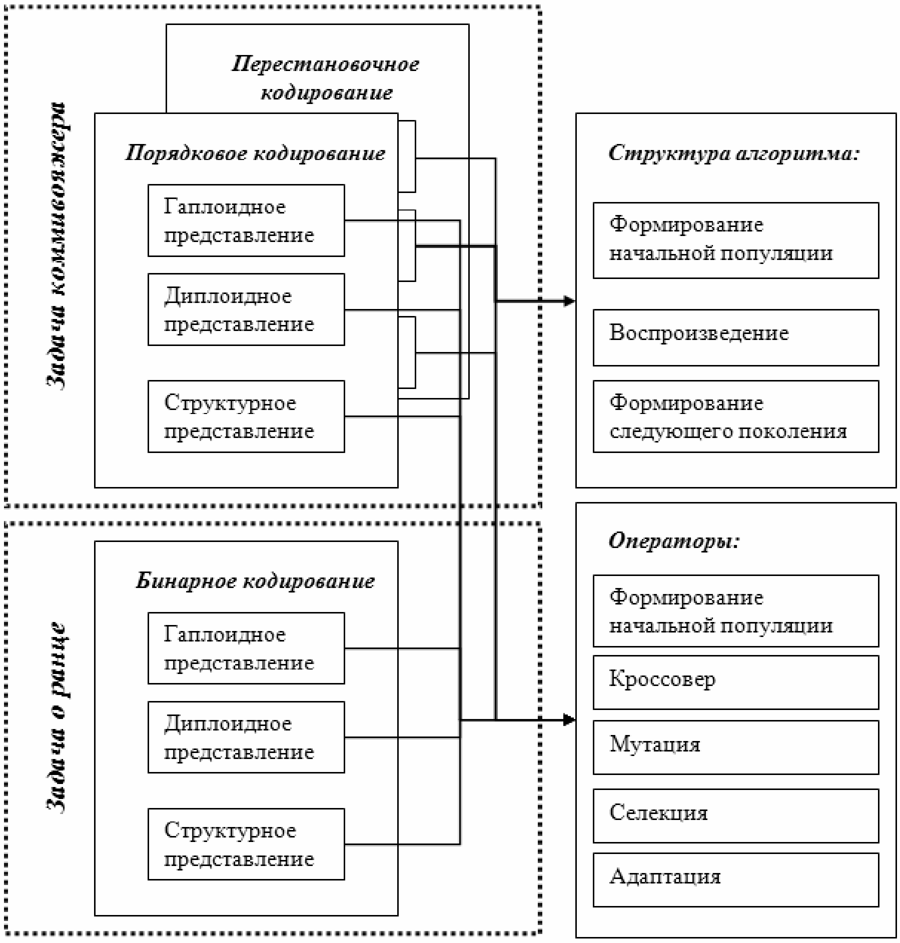

Рис. 2. Структура программного комплекса.

В работе было проведено сравнение эффективности различных подходов к адаптации решений нестационарной комбинаторной задачи на базе популяционно-генетических алгоритмов. В ходе эксперимента сравнивались следующие методы: структурный алгоритм, диплоидный алгоритм, гаплоидный алгоритм с гипермутацией и две модификации гаплоидного генетического алгоритма для задачи о ранце.

Для сравнения эффективности различных алгоритмов на задаче о ранце рассматривался класс задач (7), в которых от времени зависит только главное весовое ограничение $W_{\max}(t)$. Рассматривались два случая: с двумя и с четырьмя различными состояниями среды. Параметрами тестовой задачи является размерность задачи - 30, 100 и 650 предметов, количество различных весовых ограничений - два весовых ограничения, составляющих 50%и 90% от суммарного веса всех предметов, и четыре, составляющих 25%, 50%, 75% и 90% от суммарного веса всех предметов, порядок следования ограничений (для 4х ограничений).

$$\begin{gathered}\sum_{i=1}^{n} x_i v_i \to \max \\ \sum_{i=1}^{n} x_i w_i \le W_{\max}(t) \\ x_i \in \{0,1\},\ i = \overline{1,n}\end{gathered} \tag{7}$$

Для получения тестовых задач использовалась программа-генератор, для каждой размерности тестировалось задачи с некоррелированными значениями веса и ценности предметов.

Таблица 1 Задача о ранце размерности 650; два весовых ограничения.

	среднее число вычислений	***стабильность***	***средняя точность***
Подход с памятью	1715.71	0.001312	0.9562
Структурный подход	1719.29	0.00264	0.8515
С модификацией	1715.71	0.002683	0.8365
Диплоидный подход	1715.71	0.002395	0.7375
Гипермутация вероятность 0.1	1715.71	0.012458	0.4556
Гипермутация вероятность 0.5	1785.36	0.012124	0.4482
Метод штрафов	1715.71	0.013798	0.4432

Подходы сравнивались по точности, среднему количеству затраченных на поиск оптимума вычислений и стабильности. Результаты эксперимента (Таблица 1) показали, что подход с использованием базы опыта (в таблице обозначен: «Подход с памятью») имеет лучшие результаты эффективности, что обуславливается продолжением адаптации при повторении состояния среды. Заметим, что этот алгоритм использует в качестве базового гаплоидное представление с применением штрафов для недопустимых решений («Метод штрафов»), но по показателям точности превосходит базовый алгоритм более чем в два раза.

Следующими по эффективности являются структурный подход и метод с модификацией генотипа. Структурный подход имеет лучше показатели точности, но уступает методу с модификацией генотипа по времени реакции на состояние среды. Это происходит потому, что адаптация в методе с модификацией генотипа происходит принудительно со сменой состояния среды, а в структурном алгоритме адаптация происходит благодаря мутации в управляющих генах. То, что метод с модификацией генотипа имеет хорошие показатели эффективности, подтверждает положительное влияние применения в генетическом алгоритме эвристик, учитывающих особенности задачи.

Диплоидный подход занимает четвертое место по показателям эффективности. На задаче с двумя ограничениями точность алгоритма 0.7375, с четырьмя ограничениями - 0.5046, Такое поведение алгоритма соответствует его особенностям: смена доминантности позволяет из одного генотипа получить два различных решения. Остальные подходы на задачах о ранце имеют точность ниже 50%.

Аналогичные тесты проводились для задачи коммивояжера. Для сравнения использовалась тестовые задачи с городами, расположенными на круге в случайном порядке. Среда имеет два состояния: матрица расстояний для исходной нумерации городов и матрица расстояний при взаимном изменении порядковых номеров двух городов. Кроме того, проводилось сравнение использования двух видов кодирования генотипа: порядкового и перестановочного.

Таблица 2 Задача коммивояжера, перестановочное представление с адаптацией; 2 матрицы.

	среднее число вычислений	*стабильность*	*средняя точность*
Подход с базой опыта	96.50	0.000757	0.9904
Диплоидный алгоритм	536.38	0.001174	0.8993
Структурный алгоритм	573.50	0.014067	0.8868
Гипермутация вероятность 0.5	676.97	0.018017	0.8659
Гипермутация вероятность 0.1	650.72	0.018248	0.8551
Гаплоидный алгоритм	663.53	0.018557	0.8531

Методы показали результаты, аналогичные тесту на задаче о ранце. Точность решения для всех подходов выше, чем в задаче о ранце, что объясняется использованием процедур адаптации (локальной оптимизации) особей. Точность решений для перестановочного кодирования выше, чем у порядкового (для диплоидного алгоритма на 10%, гаплоидного на 5%, с базой опыта на 2%).

Преимущество использования перестановочного кодирования для задачи коммивояжера объясняется сохранением близости решений при кодировании, что облегчает процедуру генетического поиска.

В работе было проведено сравнение классических методов оптимизации и популяционно-генетического для адаптации оптимального решения на примере нестационарной задачи о ранце по точности и количеству вычислений. В качестве тестовых рассматривались задачи с четырьмя весовыми ограничениями, размерности 30, 100 и 1000 предметов. Тесты проводились для разных отрезков постоянства.

В первой серии экспериментов (Таблица 3) каждое из ограничений рассматривалось как отдельная задача, которая решалась методом ветвей и границ, методом динамического программирования и методом с использованием базы опыта. Эксперимент показал, что для нахождения оптимального решения классические алгоритмы используют большее количество вычислений, чем популяционно-генетический. Однако, средняя точность классического алгоритма выше.

Таблица 3. Сравнение средней точности решения стационарной задачи о ранце, размерность 1000.

Ограничение	***Оценка***	***Метод ветвей и границ***	***Метод динамического программирования***	***Генетический алгоритм***
0.25	*средняя точность*	0.9986	N/A	0.8258
	кол-во вычислений	1253	1126877	1000
0.5	*средняя точность*	0.9995	N/A	0.9026
	кол-во вычислений	3103	3235522	1000
0.75	*средняя точность*	0.9998	N/A	0.9661
	кол-во вычислений	121963	6074444	1000
0.9	*средняя точность*	0.9997	N/A	0.9942
	кол-во вычислений	83676	8132412	1000

Вторая серия экспериментов (Таблица 4,Таблица 5) была проведена на нестационарной задаче о ранце, в качестве меры отрезка постоянства рассматривалось количество оценок решения. В этой серии сравнивались метод с использованием базы опыта и метод ветвей и границ. Для метода ветвей и границ справедливо: чем больше отрезок постоянства, тем меньше вероятность найти оптимальное решение для больших ограничений, поскольку эти ветви будут исключены из рассмотрения при работе алгоритма на меньших ограничениях. Точность классического алгоритма падает при увеличении отрезка постоянства, и если весовые ограничения $W_{\max}(t)$ последовательно не увеличиваются. В то время как точность генетического алгоритма не зависит от отрезка постоянства и порядка следования задач и остается достаточно высокой (в среднем 0.96).

На основе предложенной модели и с использованием программного комплекса была решена задача определения оптимальной последовательности выполнения операций технологического контроля при производстве изделий микроэлектроники с микронными топологическими нормами. Данная задача является задачей о переналадках и сводится к нестационарной задаче коммивояжера с переменной размерностью матрицы переналадок.

Таблица 4. Сравнение средней точности решения нестационарной задачи о ранце в зависимости от отрезка постоянства.

Отрезок постоянства	30	50	70	100	150	200
Метод ветвей и границ	0.8407	0.8187	0.7717	0.6966	0.4924	0.4843
Генетический алгоритм	0.9511	0.9539	0.9559	0.9557	0.9624	0.9706

Таблица 5. Сравнение средней точности решения нестационарной задачи в зависимости от порядка следования ограничений

	Возрастание весовых ограничений	*Убывание весовых ограничений*
Метод ветвей и границ	0.7295	0.6400
Генетический алгоритм	0.9504	0.9679

Для каждого запуска вычислялось отношение лучшего найденного решения к верхней ($^{\Pi_{best}}/_{Upper}$) и к нижней оценке ($^{\Pi_{best}}/_{Low}$) средние значения по всем запускам приведены в таблице (см. Таблица 6). В таблицу также занесено «Максимальное число ожидающих ОТК», которое соответствует максимальной размерности матрицы переналадок в ходе поиска решения. Верхняя оценка ($Upper$) получена построением гамильтонова пути методом самого дешевого включения, нижняя (Low) как сумма констант приведения по строкам и столбцам матрицы переналадок.

Таблица 6. Оценки полученного решения для задачи определения оптимальной последовательности выполнения ОТК.

Число ОТК	70	150	500
Среднее отношение $^{\Pi_{best}}/_{Upper}$	0.51	0.61	0.61
Среднее отношение $^{\Pi_{best}}/_{Low}$	1.04	1.00	1.03
Максимальное число ожидающих ОТК	54	113	239

Из таблицы (Таблица 6) видно, что алгоритм дает решения близкие к нижней оценке, которая в общем случае является недостижимой, что говорит о хорошем качестве получаемых решений.

На основе предложенной модели и с использованием программного комплекса была решена задача оптимальной загрузки уникального оборудования. Задача загрузки уникального оборудования сводится к нестационарной задаче о ранце.

В рамках задачи оптимальной загрузки уникального оборудования рассматривалась задача планирования загрузки на рабочую неделю и задача оперативного управления.

Таблица 7. Оценки полученного решения для задачи планирования загрузки уникального оборудования на рабочую неделю.

Среднее отношение ${П_{best}}/{Low}$	***Среднее отношение*** ${П_{best}}/{Upper}$
1.02	0.97

Таблица 8. Оценки полученного решения для задачи оперативного управления.

Количество дополнительных заявок	***Среднее отношение*** ${П_{best}}/{Low}$	***Среднее отношение*** ${П_{best}}/{Upper}$
10	1.03	0.96
5	1.03	0.96

Задача оперативного управления сводится к составлению плана загрузки уникального оборудования на рабочую смену с учетом поступления дополнительных заявок (до десяти за смену).

В качестве верхней оценки ($Upper$) выступает решение линейной задачи о ранце, нижней (Low) – решение дискретной задачи по методу Данцига. Полученные результаты приведены в таблицах (Таблица 7, Таблица 8).

Верхняя оценка обычно недостижима, однако полученное решение близко к ней, что говорит о хороших результатах.

Основные результаты

Построена математическая модель адаптации решений нестационарной комбинаторной задачи. Построены математические модели для массовой нестационарной задачи о ранце и массовой нестационарной задачи коммивояжера.

Для адаптации решений нестационарных комбинаторных задач разработаны модификации генетических алгоритмов.

Для решения задачи коммивояжера большой размерности разработан и опробован декомпозиционный подход, в основе которого лежит ярусное представление генотипа.

В работе используется гибридный генетический алгоритм, который сочетает классический генетический подход и эвристические алгоритмы, что улучшает эффективность поиска. Предложен оператор прижизненной адаптации.

Для нестационарной задачи о ранце и нестационарной задачи коммивояжера разработана диалоговая программа. Проведен эксперимент, который показал применимость генетического алгоритма для адаптации решений нестационарных комбинаторных задач. По результатам эксперимента выявлен алгоритм, имеющий лучшую эффективность на этом классе задач.

Проведено сравнение работы классических оптимизационных алгоритмов и популяционно-генетического алгоритма на нестационарной задаче о ранце. Сравнение показало, что при изменении среды классические алгоритмы значительно теряют точность или вообще не могут найти решение. Точность классического алгоритма зависит от порядка следования ограничений и длительности отрезка постоянства задачи, в то время как точность генетического алгоритма от этих параметров не зависит.

На основании построенной модели, были решены прикладные задачи: задача определения оптимальной последовательности выполнения операций технологического контроля при производстве изделий микроэлектроники, задача оптимальной загрузки уникального оборудования.

Публикации по теме диссертационной работы

Статьи, опубликованные в сборниках, рекомендованных ВАК:

1. Булгаков, И.В. Решение задачи коммивояжера с использованием генетических алгоритмов/ И.В. Булгаков, Е.А. Неймарк //Вестник ННГУ. -1998 - Вып.2(19) - с.186-192.
2. Батищев, Д.И. Решение задачи оптимизации нестационарной функции при помощи генетического алгоритма с использованием базы опыта / Д.И Батищев, Е.А.Неймарк // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». Серия Информатика, управление и компьютерные технологии. – Санкт-Петербург, изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ». – 2006 - Вып. 1/2006.- сс.29-33
3. Неймарк, Е.А. Решение нестационарной задачи о ранце при помощи генетического алгоритма. / Е.А. Неймарк //Вестник ННГУ. – 2006 - Вып.3(32). с.133-137.

Другие публикации:

4. Батищев, Д.И. Решение задачи коммивояжера с использованием генетических алгоритмов и эвристических методов./ Д.И. Батищев, И.В.Булгаков, Е.А. Неймарк //Тезисы докладов международной конференции «Новые информационные технологии в науке, образовании и бизнесе».-1997- с. 171-172

5. Батищев, Д.И. Вопросы визуализации при решении экстремальных задач с помощью ГА./ Д.И.Батищев, С.А. Исаев, Н.В.Старостин, Е.А.Неймарк, Е.К. Ремер //Тезисы докладов. Всероссийская научно-практической конференции “Компьютерная геометрия и графика”.- Н.Новгород, НГТУ.- 1998г., стр. 101-102
6. Батищев, Д.И. Декомпозиционный подход к нахождению минимального гамильтонова цикла./ Д.И Батищев, Е.А.Неймарк // Оптимизация и моделирование в автоматизированных системах. Межвузовский сборник научных трудов.-Воронеж:ВГТУ-1998-с12-19.
7. Батищев, Д.И. Диплоидное представление в оптимизации нестационарной функции. / Д.И Батищев., Е.А.Неймарк //Труды НГТУ системы обработки информации и управления. -2005 - Том 54. Выпуск 12 - сс.17-22.
8. Неймарк, Е.А. Оптимизация нестационарной функции с использованием генетического алгоритма / Е.А. Неймарк // Вестник ВГАВТ. Межвузовская серия Моделирование и оптимизация сложных систем. - Н.Новгород: Изд-во ФГОУ ВПО ВГАВТ – 2005 – Вып.14-с.85-90.
9. Neumark, E.A. The application of GA for the decomposition of the TSP./ E.A. Neumark, A.M. Perelubsky //VI International Congress of Mathematical modeling. N.Novgorod- 2004- p.370.
10. Батищев, Д.И. Оптимизация нестационарных задач комбинаторного типа с помощью генетических алгоритмов. / Д.И.Батищев, Е.А.Неймарк, Н.В.Старостин // Десятая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2006 (25-28 сентября 2006г., Обнинск): Труды конференции. В 3-т. - М.: Физматлит – 2006- Т.3. - С. 976-983.
11. Неймарк, Е.А. Использование структурного генетического алгоритма для оптимизации нестационарной функции. / Е.А. Неймарк //Тезисы докладов международной научно-технической конференции ИСТ-2006.– Н.Новгород, изд-во НГТУ - 2006 - с.176-177.
12. Батищев, Д.И. Применение генетических алгоритмов к решению задач дискретной оптимизации: Учебное пособие. / Д.И.Батищев, Е.А.Неймарк, Н.В.Старостин - Н.Новгород, изд-во ННГУ им. Н.И.Лобачевского, 2006. – 136с.
13. Неймарк, Е.А. Применение генетического алгоритма для решения нестационарной задачи коммивояжера. / Неймарк Е.А. // Системы обработки информации и управления: труды НГТУ.-Н.Новгород:НГТУ - 2007- Т.65.Вып. 14- С.152-155.
14. Батищев, Д.И. Оптимизация нестационарной функции с помощью генетического алгоритма, использующего представление-перестановку./ Батищев Д.И., Неймарк Е.А. //Материалы международной научно-технической

конференции "Информационные системы и технологии (ИСТ-2007)".- Н.Новгород:НГТУ.- 2007, с.205-207.

Подписано в печать 3.07.2008. Формат 60×84 1/16.
Бумага офсетная. Печать офсетная. Гарнитура «Таймс».
Усл. п. л. 1. Заказ № 513. Тираж 100 экз.

Отпечатано с готового оригинал-макета в типографии
Нижегородского госуниверситета им. Н.И. Лобачевского.
603000, г. Н. Новгород, ул. Б. Покровская, 37