

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Мелихов А.Н., Берштейн Л.С., Коровин С.Я. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой. – М.: Наука, 1990. – 272 с.
2. Берштейн Л.С., Финаев В.И. Адаптивное управление с нечеткими стратегиями. Ростов-на-Дону: Изд-во РГУ, 1993. – 134 с.
3. Берштейн Л.С., Боженик А.В. Нечеткие модели принятия решений: дедукция, индукция, аналогия. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2001. – 110 с.

Борисова Елена Александровна

Технологический институт федерального государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Южный федеральный университет» в г. Таганроге

E-mail: lb20062006@yandex.ru

347928, Таганрог, пер. Некрасовский, 44

Тел.: +7(8634)371787

Borisova Elena Aleksandrovna

Taganrog Institute of Technological – Federal State-Owned Educational Establishment of Higher Vocational Education «Southern Federal University»

E-mail: lb20062006@yandex.ru

44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia

Phone: +7(8634)371787

УДК 681.142.1

В.А. Балыбердин, А.М. Белевцев, В.В. Иванов

НЕКОТОРЫЕ ВОПРОСЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ОПТИМИЗАЦИИ В АСУ

Исследуются вопросы применения генетических алгоритмов оптимизации для решения задач целочисленного (псевдобулевого) программирования в специализированных АСУ. Рассматриваются конкретные постановки оптимизационных задач, наиболее характерных для АСУ.

Генетические алгоритмы; оптимизация.

V.A. Baliberdin, A.V. Beievtsev, V.V. Ivanov

ON GENETIC OPTIMIZATION ALGORITHMS APPLICATION IN AUTOMATIC SYSTEMS

Some problems of genetic optimization algorithms application in special automatic systems are analyzed. Specific optimization problems are considered.

Genetic algorithms; optimization.

С развитием средств и систем автоматизированного управления в значительной мере увеличиваются состав и сложность задач, решаемых средствами ЭВМ. Среди этих задач можно выделить большой класс задач так называемого переборного типа. Общим для этих задач является то, что их математическая модель может быть сформулирована как оптимизационная задача однокритериального выбора, связанная с поиском таких значений целочисленных управляющих переменных, которые обеспечивают экстремальное значение одной из наиболее важных характеристик системы (комплекса, процесса и т.д.), при условии, что другие

характеристики удовлетворяют заданной совокупности требований (ограничений). При этом решение задачи можно свести к анализу значений некоторого критерия для конечного, хотя и очень большого, числа вариантов решений.

Общее выражение таких задач в виде математических моделей представляется моделями математического целочисленного программирования. Чаще всего в качестве независимых переменных в таких моделях фигурируют булевы переменные 0 и 1. Такие модели называют моделями псевдобулевого математического программирования (ПМП). Подобное название связано с тем, что в указанных моделях булевыми являются лишь переменные, в то время как целевая функция и ограничения выражаются рациональными значениями [1].

Основные трудности практического решения на бортовых ЭВМ специализированных АСУ задач рассматриваемого типа связаны с их размерностью и видом оптимизируемой целевой функции и ограничений задачи. При нелинейной целевой функции и ограничениях, по сути, отсутствуют методы и алгоритмы, которые бы позволяли решать за приемлемое время задачи переборного типа размерностью в пятьдесят-шестьдесят и более переменных (которые наиболее характерны для военных приложений) даже на мощных стационарных ЭВМ.

В табл.1 представлена характеристика разрешимости задачи в зависимости от быстродействия ЭВМ [2].

Таблица 1
Влияние быстродействия ЭВМ на размеры наибольшей задачи, разрешимой за единицу времени

Функция временной сложности	ЭВМ с быстродействием В	ЭВМ с быстродействием 100В	ЭВМ с быстродействием 1000В
n	N_1	$100 N_1$	$1000 N_1$
n^2	N_2	$10 N_2$	$31,6 N_2$
n^3	N_3	$4,64 N_3$	$10 N_3$
n^5	N_4	$2,5 N_4$	$3,08 N_4$
2^n	N_5	$N_5+6,64$	$N_5+9,97$
3^n	N_6	$N_6+4,19$	$N_6+6,29$

Анализ табл.1 показывает, что с возрастанием нелинейности задачи ПМП время её решения всё в меньшей степени зависит от роста быстродействия ЭВМ. Так, например, при нелинейности, определяемой полиномом пятой степени, возрастание быстродействия в 1000 раз позволяет лишь в 3 раза увеличить размерность разрешимой задачи. Если же нелинейность имеет степенной характер, то разрешимость задачи вообще очень мало зависит от быстродействия ЭВМ.

Вследствие этого в настоящее время строгие методы решения задач переборного типа в специализированных АСУ не используются (время их машинной реализации может измеряться десятками часов). Для отработки соответствующих решений либо применяют приближённые алгоритмы интуитивного плана (которые хотя и заметно сокращают время расчётов, однако не позволяют обеспечить необходимое качество решений), либо отработку решений полностью возлагают на человека (что также не способствует повышению качества решений).

Одним из подходов, позволяющих преодолеть указанные трудности, является развиваемый в последние годы эволюционно-генетический подход, который даёт возможность строить алгоритмы поиска оптимальных решений в рассматриваемых задачах, называемые **генетическими алгоритмами оптимизации (ГАО)**, на основе моделирования биологических механизмов популяционной генетики.

Анализ показывает, что эффективность применения генетических алгоритмов зависит от ряда факторов, среди которых главную роль играют следующие:

- адекватное отображение специфики решаемой прикладной задачи посредством бинарных строк вариантов решений;
- удачный выбор схемы подбора "родительских" пар и процедур размножения;
- построение рациональной схемы мутагенеза;
- выбор схемы естественного отбора.

Вследствие этого для успешного применения генетических алгоритмов для решения практических задач в специализированных АСУ необходимо провести исследования, которые позволили бы ответить на ряд вопросов, связанных с построением и выбором наиболее рациональных схем и процедур реализации эволюционно-генетического подхода, в наибольшей степени соответствующих специфике решаемых задач. Предварительные оценки показывают, что решение этих вопросов лежит в области применения эвристического подхода. Это определяет необходимость комбинированного использования эвристических и эволюционно-генетических технологий.

В свете изложенного интерес представляет анализ возможных путей применения ГАО к решению некоторых прикладных задач. Обратимся вначале к задаче целераспределения в форме, разработанной в [3]. Сформулируем эту задачу в следующей интерпретации.

Пусть задано M целей (задач) и N имеющихся ресурсов. Полагается, что каждый ресурс может быть использован для достижения не более чем одной цели.

Если для достижения j -й цели выделено несколько ресурсов, то возможный эффект, который может быть получен при реализации этой цели, оценивается с помощью некоторого показателя P_j . Считается, что выделенные ресурсы обеспечивают достижение j -й цели, если соответствующее значение P_j будет не меньше некоторого требуемого значения P_j^m .

Для оценки плана целераспределения, т.е. назначения ресурсов на реализацию соответствующих целей, в [3] используются 3 показателя:

- K_1 – число целей, достижение которых обеспечивается планом целераспределения (все цели считаются одинаково важными, что для дальнейшего рассмотрения несущественно);
- K_2 – количество ресурсов, назначенных для достижения целей;
- K_3 – суммарная мощность выделяемых ресурсов.

Из двух планов целераспределения лучшим считается тот, для которого значение K_1 больше; при равенстве K_1 – тот, для которого K_2 меньше; при равенстве же K_1 и K_2 – тот, для которого меньше K_3 .

Совокупность ресурсов, выделяемых для достижения одной цели, именуется группой. Под порядком группы понимается число входящих в неё ресурсов. Все группы можно занумеровать с помощью переменной $i=1, 2, \dots, I$, присвоив каждой группе первого порядка номер соответствующего средства.

Если для достижения j -й цели выделена i -я группа (порядка g_i), то соответствующий показатель эффективности будем обозначать P_{ij} . При этом i -я группа обеспечивает достижение j -й цели, если $P_{ij} \geq P_j^m$. Матрица значений рассмат-

ваемого показателя предполагается известной. Для простоты вместо $\|P_{ij}\|$ используется матрица $\|a_{ij}\|$, где $a_{ij} = 1$, если $P_{ij} \geq P_j^m$ и $a_{ij} = 0$ в противном случае.

В результате некоторых преобразований в конечном счёте получается, что сформулированная задача целераспределения сводится к задаче псевдодобулевого математического программирования вида

$$\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^I D_{ij} x_{ij} \rightarrow \max_{x_{ij}}, \quad (1)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\}, i = \overline{1, I}; j = \overline{1, N},$$

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} \leq 1, j = \overline{1, N}, \quad (2)$$

$$\sum_{i \in I_t} \sum_{j=1}^N x_{ij} \leq 1, t = \overline{1, N}.$$

$$\text{Здесь } D_{ij} = [(N+1)a_{ij} - g_i] / [\sum_{i=1}^N b_i + 1] - b_i.$$

Ограничения выражают условия, что для поражения одной цели можно назначить не более одной группы и что каждое средство можно использовать лишь в составе одной из групп (здесь I_t – множество номеров групп, в состав которых входит средство t ; b_i – мощность ресурса i -й группы).

Рассмотрим особенности решения сформулированной оптимизационной задачи в рамках ГАО, базовая структура которого представлена выше.

1. Формирование начальной популяции

Данная процедура заключается в формировании набора из K бинарных строк, представляющих допустимые решения задачи, т.е. удовлетворяющих условиям (2). Каждая такая строка, по сути, есть развёрнутая матрица $\|x_{ij}\|$. При этом столбцы матрицы не должны содержать более одной "1", а некоторые совокупности строк (определяемые множеством I_t) также не должны содержать более одной "1".

Количественные значения величины K строго не выводятся и определяются экспериментальным путём. Начальное заполнение популяции (c_k^0) может быть определено на основе эвристических соображений с учётом следующих основных положений:

- если i -ресурс обеспечивает достижение j -й цели, то нецелесообразно назначать на эту цель группу более высокого порядка, чем первый, включающую i -ресурс; в общем случае не следует назначать группу большего порядка, если группа меньшего порядка, составленная из части этих ресурсов, обеспечивает достижение цели;

- если i -группа не способна реализовать j -ю цель, то соответствующее назначение и не должно производиться;

- если некоторый ресурс вообще не может быть использован для реализации определённой цели, то этот ресурс не следует выделять на цель ни самостоятельно, ни в составе какой-либо группы.

Могут быть и другие соображения, способствующие уже на первом этапе ГАО отбору достаточно эффективной популяции.

Вычисление степени приспособленности особей начальной популяции заключается в расчёте величины, определяемой (1).

2. Воспроизводство потомков с наследными признаками родителей

В терминах рассматриваемой оптимизационной задачи воспроизводство потомков интерпретируется как построение по заданным допустимым решениям

$\|x_{ij}'\|$ и $\|x_{ij}\|$ нового допустимого решения. А наследственная преемственность понимается как возможность использования бинарных комбинаций, содержащихся в генотипах "родителей" для формирования генотипов "потомков".

Исходя из логико-физической сущности рассматриваемой задачи выбор конкретной "родительской" пары для участия в процессе скрещивания рационально осуществить на базе схемы положительного ассортативного скрещивания, основанного на учёте степени приспособленности особей. При этом при образовании "родительской" пары следует отбирать те особи, которые имеют близкие и высокие степени приспособленности (значения показателя (1)).

Схема размножения особей может быть построена на основе рекомбинации генов либо простого кроссинговера. Оба варианта легко реализуются на матрицах $\|x_{ij}\|$ путём обмена совокупностей их элементов (в частности, строк) между "родительскими" генотипами. Предпочтительность выбора той или иной схемы может быть определена на основе эксперимента.

3. Реализация генетических изменений путём мутагенеза

Основная сложность реализации любого алгоритма мутации для рассматриваемой задачи (как и схемы размножения) заключается в обеспечении выполнения требований (2). Наиболее просто это осуществить в случае точечной мутации путём реализации процесса случайной инверсии. В целом же выбор эффективного алгоритма мутации также требует экспериментальных исследований.

4. Процедура естественного отбора

В данном случае эта процедура реализуется достаточно просто. Наиболее рациональной представляется селекционная схема формирования репродукционной группы особей на основе значений показателя эффективности (1) путём упорядочения по значению этого показателя особей ("родителей", "потомков", "мутантов") и обрезания нижней части этой совокупности.

5. Проверка условий окончания процесса эволюции популяции

В качестве условий завершения процесса могут выступать количество итераций и факт совпадения состава особей в популяции (факт выхода на оптимальное решение). В первом случае в качестве оптимального решения принимается особь с наибольшим значением показателя (1).

Обратимся теперь к задаче организации распределённой обработки данных в сети подвижных объектов. Рассмотрим эту задачу в общей постановке, представленной в [3]:

$$\sum_i \sum_j \lambda_{ij} [x_{ij} \sum_{k \neq j} a_{ik} v_k (1 - x_{kj}) + (1 - x_{ij}) v_{i0}] + \sum_i \sum_j \lambda_{ij}' v_i (\sum_{l \neq j} x_{il}) ; \quad (3)$$

$$\begin{aligned}
\sum_k w_k x_{kj} &\leq W_j, j = \overline{1, J}; \\
\sum_j x_{kj} &\geq n_k, k = \overline{1, I}; \\
\sum_i \lambda_{ij} \tau_{ij} x_{ij} &\leq \rho_j, j = \overline{1, J}; \\
\sum_i \sum_j \lambda_{ij} \tau_i (1 - x_{ij}) &\leq \rho_c.
\end{aligned} \tag{4}$$

где $\lambda_{ij}, \lambda'_{ij}$ – интенсивности запросов на выполнение и корректировку информационных объектов (ИО);

v_i, v'_i, v_{i0} – средний объём передаваемой информации на одно взаимодействие при обработке, соответственно, запросов, донесений и обращений к серверу;

a_{ik} – элемент бинарной матрицы, характеризующей обращения от i -го ИО к другому ИО;

w_k, W_j – объём памяти, занимаемой k -м ИО и ёмкость памяти j -го узла;

ρ_j, ρ_c – предельные загрузки j -го узла и сервера.

Решение задачи определяется матрицей $\|x_{ij}\|$, бинарные элементы которой характеризуют наличие или отсутствие распределения i -го ИО в j -й узел.

Как видно, данная задача внешне напоминает предыдущую, лишь имеет более сложную систему ограничений. В частности, суммирование по строкам здесь осуществляется с некоторыми "весовыми" коэффициентами и имеется общее суммирование по строкам и столбцам. Это в определённой мере сокращает произвол при формировании "потомков" и "мутантов" при переходе от одной популяции к другой. Вместе с тем, это не создаёт серьёзных препятствий при реализации основных операций ГАО, поскольку имеется возможность управления реализацией этих операций. Такое управление осуществляется путём корректировки результата операции в соответствии с системой ограничений задачи, что достаточно легко реализуется алгоритмически.

В настоящее время известен целый ряд примеров успешного решения сложных оптимизационных задач переборного типа с помощью генетических алгоритмов, осуществлённых как за рубежом, так и в нашей стране [4,5,6,7]. Известны случаи, когда применение генетических алгоритмов обеспечивает сокращение времени поиска решения оптимизационной задачи на 1-2 порядка и более по сравнению с традиционными алгоритмами, построенными на базе методов математического программирования. Учитывая, что для многих вариантов задания целевой функции эволюционно-генетический подход является единственным путём получения решения, это даёт дополнительное свидетельство о перспективности использования данного подхода для решения широкого круга прикладных задач оптимизации.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Балыбердин В.А., Белевцев А.М., Степанов О.А.* Оптимизация информационных процессов в автоматизированных системах с распределённой обработкой данных. – М.: Технология, 2002.
2. *Пападимитриу Х., Стайглиц К.* Комбинаторная оптимизация. – М.: Мир, 1985.
3. *Подиновский В.В., Гаврилов В.М.* Оптимизация по последовательно применяемым критериям. – М.: Радио и связь, 1975.

4. *Батищев Д.И.* Генетические алгоритмы решения экстремальных задач. – Воронеж: Изд. ВГТУ, 1995.
5. *Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М.* Генетические алгоритмы. – М: Физматлит, 2006. – 320 с.
7. *Goldberg D.E.* Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. – Addison-Wesley Publishing Company, Inc.1989.

Белевцев Андрей Михайлович

Московский авиационный технологический институт им. К.Э.Циолковского

E-mail: Andrey.Belevtsev@cbossgrup.com

119106, Москва, ул. Смоленская, 7-121

Тел.: +7(495)2417457

Балыбердин Валерий Алексеевич

Центральный научно исследовательский институт министерства обороны Российской Федерации

E-mail: baliberdin@yandex.ru

Иванов Владимир Владимирович

Секция прикладных проблем при Президиуме Российской академии наук

E-mail: Andrey.Belevtsev@cbossgrup.com

Belevtsev Andrey Mihaiylovich

The Moscow aviation institute of technology of a name K. Tsiolkovsky

E-mail: Andrey.Belevtsev@cbossgrup.com

7-121, Smolenskay street, Mockow, 119106, Russia

Phone: +7(495)2417457

Baliberdin Valeriy Alekseevich

E-mail: baliberdin@yandex.ru

Ivanov Vladimir Vladimirovich

Section of applied problems of Russian Academy of Science

E-mail: Andrey.Belevtsev@cbossgrup.com

УДК 004.7:004.811

В.А. Петраков, Д.Н.Богачев

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В МОНИТОРИНГЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ ЦЕНТРОВ

Широкое применение компьютерных сетей в различных сферах деятельности человека и высокие требования по обеспечению надежности их работы обуславливают актуальность задачи мониторинга нагрузки вычислительных узлов и эффективного управления ими.

Компьютерные сети; мониторинг; вычислительные узлы.

V.A. Petrakov, D.N.Bogachev

NEURAL NETWORKS TO MONITOR COMPUTER CENTERS

The wide application of computer networks in various scopes of human activities and high standards on reliability of these networks' performance make monitoring of the computer node load and efficient management a relevant issue. One offered a solution to this problem through using neural networks to assess the current system status and take decisions on managing the node load on the basis of situation forecasts.