Разработка параллельных генетических алгоритмов вещественного кодирования для систем поддержки принятия решений социально-экономического и экологического планирования

А.С. Акопов^{a,b}

E-mail: aakopov@hse.ru

А.Л. Бекларян^{a,b}

E-mail: abeklaryan@hse.ru

М. Тхакур^c

E-mail: manoj@iitmandi.ac.in

Б.Д. Верма^c

E-mail: bhishamdevverma@gmail.com

^a Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
Адрес: 101000, г. Москва, ул. Мясницкая, д. 20

^b Центральный экономико-математический институт, Российская академия наук
Адрес: 117418, г. Москва, Нахимовский проспект, д. 47

^c Индийский технологический институт Манди
Адрес: Индия, 175005, Химачал-Прадеш, Манди

Аннотация

В статье представлен новый подход к проектированию систем поддержки принятия решений социально-экономического и экологического планирования с использованием параллельных генетических алгоритмов вещественного кодирования (RCGA), агрегируемых с имитационными моделями AnyLogic по целевым функционалам. Особенностью данного подхода является использование агентов-процессов, являющихся автономными генетическими алгоритмами, функционирующими синхронно в параллельных потоках, периодически обменивающихся наилучшими потенциальными решениями, что обеспечивает преодоление проблемы застревания генетических алгоритмов в локальных экстремумах и существенно улучшает общую процедуру поиска решений. Также показано, что комбинированное использование различных операторов кроссовера (скрещивания) и мутации существенно повышает временную эффективность RCGA, обеспечивая большее разнообразие популяции потенциальных решений (особей).

В работе используется ряд предложенных операторов кроссовера и мутации, в частности, модифицированный оператор SBX-кроссовера (MSBX) и масштабируемый оператор равномерной мутации (SUM). В результате обеспечивается разбиение пространства поиска решений на малые отрезки равной длины с учетом общего числа взаимодействующих агентов-процессов и максимального числа внутренних итераций, формирующих потенциальные решения посредством селекции, кроссовера и мутации. Подобная функциональная зависимость параметров эвристических операторов от соответствующих процессных характеристик, в совокупности с комбинированным вероятностным использованием различных операторов кроссовера и мутации,

позволяет получить максимальную отдачу от мультипроцессорной архитектуры. В результате вычислительные возможности RCGA при решении оптимизационных задач большой размерности (сотни и тысячи переменных-решений, множественные целевые функционалы) становятся зависимыми только от физических характеристик имеющихся вычислительных кластеров, что позволяет эффективно использовать суперкомпьютерные технологии.

Важным преимуществом предложенной системы является реализованный механизм интеграции предложенного параллельного RCGA (реализованного на C++ и MPI) с системой имитационного моделирования AnyLogic (Java) с использованием технологии JNI. Подобный подход позволяет синтезировать оптимизационные задачи реального мира в системах поддержки принятия решений социально-экономического и экологического планирования, с использованием методов имитационного моделирования, поддерживаемых в системе AnyLogic. В результате обеспечивается эффективное решение задач одноцелевой и многоцелевой оптимизации большой размерности, в которых целевые функционалы являются результатом имитационного моделирования и не могут быть описаны аналитически.

Ключевые слова: генетический алгоритм вещественного кодирования; многоцелевая оптимизация; фронт Парето; имитационное моделирование; AnyLogic.

Цитирование: Акопов А.С., Бекларян А.Л., Тхакур М., Верма Б.Д. Разработка параллельных генетических алгоритмов вещественного кодирования для систем поддержки принятия решений социально-экономического и экологического планирования // Бизнес-информатика. 2019. Т. 13. № 1. С. 33–44.

DOI: 10.17323/1998-0663.2019.1.33.44

Введение

В настоящее время возникает потребность в проектировании систем поддержки принятия решений социально-экономического и экологического планирования, использующих имитационные модели, агрегированные с генетическими оптимизационными алгоритмами, для решения оптимизационных задач большой размерности.

Впервые подобный подход был предложен в работах [1–3], в которых представлен разработанный многоагентный генетический оптимизационный алгоритм MAGAMO, агрегированный по целевым функционалам с имитационной моделью предприятия дистанционной торговли. В работе [1] целевыми функционалами, в частности, являлись накопленная прибыль, размер активной клиентской базы и оборачиваемость запасов. При этом, подобная модель включала пять товарных категорий, шесть городов и три клиентских сегмента, что, с учетом множественных ограничений и временной гранулярности, характеризовало ее как задачу большой размерности.

Отметим, что алгоритм MAGAMO [3] использует динамическое взаимодействие синхронизированных интеллектуальных агентов, каждый из которых является автономным генетическим алгоритмом (ГА), ре-

ализующим внутреннюю процедуру формирования архива недоминируемых по Парето решений, например, SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) [4]. В MAGAMO обеспечивается уменьшение размерности решаемой оптимизационной задачи посредством разбиения исходного набора переменных-решений на небольшие группы с их последующим распределением между агентами-процессами (автономными ГА) с целью минимизации размерности локальных популяций и числа необходимых (достаточно ресурсоемких) пересчетов значений фитнес-функций соответственно. Алгоритм MAGAMO был ранее использован, в частности, для рационального управления экологической модернизацией предприятий, являющихся стационарными источниками вредных выбросов [5], для определения наилучших геолого-технических мероприятий на скважинах [6] и др. В работе [7] была предложена некоторая модификация данного эвристического алгоритма, посредством включения адаптивного механизма улучшения значений параметров ГА на индивидуальном уровне агентов-процессов в зависимости от результатов оптимизации (значений минимизируемых целевых функций, скорости сходимости, значения метрики гипербольема для фронта Парето и др.).

Вместе с тем, существенным недостатком MAGAMO является использование механизма би-

нарного кодирования значений переменных-решений, что обуславливает применение классических операторов одноточечного и двухточечного кроссовера, а также инверсионной (бинарной) мутации. В результате принципиально ухудшается временная эффективность алгоритма в случае необходимости поиска решений в непрерывном пространстве большой размерности, т.е. когда заданы широкие диапазоны допустимых значений для переменных-решений (например, $[-100, 100]$), и имеются повышенные требования к точности вычислений (когда число разрядов мантииссы – 2 и более). Другая проблема состоит в слабой взаимной интегрируемости агентов-процессов в MAGAMO и необходимости синхронизации их состояний (репликации значений переменных-решений между процессами) на каждой итерации ГА, что существенно снижает эффективность распараллеливания процессов.

Поэтому требуется создание принципиально нового параллельного генетического алгоритма, использующего механизм вещественного кодирования, т.е. относящегося к классу RCGA-алгоритмов (real-coded genetic algorithms) [8], основанного на применении новых эвристических операторов соответствующего типа и обеспечивающего механизм периодического обмена наилучшими потенциальными решениями между агентами-процессами.

Цель данной статьи состоит в разработке многоагентного параллельного генетического алгоритма вещественного кодирования для решения задач многоцелевой оптимизации (MA-RCGA-MO), агрегированного по целевым функционалам с имитационными моделями AnyLogic, для решения оптимизационных задач большой размерности в системах поддержки принятия решения социально-экономического и экологического планирования.

Отметим, что выбор системы AnyLogic в основном обусловлен такими важными преимуществами данной платформы, как поддержка методов системной динамики, дискретно-событийного и агентного моделирования в рамках одной модели [9]. Это позволяет проектировать системы поддержки принятия решений, требующие разработку и использование сложных имитационных моделей. Примерами могут служить системы рационального управления эколого-экономическими системами [10–13], моделирования и оптимизации портфеля инвестиционных проектов вертикально интегрированной нефтяной компании [14–15], оптимального распределения потока кредитных заявок в Межрегиональном центре андеррайтинга крупного банка [16], управления по-

ведением интеллектуальных агентов-спасателей при моделировании поведения толпы в условиях чрезвычайных ситуаций [17–18] и др.

1. Многоагентный параллельный генетический алгоритм вещественного кодирования

В настоящее время имеется ряд известных работ по генетическим оптимизационным алгоритмам, предназначенным для решения задач многокритериальной оптимизации. Среди наиболее часто используемых методов следует выделить алгоритмы SPEA2 [4], MOEA/D (многоцелевой ГА основанный на декомпозиции) [19], NSGA-II и NSGA-III (многоцелевой ГА основанный на недоминируемой сортировке) [20, 21] и некоторые другие. Также известно применение агентного моделирования для реализации ГА. В частности, следует отметить алгоритм MAGA [22], предназначенный для решения оптимизационных задач большой размерности. Несмотря на многочисленные преимущества существующих ГА, большинство из них используют механизм бинарного кодирования значений переменных-решений, что приводит к существенному снижению временной эффективности при поиске решений в непрерывном пространстве большой размерности. Соответственно, это ограничивает возможности применения подобных ГА при проектировании систем поддержки принятия решений, основанных на имитационном моделировании поведения сложных объектов. С целью преодоления этих трудностей предлагается новый многоагентный параллельный генетический алгоритм вещественного кодирования, предназначенный для решения задач многокритериальной оптимизации большой размерности.

Отличительными особенностями предлагаемого алгоритма являются:

- ♦ использование известных операторов кроссовера и мутации, предназначенных для генетических алгоритмов вещественного кодирования (RCGA), таких как SBX-кроссовер (simulated binary crossover) [23], Лаплас-кроссовер (LX) [24], степенная мутация (PM) [25] и др.;

- ♦ применение новых (модифицированных) эвристических операторов кроссовера и мутации, характеристики которых функционально зависят от номера ассоциированного агента-процесса (т.е. процесса в котором они выполняются). Это позволяет существенно повысить их эффективность, в частности, достичь лучшего разнообразия потенциаль-

ных решений, обеспечить разбиение (квантование) диапазонов поиска на большее число интервалов и, таким образом, максимально использовать возможности мультикластерной (мультипроцессорной) вычислительной системы для повышения временной эффективности ГА;

♦ комбинированное использование различных эвристических операторов (как существующих, так и предложенных) на индивидуальном уровне взаимодействующих агентов-процессов для формирования новых потенциальных решений (особей-потомков);

♦ добавление внутренних итераций в ГА, обеспечивающих генерацию большего числа особей-потомков и потенциальных решений соответственно;

♦ обеспечение механизма периодического обмена наилучшими потенциальными решениями между агентами-процессами с целью недопущения застревания ГА в локальных экстремумах и обеспечения приемлемой скорости эволюции популяции для задач большой размерности.

Перейдем к формальному описанию разработанного многоагентного параллельного генетического алгоритма вещественного кодирования.

Введем следующие обозначения:

$i = 1, 2, \dots, n$ — индекс переменных-решений, определяющих значения целевых функционалов;

$\{p_{i1}, p_{i2}\}$ — пара родительских переменных-решений (особей), формируемых в результате процедуры селекции (например, с помощью турнирной селекции) для всех i -х переменных-решений ($i = 1, 2, \dots, n$);

$\{\hat{x}_{i1}, \hat{x}_{i2}\}$ — пара потомков (offsprings), формируемых родительскими особями для всех i -х переменных-решений ($i = 1, 2, \dots, n$);

$u(a, b), l(a, b), s(a, b)$ — случайные числа, равномерно распределенные на отрезке $[a, b]$;

$k = 1, 2, \dots, K$ — индекс параллельных агентов-процессов (ГА), где K — максимально возможное число агентов-процессов в параллельном ГА;

$g_k = 1, 2, \dots, G_k$ — индекс внутренних итераций, принадлежащих k -м агентам-процессам.

Для параллельного ГА с вещественным кодированием предлагаются следующие новые эвристические операторы:

♦ **модифицированный SBX-кроссовер (MSBX)**, обеспечивающий формирование потенциальных решений в непрерывном пространстве поиска:

$$\eta = 2^{-1} \left(2^{-u(0,1)} \right)^{N-1}, \quad \kappa = \eta - 1, \quad (1)$$

$$\hat{x}_{i1} = \eta p_{i1} + \kappa p_{i2}, \quad (2)$$

$$\hat{x}_{i2} = \kappa p_{i1} + \eta p_{i2}, \quad (3)$$

$$p_{i1}, p_{i2} \in [a_i, b_i], p_{i1} \neq p_{i2}, \quad (4)$$

$$N = g_k + 2, \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, K, g_k = 1, 2, \dots, G_k,$$

где η, κ — коэффициенты (параметры кроссовера), N — параметр, имитирующий количество разрядов в ГА с бинарным кодированием ($N \in [2, G_k]$);

♦ **модифицированный дискретный SBX-кроссовер (DMSBX)**, обеспечивающий формирование потенциальных решений в дискретном пространстве поиска:

$$\hat{x}_{i1} = \lfloor \eta p_{i1} + \kappa p_{i2} + 0,5 \rfloor, \quad (6)$$

$$\hat{x}_{i2} = \lfloor \kappa p_{i1} + \eta p_{i2} + 0,5 \rfloor, \quad (7)$$

$$p_{i1}, p_{i2} \in [a_i, b_i], p_{i1} \neq p_{i2}, \quad (8)$$

$$i = 1, 2, \dots, n.$$

♦ **масштабируемый оператор равномерной мутации (scalable uniform mutation, SUM)**, обеспечивающий разбиение (квантование) диапазонов допустимых решений на равномерные интервалы, с целью получения потенциальных решений вне области локальных экстремумов:

$$\tilde{a}_i = a_i + \frac{(b_i - a_i)}{G_k \times K} g \cdot k, \quad \tilde{b}_i = \tilde{a}_i + \frac{(b_i - a_i)}{G_k \times K}, \quad (9)$$

$$\hat{x}_{i1} = l(\tilde{a}_i, \tilde{b}_i), \quad \hat{x}_{i2} = s(\tilde{a}_i, \tilde{b}_i), \quad (10)$$

$$i = 1, 2, \dots, n, g_k = 1, 2, \dots, G_k, k = 1, 2, \dots, K.$$

Отметим, что все рассмотренные эвристические операторы выполняются с заданной вероятностью. При этом вероятность выполнения оператора кроссовера на каждой итерации ГА близка к единице (т.е. кроссовер является наиболее важным оператором ГА с вещественным кодированием). Что касается вероятности выполнения оператора мутации, то она выбирается с учетом рельефа целевых функций решаемой задачи и, как правило, находится в диапазоне $[0,001, 0,1]$ при минимизации целевых функций, имеющих относительно простой рельеф, и в диапазоне $[0,1, 0,5]$ при минимизации сложных целевых функций с множественными локальными экстремумами, находящимися вблизи глобального оптимума.

Пусть

$t_k = 1, 2, \dots, T_k$ — индекс внешних итераций k -го

агента-процесса (ГА), где T_k — количество итераций;

$g_k = 1, 2, \dots, G_k$ — индекс внутренних итераций k -го агента-процесса (ГА), где G_k — число внутренних итераций;

$\{LX, SBX, MSBX, DMSBX\}$ — набор возможных операторов кроссовера, выбираемых с равной вероятностью на каждом t_k -м шаге ГА, где LX — Лаплас-кроссовер, SBX — классический SBX-кроссовер, MSBX — модифицированный SBX-кроссовер, DMSBX — модифицированный дискретный SBX-кроссовер;

$\{PM, UM, DUM, SUM\}$ — набор возможных операторов мутации, выбираемых с равной вероятностью на каждом t_k -м шаге ГА, где PM — оператор степенной мутации (power mutation), UM — классический оператор равномерной мутации, DUM — дискретный оператор равномерной мутации, SUM — масштабируемый оператор равномерной мутации;

ω — периодичность (частота) обмена наилучшими потенциальными решениями между всеми k -ми агентами-процессами ($k = 1, 2, \dots, K$).

Тогда укрупненную блок-схему предлагаемого многоагентного параллельного ГА с вещественным кодированием (multiagent real coded genetic algorithm for multi-objective optimization, MA-RCGA-MO) можно представить в следующем виде (рисунок 1).

Отметим, что предложенный ГА реализуется для каждого параллельного агента-процесса, который периодически обменивается наилучшими (недоминируемыми по Парето) потенциальными решениями через глобальный архив со всеми другими агентами-процессами. Подобный подход позволяет существенно увеличить скорость поиска оптимальных по Парето решений и преодолеть проблему преждевременной сходимости, связанную с частым застреванием ГА в локальных экстремумах. На рисунке 2 представлена укрупненная архитектура разработанной системы поддержки принятия решений, в которой имитационные модели AnyLogic, интегрированы с разработанным генетическим алгоритмом MA-RCGA-MO. Алгоритм реализован на языке программирования C++ с использованием технологии MPI (Message Passing Interface), позволяющей обеспечить эффективную процедуру информационного обмена между всеми агентами-процессами. Для визуализации работы ГА можно использовать различные инструменты (например, кар-

ты ГИС, графики, таблицы и др.), обеспечивающие отображение результатов вычислений, предварительно сохраненных в базе данных системы (Oracle).

Важным преимуществом предложенной архитектуры является интегрируемость разработанного параллельного ГА с имитационными моделями AnyLogic (реализуемыми на языке Java) с использованием технологии JNI (Java Native Interface). Отметим, что в настоящее время имеются технологии распараллеливания программ на Java, например, MPI¹ которые также можно также применять к моделям AnyLogic. Однако при решении оптимизационных задач большой размерности наиболее критичным фактором является производительность соответствующих вычислительных процедур, существенное улучшение которой можно достичь только при использовании C++ и MPI.

2. Пример практической реализации системы поддержки принятия решений

Рассмотрим пример реализации системы поддержки принятия решений для задач эколого-экономического планирования, связанного с рациональным озеленением города. Ранее нами была разработана агентно-ориентированная имитационная модель распространения выбросов вредных веществ в городе (в системе AnyLogic) на примере г. Ереван, Республика Армения [10]. Первоначально для поиска наилучших решений в данной модели использовался параллельный генетический алгоритм с бинарным кодированием, что требовало существенных временных затрат для формирования подмножества оптимальных по Парето решений (несколько часов итерационных вычислений) на сервере HP ProLiant DL 380 GB с двумя 6 ядерными процессорами Intel Xeon CPU E5645, 2.4GHz и 64GB ОЗУ, вследствие большой размерности решаемой оптимизационной задачи.

Отметим, что в данной имитационной модели было выделено два минимизируемых целевых функционала — среднесуточная концентрация вредных выбросов, оцениваемая в защищаемых городских районах (в частности, в зонах расположения детских садов), а также бюджет на озеленение города с целью обеспечения естественной защиты социально значимых объектов (например, детских садов) от вредных выбросов, производимых предприятиями и транспортом. При этом предварительно было отобрано 111 детских садов, которые должны быть

¹ <http://www.mpjexpress.org/>

Рис. 1. Блок-схема разработанного многоагентного параллельного ГА с вещественным кодированием

защищены деревьями на индивидуальном уровне с учетом вариативности таких параметров как тип деревьев (например, тополь, клен, дуб, ель, вяз), расстояние между кластерами деревьев (от 5 до 60 метров), радиус зоны посадки (от 30 до 100 метров) и геометрия посадки деревьев вокруг детских садов

(например, простая окружность, арифметическая спираль, двойная окружность и др.).

В результате применения разработанного многоагентного параллельного генетического алгоритма с вещественным кодированием (МА-RCGA-МО) удалось принципиально улучшить временную эф-

Рис. 2. Укрупненная архитектура системы поддержки принятия решений социально-экономического и экологического планирования

фективность процедуры поиска оптимальных решений для рассматриваемой задачи сложной эколого-экономической системы города. С помощью МА–RCGA–МО за полиномиальное время был найден сценарий, обеспечивающий почти четырехкратное сокращение концентрации вредных выбросов в атмосфере в защищаемых городских районах при допустимом уровне затрат на озеленение. Результаты оптимизации, предварительно сохраненные в СУБД Oracle, были визуализированы на карте г. Ереван с использованием системы AnyLogic (рисунок 3).

Заключение

В данной работе был представлен новый многоагентный параллельный генетический алгоритм вещественного кодирования МА–RCGA–МО, обеспечивавший эффективную процедуру поиска оптимальных по Парето решений в многокритериальных оптимизационных задачах большой размерности.

Отличительной особенностью предложенного генетического алгоритма является применение новых эвристических операторов кроссовера и мутации, характеристики которых функционально зависят от номера ассоциированного агента-процесса, а также обеспечение механизма периодического обмена наилучшими потенциальными решениями между агентами-процессами с целью недопущения преждевременной сходимости (вызванной потенциальным застреванием ГА в локальных экстремумах) и увеличения скорости поиска оптимальных решений.

Важным преимуществом предложенного ГА, является его интегрируемость с имитационными моделями AnyLogic по целевым функционалам. При этом для реализации многоагентного ГА используются язык программирования C++, технология MPI, обеспечивающая эффективную процедуру периодического обмена наилучшими потенциальными решениями, и технология JNI, обеспечивающая возможность интеграции ГА с моделями AnyLogic.

Рис. 3. Визуализация результатов минимизации вредных выбросов в городе с использованием предложенного генетического алгоритма

В дальнейшем планируется реализация различных подходов к формированию оптимальных по Парето решений (например, NSGA-III) для разработанного многоагентного параллельного генетического алгоритма с проведением исследований эффективности соответствующих модификаций. Также перспективным является реализация многоагентного генетического алгоритма с использованием технологии CUDA (Compute Unified Device Architecture). ■

Благодарности

Работа поддержана Российским фондом фундаментальных исследований (грант № 18–51–45001), а также Департаментом науки и технологии Правительства Индии (Проект № INT/RUS/RFBR/305).

Литература

- Хивинцев М.А., Акопов А.С. Применение многоагентного генетического алгоритма для поиска оптимальных стратегических и оперативных решений // Бизнес-информатика. 2014. № 1 (27). С. 23–33.
- Хивинцев М.А., Акопов А.С. Распределенная эволюционная сеть для решения многокритериальных оптимизационных задач в системах имитационного моделирования // Бизнес-информатика. 2013. № 3 (25). С. 34–40.
- Akopov A.S., Nevencev M.A. A multi-agent genetic algorithm for multi-objective optimization // Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Manchester, UK, 13–16 October 2013. P. 1391–1395.
- Bleuer S., Brack M., Thiele L., Zitzler E. Multiobjective genetic programming: Reducing bloat by using SPEA 2 // Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (CES–2001). Seoul, South Korea, 27–30 May 2001. Vol. 1. P. 536–543.
- Akopov A.S., Beklaryan L.A., Saghatelian A.K. Agent-based modelling for ecological economics: A case study of the Republic of Armenia // Ecological Modelling. 2017. Vol. 346. P. 99–118.
- Акопов А.С., Бекларян А.Л., Фомин А.В., Хачатрян Н.К. Система прогнозирования динамики добычи нефти с использованием имитационного моделирования // Информационные технологии. 2017. Т. 23. № 6. С. 431–436.
- Акопов А.С., Бекларян А.Л., Хачатрян Н.К., Фомин А.В. Разработка адаптивного генетического оптимизационного алгоритма с использованием методов агентного моделирования // Информационные технологии. 2018. Т. 24. № 5. С. 321–329.
- Herrera F., Lozano M., Verdegay J.L. Tackling real-coded genetic algorithms: operators and tools for the behaviour analysis // Artificial Intelligence Review. 1998. Vol. 12. No 4. P. 265–319.
- Акопов А.С. Имитационное моделирование. М.: Юрайт, 2014.

10. Акопов А.С., Бекларян Г.Л., Бекларян Л.А. Агентное моделирование эколого-экономической системы города (на примере г. Ереван, Республика Армения) // Искусственные общества. 2017. Т. 12. № 3–4. [Электронный ресурс]: <https://artsoc.jes.ru/s207751800000109-8-1> (дата обращения 01.09.2018).
11. Акопов А.С., Бекларян А.Л., Бекларян Л.А., Сагателян А.К. Моделирование региональной эколого-экономической системы с механизмом государственного регулирования на примере Республики Армения // Экономическая наука современной России. 2016. Т. 72. № 1. С. 109–119.
12. Beklaryan L.A., Akopov A.S., Beklaryan A.L., Saghatelian A.K. Agent-based simulation modelling for regional ecological-economic systems. A case study of the Republic of Armenia // Journal of Machine Learning and Data Analysis. 2016. Vol. 2. No 1. P. 104–115.
13. Акопов А.С., Бекларян Л.А., Бекларян А.Л., Сагателян А.К. Укрупненная модель эколого-экономической системы на примере Республики Армения // Компьютерные исследования и моделирование. 2014. Т. 6. № 4. С. 621–631.
14. Akopov A.S. Parallel genetic algorithm with fading selection // International Journal of Computer Applications in Technology. 2014. Vol. 49. No 3/4. P. 325–331.
15. Akopov A.S. Designing of integrated system-dynamics models for an oil company // International Journal of Computer Applications in Technology. 2012. Vol. 45. No 4. P. 220–230.
16. Бекларян А.Л., Акопов А.С. Имитационная модель оптимального распределения потока кредитных заявок для межрегионального центра андеррайтинга коммерческого банка // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2018. № 11 (173). С. 46–56.
17. Akopov A.S., Beklaryan L.A. An agent model of crowd behavior in emergencies // Automation and Remote Control. 2015. Vol. 76. No 10. P. 1817–1827.
18. Beklaryan A.L., Akopov A.S. Simulation of agent-rescuer behaviour in emergency based on modified fuzzy clustering // Proceedings of the 2016 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2016). Singapore, 9–13 May 2016. P. 1275–1276.
19. Zhang Q., Liu W., Li H. The performance of a new version of MOEA/D on CEC09 unconstrained MOP test instances // Proceedings of the 2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2009). Trondheim, Norway, 18–21 May 2009. P. 203–208.
20. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. A fast elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2000. Vol. 6. No 2. P. 182–197.
21. Jain H., Deb K. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach. Part II: Handling constraints and extending to an adaptive approach // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2014. Vol. 18. No 4. P. 602–622.
22. Zhong W., Liu J., Xue M., Jiao L. A multiagent genetic algorithm for global numerical optimization // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part B (Cybernetics). 2004. Vol. 34. No 2. P. 1128–1141.
23. Deb K., Kumar A. Realcoded genetic algorithms with simulated binary crossover: Studies on multimodal and multiobjective problems // Complex Systems. 1995. Vol. 9. No 6. P. 431–454.
24. Deep K., Thakur M. A new crossover operator for real coded genetic algorithms // Applied Mathematics and Computation. 2007. Vol. 188. No 1. P. 895–911.
25. Deep K., Thakur M. A new mutation operator for real coded genetic algorithms // Applied Mathematics and Computation. 2007. Vol. 193. No 1. P. 211–230.

Об авторах

Акопов Андраник Сумбатович

доктор технических наук;

профессор кафедры бизнес-аналитики, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», 101000, г. Москва, ул. Мясницкая, д. 20;

главный научный сотрудник лаборатории динамических моделей экономики и оптимизации,

Центральный экономико-математический институт, Российская академия наук, 117418, г. Москва, Нахимовский проспект, д. 47;

E-mail: aakopov@hse.ru

Бекларян Армен Левонович

кандидат технических наук;

доцент кафедры бизнес-аналитики, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», 101000, г. Москва, ул. Мясницкая, д. 20;

старший научный сотрудник лаборатории социального моделирования, Центральный экономико-математический институт, Российская академия наук, 117418, г. Москва, Нахимовский проспект, д. 47;

E-mail: abeklaryan@hse.ru

Маной Тхакур

PhD;

ассоциированный профессор, Школа фундаментальных наук, Индийский технологический институт Манди, Индия, 175005, Химачал-Прадеш, Манди;

E-mail: manoj@iitmandi.ac.in

Бхишам Дев Верма

аспирант, Школа фундаментальных наук, Индийский технологический институт Манди, Индия, 175005, Химачал-Прадеш, Манди;

E-mail: bhishamdevverma@gmail.com

Developing parallel real-coded genetic algorithms for decision-making systems of socio-ecological and economic planning

Andranik S. Akopov^{a,b}

E-mail: aakopov@hse.ru

Armen L. Beklaryan^{a,b}

E-mail: abeklaryan@hse.ru

Manoj Thakur^c

E-mail: manoj@iitmandi.ac.in

Bhisham Dev Verma^c

E-mail: bhishamdevverma@gmail.com

^a National Research University Higher School of Economics
Address: 20, Myasnitskaya Street, Moscow 101000, Russia

^b Central Economics and Mathematics Institute, Russian Academy of Sciences
Address: 47, Nakhimovsky Prospect, Moscow 117418, Russia

^c Indian Institute of Technology Mandi
Address: Mandi, Himachal Pradesh 175005, India

Abstract

This article presents a new approach to designing decision-making systems for socio-economic and ecological planning using parallel real-coded genetic algorithms (RCGAs), aggregated with simulation models by objective functions. A feature of this approach is the use of special agent-processes, which are autonomous genetic algorithms (GAs) acting synchronously in parallel streams and exchanging periodically by the best potential decisions. This allows us to overcome the premature convergence problem in local extremums. In addition, it was shown that the combined use of different crossover and mutation operators significantly improves the time efficiency of RCGAs, as well as the quality of the decisions obtained (proximity to optimum), providing a more diverse population of potential decisions (individuals).

In this paper, several suggested crossover and mutation operators are used, in particular, a modified simulated binary crossover (MSBX) and scalable uniform mutation operator (SUM), which is based on quantization of the feasible region of the search space (dividing the feasible region on small subranges with equal lengths) while taking into account the common amount of interacting agent-processes and the maximum number of internal iterations of GAs forming potential decisions through selection, crossover and mutation. Such a functional dependence of the parameters of heuristic operators on the corresponding process characteristics, aggregated with the combined probabilistic use of various crossover and mutation operators, makes it possible to get maximum effect from the multi-processes architecture. As a result, the computational possibilities of RCGAs for solving large-scale optimization problems (hundreds and thousands of decision variables, multiple objective functions) become dependent only on the physical characteristics of the existing computing clusters. This makes it possible to efficiently use supercomputer technologies.

An important advantage of the proposed system is the implemented integration between the developed parallel RCGA (implemented in C++ and MPI) and the simulation modelling system AnyLogic (Java) using JNI technology. Such an approach allows one to synthesize real world optimization problems in decision-making systems of socio-economic and ecological planning, using simulation methods supported by AnyLogic. The result is an effective solution to single-objective and multi-objective optimization tasks of large dimension, in which the objective functionals are the result of simulation modeling and cannot be obtained analytically.

Key words: real-coded genetic algorithms; multi-objective optimization; Pareto front; simulation modeling; AnyLogic.

Citation: Akopov A.S., Beklaryan A.L., Thakur M., Verma B.D. (2019) Developing parallel real-coded genetic algorithms for decision-making systems of socio-ecological and economic planning. *Business Informatics*, vol. 13, no 1, pp. 33–44

DOI: 10.17323/1998-0663.2019.1.33.44

References

1. Khivintcev M.A., Akopov A.S. (2014) Application of multi-agent genetic algorithm for search of optimum strategic and operational decisions. *Business Informatics*, no 1 (27), pp. 23–33 (in Russian).
2. Khivintcev M.A., Akopov A.S. (2013) Distributed evolutionary network for the solution of multi-objective optimizing problems in simulation systems. *Business Informatics*, no 3 (25), pp. 34–40 (in Russian).
3. Akopov A.S., Hevencev M.A. (2013) A multi-agent genetic algorithm for multi-objective optimization. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Manchester, UK, 13–16 October 2013, pp. 1391–1395.
4. Bleuer S., Brack M., Thiele L., Zitzler E. (2001) Multiobjective genetic programming: Reducing bloat by using SPEA 2. Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (CES–2001). Seoul, South Korea, 27–30 May 2001, vol. 1, pp. 536–543.
5. Akopov A.S., Beklaryan L.A., Saghatelian A.K. (2017) Agent-based modelling for ecological economics: A case study of the Republic of Armenia. *Ecological Modelling*, vol. 346, pp. 99–118.
6. Akopov A.S., Beklaryan A.L., Khachatryan N.K., Fomin A.V. (2017) The forecasting system dynamics of oil production using simulation modeling. *Information Technologies*, vol. 23, no 6, pp. 431–436 (in Russian).
7. Akopov A.S., Beklaryan A.L., Khachatryan N.K., Fomin A.V. (2018) Development of an adaptive genetic optimization algorithm using agent modeling methods]. *Information Technologies*, vol. 24, no 5, pp. 321–329 (in Russian).
8. Herrera F., Lozano M., Verdegay J.L. (1998) Tackling real-coded genetic algorithms: operators and tools for the behaviour analysis. *Artificial Intelligence Review*, vol. 12, no 4, pp. 265–319.
9. Akopov A.S. (2014) *Simulation modeling*. Moscow: Urait (in Russian).
10. Akopov A.S., Beklaryan G.L., Beklaryan L.A. (2017) Agent-based modelling for ecological-economics system of a city (on example of Yerevan, Republic of Armenia). *Artificial Societies*, vol. 12, no 3–4. Available at: <https://artsoc.jes.su/s207751800000109-8-1> (accessed 01 September 2018) (in Russian).
11. Akopov A.S., Beklaryan A.L., Beklaryan L.A., Saghatelian A.K. (2016) Modelling the regional ecological-economic system with the mechanism of the government regulation for the case study of the Republic of Armenia. *Economics of Contemporary Russia*, vol. 72, no 1, pp. 109–119 (in Russian).
12. Beklaryan L.A., Akopov A.S., Beklaryan A.L., Saghatelian A.K. (2016) Agent-based simulation modelling for regional ecological-economic systems. A case study of the Republic of Armenia. *Journal of Machine Learning and Data Analysis*, vol. 2, no 1, pp. 104–115.
13. Akopov A.S., Beklaryan L.A., Beklaryan A.L., Saghatelian A.K. (2014) The integrated model of eco-economic system on the example of the Republic of Armenia. *Computer Research and Modeling*, vol. 6, no 4, pp. 621–631 (in Russian).
14. Akopov A.S. (2014) Parallel genetic algorithm with fading selection. *International Journal of Computer Applications in Technology*, vol. 49, no 3/4, pp. 325–331.
15. Akopov A.S. (2012) Designing of integrated system-dynamics models for an oil company. *International Journal of Computer Applications in Technology*, vol. 45, no 4, pp. 220–230.
16. Beklaryan A.L., Akopov A.S. (2018) Simulation model of the optimal allocation of credit applications for interregional underwriting center of a commercial bank. *Vestnik komp'uternykh i informatsionnykh tekhnologii*, no 11, pp. 45–56 (in Russian).
17. Akopov A.S., Beklaryan L.A. (2015) An agent model of crowd behavior in emergencies. *Automation and Remote Control*, vol. 76, no 10, pp. 1817–1827.
18. Beklaryan A.L., Akopov A.S. (2016) Simulation of agent-rescuer behaviour in emergency based on modified fuzzy clustering. Proceedings of the 2016 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2016). Singapore, 9–13 May 2016, pp. 1275–1276.
19. Zhang Q., Liu W., Li H. (2009) The performance of a new version of MOEA/D on CEC09 unconstrained MOP test instances. Proceedings of the 2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2009). Trondheim, Norway, 18–21 May 2009, pp. 203–208.
20. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. (2000) A fast elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, no 2, pp. 182–197.
21. Jain H., Deb K. (2014) An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach. Part II: Handling constraints and extending to an adaptive approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 18, no 4, pp. 602–622.
22. Zhong W, Liu J, Xue M., Jiao L. (2004) A multiagent genetic algorithm for global numerical optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part B (Cybernetics)*, vol. 34, no 2, pp. 1128–1141.
23. Deb K., Kumar A. (1995) Realcoded genetic algorithms with simulated binary crossover: Studies on multimodal and multiobjective problems. *Complex Systems*, vol. 9, no 6, pp. 431–454.
24. Deep K., Thakur M. (2007) A new crossover operator for real coded genetic algorithms. *Applied Mathematics and Computation*, vol. 188, no 1, pp. 895–911.
25. Deep K., Thakur M. (2007) A new mutation operator for real coded genetic algorithms. *Applied Mathematics and Computation*, vol. 193, no 1, pp. 211–230.

About the authors

Andranik S. Akopov

Dr. Sci. (Tech.);

Professor, Department of Business Analytics, National Research University Higher School of Economics,
20, Myasnitskaya Street, Moscow 101000, Russia;

Chief Researcher, Laboratory of Dynamic Models of Economy and Optimization, Central Economics and Mathematics Institute,
Russian Academy of Sciences, 47, Nakhimovsky Prospect, Moscow 117418, Russia;

E-mail: aakopov@hse.ru

Armen L. Beklaryan

Cand. Sci. (Tech.);

Associate Professor, Department of Business Analytics, National Research University Higher School of Economics,
20, Myasnitskaya Street, Moscow 101000, Russia;

Senior Researcher, Laboratory of Social Modeling, Central Economics and Mathematics Institute, Russian Academy of Sciences,
47, Nakhimovsky Prospect, Moscow 117418, Russia;

E-mail: abeklaryan@hse.ru

Manoj Thakur

PhD;

Associate Professor, School of Basic Sciences, Indian Institute of Technology Mandi, Mandi, Himachal Pradesh 175005, India;

E-mail: manoj@iitmandi.ac.in

Bhisham Dev Verma

Doctoral Student, School of Basic Sciences, Indian Institute of Technology Mandi, Mandi, Himachal Pradesh 175005, India;

E-mail: bhishamdevverma@gmail.com