

## ИНФОРМАЦИОННОЕ, МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ

УДК 004.896

[https://doi.org/10.18503/2311-8318-2018-3\(40\)-63-69](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2018-3(40)-63-69)

Торчинский В.Е., Сибилева Н.С., Логунова О.С.

Магнитогорский государственный технический университет им. Г.И. Носова

## ОСОБЕННОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИОННОЙ ЗАДАЧИ О СТРУКТУРЕ ШИХТОВЫХ МАТЕРИАЛОВ ДУГОВОЙ СТАЛЕПЛАВИЛЬНОЙ ПЕЧИ

В статье представлена модификация классического генетического алгоритма и показано его применение для решения задачи многокритериальной оптимизации структуры шихтовых материалов для дуговой сталеплавильной печи. Целью исследования является определение эффективных алгоритмов для решения оптимизационной задачи о структуре шихтовых материалов для дуговой сталеплавильной печи. Целевыми функциями в рассматриваемой многокритериальной оптимизационной задаче являются содержания остаточных элементов в стали, таких как хром, никель и медь. Искомая величина – кортеж, определяющий доленое участие составляющих шихты дуговой сталеплавильной печи. При проведении исследований стояли следующие цели: постановка многокритериальной оптимизационной задачи, которая для решения с помощью модифицированного генетического алгоритма приводится к однокритериальному виду с использованием метода свертки критериев с заданными весовыми коэффициентами; модификация классического генетического алгоритма на основе ввода этапа улучшения особи; выбор фитнес-функции для ведения поиска решений в недопустимых областях; определение порядка перехода от модифицированного генетического алгоритма к классическому. При проведении исследований использованы: метод свертки критериев для преобразования многокритериальной задачи оптимизации к однокритериальному виду, классический и модифицированный генетические алгоритмы, метод штрафных функций. Предлагаемая модификация классического генетического алгоритма позволила добиться устойчивого процесса сходимости на первых этапах вычислительного процесса. Композиционное сочетание классического и модифицированного генетического алгоритма позволяет достичь решения оптимизационной задачи о структуре шихтовых материалов дуговой сталеплавильной печи с заданной точностью не более чем за 30 итераций.

**Ключевые слова:** генетический алгоритм, улучшение особи, структура шихтовых материалов, дуговая сталеплавильная печь, оптимизационная задача.

## ВВЕДЕНИЕ

Современное металлургическое производство, имеющее сложную структуру и прогнозирование качества готовой продукции, невозможно без использования информационного и математического обеспечения на основе результатов системного анализа и математического моделирования [1]. Комплекс дуговых сталеплавильных печей (ДСП) является одной из составных частей этой структуры. Особенность его – высокое энергопотребление, которое отчасти зависит от структуры, используемых шихтовых материалов.

Известны технологии функционирования дуговых сталеплавильных печей, для которых:

– выполняется оптимизация режимов работы горелок при расплавлении металлического лома для минимизации потерь тепла на панели с водяным охлаждением [2, 3];

– применяются усовершенствованные системы автоматического управления электрическим режимом ДСП с функцией диагностики стадий плавки на основе информации о гармоническом составе токов дуг, обеспечивающей своевременное изменение электрических режимов в процессе расплавления металлошихты, системы автоматического управления перемещением электродов ДСП с нелинейным адаптивным регулятором импеданса, обеспечивающей снижение колебаний токов дуг и повышение устойчивости процесса плавки [4, 5];

– выполняется комбинирование и согласование

режимов на технологической линии выплавки, внепечной обработки и разлива стали [6, 7];

– выполняется построение многокритериальной задачи оптимизации выбора структуры шихтовых материалов для дуговой сталеплавильной печи с целью достижения минимальных затрат электроэнергии на период работы дуги под током [8, 9].

Технологические параметры на каждом этапе получения стали определяют режимы функционирования последующих агрегатов, работа которых также может быть спрогнозирована на основе математического моделирования [10-13]. Одним из перспективных направлений моделирования являются эволюционные методы.

В настоящее время эволюционные вычисления используются в качестве адаптивных алгоритмов для решения практических задач и как вычислительная модель эволюции естественных систем. Алгоритмы широко используются не только для прогнозирования развития финансовых рынков, инвестиций, для оценки и выбора (суб)оптимальных параметров моделей большой размерности [14, 15, 18], для решения NP-полных комбинаторных задач [15-17], в системах извлечения знаний из больших баз данных (Data mining) [19], но и значений параметров технологических процессов. Следует отметить, что для задач, в которых решение не может быть найдено, другими, более простыми методами, генетические алгоритмы позволяют найти оптимальные или близкие к ним решения. При этом объем вычислений может оказаться большим, но скорость, с которой он растет при увеличении размерности задачи, обычно меньше, чем у остальных известных методов.

В настоящей работе представлена модификация классического генетического алгоритма и приведено его применение для оптимизационной задачи о структуре шихтовых материалов ДСП с целью получения минимального содержания остаточных элементов в стали, таких как хром, никель, медь и т.п.

МЕТОДИКА

**Постановка задачи оптимизации о структуре шихтовых материалов**

Для получения стали в ДСП с химическим составом из заданных диапазонов требуется выполнить определение состава шихтовых материалов, которые могут включать в себя металлических лом, жидкий и твердый чугун, горячеприкатанное железо и другие альтернативные материалы. В большей степени химический состав стали, выплавленной в ДСП, определяет структура металлического лома, с которым вносятся элементы трудноудаляемые или неудаляемые на последующие этапах обработки стали. К таким элементам относятся хром, никель и медь.

Для построения математической модели введем обозначения независимых переменных и функций. Пусть общий объем металлического лома  $m_l$  формируется на основе  $n$  структурных частей, каждая из которых имеет массу  $m_j$ , где  $j=1, 2, \dots, n$ . Каждая структурная часть вносит соответствующую долю  $d_{ij}$  химических элементов, где  $i=1, 2, 3$  и  $j=1, 2, \dots, n$ . При этом  $i=1$  соответствует доле хрома,  $i=2$  – никеля и  $i=3$  – меди в общей массе лома. Масса остаточных элементов определяется переменными  $m_{Cr}$ ,  $m_{Ni}$ ,  $m_{Cu}$ .

Массы остаточных элементов определяют целевые функции:

$$\begin{aligned} m_{Cr} &= a_{11}m_1 + a_{12}m_2 + \dots + a_{1n}m_n \rightarrow \min; \\ m_{Ni} &= a_{21}m_1 + a_{22}m_2 + \dots + a_{2n}m_n \rightarrow \min; \\ m_{Cu} &= a_{31}m_1 + a_{32}m_2 + \dots + a_{3n}m_n \rightarrow \min, \end{aligned} \quad (1)$$

где  $a_{ij}$  – эмпирические коэффициенты.

Систему ограничений для независимых переменных определяют требования суммарного количества частей и их наличие на этапе подготовительного производства:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^n m_j = m_n; \\ m_j \geq d_j m_n, \quad j = \overline{1, n}, \end{cases} \quad (2)$$

где  $d_j$  – доля металлического лома  $j$ -го вида, поступившего в подготовительное отделение цеха.

Таким образом, отвлекаясь от предметной области, получаем формализованное представление задачи оптимизации после приведения к однокритериальному виду методом свертки: требуется определить кортеж  $m = (m_1, m_2, \dots, m_n)$  такой, что

$$M = \sum_{i=1}^l w_i M_i \rightarrow \min \quad (3)$$

при наличии системы ограничений

$$\begin{cases} M_i = \sum_{j=1}^k a_{ij} m_j; \\ \sum_{j=1}^k m_j = 1; \\ 0 \leq left_j \leq m_j \leq right_j \leq 1, \end{cases} \quad (4)$$

где  $M$  – целевая функции многокритериальной задачи, полученная методом свертки с назначением весовых коэффициентов;  $w_i$  – весовые коэффициенты;  $l$  – количество компонент целевой функции;  $M_i$  – компоненты целевой функции;  $a_{ij}$  – эмпирические коэффициенты уравнения;  $m_j$  – искомые нормированные элементы кортежа;  $k$  – количество элементов кортежа;  $left_j, right_j$  – левая и правая границы искомых значений, принадлежащих интервалу  $[0; 1]$ .

**Модифицированный генетический алгоритм и особенности его применения**

Рассмотрим задачу оптимизации сложной целевой функции. Сложность целевой функции определяется количеством независимых переменных и множеством локальных экстремумов. Классический генетический алгоритм реализует модель природной эволюции для решения оптимизационной задачи. При описании классических генетических алгоритмов используется упрощенная биологическая терминология:

- каждому параметру функции соответствует *хромосома* – битовый (булевый) вектор и каждая позиция (бит) в этом векторе называется *геном*;
- набор хромосом является *особью (индивидуумом)* и каждая особь представляет собой вариант решения задачи;
- множество особей образуют *популяцию*;
- текущая популяция (на конкретной итерации алгоритма) называется *поколением*;
- число различающихся генов в двух особях называется *расстоянием Хэмминга* между этими двумя булевыми векторами.

Упрощенная схема классического генетического алгоритма представлена на **рис. 1, а**.

При моделировании эволюционного процесса первоначально генерируется случайная популяция – группа особей со случайным набором хромосом (блок 1 на **рис. 1, а**). Жизненный цикл популяции состоит из 3-х этапов:

1. **Скрещивание**, в результате которого формируются новые особи, случайным образом наследующие гены родителей. Обычно в качестве родителей выбираются «лучшие» особи – индивидуумы с наибольшими или наименьшими значениями целевой функции (блок 2 на **рис. 1, а**).

2. **Мутация**, при которой происходит случайная инверсия некоторых генов. Вероятность мутации достаточно низка. Однако данный этап необходим и позволяет разнообразить генетический материал, что повышает вероятность достижения экстремума (блок 3 на **рис. 1, а**).

3. **Отбор**, при котором из популяции исключаются наименее приспособленные особи или индивидуумы с «худшими» значениями целевой функции (блок 4 на **рис. 1, а**).

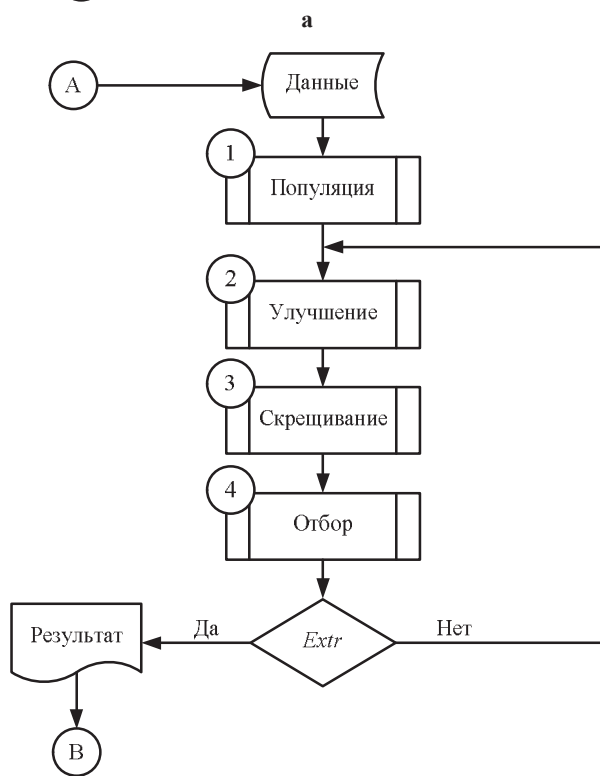
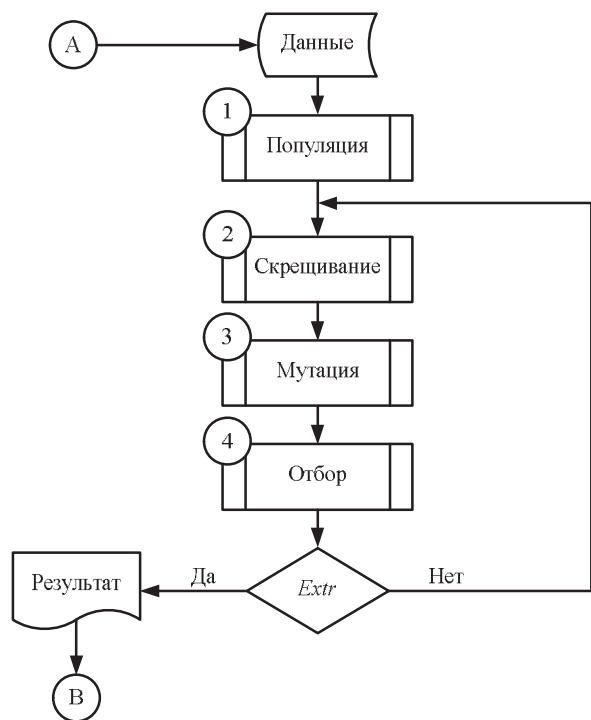


Рис. 1. Фрагмент генетического алгоритма: а – классический; б – модифицированный

Известны недостатки классического генетического алгоритма, среди которых можно отметить сложность выбора параметров (мощность популяции, вероятность мутации), эффективного критерия окончания работы алгоритма, требование больших вычислительных ресурсов [10]. Для увеличения быстродействия алгоритма авторы работы предлагают выполнить модификацию генетического алгоритма. Модификация заключается в добавлении новой стадии улучшения популяции и исключения стадии мутации.

Метод улучшения популяции основан на следую-

щей *идее*. Рассмотрим две особи: первая особь «идеальная», соответствует экстремуму целевой функции, а вторая особь является одним из индивидуумов популяции. Расстояние Хэмминга между особями находится в диапазоне  $[0; n]$ , где  $n$  – общее число генов особи. Однако в случае, если расстояние между выбранными особями превысит  $n/2$ , то «неидеальную» особь можно «улучшить» инверсией соответствующего битового вектора. Чем «хуже» была «неидеальная» особь, тем «лучше» она становится после инверсии.

Новый блок Улучшение (блок 2 на рис. 1, б) функционирует согласно алгоритму:

1. Рассчитываем значение целевой функции, как для каждой особи популяции, так и для ее инвертированного варианта.

2. Оставляем в популяции тот вариант особи, значение целевой функции которого ближе к экстремуму.

По итогам исследований можно предложить следующую измененную схему генетического алгоритма (рис. 1, б).

Для решения задачи об определении структуры шихтовых материалов с целью получения минимального количества остаточных элементов с помощью генетического алгоритма реализованы особи, имеющие 4 хромосомы для кодирования параметров  $m_1, m_2, m_3, m_4$ . Параметр  $m_5$  вычислялся на основе первого ограничения из системы ограничений по формуле

$$m_5 = 1 - \sum_{j=1}^4 m_j. \quad (5)$$

Для представления вещественного значения  $m_j$  выбран двоичный вектор длиной 16 бит. Перевод двоичного представления в вещественное число осуществлялся в 2 шага:

1. Преобразование двоичного представления в беззнаковое целое  $x'$ , учитывая запись в коде Грэя.

2. Вычисление соответствующего вещественного  $x$ , принадлежащее диапазону  $[a, b]$ , по формуле

$$x = a + x' \frac{b - a}{2^{16} - 1}. \quad (6)$$

Так как на параметры  $m_j$  наложены ограничения, то использовать целевую функцию для отбора особей невозможно. Поэтому следует спроектировать фитнес-функцию, корректирующую значение целевой функции с учетом указанных ограничений.

Следует отметить, что часть элементов искомого кортежа  $t$  может лежать на границе области допустимых решений. Поэтому необходимо вести поиск решения и в недопустимых областях. Реализация такого подхода возможна с помощью метода штрафных функций, который обеспечивает расширение пространства поиска решений. После ряда вычислительных экспериментов принято решение принять фитнес-функцию в виде

$$F = M \cdot (1 + p), \quad (7)$$

где  $p$  – параметр, учитывающий расстояние выхода за пределы допустимой области;  $M$  – целевая функция.

Значение параметра  $p$  рассчитывается по формуле

$$p = \sum_{j=1}^k p_j, \quad p_j = \begin{cases} 0, & \text{если } left_j \leq m_j \leq right_j; \\ \frac{left_j - m_j}{right_j - left_j}, & \text{если } m_j < left_j; \\ \frac{m_j - right_j}{right_j - left_j}, & \text{если } m_j > right_j. \end{cases} \quad (8)$$

В результате первичная популяция генерировалась для  $m_j$  не в диапазоне  $[left_j, right_j]$ , а в диапазоне  $[0, 1]$ .

Вычислительный эксперимент показал, что требуется повышение эффективности применения стадии улучшения популяции. Процедура улучшения популяции позволяет получить вычислительный эффект в среднем только для первых трех поколений. В дальнейшем инверсия особей приводит к получению особей за пределами области допустимых решений. Поэтому даже при включении оператора мутации сходимость алгоритма является довольно медленной.

Для решения этой проблемы разработана процедура восстановления инвертированных особей, которая преобразует полученное недопустимое решение в допустимое. Суть алгоритма восстановления следующая: для каждого  $m_j$  для  $j$  в диапазоне  $[1, k-1]$  проверяется возможность существования всех следующих элементов кортежа, удовлетворяющих системе ограничений. Если такой возможности не найдено, то вычисляется диапазон  $[x, y]$ , при нахождении в котором значение  $m_j$  обеспечит истинность вышеуказанной проверки. Далее  $m_j$  заменяется на случайное число из диапазона  $[x, y]$ .

В результате метод улучшения популяции стал эффективен на первых 12–14 поколениях. Далее имеет смысл заменить оператор улучшения на оператор мутации и тем самым перейти к классическому генетическому алгоритму.

Таким образом, для решения задачи оптимизации с использованием модифицированного алгоритма получена обобщенная схема, приведенная на **рис. 2**. Схема включает два основных блока решения задачи. Блок I является классическим и позволяет перейти от задачи предметного поля (1)–(2) к формальной математической постановке задачи (3)–(6). Блок II определяет основные шаги итерационного процесса с применением классического и модифицированного алгоритмов.

Итерационный шаг  $s$  для перехода к классическому алгоритму определяется условием: для всех индивидумов восстановленная инвертированная особь окажется хуже исходной, т.е. процедура восстановления перестанет давать положительный результат.

Приведем решение задачи оптимизации структуры шихтовых материалов при  $k=5, l=3$ . Коэффициенты для целевых функций получены на основе обработки экспериментальных данных и представляют собой матрицу

$$a = \begin{pmatrix} 0,10 & 0,15 & 0,30 & 0,15 & 0,10 \\ 0,15 & 0,20 & 0,15 & 0,20 & 0,15 \\ 0,15 & 0,20 & 0,25 & 0,25 & 0,15 \end{pmatrix}. \quad (9)$$

Весовые коэффициенты целевой функции для свертки представлены кортежем:  $w = (0,3; 0,3; 0,4)$ .

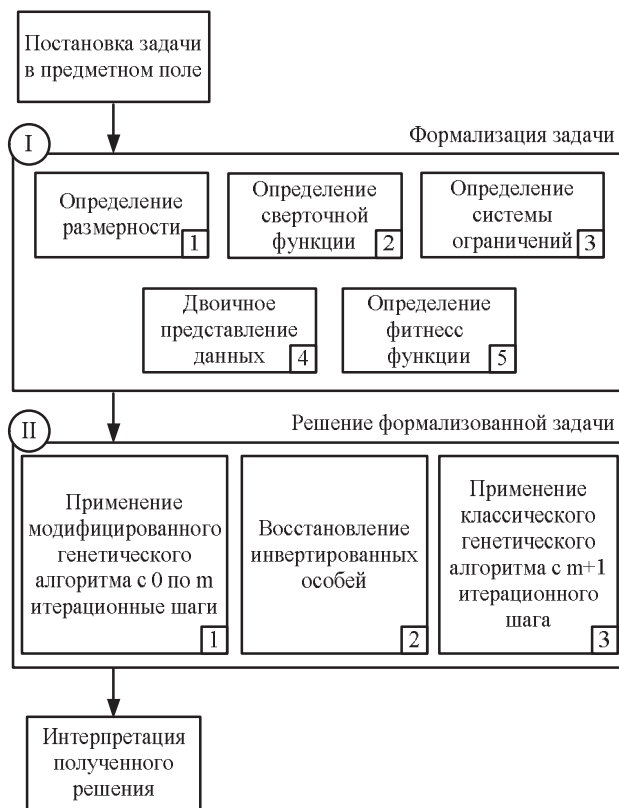


Рис. 2. Обобщенная схема решения задачи оптимизации

РЕЗУЛЬТАТЫ

Границы допустимых значений искомых переменных заданы кортежами:  $left = (0,05; 0,05; 0,05; 0,05; 0,05)$  и  $right = (0,4; 0,4; 0,4; 0,4; 0,4)$ .

После применения схемы предлагаемой схемы решения (см. **рис. 2**) получены значения целевой функции  $M=0,128572$  и искомый кортеж содержит элементы:

$$m = (0,399649; 0,097612; 0,0500038; 0,0527352; 0,4).$$

Оптимум достигается за 30 итераций (поколений). Поведение фитнес-функции и приближения искомых переменных по трем вычислительным экспериментам приведено на **рис. 3** и **4**. На рисунках введены обозначения: 1 – результаты поведения первого эксперимента; 2 – второго и 3 – третьего.

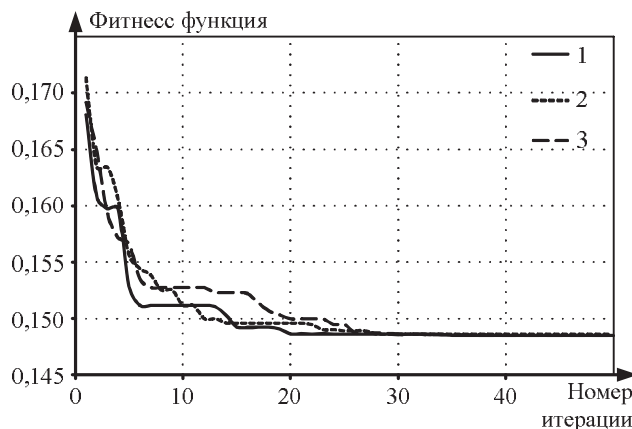


Рис. 3. Изменение значений фитнес-функции по итерациям

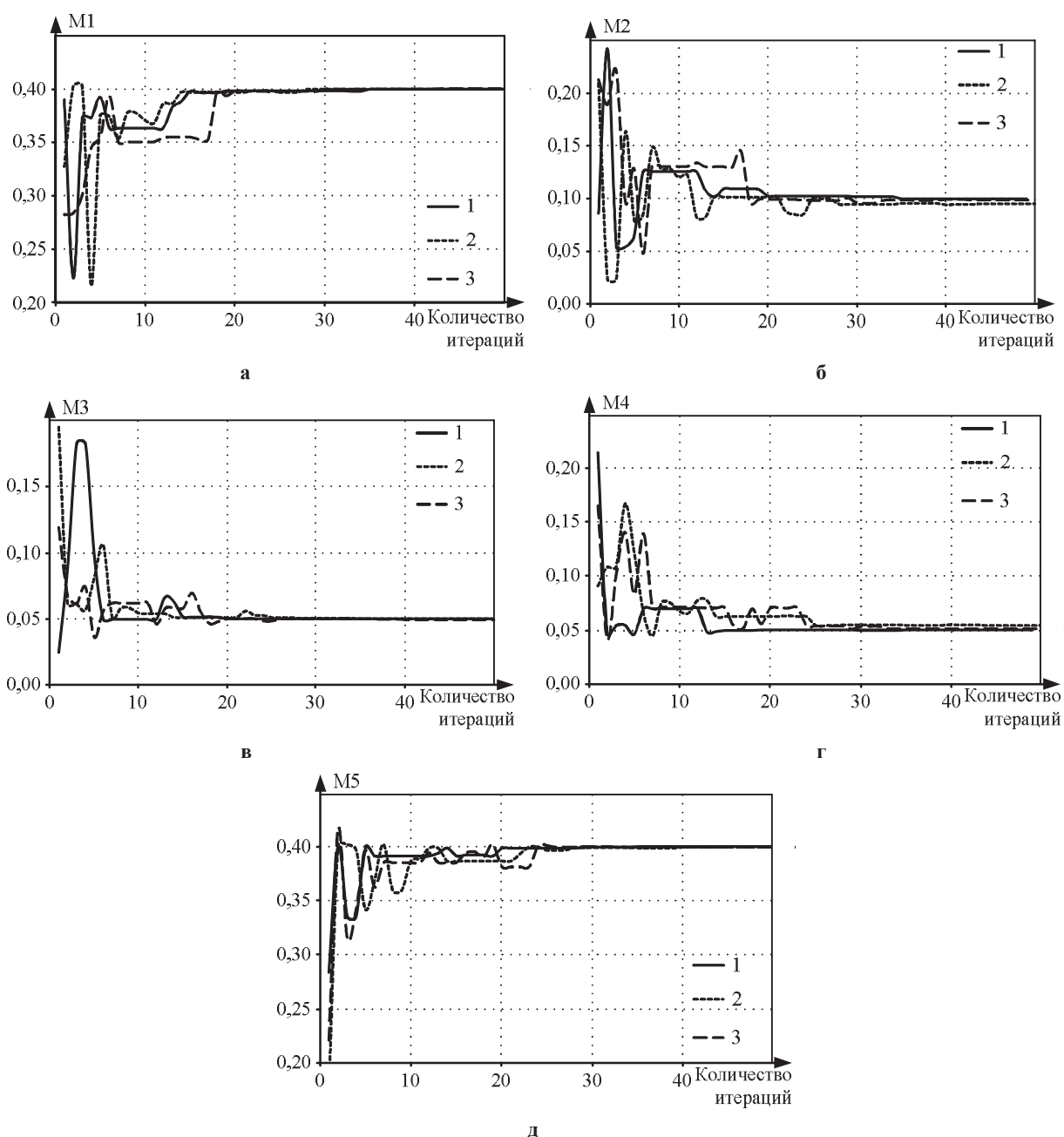


Рис. 4. Изменение значений искомых переменных в ходе итерационного процесса при решении задачи оптимизации

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Анализ теоретических и практических разработок в области интеллектуализации принятия решений показал необходимость создания и использования новых методов решения задачи оптимизации на этапе подготовительного производства для технологических процессов.

2. Одной из важных задач процесса выплавки стали в дуговой сталеплавильной печи является определение структуры шихтовых материалов таким образом, чтобы обеспечить заданное содержание остаточных элементов, которые практически неудаляемы на последующих этапах обработки. Постановка такой задачи должна проводиться на основе апостериорной информации, полученной в условиях действующего производства.

3. Для полученной оптимизационной задачи применимы существующие методы решения, но требуется их

модификация для повышения эффективности вычислительного процесса. Предлагаемая модификация классического генетического алгоритма позволяет добиться устойчивого и ускоренного процесса сходимости вычислительного процесса на первых этапах вычисления.

4. Композиционное сочетание классического и модифицированного генетического алгоритма позволяет достичь решения с заданной точностью не более чем за 30 итераций.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Логунова О.С. Технология исследования информационных потоков на металлургическом предприятии // Информационные технологии в проектировании и производстве. 2008. № 3. С. 32-36.
2. Honjo N, Tsuno M, Shinkai M. Steelmaking. Development of an Optimized Burner Technology in Arc Furnace. 1999. 70(2). P.163-171. <https://doi.org/10.4262/denkiseiko.70.163>.
3. Injection burner for auxiliary heating of scrap charge in electric-arc furnace for steelmaking. <https://docslide.com.br/do>

- cuments/9803257-injection-burner-for-auxiliary-heating-of-scrap-charge-in-electric-arc.html. Доступ 05.02.2018.
4. Kornilov G.P., Nikolaev A.A., Anokhin V.V. Power Increase of Steelmaking Electric Arc Furnace // *Metallurgist*. 2016. №60. P. 780-785. <https://doi.org/10.1007/s11015-016-0367-7>.
  5. Nikolaev A.A., Kornilov G.P., Anufriev A.V., Pekhterev S.V., Povelitsa E.V. Electrical optimization of superpowerful arc furnaces // *Steel in Translation*. 2014. №44(4). P. 289-297.
  6. Shevtsov A.Z., Yugov P.I., Okorokov G.N. et al. Efficiency of a combination «DC-ARC furnace-converter» steelmaking module // *Metallurgist*. 1998. №42. Issue 12. P. 477-479. <https://doi.org/10.1007/BF02511768>
  7. Опыт выплавки стали в сверхмощной дуговой печи с повышенным расходом твердого чугуна / Бигеев В.А., Валиахметов А.Х., Бурак Йе, Федянин А.Н. // *Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова*. 2014. №1. С. 15-18.
  8. Logunova O.S., Filippov E.G., Pavlov I.V., Pavlov V.V. Multicriterial optimization of the batch composition for steel-smelting arc furnaces // *Steel in Translation*. 2013. №43(1): P. 34-38. Doi: 10.3103/S0967091213010051.
  9. Logunova O.S., Sibileva N.S. Intelligent Support System of Steel Technical Preparation in an Arc Furnace: Functional Scheme of Interactive Builder of the Multi Objective Optimization Problem // *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2018. № 287. DOI: 10.1088/1757-899X/287/1/012009.
  10. Математическое моделирование макроскопических параметров затвердевания непрерывных слитков / Логунова О.С., Девятков Д.Х., Ячиков И.М., Кирпичев А.А. // *Известия высших учебных заведений. Черная металлургия*. 1997. № 2. С. 49-51.
  11. Колокольцев В.М., Сеницкий Е.В., Савинов А.С. Моделирование температурных полей при получении отливок // *Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова*. 2015. № 3 (51). С. 39-43.
  12. Константинов Д.В., Корчунов А.Г. Мультимасштабное компьютерное моделирование процессов обработки металлов давлением // *Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова*. 2015. № 1 (49). С. 36-43.
  13. Потенциодинамическое исследование сплава Al+6%Li с иттрием в среде электролита NaCl / Назаров Ш.А., Ганиев И.Н., Норова М.Т., Ганиева Н.И., Каллиари И. // *Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова*. 2016. Т. 14. № 2. С. 95-100.
  14. Fogel L.J., Owens A.J., Walsh M.J. *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*. New York: John Wiley & Sons. Inc, 1966.
  15. Rechenberg I. *Evolutionstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution*. Stuttgart:Fromman-Holzboog, 1973.
  16. Koza J.R. *Genetic Programming*. Cambridge: MA:MIT Press, 1992.
  17. Ивахненко А.Г. Самообучающиеся системы распознавания и автоматического управления. Киев: Техника, 1969.
  18. Букатова И.Л. Эволюционное моделирование и его приложения. М.: Наука, 1979.
  19. Banzhaf W., Brameier M. A comparison of linear genetic programming and neural networks in medical data mining// *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2001. №5. Pp. 17–26.
  20. Влияние фракционного состава металлолома на показатели работы дуговой сталеплавильной печи / Павлов В.В., Ивин Ю.А., Пехтерев С.В., Мацко И.И., Логунова О.С. // *Электрометаллургия*. 2011. № 11. С. 2–6.

Поступила в редакцию 12 апреля 2018 г.

## INFORMATION IN ENGLISH

### APPLICATION OF GENETIC ALGORITHM FOR OPTIMIZATION PROBLEM IN THE STRUCTURING OF CHARGE MATERIALS IN AN ELECTRIC ARC FURNACE

Vadim E. Torchniskii

Associate Professor, Department of Computer Engineering and Programming, Power Engineering and Automated Systems Institute, Nosov Magnitogorsk State Technical University, Magnitogorsk, Russia. E-mail: vet@magtu.ru.

Natalia S. Sibileva

Postgraduate student, Department of Computer Engineering and Programming, Power Engineering and Automated Systems Institute, Nosov Magnitogorsk State Technical University, Magnitogorsk, Russia. E-mail: Natus224@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7242-2622>.

Oxana S. Logunova

D.Sc. (Eng.), Professor, Department of Computer Engineering and Programming, Power Engineering and Automated Systems Institute, Nosov Magnitogorsk State Technical University, Magnitogorsk, Russia. E-mail: logunova66@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7006-8639>.

Modification of the classical genetic algorithm is presented in the article and its application is shown for solving the problem of multicriteria optimization of the structure of charge materials for an electric arc furnace. The goal of the study is to determine effective algorithms to solve the optimization problem of the structure of charge materials for an electric arc furnace. The objective functions in the multicriteria optimization problem are the content of residual elements in steel such as chromium, nickel and copper. The required values are the tuple defining the share participation of the constituent parts of the electric arc furnace batch, such as the types of metal scrap. In the process of the

investigation, the following tasks were performed: setting up a multicriteria optimization problem that is reduced to the one-criteria view using a modified genetic algorithm using the method of convolution of criteria with given weight coefficients; modification of the classical genetic algorithm based on the introduction of the stage of improvement of the individual; choice of fitness function for searching solutions in unacceptable areas; determination of the order of transition from a modified genetic algorithm to a classical one. In process of the research, the following methods were used: convolution of criteria for converting a multicriteria optimization problem to a one-criterion

form, classical and modified genetic algorithms, and the method of penalty functions. The proposed modification of the classical genetic algorithm made it possible to achieve a stable process of convergence of the computational process at the first stages of the computational process. The composite combination of the classical and modified genetic algorithm allows the authors to achieve the solution of the optimization problem on the structure of the charge materials of an arc steelmaking furnace with the specified accuracy no more than 30 iterations.

**Keywords:** genetic algorithm, improvement of the individual, structure of charge materials, electric arc furnace, optimization problem.

REFERENCES

1. Logunova O.S. The technology of research of information flows at a metallurgical enterprise. *Informacionnye tekhnologii v proektirovanii i proizvodstve* [Information technology of CAD/CAM/CAE], 2008, no. 3, pp. 32-36. (In Russian)
2. Honjo N, Tsuno M, Shinkai M. Steelmaking. Development of an Optimized Burner Technology in Arc Furnace. 1999. 70(2). pp.163-171. <https://doi.org/10.4262/denkiseiko.70.163>.
3. Injection burner for auxiliary heating of scrap charge in electric arc furnace for steelmaking. <https://docslide.com.br/documents/9803257-injection-burner-for-auxiliary-heating-of-scrap-charge-in-electric-arc.html>. Access 05.02.2018
4. Kornilov G.P., Nikolaev A.A., Anokhin V.V. Power Increase of Steelmaking Electric Arc Furnace. *Metallurgist*. 2016, no. 60, pp. 780-785. <https://doi.org/10.1007/s11015-016-0367-7>
5. Nikolaev A.A., Kornilov G.P., Anufriev A.V., Pekhterev S.V., Povelitsa E.V. Electrical optimization of superpowerful arc furnaces. *Steel in Translation*, 2014, no. 44(4), pp. 289-297.
6. Shevtsov A.Z., Yugov P.I., Okorokov G.N. et al. Efficiency of a combination «DC-ARC furnace-converter» steelmaking module. *Metallurgist*, 1998, no. 42, iss. 12, pp. 477-479. <https://doi.org/10.1007/BF02511768>
7. Bigeev V.A., Valiahmetov A.H., Burak Je, Fedyanin A.N. The experience of steel smelting in a super-powerful arc furnace with a high consumption of solid cast iron. *Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. G.I. Nosova* [Vestnik of Nosov Magnitogorsk State Technical University], 2014, no. 1, pp. 15-18. (In Russian)
8. Logunova O.S., Filippov E.G., Pavlov I.V., Pavlov V.V. Multicriterial optimization of the batch composition for steel-smelting arc furnaces. *Steel in Translation*, 2013, no. 43(1), pp. 34-38. Doi: 10.3103/S0967091213010051
9. Logunova O.S., Sibileva N.S. Intelligent Support System of Steel Technical Preparation in an Arc Furnace: Functional Scheme of Interactive Builder of the Multi Objective Optimization Problem. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018, no. 287, DOI: 10.1088/1757-899X/287/1/012009.
10. Logunova O.S., Devyatov D.H., Yachikov I.M., Kirpichev A.A. Mathematical modeling of macroscopic parameters of solidification of continuous ingots. *Izvestiya vysshih uchebnykh zavedenij. Chernaya metallurgiya* [Proceedings of Higher Educational Institutions. Ferrous Metallurgy], 1997, no. 2, pp. 49-51. (In Russian)
11. Kolokoltsev V.M., Sinickij E.V., Savinov A.S. Modeling of temperature fields in the production of castings. *Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. G.I. Nosova* [Vestnik of Nosov Magnitogorsk State Technical University], 2015, no. 3 (51), pp. 39-43. (In Russian)
12. Konstantinov D.V., Korchunov A.G. Multiscale Computer Modeling of Processes of Metal Working with Pressure. *Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. G.I. Nosova* [Vestnik of Nosov Magnitogorsk State Technical University], 2015, no. 1 (49), pp. 36-43. (In Russian)
13. Nazarov Sh.A., Ganiev I.N., Norova M.T., Ganieva N.I., Kalliar I. Potentiodynamic study of the alloy Al + 6% Li with yttrium in the NaCl electrolyte medium. *Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. G.I. Nosova* [Vestnik of Nosov Magnitogorsk State Technical University], 2016, vol. 14, no. 2, pp. 95-100. (In Russian)
14. Fogel L.J., Owens A.J., Walsh M.J. Artificial Intelligence through Simulated Evolution. New York: John Wiley & Sons. INC, 1966.
15. Rechenberg I. Evolutionstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution. Stuttgart:Fromman-Holzboog, 1973.
16. Koza J.R. Genetic Programming. Cambridge:MA:MIT Press, 1992.
17. Ivakhnenko A.G. *Samoobuchayushchiesya sistemy raspoznavaniya i avtomaticheskogo upravleniya* [Self-learning recognition and automatic control systems]. Kiev, Technology publ., 1969. (In Russian)
18. Bukatova I.L. *Evolucionnoe modelirovanie i ego prilozheniya* [Evolutionary modeling and its applications]. Moscow, Science publ., 1979. (In Russian)
19. Banzhaf W., Brameier M. A comparison of linear genetic programming and neural networks in medical data mining. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2001, no. 5, pp. 17-26.
20. Pavlov V.V., Ivin Yu.A., Pekhterev S.V., Macko I.I., Logunova O.S. Influence of the fractional composition of scrap metal on the performance of an arc steel furnace. *Elektrometallurgiya* [Electrometallurgy], 2011, no. 11, pp. 2-6. (In Russian)

Торчинский В.Е., Сибилева Н.С., Логунова О.С. Особенности применения генетического алгоритма для оптимизационной задачи о структуре шихтовых материалов дуговой сталеплавильной печи // Электротехнические системы и комплексы. 2018. № 3(40). С. 63-69. [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2018-3\(40\)-63-69](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2018-3(40)-63-69)

Torchniskii V.E., Sibileva N.S., Logunova O.S. Application of Genetic Algorithm for Optimization Problem in the Structuring of Charge Materials in an Electric Arc Furnace. *Elektrotekhnicheskie sistemy i komplekxy* [Electrotechnical Systems and Complexes], 2018, no. 3(40), pp. 63-69. (In Russian). [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2018-3\(40\)-63-69](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2018-3(40)-63-69)