

по перемещениям роликов к настройке по напряжениям (по усилиям на ролик), предусмотрев в конструкции РПМ установку датчиков давления на каждом ролике.

6. Показана целесообразность автоматизации правильного комплекса и предложен состав автоматических систем контроля и микропроцессорного программного управления [2].

В современных сложных экономических условиях для обеспечения конкурентоспособности рельсов и других профилей проката (а это абсолютно реально) целесообразно продолжить работу по совершенствованию технологии правки и оборудования, а также внедрению автоматических систем с учетом вышеприведенных результатов.

Список литературы

1. Поляков, Б. Н. К созданию САПР роликоправильных машин / Б. Н. Поляков, Ю. И. Няшин // САПР в тяжелом машиностроении : сб. науч. тр. ; под ред. Б. Н. Полякова. – Екатеринбург : Изд-во Урал. гос. проф.-пед. ун-та, 2000. – С. 45–68.
2. Обследование нагруженности механического оборудования УБС НТМК. Совершенствование технологии и оборудования для правки рельсов тяжелых типов и балочных профилей. Исследование процесса правки сложных профилей на роликоправильных машинах и термомеханической правки растяжением : отчет по НИР / Науч.-исслед. конструкт.-технол. ин-т тяжелого машиностроения (НИИтяжмаш) ; под рук. Б. Н. Полякова, Ю. Д. Макарова. – Свердловск, 1985. – Т. 3. – 79 с.
3. Поздеев, А. А. Остаточные напряжения: теория и приложения / А. А. Поздеев, Ю. И. Няшин, П. В. Трусов. – М. : Наука, 1982. – 112 с.
4. Ильюшин, А. А. Пластичность : в 3 ч. Ч. 1 : Упругопластические деформации. – М.; Л. : Гостехиздат, 1948. – 376 с.
5. Москвитин, В. В. Циклические нагружения элементов конструкции. – М. : Наука, 1982. – 394 с.
6. Работнов, Ю. Н. Механика деформируемого твердого тела. – М. : Наука, 1979. – 744 с.

УДК 519.87

А. В. Чиркова, аспирант

Ижевский государственный технический университет

МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ ФУНКЦИЙ БОЛЬШОЙ РАЗМЕРНОСТИ С ПОМОЩЬЮ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ С ВЕЩЕСТВЕННЫМ КОДИРОВАНИЕМ

Рассмотрен метод решения задач многокритериальной оптимизации для функций большой размерности на основе генетического алгоритма с вещественным кодированием. Выявлено влияние параметров генетического алгоритма на скорость сходимости к глобальному экстремуму. Рассмотрена возможность решения задач с несколькими критериями без использования дополнительных оценок важности. Данный метод работает с критериями различной природы и не требует дополнительной сопоставимости критериев.

Достаточно часто в реальных ситуациях качество эксплуатации исследуемого объекта или системы оценивается не единственным критерием или показателем качества, а совокупностью таких критериев, причем представляющихся одинаково

значимыми. Такая постановка задачи приводит к задаче оптимизации с векторной целевой функцией $F(x) = (F_1(x), F_2(x), \dots, F_K(x))$, которая должна трактоваться неким определенным образом. Как правило, относительная значимость этих целей в общем неизвестна до тех пор, пока не будут определены все основные свойства системы и не будут полностью истолкованы все возможные взаимосвязи. По мере того, как число возможных целей возрастает, очевидно, что эти взаимосвязи образуют сложную структуру, и их сложнее идентифицировать. В данном случае многое зависит от интуиции исследователя и его или ее умения точно выражать те или иные предпочтения в процессе оптимизации. Таким образом, стратегия построения многокритериальной оптимизации состоит, прежде всего, в способности адекватно определить постановку задачи так, чтобы эта задача допускала свое решение, а также выразить необходимые предпочтения в виде числовых зависимостей, сохранив при этом реальность поставленной задачи.

Проблему решения оптимизационных задач с учетом множества показателей эффективности называют проблемой решения многокритериальных задач или проблемой векторного критерия [1]. Очевидно, что эта проблема не существовала, если бы все отдельные показатели (локальные критерии) были выражены в одних и тех же единицах измерения и тем самым сведены к единому (глобальному) критерию. Кроме того, эта проблема не существовала, если бы локальные критерии (даже не сводимые один к другому) были непротиворечивы, т. е., если изменение параметров системы управления приводило бы к одновременному улучшению (или одновременному ухудшению) всех локальных критериев. Однако в задачах векторной оптимизации всегда присутствуют критерии, при которых улучшение одного критерия приводит к ухудшению другого [2].

Классические методы, относящиеся к многокритериальной оптимизации, определяют основные направления скаляризации векторного критерия [1]:

1. Построение области Парето и предоставление лицу, принимающему решение (ЛПР), возможности выбора единственного из Парето-оптимальных решений.

Обычно считается, что оптимальным является такое возможное решение, которое наиболее полно удовлетворяет желаниям, интересам или целям ЛПР. Стремление ЛПР достичь определенной цели нередко удается – в математических терминах выразить в виде максимизации (или минимизации) некоторую числовую функцию, заданную на некотором множестве. Однако в более сложных ситуациях приходится иметь дело не с одной, а сразу с несколькими такими функциями. Так будет, например, когда какое-то явление, объект или процесс рассматривается с различных точек зрения, и для формализации каждой точки зрения используется соответствующая функция. Если явление рассматривается в динамике, поэтапно, и для оценки каждого этапа приходится вводить отдельную функцию, то в этом случае также приходится учитывать несколько функциональных показателей.

2. Метод последовательных уступок. В этом случае осуществляется поиск не единственного точного оптимума, а некоторой области решений, близких к оптимальному, – квазиоптимального множества. При этом уровень допустимого отклонения от точного оптимума определяется с учетом точности постановки задачи (например, в зависимости от точности вычисления величины критериев), а также некоторых практических соображений (например, требований точности решения задачи).

Последовательная оптимизация скалярных критериев после введения для них приоритетов с назначением или без назначения уступок основана на процедуре

упорядочивания критериев по важности. Вначале производится качественный анализ относительной важности критериев; на основании такого анализа критерии располагаются и нумеруются в порядке убывания важности, а затем идет построение процедур последовательной оптимизации сначала по первому критерию, затем по второму, третьему и т. д.

Для метода последовательного достижения частных целей характерно поэтапное решение задач векторной оптимизации. Каждый этап – достижение определенной цели, т. е. выбор решения, связанного с одним компонентом векторного критерия, например, с достижением на этапе j соотношения

$$F_j(\mathbf{X}) \leq \bar{F}^j, \quad (1)$$

где $\bar{F}^j$ – максимально допустимое значение F_j .

На результат решения влияет порядок достижения частных целей, поэтому все скалярные критерии предварительно необходимо упорядочить по приоритетам.

Для решения многокритериальной задачи нужно так ранжировать критерии, чтобы потом удобнее было выбирать значения уступок.

В методе последовательных уступок после установления отношения (1) решают задачу максимизации критерия F_1 , отыскивают оптимальное значение F_1^0 , а затем назначают уступку ΔF_1 , т. е. ту потерю эффективности по критерию F_1 , которая может быть допущена с целью максимизации других компонентов векторного критерия. После этого решают следующую задачу:

$$F_2(\mathbf{X}) \rightarrow \min,$$

$$F_1(\mathbf{X}) \leq F_1^0(\mathbf{X}) + \Delta F_1$$

и так далее, до последнего критерия.

Учитывая вышеизложенное, можно сделать следующий вывод. Метод последовательных уступок целесообразно применять для решения тех многокритериальных задач, в которых все частные критерии естественным образом упорядочены по степени важности, причем каждый критерий настолько существенно более важен, чем последующий, что можно ограничиться учетом только попарной связи критериев и выбирать допустимое снижение очередного критерия с учетом поведения лишь одного следующего критерия.

К недостаткам метода последовательных уступок следует отнести необходимость формирования экспертных оценок как для назначения приоритетов, так и для назначения уступок, а также необходимость применения различных процедур оптимизации, если скалярные критерии имеют различную математическую форму. Кроме того, возникают дополнительные трудности при неудачном выборе приоритетов или уступок, когда резервы поиска локально оптимальных решений оказываются исчерпанными ранее, чем рассмотрены все скалярные критерии.

3. Оптимизация на основе компромиссных отношений, вводимых путем назначения весовых коэффициентов для каждого скалярного критерия.

Одним из распространенных методов решения многокритериальных задач является метод сведения многокритериальной задачи к однокритериальной путем свертывания векторного критерия в один суперкритерий и представления его в виде

суммы произведений каждого критерия на соответствующий ему весовой коэффициент (коэффициент важности).

$$F(\mathbf{X}) = \sum_{k=1}^K \alpha_k F_k(\mathbf{X}) \rightarrow \min, \quad \alpha_k \geq 0, \quad \sum_{k=1}^K \alpha_k = 1, \quad (2)$$

где α_k – весовые коэффициенты важности критериев.

При подборе весовых коэффициентов α_k зачастую возникают определенные трудности. Задача определения весовых коэффициентов также решается путем экспертных оценок. Решение, удовлетворяющее экстремуму критерия (2), является одновременно и Парето-оптимальным [3].

4. Задача пороговой оптимизации заключается в выделении из всего множества критериев наиболее важного критерия, а остальные сводят в систему ограничений. В результате получают задачу пороговой оптимизации, решение которой принадлежит области Парето:

$$\begin{aligned} F_1(\mathbf{X}) &\rightarrow \min, \\ F_j(\mathbf{X}) &\leq F_j^d, \quad j = \overline{2, K}, \end{aligned}$$

где F_j^d – допустимые значения критериев.

5. Оптимизация, основанная на приближении решения к некоторому, специальным образом выбранному, идеальному значению [1].

В основу данного подхода положена идея приближения по всем критериям. Требуется отыскать такое значение вектора $\mathbf{X}$, при котором локальные критерии примут по возможности максимальное (минимальное) значение одновременно.

Наиболее часто идеальное решение задают в пространстве минимизируемых критериев утопической точкой с координатами (F_j^0) , $j = \overline{1, K}$, где F_j^0 – максимальное значение j -го критерия, полученное без учета остальных критериев. В качестве меры приближения искомого решения к идеальному применяется норма

$$\|F(\mathbf{X}) - F^0(\mathbf{X})\|$$

или

$$\sum_{j=1}^K \left(\frac{F_j(\mathbf{X})}{F_j^0} - 1 \right)^2. \quad (3)$$

При введении утопической точки решение задачи распадается на два этапа:

1) определение оптимальных значений каждого скалярного критерия независимо от остальных критериев;

2) решение задачи минимизации отклонения от утопической точки по критерию (3).

6. Применение генетических алгоритмов для решения задач многокритериальной оптимизации.

При решении задачи многокритериального программирования с помощью генетических алгоритмов схема решения не отличается от той, которая применима при однокритериальных задачах, только вычисление пригодности хромосом и опреде-

ление элитной хромосомы нужно выполнять для многокритериального случая. При этом самый удобный вариант – свертка локальных критериев в один суперкритерий, т. е. в задаче присутствует одна целевая функция.

При многокритериальной оптимизации ищется некоторый компромисс между решениями рассматриваемых критериев, в роли которого выступает решение, оптимальное в смысле Парето [3]:

Пусть задана задача многокритериальной оптимизации:

$$F_k(\mathbf{X}) \rightarrow \min, k = \overline{1, K},$$

где K – количество критериев.

Так же, как в случае одного критерия формируется популяция заданного размера m . Из этой популяции выбираются особи (решения $\mathbf{X}$), являющиеся наилучшими по каждому критерию с значениями критериев

$$F_k^0(\mathbf{X}), k = \overline{1, K}.$$

Особь, являющаяся лидером в данной популяции, определяется по правилу [4]:

$$\mathbf{X}^0 = \arg \left[\min_{j=1, m} \left(\max_{k=1, K} |F_k^j(\mathbf{X}) - F_k^0(\mathbf{X})| \right) \right]. \quad (4)$$

Отбор для скрещивания проводится турнирным методом.

Смысл условия нахождения лучшей особи [4]:

$$F_k(\mathbf{X}^0) - F_k^0 = F_j(\mathbf{X}^0) - F_j^0, i, j = \overline{1, K}; i \neq j. \quad (5)$$

На основании этого можно определить способ скаляризации векторного критерия. Вместо задачи векторной оптимизации $F_k(\mathbf{X}) \rightarrow \min, k = \overline{1, K}$ решается задача скалярной оптимизации [4]:

$$\Phi = \sum_{i, j=1, K, i \neq j} \left[|F_i(\mathbf{X}^0) - F_i^0| - |F_j(\mathbf{X}^0) - F_j^0| \right]^2 \rightarrow \min, \quad (6)$$

где F_i^0 – минимальное значение критерия, полученное без учета других критериев [4].

Генетический алгоритм выполняет условие (6) в процессе решения исходной задачи.

Полученное в результате реализаций ряда итераций решение является однозначным и оптимальным по Парето. В качестве метода оптимизации применяется генетический алгоритм с вещественным кодированием, предложенный в [5].

При решении многих задач оптимального управления часто приходится иметь дело с несколькими критериями, измеряемыми в различных единицах (например, в экономических задачах). В этом случае целесообразно рассматривать безразмерные критерии. Приближение решения к утопической точке (3) является примером такого критерия. Генетический алгоритм и применение правила (4) позволяют решить задачу многокритериальной оптимизации с критериями различной природы без использования дополнительных оценок важности и сопоставимости критериев.

Для сформированной популяции определяются минимальные и максимальные значения критериев:

$$F_k^{\min}(\mathbf{X}), F_k^{\max}(\mathbf{X}), k = \overline{1, K},$$

и осуществляется переход к безразмерным критериям

$$\overline{F}_k(\mathbf{X}) = \frac{F_k(\mathbf{X}) - F_k^{\min}(\mathbf{X})}{F_k^{\max}(\mathbf{X}) - F_k^{\min}(\mathbf{X})}, k = \overline{1, K}. \quad (7)$$

Далее применяется правило (4) для определения наилучшего решения. Величины $F_k^{\min}(\mathbf{X}), F_k^{\max}(\mathbf{X}), k = \overline{1, K}$ являются экстремальными оценками по всем проведенным итерациям, т. е. стремятся к соответствующим глобальным экстремумам по каждому критерию. Вид критерия (7) не требует специальной записи при $F_k^{\min}(\mathbf{X}) = 0$, что необходимо для записи (3).

Как было сказано выше, многокритериальная оптимизация основана на отыскании решения, одновременно оптимизирующего более чем одну функцию.

Для проверки правильности алгоритма многокритериальной оптимизации возьмем пару функций, стремящихся к своему экстремуму в одной и той же точке.

Возьмем функции $F_3(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n 10(1 - \cos(2\pi x_i)) + x_i^2$ и $F_4(\mathbf{X}) = -a \left(-b \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) \right) + \exp(1) + a$, где $a = 20, b = 0,2, x_i \in [-10, 10]$. Оптимальному

решению у обеих функций удовлетворяет точка $x_i = 0, i := \overline{1, n}$.

Для наглядности рассмотрим двумерный случай, т. е. для $i = 1$:

$$F_3(\mathbf{X}) = F_3(x_1) = 10(1 - \cos(2\pi x_1)) + x_1^2;$$

$$F_4(\mathbf{X}) = F_4(x_1) = -a \left(-b \sqrt{\frac{1}{n} x_1^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{n} \cos(2\pi x_1) \right) + \exp(1) + a;$$

где $a = 20, b = 0,2$.

На рис. 1 отображено графическое обоснование алгоритма многокритериальной оптимизации.

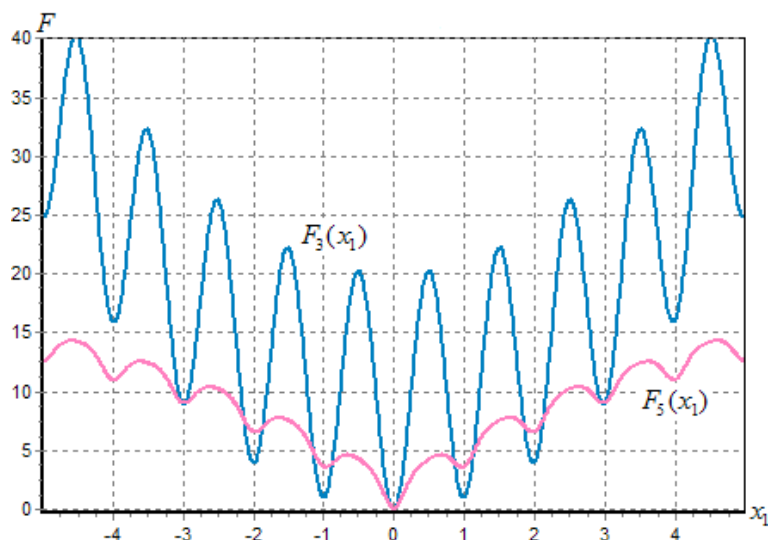
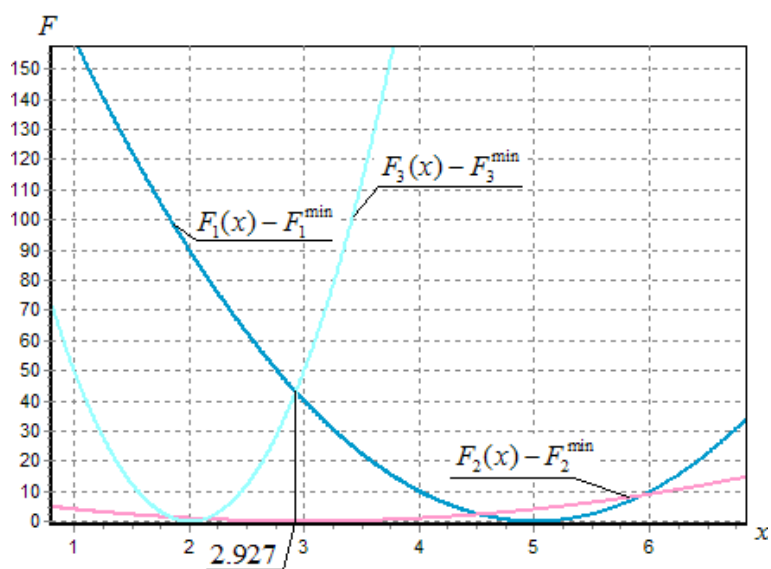
И действительно, как видно из рис. 1, оптимальное решение $x_1 = 0,0000005$, одновременно оптимизирующее функции $F_3(x_1)$ и $F_4(x_1)$, удовлетворяет условию нахождения лучшей особи (4), что свидетельствует о правильности выполнения описанного выше алгоритма многокритериальной оптимизации.

Рассмотрим графическую иллюстрацию (рис. 2) многокритериальной оптимизации на примере трех простых функций:

$$F_1(x) = a_1(x - c_1)^2 + b_1, F_2(x) = a_2(x - c_2)^2 + b_2, F_3(x) = a_3(x - c_3)^2 + b_3.$$

Возьмем $a_1 = 10; c_1 = 5; b_1 = 6, a_2 = 1; c_2 = 3; b_2 = 10, a_3 = 50; c_3 = 2; b_3 = 3$.

Решение задачи генетическим алгоритмом дает оптимальное решение $x = 2,92704216$. На рис. 3 показаны результаты решения генетического алгоритма при тех же параметрах генетического алгоритма.

Рис. 1. Графики функций $F_3(x_1)$ и $F_4(x_1)$ Рис. 2. Графики функций $F_1(x) - F_1^{\min}$, $F_2(x) - F_2^{\min}$ и $F_3(x) - F_3^{\min}$

GeniOsobi	Lu4shaya_osob	1	2	3	4	5	6	7	8
f1[<g>]	48,97115841	6,000000004	45,999999904	95,99580627	13,02011385	41,82571909	11,54425037	46,01289792	5
f2[<g>]	10,00532150	14,00025969	10,000000000	10,99986021	11,35056660	10,01149863	11,57603611	10,00000010	1
f3[<g>]	45,97121620	453,01947686	53,000000240	3,000000024	236,74221022	64,29809980	257,34208237	52,96776301	4
0	2,92705141	5,00006432	3,000000002	2,00006990	4,16213880	3,10723168	4,25540277	2,99967758	2

Рис. 3. Решение генетического алгоритма

Из рис. 2 видно, что оптимальное решение $x = 2,927$, одновременно оптимизирующее функции $F_1(x)$, $F_2(x)$ и $F_3(x)$, также удовлетворяет условию нахождения лучшей особи (4).

Теперь рассмотрим многокритериальную оптимизацию на примере сложных функций.

$$1. F_1(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^{n-1} 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2 - \text{функция Розенброка.}$$

Оптимальное решение: $x_i^{opt} = 1, i = \overline{1, n-1}; F(\mathbf{X}^{opt}) = 0$.

$$2. F_2(\mathbf{X}) = -\sum_{i=1}^n x_i \sin(\sqrt{|x_i|}) + n418,9828873 - \text{функция Шефела.}$$

Оптимальное решение: $x_i^{opt} = 420,96874636, i = \overline{1, n}; F(\mathbf{X}^{opt}) = 0$.

$$3. F_3(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n 10(1 - \cos(2\pi(x_i - 132))) + (x_i - 132)^2 - \text{функция Расстригина.}$$

Оптимальное решение: $x_i^{opt} = 132, i = \overline{1, n}; F(\mathbf{X}^{opt}) = 0$.

$$4. F_4(\mathbf{X}) = -a \left(-b \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) \right) + \exp(1) + a, \quad \text{где } a = 20,$$

$b = 0,2, x_i \in [-10, 10]$.

Оптимальное решение: $x_i = 0, i = \overline{1, n}$.

Рассмотрим многокритериальную оптимизацию на примере двух сложных функций $F_2(\mathbf{X})$ и $F_3(\mathbf{X})$.

Для решения взято количество особей $m = 61$, размерность задачи $n = 200$, диапазон поиска оптимального решения – $x_i \in [-10, 500]$, вероятность скрещивания 0,9, вероятность мутации 0,3, вероятность инверсии 0,1, точность – 0,000001.

Для наглядности представим на рис. 4 двумерный случай заданной задачи, т. е. для $i = 1$.

$$F_2(\mathbf{X}) = F_2(x_1) = -x_1 \sin(\sqrt{|x_1|}) + 418,9828873;$$

$$F_3(\mathbf{X}) = F_3(x_1) = 10(1 - \cos(2\pi x_1)) + x_1^2.$$

Первая функция имеет минимум в точке $x_i^{opt} = 420,96874636, i = \overline{1, n}$, вторая при $x_i^{opt} = 132, i = \overline{1, n}$. Если данную задачу решать методом взвешенных функций, т. е.

$$\alpha_1 F_2(\mathbf{X}) + \alpha_2 F_3(\mathbf{X}) \rightarrow \min$$

при равнозначных критериях $\alpha_1 = \alpha_2 = 0,5$, то оптимальному решению соответствует $x_i = 133$, что видно и из рис. 4.

Решение задачи вышеизложенным генетическим алгоритмом дает оптимальное решение $x_i = 153,114$, что, в свою очередь, позволяет установить важность каждого

критерия, т. е. позволяет определить весовые коэффициенты α_i для случая $K = 2$ (K – количество критериев). Для функций $F_2(\mathbf{X})$ и $F_3(\mathbf{X})$: $\alpha_1 = 0,872$, $\alpha_2 = 0,128$.

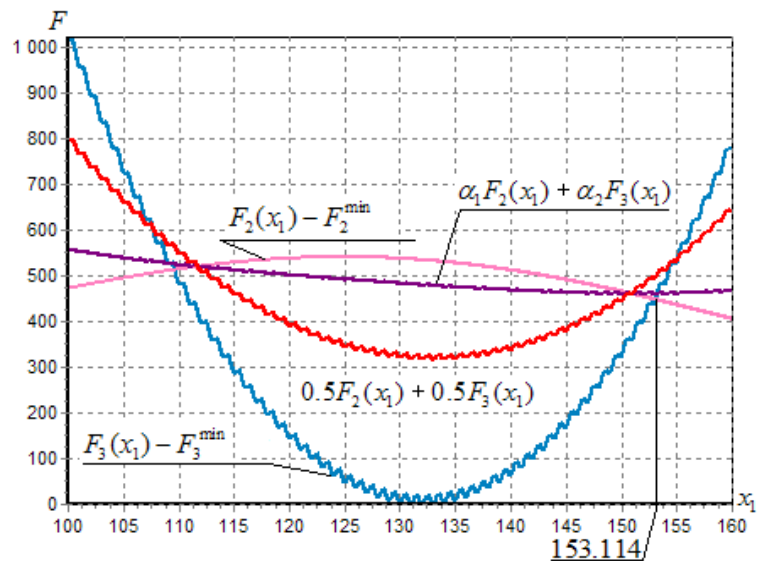


Рис. 4. Графики функций $F_2(x_1) - F_2^{\min}$, $F_3(x_1) - F_3^{\min}$, $\alpha_1 F_2(x_1) + \alpha_2 F_3(x_1)$, $0,5 F_2(x_1) + 0,5 F_3(x_1)$

Величины этих коэффициентов определяются видом функций. Зная, как выглядят эти функции, и с учетом получившихся коэффициентов (табл. 2) можно сделать вывод о том, что вес каждого критерия зависит от крутизны данных функций. И действительно, функция Расстригина круче, чем функция Шефела, чем и объясняется незначительный вес критерия $F_3(\mathbf{X})$.

Таблица 1. Коэффициенты важности для различных функций

Функции		α_1	α_2	$\alpha_1 F_1(\mathbf{X}) + \alpha_2 F_2(\mathbf{X})$
$F_1(\mathbf{X})$	$F_2(\mathbf{X})$			
Расстригин ($F_3(\mathbf{X})$)	Шефел ($F_2(\mathbf{X})$)	0,128	0,872	89666,21
Розенброк ($F_1(\mathbf{X})$)	Расстригин ($F_3(\mathbf{X})$)	0,012	0,988	3271515,34
Розенброк ($F_1(\mathbf{X})$)	Шефел ($F_2(\mathbf{X})$)	0,001	0,999	83398,22
Розенброк ($F_1(\mathbf{X})$)	$F_4(\mathbf{X})$	0,004	0,996	6,579
Расстригин ($F_3(\mathbf{X})$)	$F_4(\mathbf{X})$	0,999	0,001	99,92
Шефел ($F_2(\mathbf{X})$)	$F_4(\mathbf{X})$	0,003	0,997	22,93

Таким образом, при применении алгоритма многокритериальной оптимизации нет необходимости использовать метод экспертных оценок для определения важности каждого из 2 критериев.

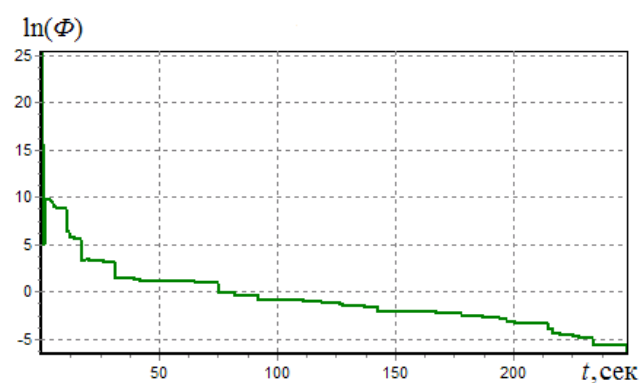
Рассмотрим теперь другие функции от нескольких переменных. Возьмем две тестовые функции, у которых различные оптимальные решения: функцию Розенброка ($F_1(\mathbf{X})$) и функцию Шефела ($F_2(\mathbf{X})$), и проследим влияние вероятности мутации на скорость сходимости к оптимальному решению.

Функции $F_1(\mathbf{X})$ и $F_2(\mathbf{X})$ взяты размерностью от 200 переменных популяции из 60 особей. Вероятность инверсии равна 0,1, а вероятность скрещивания – 0,9. Точность равна 0,000001.

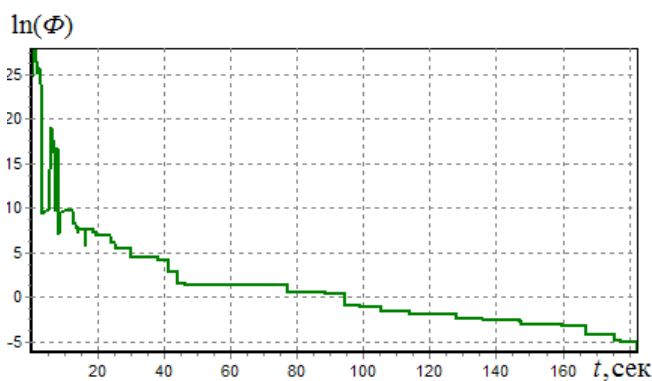
При нахождении общего решения этих функций генетическим алгоритмом использовался смешанный оператор скрещивания, который снижает скорость сходимости, но позволяет надеяться, что в некоторых ситуациях путь достижения решения будет более эффективным.

На рис. 5, а представлен график сходимости логарифма $\ln(\Phi)$ целевой функции (6) для вероятности мутации 0,3.

На рис. 5, б представлен график сходимости логарифма $\ln(\Phi)$ целевой функции (6) для вероятности мутации 0,03.



а



б

Рис. 5. График сходимости многокритериальной оптимизации при вероятности мутации $p_{mut} = 0,3$ и $p_{mut} = 0,03$ соответственно

Решение задачи генетическим алгоритмом дает оптимальное решение, равное $x_i = 2,015$, $i = \overline{1, n}$, как видно из рис. 6. Количество итераций при $p_{mut} = 0,3$ равно 1253, а при $p_{mut} = 0,03$ равно 5738.

На рис. 6 и 7 представлены графики сходимости логарифма $\ln(\Phi)$ целевой функции (6) для вероятности мутации 0,3 от двух критериев: функции Расстригина и Шефела; Розенброка и Расстригина.

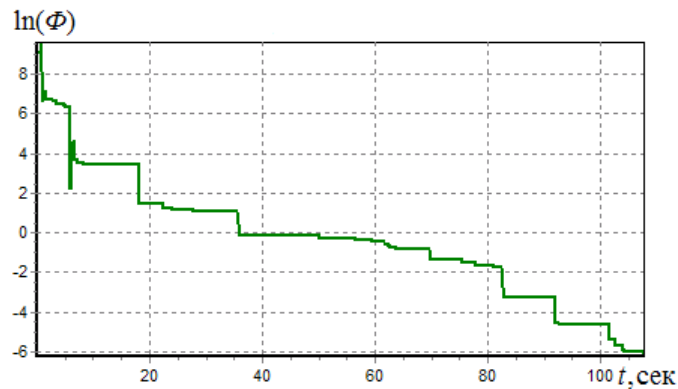


Рис. 6. График сходимости логарифма $\ln(\Phi)$ целевой функции для двух критериев: функции Расстригина и Шефела

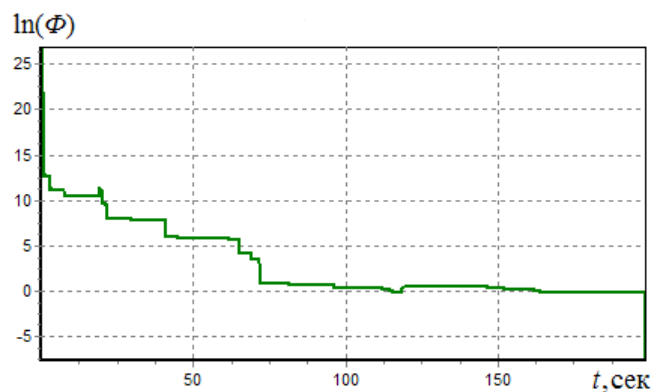


Рис. 7. График сходимости логарифма $\ln(\Phi)$ целевой функции для двух критериев: функции Розенброка и Расстригина

На рис. 8 и 9 представлены графики сходимости логарифма $\ln(\Phi)$ целевой функции (6) для вероятности мутации 0,03 от двух критериев — функции Расстригина и Шефела; Розенброка и Расстригина. На рис. 10 представлен график сходимости логарифма $\ln(\Phi)$ целевой функции для трех критериев: функции Розенброка, Расстригина и Шефела.

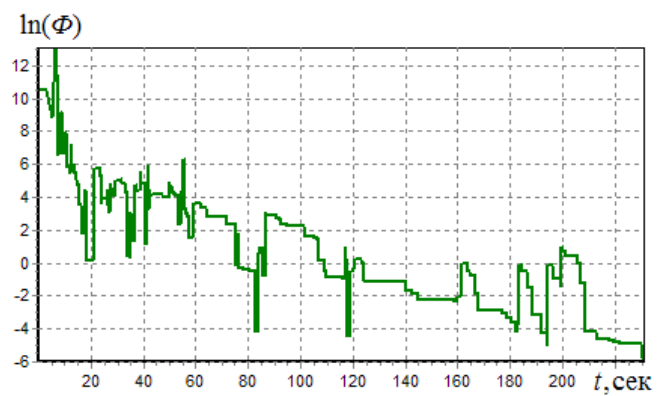


Рис. 8. График сходимости логарифма $\ln(\Phi)$ целевой функции для двух критериев: функции Расстригина и Шефела

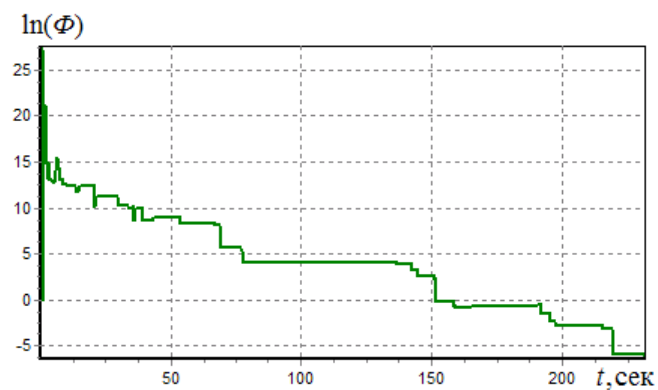


Рис. 9. График сходимости логарифма $\ln(\Phi)$ целевой функции для двух критериев: функции Розенброка и Расстригина

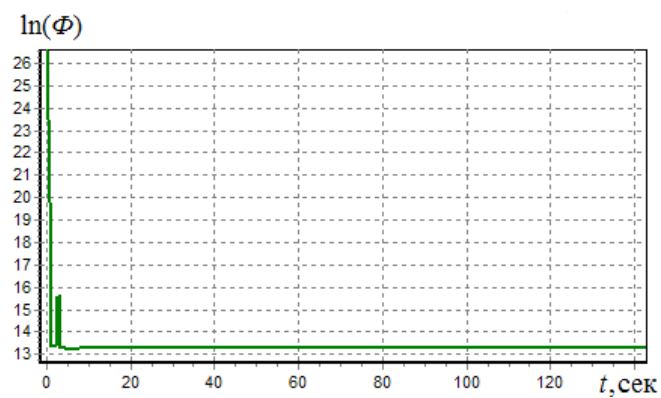


Рис. 10. График сходимости логарифма $\ln(\Phi)$ целевой функции для трех критериев: функции Розенброка, Расстригина и Шефела

На основании рис. 5–10 и табл. 2 можно сделать вывод о том, что увеличение вероятности мутации способствует увеличению скорости сходимости целевой функции.

Таблица 2. Результаты минимизации различных критериев при различной вероятности мутации

Функции	Время, с		X^{opt}
	$p_{mut} = 0,3$	$p_{mut} = 0,03$	
Расстригина–Шефела	{177;189,8;178,2}	{233,4;231;243,8}	153,114
Розенброка–Расстригина	{269,7;255;287,7}	{422;375,5;399,2}	4,115
Розенброка–Шефела	{151;147,6;265,7}	{485,2;431;380,6}	2,015
Розенброка–Шефела–Расстригина	{280;250,2;278,3}	{487;300,5;456,6}	4,115
Розенброка–Шефела– $F_5(X)$	{150;165,5;178,3}	{252;225,3;325,3}	2,015
Розенброка–Расстригина– $F_5(X)$	{250,2;289;245,5}	{380,6;456,2;398}	4,115
Расстригина–Шефела– $F_5(X)$	{420,2;325,2;355}	{556,3;456,654,2}	153,11

Это может обуславливаться тем, что большая вероятность мутации способствует уменьшению вероятности зависания вблизи локального экстремума.

Список литературы

1. Пупков, К. А. Методы робастного, нейронечеткого и адаптивного управления. – М. : Изд-во МГТУ, 2002. – 744 с.
2. Гуляшинов, А. Н. Теория принятия решений в сложных социотехнических системах / А. Н. Гуляшинов, В. А. Тенев, Б. А. Якимович. – Ижевск : Изд-во ИжГТУ, 2005. – 280 с.
3. Подиновский, В. В. Парето-оптимальные решения многокритериальных задач / В. В. Подиновский, В. Д. Ногин. – М. : Наука, 1982. С. 9–64.
4. Тенев, В. А. Решение задачи многокритериальной оптимизации генетическими алгоритмами // Интеллектуальные системы в производстве. – Ижевск : Изд-во ИжГТУ. – 2006. – № 2(8). – С. 103–108.
5. Тенев, В. А. Применение генетических алгоритмов с вещественным кроссовером для минимизации функций большой размерности // Интеллектуальные системы в производстве. – Ижевск : Изд-во ИжГТУ. – 2006. – № 1. – С. 93–107.

УДК 621.923.01

С. А. Шияев, кандидат технических наук, доцент
Ижевский государственный технический университет

СХЕМАТИЗАЦИЯ СВОЙСТВ И ТЕПЛОФИЗИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ОБРАБАТЫВАЕМЫХ МАТЕРИАЛОВ ПРИ ИССЛЕДОВАНИИ ТЕПЛОВЫХ ПРОЦЕССОВ ПРИ РОТАЦИОННОМ ЛЕНТОЧНОМ ШЛИФОВАНИИ

В статье рассмотрена схематизация технологической операции ротационного ленточного шлифования при исследовании тепловых процессов.

Шлифование является наиболее распространенным методом финишной обработки, который обеспечивает высокую геометрическую точность, производительность, возможность получения высококачественного поверхностного слоя. В лите-