

## ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ СО СТОХАСТИЧЕСКИМИ ОГРАНИЧЕНИЯМИ

**Аннотация.** Приведен генетический алгоритм многокритериальной оптимизации параметров технологического процесса, осуществляющий поиск решения не из некоторой точки, а из заданной популяции. Используются целевые функции без их производных, применяются вероятностные правила выбора. Многокритериальная оптимизация основывается на отыскании решения, одновременно оптимизирующего параметры механообработки, которые задаются функциями производительности, расхода инструмента, его стоимости и другими функциями.

**Ключевые слова:** технологический процесс, механическая обработка, оптимизация, нейронные сети, генетический алгоритм, гибридный алгоритм, стохастическая оптимизация, язык программирования Java.

### ВВЕДЕНИЕ

В работе исследуется возможность применения многокритериальной стохастической оптимизации параметров технологического процесса механической обработки деталей при использовании гибридного алгоритма взаимодействия нейронных сетей и генетического алгоритма.

Задачи многокритериальной оптимизации (МКО) характеризуются следующими особенностями: высокая размерность и сложная структура множества альтернатив, большое количество и нелинейность функций-ограничений, большая размерность целевой функции и взаимозависимость ее составляющих, значительный объем вычислений. Эти факторы обуславливают возможность использования многокритериальной стохастической оптимизации для анализа параметров технологического процесса механической обработки машиностроительных деталей на основе применения гибридного алгоритма взаимодействия нейронных сетей и генетического алгоритма. Рассматриваемый генетический алгоритм осуществляет поиск решения не из единственной точки, а из некоторой популяции. Исследуются только целевые функции, без их производных, применяются вероятностные правила выбора. В результате обеспечивается устойчивость генетического алгоритма, что обуславливает его преимущество перед другими широко применяемыми технологиями оптимизации.

### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В большинстве работ по оптимизации процессов механической обработки отмечено, что, прежде всего, можно оптимизировать назначаемые режимы: подача режущего инструмента  $s$ , скорость резания  $v$ , а также геометрические параметры инструмента. Системный подход в сочетании с достаточно полной системой критериев оптимальности, включающей в себя технико-экономические, экономические и связанные с деятельностью человека критерии, рассмотрен в [1] (рис. 1). Критерии оптимальности, определяющие напряженность труда (учитывающие баланс ручного и машинного времени, стойкость инструмента, численность рабочих), введены в работах [2, 3].

Оценка эффективности работы технологической системы с учетом надежности функционирования выполнена в [4]. Включение в систему целевых функ-



Рис. 1. Схема классификации параметров оптимизации

ций для МКО функции мощности резания позволяет выявить оптимальные режимы процесса механообработки, минимизирующие в определенных пределах энергозатраты [5].

Для оптимизации сложных технических систем необходимо решать задачи МКО, которые имеют такие особенности: высокая размерность вектора альтернатив и сложная структура множества допустимых альтернатив; большое количество и нелинейность функций-ограничений; большая размерность критериальной вектор-функции и сложная топология составляющих ее критериев оптимальности; большой объем вычислений, требующий использования специальных программных комплексов. Отметим систему принятия многокритериальных решений Web-NIPRE [6], основанную на методах Multiattribute Value Theory и Analytic Hierarchical Processes, систему NIMBUS [7], учитывающую при работе выбор лица, принимающего решения, а также систему Easy-Opt [8] — интерактивную программу, использующую метод скалярной свертки критериев оптимальности. Система МКО Парето [9] ориентирована на применение как в последовательном, так и параллельном вариантах. Оптимизационная система «МКО-ТСЧ» [10] обеспечивает системный подход с учетом эргономических критериев.

Рассмотрим постановку многокритериальной задачи стохастической оптимизации. Отметим, что постановка скалярной задачи оптимизации недостаточна. Построение обобщенных функций полезности и эффективности — сложная проблема, иногда неразрешимая, но при проектировании, создании и эксплуатации технологической системы требуется учет и согласование ее различных режимов.

Общая постановка задачи МКО заключается в следующем. Отыскивается минимум каждой из совокупности функций  $f_1(x), f_2(x), \dots, f_i(x), \dots, f_p(x)$ :

$$f_i(x) \rightarrow \min_x, \quad i = 1, 2, \dots, p,$$

при заданных наборах условий

$$\begin{cases} d_1' \leq g_1(x) \leq d_1'', & \begin{cases} h_1(x) = c_1, \\ \dots \\ a_1 \leq x_1 \leq b_1, \end{cases} \\ \dots \\ d_l' \leq g_l(x) \leq d_l'', & \begin{cases} h_s(x) = c_s, \\ \dots \\ a_n \leq x_n \leq b_n, \end{cases} \end{cases}$$

где  $f_i(x)$ ,  $h_i(x)$ ,  $g_i(x)$  — непрерывные функции,  $d_i'$ ,  $d_i''$ ,  $c_i$ ,  $a_i$ ,  $b_i$  — константы.

Формулы, задающие постановку задачи, можно подразделить на следующие группы: 1) формулы, отражающие однозначные, детерминистские связи между параметрами; 2) формулы, отражающие приближенные эвристические зависимости, введенные экспертами для построения адекватной модели взаимодействия исследуемых факторов; 3) формулы для статистических параметров, имеющих стохастическую природу. Формулы третьей группы для стохастических параметров-признаков устанавливаются в результате изучения и статистической обработки экспериментальных данных.

Обозначив статистически зависимые факторы  $z = (z_1, \dots, z_q)$ , исходную задачу запишем в виде

$$f_i(x) \rightarrow \min_x, \quad i=1, 2, \dots, p,$$

при условиях

$$\begin{cases} h_i(x, z) = c_i, & i=1, \dots, s, \\ d_i' \leq g_i(x) \leq d_i'', & i=1, \dots, l, \\ a_i \leq x_i \leq b_i, & i=1, \dots, n, \\ P(\tilde{d}_i' \leq \tilde{g}_i(x, z) \leq \tilde{d}_i''), & i=1, \dots, r, \\ P(\tilde{a}_i \leq z_i \leq \tilde{b}_i), & i=1, \dots, q, \end{cases}$$

где  $f_i(x)$ ,  $h_i(x, z)$ ,  $g_i(x)$ ,  $\tilde{g}_i(x, z)$  — непрерывные функции,  $c_i$ ,  $d_i'$ ,  $d_i''$ ,  $a_i$ ,  $b_i$ ,  $\tilde{d}_i'$ ,  $\tilde{d}_i''$ ,  $\tilde{a}_i$ ,  $\tilde{b}_i$  — константы,  $P(\dots)$  — вероятность.

Предполагается, что заданная совместная плотность распределения вероятности  $\rho(x, z)$  — интегрируемая, обычно кусочно-непрерывная, функция,  $\rho: R^{n+q} \rightarrow R^+$ . Плотность распределения  $\rho(x, z)$  определяется заданием набора экспериментальных точек — точек пространства  $R^n: X_0 := \{x_1, \dots, x_m\} \subset R^n$ . Экспериментальные данные (точки  $x_k \in X_0$ ) извлекают из банка статистических данных по механообработке.

Поскольку случайные ограничения  $\tilde{d}_i' \leq \tilde{g}_i(x, z) \leq \tilde{d}_i''$ ,  $i=1, \dots, r$ , и  $\tilde{a}_i \leq z_i \leq \tilde{b}_i$ ,  $i=1, \dots, q$ , не определяют область допустимых решений, следует задать некоторые доверительные вероятности  $\alpha_i$ ,  $\beta_i$  для определения вероятности того, что ограничения не будут нарушены. Это приводит к вероятностным ограничениям, заданным в виде набора, в котором каждое ограничение использует свое значение доверительного уровня  $\alpha_i$ ,  $i=1, \dots, r$ ,  $\beta_i$ ,  $i=1, \dots, q$ . В случае применения одного значения доверительной вероятности  $\alpha$  получаем объединенное вероятностное ограничение вида [11]

$$P \{ \tilde{d}_i' \leq \tilde{g}_i(x, z) \leq \tilde{d}_i'', \quad i=1, \dots, r \} \geq \alpha.$$

Стохастическая оптимизация, выполняемая гибридным алгоритмом на основе методов искусственного интеллекта, состоит из следующих этапов:

- формируется первоначальный набор параметров (популяция), составленный на основании заданных ограничений, значения генов отдельных хромосом не должны выходить за эти пределы;
- популяция фильтруется нейронной сетью;

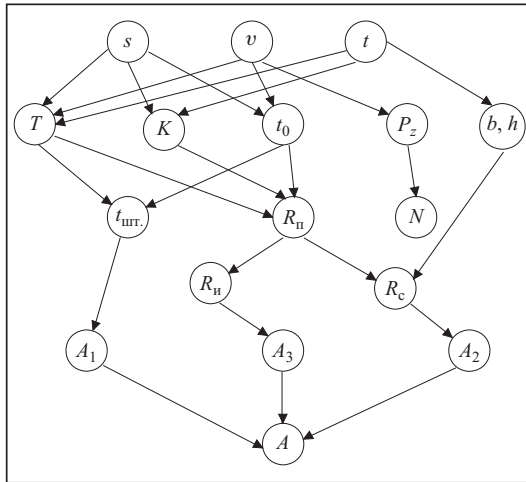


Рис. 2. Граф функциональных связей решаемой задачи оптимизации

— для каждой из прошедших фильтрацию хромосом вычисляется значение целевой функции;

— после выполнения сортировки хромосом по значению целевой функции выбирается определенное число лучших особей;

— из выбранных хромосом с помощью методов генетического алгоритма формируется новая популяция.

Таким образом, конструируется итерационный процесс стохастической оптимизации целевой функции. Процесс оптимизации останавливается, когда различие значений целевой функции у хромосом различных популяций не

превышает определенного процента от значения целевой функции.

Преимущество стохастической оптимизации в том, что она не «зависает» в локальных минимумах.

Для проверки применяемой математической модели использовано приложение, разработанное в [12]. Оно включает целевые функции:  $A$  — общие удельные затраты,  $t_{шт.}$  — штучное время обработки одного изделия,  $R_c$  — расход твердого сплава для обработки  $1 \text{ м}^2$  поверхности детали. В расчетах использованы также промежуточные функции:  $t_0$  — время резания,  $P_z$  — сила резания,  $R_{п.}$  — расход пластин для обработки  $1 \text{ м}^2$  поверхности детали,  $N$  — мощность резания,  $R_{и.}$  — расход инструмента для обработки  $1 \text{ м}^2$  поверхности детали,  $A_1$  — удельные затраты на обработку на станке,  $A_2$  — удельные затраты на твердый сплав,  $A_3$  — удельные затраты на инструмент. Ограничения устанавливаются как на значения переменных, так и следующих функций:  $K$  — число периодов стойкости,  $T$  — продолжительность периода стойкости. Оптимизируются переменные:  $s, v, t$  — подача режущего инструмента, скорость резания, глубина резания для заданных параметров  $h$  и  $b$  (толщины и ширины режущей пластины). В разработанном приложении основной размерный параметр станка  $D_c$  задается. Взаимосвязь параметров с целевыми функциями показана на рис. 2.

#### ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОПТИМАЛЬНЫХ РЕЖИМОВ РЕЗАНИЯ

В работе описана гибридная система, в которой генетический алгоритм выполняет задачу оптимизации, а нейронная сеть используется для формирования исходной популяции, обрабатываемой операторами генетического алгоритма. Данная программа решает задачу нахождения оптимальных режимов резания при механической обработке деталей и выполнена в интегрированной среде разработки приложений NetBeans IDE на языке программирования Java. Для того чтобы нейронная сеть в гибридном алгоритме обеспечивала заданную функциональность, решен ряд задач: выбор модели нейрона, топологии нейронной сети, метода обучения, настройка параметров нейронной сети, обеспечение правильного занесения знаний предметной области в сеть (рис. 3).

В программе предусмотрен интерфейс ввода исходных данных: банк данных по механообработке, панель оптимизации и управляющая панель для задания основных параметров процесса точения (рис. 4).

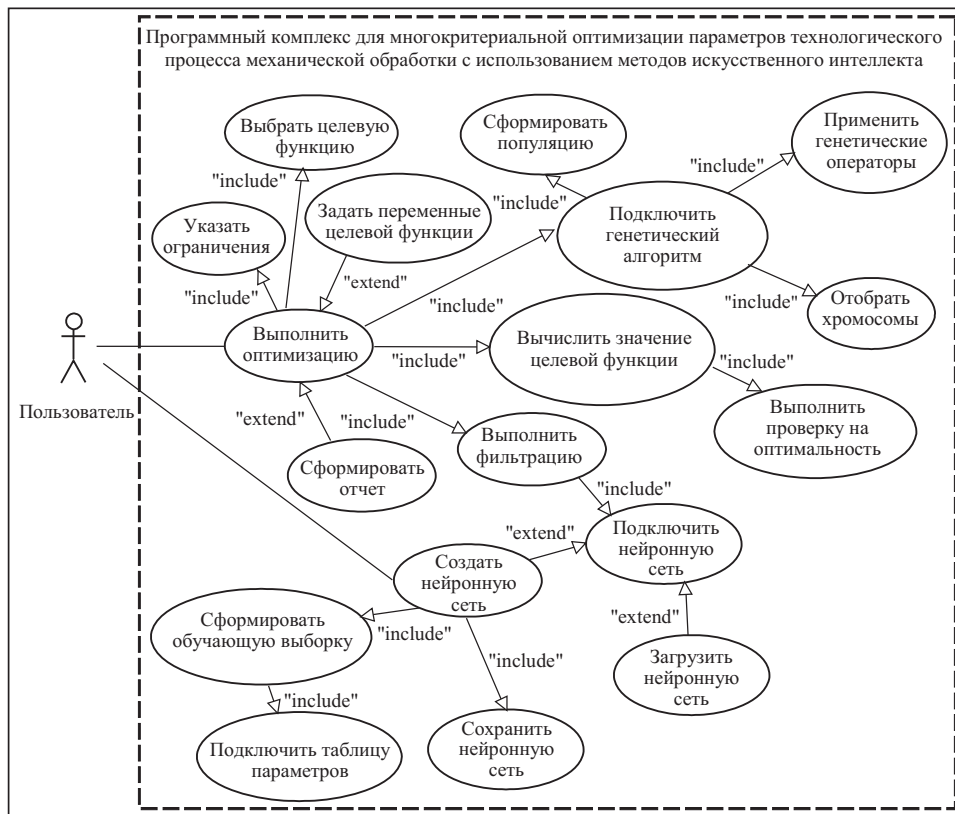


Рис. 3. Диаграмма функциональных возможностей разработанного приложения

В процессе анализа способностей нейронной сети разделять образы был выбран однослойный перцептрон. На выходе сети важно получить значение, которое можно интерпретировать как ДА или НЕТ. Для этого не нужно применять операции пересечения, объединения и т.д. Для однослойного перцептрона с гладкой функцией активации выход сети будет плавно изменяться от нуля до единицы. Такой выход сети удовлетворяет поставленной задаче фильтрации входных данных и может быть корректно проанализирован. Соответственно нет необходимости усложнять структуру нейронной сети, подключая дополнительные слои.

Для нейронной сети выбран метод обучения с учителем, но с учетом особенностей решаемой задачи. На вход нейронной сети поступает вектор параметров режимов резания — глубина резания ( $t$ , мм), подача режущего инструмента ( $s$ , мм/об.), скорость резания ( $v$ , м/мин). Нейронная сеть обучена умению распознавать допустимое сочетание входных параметров  $t$ ,  $s$ ,  $v$ . Фильтрация входного значения проводится в соответствии с интерпретацией выхода сети. При его значении, равном 0.5, сочетание входных параметров  $t$ ,  $s$ ,  $v$  принимается как допустимое. В остальных случаях комбинация  $t$ ,  $s$ ,  $v$  исключается.

В качестве контрольного примера выполнена оптимизация функции  $A(t, s, v)$  приведенных затрат на обработку  $1 \text{ м}^2$  поверхности.

Изначально была сформирована популяция из набора хромосом  $\{t, s, v\}$ , состоящая из 1000 элементов. После проверки ее на нейронной сети получена выборка из 853 элементов. Искомое оптимальное множество величин общих удельных затрат приведено в табл. 1.

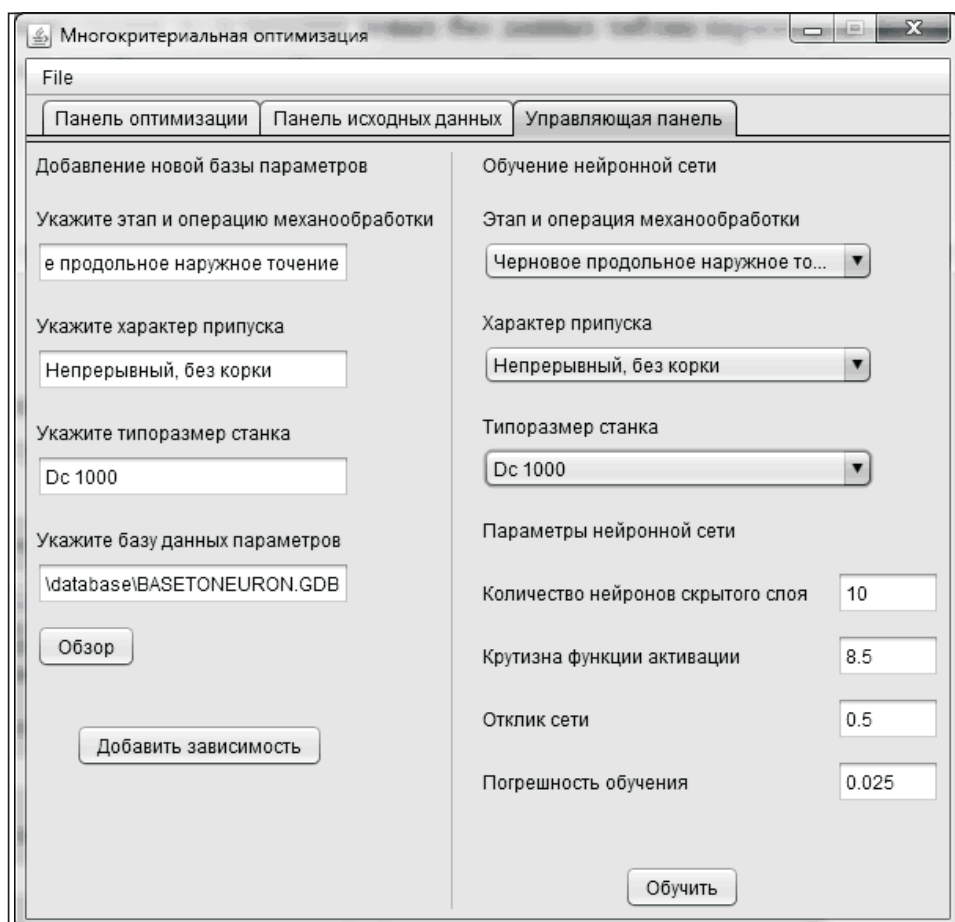


Рис. 4. Основной интерфейс программного продукта

Таблица 1. Множество оптимальных значений функции удельных затрат

Номер набора хромосом	Глубина резания, $t$ , мм	Подача режущего инструмента, $s$ , мм/об.	Скорость резания, $v$ , м/мин	Приведенные затраты, $A$ , у.е.
1	4.8	2.9	128.3	1478.77
2	18.9	2.9	128.6	1478.778
3	38.3	2.8	132.6	1478.780
4	34.7	2.8	132.4	1478.783
5	30.9	2.9	122.5	1478.785
6	9.4	2.8	129.2	1478.790

Таким образом, решение получено в виде множества допустимых значений (оценок). При рассмотрении результатов оптимизации возможна оценка целевых функций и полученных значений лицом, принимающим решение.

Сравнение данных, полученных в процессе работы программного комплекса, и интеллектуальной оптимизационной системы «МКО-ТСЧ» [10] показало возможность практического использования данного метода и проведения дальнейшей модернизации программы.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Среди задач, решаемых с применением методов искусственного интеллекта, отметим примеры успешных решений в области управления процессами в машиностроении на основе диагностики, мониторинга, безопасности и собственно управления [13]. При этом для оптимизации параметров технологического процесса необходимо решать задачи МКО.

В данной работе использована нелинейная модель нейрона, в которой преобразование входного сигнала в выходной точно определено для всех значений входного сигнала. Отметим, что в стохастической модели нейрона функция активации имеет вероятностную интерпретацию [14].

Задача фильтрации хромосом с допустимым сочетанием входных параметров решалась с помощью однослойного персептрона. Такая топология нейронной сети удовлетворяет поставленной задаче.

Анализ возможностей различных методов показал, что разные концепции представления и обработки знаний неэффективны в отдельности при решении проблемы выбора оптимальных параметров технологического процесса. С учетом современной тенденции объединения разных методов представления и обработки знаний в одной системе [15], называемой гибридной интеллектуальной системой, создана программа, использующая нейронную сеть и генетический алгоритм.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. ХаеТ Г.Л., Еськов А.Л., Мироненко Е.В. Выбор и эксплуатация инструмента при использовании гибких инструментальных систем. *Обзорн. информ.* Москва: ВНИИТЭМР, 1991. Вып. 3. 72 с.
2. Коткина М.Г., Черномаз В.Н., Зуева Л.М. Выбор режима резания на тяжелых токарных станках. *Станки и инструмент.* 1983. № 7. С. 26–27.
3. ХаеТ Г.Л., Гах В.М., Громаков К.Г., Гузенко В.С., Ивченко Т.Г., Локтев А.Д., Музыкант Я.А. Сборный твердосплавный инструмент. Под ред. ХаеТ Г.Л. Москва: Машиностроение, 1989. 256 с.
4. Богданова Л.М., Гусев В.В. Оценка эффективности функционирования технологической системы. *Вестник машиностроения: Сб. науч. тр. СевНТУ.* Севастополь: СевНТУ. 2010. Вып. 108. С. 218–223.
5. Мироненко Е.В., Гузенко В.С., Васильева Л.В., Мироненко О.Е. Оптимизация режимов резания при обработке на тяжелых токарных станках с учетом энергозатрат. *Вестник национального технического университета «ХПИ»: Сб. науч. тр.* Харьков, 2010. Вып. 40. С. 62–70.
6. Web-HIPRE. URL: <http://www.hipre.hut.fi/>.
7. WWW-NIMBUS. URL: <http://nimbus.mit.jyu.fi/>.
8. Schittkowski K. EASY-OPT: An interactive optimization system with automatic differentiation — User's guide (Technical Report). Department of Mathematics, University of Bayreuth, 1999. D-95440 Bayreuth.
9. Карпенко А.П., Мухлисуллина Д.Т. Информационная модель и основные функции программной системы многокритериальной оптимизации «Парето». Москва: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2008. URL: <http://technomag.edu.ru/doc/90282.html>.
10. Васильева Л.В. Підвищення ефективності обробки на середніх токарних верстатах за рахунок оптимізації конструктивних параметрів різців і режимів різання: Дис. ... канд. техн. наук. Севастополь, 2010. 157 с.
11. Лю Б. Теория и практика неопределенного программирования: Пер. с англ. Москва: БИНОМ, 2005. 416 с.

12. Хаеџ Г.Л., Гузенко В.С., Хаеџ Л.Г., Черномаз В.Н., Еськов А.Л., Мироненко Е.В., Подгора Е.А., Краснокутская Л.В. Теория проектирования инструмента и его информационное обеспечение: маркетинг, квалиметрия, надежность и оптимизация. Под общ. ред. Хаеџа Г.Л. Краматорск: ДГМА, 1994. 370 с.
13. Бровкова М.Б. Системы искусственного интеллекта в машиностроении: Уч. пособие. Саратов: Саратов. гос. техн. ун-т, 2004. 119 с.
14. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. Москва: Изд. дом «Вильямс», 2006. 110 с.
15. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. Москва: Горячая линия-Телеком, 2006. 452 с.

*Надійшла до редакції 10.11.2017*

**Л.М. Богданова, Л.В. Васильева, Д.Є. Гузенко, В.М. Колодяжный**  
**ПРОГРАМНИЙ КОМПЛЕКС РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ БАГАТОКРИТЕРІЙНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ**  
**ЗІ СТОХАСТИЧНИМИ ОБМЕЖЕННЯМИ**

**Анотація.** Наведено генетичний алгоритм багатокритерійної оптимізації параметрів технологічного процесу, який здійснює пошук розв'язку не із деякої точки, а із заданої популяції. Використано цільові функції без їхніх похідних, застосовано ймовірнісні правила вибору. Багатокритерійна оптимізація ґрунтується на знаходженні розв'язку, що одночасно оптимізує параметри механічного оброблення, які задають функціями продуктивності, витрат інструменту, його вартості та іншими функціями.

**Ключові слова:** технологічний процес, механічне оброблення, оптимізація, нейронні мережі, генетичний алгоритм, гібридний алгоритм, стохастична оптимізація, мова програмування Java.

**L.M. Bohdanova, L.V. Vasilyeva, D.E. Guzenko, V.M. Kolodyazhny**  
**A SOFTWARE COMPLEX FOR SOLVING THE MULTI-CRITERIA OPTIMIZATION PROBLEM**  
**WITH STOCHASTIC CONSTRAINTS**

**Abstract.** The paper presents a genetic algorithm for multicriteria optimization of technological process parameters, which searches for a solution not from a certain point but from a specified population. The objective functions are used without their derivatives, probabilistic rules of choice are applied. Multicriteria optimization is based on finding a solution that simultaneously optimizes the machining parameters defined by functions of productivity, tool consumption, tool cost, etc.

**Keywords:** technological process, mechanical processing, optimization, neural networks, genetic algorithm, hybrid algorithm, stochastic optimization, Java programming language.

**Богданова Лина Михайловна,**  
 кандидат техн. наук, доцент кафедри Донбасской государственной машиностроительной академии,  
 Краматорск, e-mail: libog3096@gmail.com.

**Васильева Людмила Владимировна,**  
 кандидат техн. наук, доцент кафедри Донбасской государственной машиностроительной академии,  
 Краматорск, e-mail: vasilyeva.dgma@gmail.com.

**Гузенко Денис Евгеньевич,**  
 аспирант Донбасской государственной машиностроительной академии, Краматорск,  
 e-mail: tray.nolan@hotmail.com.

**Колодяжный Владимир Максимович,**  
 доктор физ.-мат. наук, профессор кафедры Харьковского национального автомобильно-дорожного  
 университета, e-mail: vladmax@ukr.net.