УДК 62-50:621.783.22:66.096.5 DOI: 10.20998/2411-0558.2016.44.03

Д.Е. ИВАНОВ, д-р техн. наук, доц., с.н.с., ТУС ИПММ НАН Украины, Славянск,
В.Н. ТКАЧЕНКО, д-р техн. наук, проф., зав. отделом, ТУС ИПММ НАН Украины, Славянск

ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПАРАМЕТРА ЛУЧИСТОГО ТЕПЛООБМЕНА В ЗАДАННЫХ ГРАНИЧНЫХ УСЛОВИЯХ

Рассматривается задача идентификации параметра лучистого теплообмена в задаче теплопроводности в заданных граничных условиях. Предложен новый метод решения задачи, который основан на генетическом алгоритме. Идентифицируемый параметр аппроксимируется полиномом n-й степени, коэффициенты которого определяют особь в генетическом алгоритме. Выполнена программная реализация метода и проведены машинные эксперименты. Библиогр.: 12 назв.

Ключевые слова: идентификация параметра, лучистый теплообмен, задача теплопроводности, генетический алгоритм.

Постановка проблемы и анализ литературы. Математическое моделирование в настоящее время является эффективным инструментом исследования процессов различной природы, а также непременным этапом конструирования как автоматизированных, так и автоматических систем управления процессами. Сложность применения многих математических моделей связана с отсутствием необходимых данных (физических констант или зависимостей) для параметров уравнений, входящих в модель. Таким образом, возникает объективная необходимость постановки и решения задач идентификации параметров математических моделей. Под параметрической идентификацией понимается определение таких параметров модели объекта, которые бы делали её идентичной рассматриваемому объекту.

Высокие требования к точности моделей вынуждают рассматривать неизвестные величины параметров модели распределенными в пространстве либо во времени. Для построения более точных математических моделей теплофизических процессов необходимо некоторые параметры модели считать функциями теплофизических характеристик моделируемой среды, таких как температура, давление, скорость движения либо время. Наиболее известным и популярным методом решения задач идентификации распределенных систем, которые относятся к классу обратных некорректных задач, является метод регуляризации Тихонова [1]. Имеется ряд обобщающих монографий, излагающих опыт постановки задач различной сложности и предлагаются более или менее эффективные методы их решения. При очень грубой классификации методов можно выделить методы регуляризации [1, 2], экстремальные методы, в том числе градиентные и итерационной регуляризации [3, 4], методы основанные на функциональной аппроксимации с последующим применении метода наименьших квадратов [5, 6].

Недостатком метода регуляризации является большой объем вычислений, связанный с громоздкой процедурой поиска нужного значения параметра регуляризации, а также с овражностью регуляризирующего функционала. Другой существенный недостаток метода связан с самой идеей регуляризации: сглаживание в пределах погрешности измерений. Чем больше погрешность, тем можно получить более гладкую кривую, но при этом возрастает опасность получения хотя и более плавной кривой, но все более отклоняющейся от истинной [1, 5].

Предлагаются методы, использующие идею МНК. Минимизация квадратичного функционала невязки уравнения третьего граничного условия, содержащего искомый параметр, повышает устойчивость к ошибкам во входных данных.

Предложенные методы идентификации представляют собой аппроксимацию функции параметра полиномом невысокой степени или сплайнами. Таким образом, задача сводится к нахождению неизвестных коэффициентов аппроксимирующих полиномов. Основная цель такой аппроксимации – получить устойчивое, достаточно точное представление функции искомого параметра, произведя небольшое количество вычислительных процедур по сравнению, например, с методом регуляризации.

Аппроксимация функции полиномом n-ой степени может быть проведена благодаря замене производной по координате в граничном условии конечной разностью и некоторым матричным преобразованием над исходными данными задачи. Степень аппроксимирующих полиномов может быть подобрана на основании технологического, теплового и газодинамического анализа характера условий идентифицируемого технологического процесса, а также с учетом принципа невязки [3].

Второй предложенный метод – аппроксимация функции параметра отрезками полиномов невысокой степени. Такое представление искомой функции позволяет учесть все возможные локальные экстремумы функции параметра на рассматриваемом промежутке времени. Используя кубические сплайны, требуется выполнение условий сопряжения в узлах, а именно: непрерывность функции и первых двух ее производных во всех внутренних точках. В таком случае нет разрывов и резких перегибов функции.

Известны также методы решения задачи, использующие эволюционные подходы [7].

Целью данной статьи является применение эволюционных техник для решения описанных задач параметрической идентификации. С этой целью разрабатывается генетический алгоритм идентификации параметра лучистого теплообмена. Основной идеей является аппроксимация данного параметра полиномом n-й степени, которая будет определять кодирование особей в ГА.

Постановка задачи. Рассматривается задача идентификации распределенных во времени параметров конвективного и лучистого теплообмена в граничных условиях третьего рода задачи теплопроводности [1, 2]. Математическая модель процесса нагрева одномерного тела выглядит следующим образом

$$\frac{\partial T(x,\tau)}{\partial \tau} = \alpha \frac{\partial^2 T(x,\tau)}{\partial x^2},\ 0 \le x \le s, \tag{1}$$

с нелинейными граничными условиями третьего рода, задающими тепловой поток излучением по закону Стефана- Больцмана

$$-\lambda \frac{\partial T}{\partial y}\bigg|_{x=0} = \sigma_1(\tau)\cdot\left(T_{gr}(\tau)^4 - T(\tau,0)^4\right), \tag{2}$$

$$\lambda \frac{\partial T}{\partial y}\bigg|_{x=s} = \sigma_2(\tau)\cdot\left(T_{gr}(\tau)^4 - T(\tau,s)^4\right), \tag{3}$$

и начальным условием

$$T(x,0) = t_0(x), \tag{4}$$

где $T(x,\tau)$ – температура тела; x – пространственная координата; τ – время; s – толщина тела; $T_{gr}(\tau)$ – температура греющей среды; α – коэффициент температуропроводности тела; $\sigma_1(\tau)$, $\sigma_2(\tau)$ – параметры теплоотдачи излучением сверху и снизу.

В результате измерений известна температура тела на границе с внешней средой в r моментах времени

$$T(0,\tau_k) = f_k,\ k = \overline{1,r}.$$

Для простоты изложения метода предполагаем нагрев симметричным, поэтому $\sigma_1(\tau) = \sigma_2(\tau) = \sigma(\tau)$.

Задача идентификации состоит в нахождении $\sigma(\tau)$ как непрерывной функции времени. С целью параметризации искомой функции, т.е. сведения задачи к нахождению заданного числа неизвестных параметров, предлагается ее аппроксимация полиномом некоторой степени n

$$\sigma(\tau) = a_0 + a_1\tau + ... + a_n\tau^n .$$

Неизвестная функция, описывающая изменение параметра, может иметь достаточно сложный вид, например, иметь множество локальных экстремумов. Однако в пределах одной обогреваемой газом зоны, исходя из физики процесса теплоотдачи, можно вполне предположить о наличии только одного максимума. В этом случае задача идентификации сводится к идентификации неизвестных коэффициентов полиномов $a_0, a_1, ..., a_n$ невысокой степени.

В качестве меры ошибки идентификации воспользуемся квадратичным критерием вида

$$I(a_0, a_1, ..., a_n) = 1/r \sum_{i=1}^{r} [T(0,\tau_i) - f_i]^2 . \qquad (7)$$

Для решения задачи теплопроводности (1) – (4) используем метод конечно-разностной аппроксимации. В области $0 \le x \le l,\ \ 0 \le \tau \le \tilde{\tau}$ введем равномерную сетку $\omega_{i,j}$, т.е. будем рассматривать температуру в узлах сетки $T(j\Delta x, i\Delta\tau)$, где $\Delta x = s/m$, ($j = \overline{0,m}$, $i = \overline{0,r}$), $\Delta\tau$ *и* Δx – длина шага по времени и по пространственной координате соответственно, $m+1$ – количество точек по толщине тела.

Применив явную конечно-разностную схему аппроксимации, получим представление уравнения теплопроводности в виде:

$$T_{j,i+1} = c_1 T_{j-1,i} + (1 - 2c_1) T_{j,i} + c_1 T_{j+1,i} , \qquad (8)$$

где $c_1 = a\Delta\tau / \Delta x^2$. Условие устойчивости явной схемы связывает шаги сетки следующим соотношением: $c_1 \le 0{,}5$.

В граничных условиях производные $\lambda \left.\frac{\partial T}{\partial y}\right|_{x=0,s}$ аппроксимируются конечными разностями второго порядка точности:

$$-\lambda(-3T_{0,i} + 4T_{1,i} - T_{2,i})/(2\Delta x) = \sigma_i (T^4{}_{gr,j} - T^4_{0,i}) ,$$

$$\lambda(3T_{m,i} - 4T_{m-1,i} + T_{m-2,i})/(2\Delta x) = \sigma_i (T^4{}_{gr,j} - T^4_{m,i}) , \qquad (9)$$

где σ_i – значение полинома в момент времени i и

$$\sigma_i = a_0 + a_1 i\Delta\tau + ... + a_n i^n (\Delta\tau)^n, \ \ i = \overline{0, r}, \quad r >> n.$$

Простой генетический алгоритм. В [8] предложен генетический подход, который хорошо зарекомендовал себя при решении комбинаторных NP-полных задач, породив волну исследовательского интереса к области эволюционных вычислений [9 – 11]. В широком смысле термин "генетический алгоритм" (ГА) применяют для обозначения любой математической модели, которая основана на популяциях и использует эволюционные операции для построения новой выборки точек в пространстве поиска.

Опишем кратко простой генетический алгоритм. Данное описание в основном базируется на [11]. Пусть задана произвольная задача и её пространство решений, в котором будет производиться поиск. Решение задачи с помощью ГА предполагает, что любая точка в заданном пространстве решений может быть закодирована как строка битов $(x_1, x_2, ..., x_n)$. Такая строка называется особью, а некоторый произвольный набор особей называется популяцией. Каждой особи ставится в соответствие значение оценочной функции $f(x_1, x_2, ..., x_n)$, которое показывает: насколько близко данная особь приблизилась к решению поставленной задачи. Таким образом, решение задачи предполагает поиск минимума (максимума) некоторой многомерной функции f. Проблемы кодирования решений и построения оценочной функции являются центральными при решении задачи с помощью генетического алгоритма.

В целом поиск решения задачи с помощью ГА состоит из итеративного процесса порождения новой популяции на основании текущей с помощью набора эволюционных операций. Общая схема простого ГА представлена ниже.

Алгоритм А1.

ГенетическийАлгоритм(Параметры)

{

  $Pop_{нач}$ *=ПостроениеНачальнойПопуляции(* $N_{особ}$ *);*

  ОценитьПопуляцию($Pop_{нач}, A_0, N_{особ}$ *);*

```
   ВычислитьФитнессФункцию( Pop_нач , N_особ );
   Pop_тек = Pop_нач ;
   НомерПопуляции=0;
   // основной цикл по поколениям
   while( НеДостигнутКритерийОстановки() )
   {
```

```
    ВычислитьФитнессФункцию( Pop_тек , N_особ );
    // цикл построения промежуточной популяции
    while( СтроитсяНоваяПопуляция () )
    {
      Родители=ОперацияСелекции();
      Потомки=ОперацияСкрещивания(Родители);
      Потомки=ОперацияМутации(Потомки);
      ДобавлениеВНовуюПопуляцию(Потомки);
    } // конец while - построение новой популяции
    ОценитьПопуляцию( Pop_тек , N_особ );
    НомерПопуляции++;
    АдаптацияПараметров();
  } // конец while - достигнут критерий остановки
  СортироватьПопуляциюПоОценке( Pop_тек );
  // решение=лучшая особь в посл. популяции
  Решение=ТекущаяПопуляция[0];
}
```

Процесс поиска решения обычно начинается со случайно сгенерированной популяции или предполагаемого решения. Выполнение одной итерации генетического алгоритма часто разбивают на два шага. Первый шаг: из текущей популяции строится промежуточная. Выбор особей для промежуточной популяции называется селекцией. Она выполняется сразу после вычисления фитнесс функции $f_i / \overline{f}$ для каждой особи в популяции. Чаще всего реализуется метод "рулетки", когда вероятность особи с номером i попасть в промежуточную популяцию пропорциональна её фитнесс функции $f_i / \overline{f}$. При этом создаётся копия выбранной особи, которая помещается в промежуточную популяцию.

На втором шаге из промежуточной популяции строится популяция следующего поколения. Для этого над особями промежуточной популяции выполняются некоторые трансформирующие эволюционные операции, под воздействием которых особи могут получить новые свойства и тем самым улучшить свою оценочную функцию. Обычно сюда входят операции скрещивания и мутации.

Скрещивание – это операция объединения хромосом двух особей-родителей (иногда более), в результате которой получаются особи-потомки с новыми свойствами. Вероятность применения операции скрещивания перед помещением выбранных особей в популяцию следующего поколения считается заданной и равна P_c.

После скрещивания применяется операция мутации, для которой также задаётся вероятность применения P_m. Она реализуется как случайное изменение генов в особях всей популяции. Цель данной операции – направить поиск в неисследованные регионы пространства поиска и предотвратить его сходимость к локальным экстремумам. Обычно вероятность мутации битов выбирается постоянной и достаточно малой: менее 1%.

Таким образом, процесс эволюции реализуется как замена (полная или частичная) особей популяции на новые, после чего снова происходит вычисление их оценочных и фитнесс функций. Механизм выживания "сильнейших" особей является попыткой формализации использования накопленной в процессе эволюции информации. Порождение новых популяций прекращается, когда найдено решение проблемы или выполняются установленные критерии, например, превышено число итераций.

Генетический алгоритм идентификации параметра $\sigma(\tau)$ **в задаче теплопроводности.** Из описания в предыдущем разделе видно, что конкретная задача, решение которой требуется найти с помощью ГА, является для неё "чёрным ящиком". На его вход подаются параметры, определяемые кодированием особи, а на выходе наблюдаются реакции, определяющие её оценку.

Для получения из общей схемы ГА реализации конкретного метода необходимо конструктивно задать следующие компоненты: кодирование особи и популяции; вид оценочной функции; вид применяемых генетических операций; критерии остановки работы алгоритма.

Идентифицируемым параметром задачи является параметр лучистого теплообмена σ. В общем виде он представляется полиномом n-й степени, который при программной реализации задаётся массивом коэффициентов. Набор массивов определяет популяцию заданного размера.

"Чёрным ящиком", определяющим оценочную функцию, является уравнение теплопроводности (1). Оно используется дважды. В начале алгоритма с его помощью вычисляется массив температур, показывающий её изменение во времени. Далее в программе он используется в качестве эталона $T_{эт}$ для вычисления оценки каждой особи o_i следующим образом. Задача теплопроводности получает текущую особь o_i в качестве параметра, на основании которого и начальных условий происходит решение прямой задачи: определение зависящего от времени массива температур $T(o_i) = T(\sigma)$. Далее оценка $f(o_i)$ особи вычисляется на основании квадратичного функционала (7).

Поскольку в нашей задаче (7) уменьшается с ростом точности аппроксимации входного параметра "чёрного ящика", то в качестве оценки используется обратная к (7) величина, которая растёт с ростом точности.

Поскольку в предлагаемом методе, в отличие от базового двоичного кодирования, используется кодирование с помощью массивов вещественных чисел, то используются генетические операции, определённые для такого применения. Применение вещественного кодирования в ГА широко исследовано, мы в основном используем подход, описанный в [12].

В качестве оператора скрещивания используется $BLX-\alpha$ кроссовер. Генерируется один потомок, являющийся вещественным числом из интервала $[c_{\min}-\Delta\cdot\alpha,\quad c_{\max}+\Delta\cdot\alpha]$, где:

$$\begin{gathered} c_{\max}=\max(c_i^1,c_i^2), \\ c_{\min}=\min(c_i^1,c_i^2), \\ \Delta=c_{\max}-c_{\min},\ i=1,n. \end{gathered} \tag{10}$$

Здесь c_i – i-й коэффициент полинома σ. Коэффициент α определяется экспериментально.

Вид оператора мутации определяется аналогично, но для одного коэффициента c_i .

Экспериментальные результаты. Предложенный генетический алгоритм идентификации параметра σ был реализован программно на языке C++, объём реализации составил около 800 строк кода.

При проведении машинных экспериментов степень полинома аппроксимации σ была выбрана 3. Максимальное значение параметра σ, которое допустимо для полинома аппроксимации 2,0. Если для заданной особи значение превышало данный порог, то такая особь отбрасывалась и не рассматривалась как потенциальное решение.

В качестве эталона $\sigma_{эт}$ выбран полином с коэффициентами (–1.0, 2.0, 2.0). С заданным $\sigma_{эт}$ решается прямая задача теплопроводности и определяется эталонный массив температур $T_{эт}$. Размер массива определяется технологическим процессом: скоростью движения заготовки и временем нагрева. Число контрольных точек температуры по сечению заготовки при решении задачи теплопроводности – 4.

Другие численные параметры ГА: число особей в популяции постоянно и равно 100; максимальное число поколений – 100; вероятность скрещивания 0,99; вероятность мутации 0,1; число поколений без улучшения оценки – 10; коэффициент α в операторах скрещивания и мутации – 0,1. Данные значения определены на основании машинных экспериментов и позволяют решать задачу с приемлемой точностью. При указанных параметрах время работы ГА составило 15 – 18 сек, полученное значение параметра σ позволяет определить температуру на поверхности с точностью 0.5 – 5 градусов Цельсия относительно эталонных значений. Отметим, что дальнейшая "настройка" параметров ГА позволяет существенно повысить точность решения задачи, до сотых градуса, за счёт увеличения глубины поиска.

Основные результаты и выводы. В статье предложен метод идентификации параметра лучистого теплообмена в заданных граничных условиях задачи теплопроводности. Метод основан на применении простого ГА с вещественным кодированием. Применены вещественные генетические операции, вычисление оценки реализовано на основании квадратичного функционала отклонения массива температур модели, использующей исследуемый параметр, от "эталонных" значений.

Реализованный метод позволяет решить задачу идентификации параметра за приемлемое время и моделировать температуру технологического процесса с точностью до десятых долей градуса.

В качестве дальнейших исследований можно отметить применение предложенного метода для задачи идентификации пары заданных параметров задачи теплообмена.

Список литературы: **1.** *Тихонов А.Н.* Методы решения некорректных задач / *А.Н. Тихонов, В.Я. Арсенин.* – М.: Наука, 1974. – 285 с. **2.** *Мацевитый Ю.М.* Обратные задачи теплопроводности, в 2-х т. / *Ю.М. Мацевитый.* – Киев: Наукова думка, 2003. – 408 с. **3.** *Бэк Дж.* Некорректные обратные задачи теплопроводности / *Дж. Бэк, Б. Блакуэлл, Ч. Сент-Клэр мл.* – М.: Мир, 1989. – 312 с. **4.** *Алифанов О.М.* Экстремальные методы решения некорректных задач / *О.М. Алифанов, Е.А. Артюхин, С.В. Румянцев.* – М.: Наука, 1988. – 288 с. **5.** *Ткаченко В.Н.* Математическое моделирование, идентификация и управление технологическими процессами тепловой обработки материалов. – Серия "Задачи и методы: математика, механика, кібернетика" Том 13 / *В.Н. Ткаченко.* – Киев: Наукова думка, 2008. – 243 с. **6.** *Ткаченко В.Н.* Методы идентификации распределенных параметров на основе метода наименьших квадратов и ортогональных функций / *В.Н. Ткаченко, О.В. Литовченко* // Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. – 2012. – № 3 (174). – Ч. 2. – С. 141-148 **7.** *Majchrzak E.* Application of evolutionary algorithm in identification of solidification parameters / *E. Majchrzak, J. Mendakiewicz, M. Paruch* // Journal of Achivements in Materials and Manufacturing Engineeing. – 2007. – Vol. 23. – Issue. 2. – P. 67-70. **8.** *Goldberg D.E.* Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning / *D.E. Goldberg*. – Boston, MA: Addison-Wesley Longman Publishing Co, 1989. – 412 p. **9.** *Holland J.P.* Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductionary Analysis with Application to Biology, Control and Artificial Intelligence / *J.P. Holland.* – Ann Arbor MI: University of Michigan, 1992. – 228 p. **10.** *Скобцов Ю.А.* Основы эволюционных вычислений / *Ю.А. Скобцов.* – Донецк: ДонНТУ, 2008. – 326 с. **11.** *Иванов Д.Е.* Генетические алгоритмы построения входных идентифицирующих последовательностей цифровых устройств / *Д.Е. Иванов.* – Донецк, 2012. – 240 с.

12. *Herrera F.* Tackling real-coded genetic algorithms: operators and tools for the behavior analysis / *F. Herrera, M. Lozano, J.L. Verdegay* // Artificial Intelligence Review. – 1998. – Vol. 12. – №. 4. – P. 265-319.

References:
1. Tixonov, A.N., and Arsenin, V.Ya. (1974), *Methods for solving ill-posed problems*, M.: Nauka, 285 p.
2. Macevityj, Yu.M. (2003), *Inverse heat conduction problems*, Kiev: Naukova dumka, 408 p.
3. Be'k, Dzh., Blakue'll, B., and Sent-Kle'r jn., Ch. (1989), *Incorrect inverse heat conduction problems*, M.: Mir, 312 p.
4. Alifanov, O.M., Artyuxin, E.A., and Rumyancev, S.V. (1988), *Extreme methods for solving ill-posed problems*, M.: Nauka, 288 p.
5. Tkachenko, V.N. (2008), *Mathematical modeling, identification and control of technological processes of heat metal treatment, Series "Problems and methods of mathematics, mechanics and cybernetics"*, Vol. 13, Kiev: Naukova dumka, 243 p.
6. Tkachenko, V.N., and Litovchenko, O.V. (2012), "Methods of identification of distributed parameters based on the least squares method", *Bulletin of East Ukrainian National University named after Dahl*, No. 3 (174), Ch.2, pp. 141-148.
7. Majchrzak, E., Mendakiewicz, J., Paruch, M. (2007), "Application of evolutionary algorithm in identification of solidification parameters", *Journal of Achivements in Materials and Manufacturing Engineeing*, Vol.23, Issue. 2, pp. 67-70.
8. Goldberg, D.E. (1989), *Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning*, Boston, MA: Addison-Wesley Longman Publishing Co, 412 p.
9. Holland, J.P. (1992), *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductionary Analysis with Application to Biology, Control and Artificial Intelligence*, Ann Arbor MI: University of Michigan, 228 p.
10. Skobcov, Yu.A. (2008), *Base of evolutionary computation*, Donetsk: DonNTU, 326 p.
11. Ivanov, D.E. (2012), *Genetic algorithms for constructing of input identifying sequences of digital devices*, Donetsk, 240 p.
12. Herrera, F., Lozano, M., and Verdegay, J.L. (1998), "Tackling real-coded genetic algorithms: operators and tools for the behavior analysis", *Artificial Intelligence Review*, Vol. 12, No. 4, pp. 265-319.

Статью представил д-р техн. наук, проф. Донецкого национального технического университета Фёдоров Е.Е.

Поступила (received) 21.06.2016

Ivanov Dmitry, Dr.Sci.Tech, Ass. Professor
Institute of Applied Mathematics and Mechanics,
Str. Gen. Batyuka, 19, Slavyansk, 84100
Tel: (067) 281-26-48, e-mail: Dmitry.ivanov.iamm@gmail.com
ORCID ID: 0000-0001-9956-6589

Tkachenko Valerij, Dr.Sci.Tech, Professor
Institute of Applied Mathematics and Mechanics,
Str. Gen. Batyuka, 19, Slavyansk, 84100
Tel: (066) 502-15-54, e-mail: valeryi_don@mail.ru
ORCID ID: 0000-0001-9956-6589

УДК 62-50:621.783.22:66.096.5

Генетичний алгоритм ідентифікації параметра променистого теплообміну в заданих граничних умовах / Іванов Д.Є., Ткаченко В.М. // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2016. – № 44 (1216). – С. 31 – 41.

Розглядається задача ідентифікації параметра променистого теплообміну в задачах теплопровідності в заданих граничних умовах. Запропоновано новий метод розв'язання задачі, який засновано на генетичному алгоритмі. Ідентифікований параметр апроксимується поліномом *n*-го ступеня, коефіцієнти якого визначають особини в генетичному алгоритмі. Виконано програмну реалізація методу та проведено машинні експерименти. Бібліогр.: 12 назв.

Ключові слова: ідентифікація параметра, променистий теплообмін, задача теплопровідності, генетичний алгоритм.

УДК 62-50:621.783.22:66.096.5

Генетический алгоритм идентификации параметра лучистого теплообмена в заданных граничных условиях / Иванов Д.Е., Ткаченко В.Н. // Вестник НТУ "ХПИ". Серия: Информатика и моделирование. – Харьков: НТУ "ХПИ". – 2016. – № 44 (1216) – С. 31 – 41.

Рассматривается задача идентификации параметра лучистого теплообмена в задаче теплопроводности в заданных граничных условиях. Предложен новый метод решения задачи, который основан на генетическом алгоритме. Идентифицируемый параметр аппроксимируется полиномом *n*-й степени, коэффициенты которого определяют особь в генетическом алгоритме. Выполнена программная реализация метода и проведены машинные эксперименты. Библиогр.: 12 назв.

Ключевые слова: идентификация параметра, лучистый теплообмен, задача теплопроводности, генетический алгоритм.

UDC 62-50:621.783.22:66.096.5

Genetic algorithm for parameter identification of the radiant heat transfer in the given boundary conditions / Ivanov D.E., Tkachenko V.N. // Herald of the National Technical University "KhPI". Subject issue: Informatics and Modelling. – Kharkov: NTU "KhPI". – 2016. – № 44 (1216). – P. 31 – 41.

The identification problem of parameter of radiant heat conduction in the given boundary conditions is discussed. A new method of solving this problem, which based on genetic algorithm. The identified parameter is approximated by a polynomial of n-th degree that determine the coding of the individuals in genetic algorithm. Software implementation was made and the machine experiments was performed. Refs.: 12 titles.

Keywords: identification problem of parameter, radiant heat conduction, heat conduction problem, genetic algorithm.