

УДК 534.134

С.А. Найда, А.В. Коржик, Т.Н. Желяскова

*Национальный технический университет Украины «КПИ», Киев***СТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ШИРОКОПОЛОСНОГО ПЬЕЗОПРЕОБРАЗОВАТЕЛЯ ДЛЯ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ**

*Проведен анализ статистических методов многопараметрической оптимизации и обоснован выбор метода «независимого» глобального поиска. Построен алгоритм соответствующий выбранному методу оптимизации с заданными оптимизируемыми параметрами и пределами их изменения. Определены параметры согласующих акустических переходных слоев и электрических корректирующих цепей, которые обеспечивают максимальную полосу пропускания.*

**Ключевые слова:** *пьезоэлектрический преобразователь, полоса пропускания, коэффициент передачи, многопараметрическая оптимизация.*

**Введение**

В последнее время наблюдается тенденция к увеличению рабочих частот и расширению полосы пропускания пьезопреобразователей, в частности, для медицинской диагностики [1]. Необходимость в разработке широкополосных ультразвуковых преобразователей связана, в первую очередь, с возможностью повышения точности измерения акустических параметров исследуемой среды в широком диапазоне частот без смены преобразователя.

Задача анализа работы преобразователя в широкой полосе частот сводится к поиску некоторых оптимальных соотношений между параметрами самого преобразователя, согласующих электрических и акустических элементов, которые обеспечивают предельные значения полосы пропускания. В случае преобразователя для медицинского ультразвукового эхоскопа, особенностью которого является работа на среду с малым волновым сопротивлением, с большим затуханием и в эхо-режиме, важное значение имеет также его чувствительность. Подобного рода задачи относятся к роду задач многопараметрической оптимизации, если считать оптимизируемой функцией полосу пропускания преобразователя [2].

В зависимости от характера поиска в области теории и практики многопараметрической оптимизации выделились два направления. Первое направление рассматривает поиск как вполне регулярный процесс сбора и обработки информации об объекте. Второе направление подразумевает намеренное введение элемента случайности в алгоритм поиска. Эта случайность служит целям сбора информации о поведении объекта и целям управления.

В ряде случаев введение такого случайного дает возможность построить весьма простые и эффективные алгоритмы случайного поиска, которые в определенных случаях и по определенным критериям не только соперничают, но и превосходят известные регулярные алгоритмы поиска.

Проблема случайного поиска возникла и разра-

батывается сравнительно недавно. Алгоритмы случайного поиска, решающие задачу оптимизации многопараметрических систем, с точки зрения "потребителя" обладают такими привлекательными свойствами, как повышенное быстродействие, высокие надежность и помехоустойчивость, слабая восприимчивость к различного рода "ловушкам".

Другим чрезвычайно ценным свойством случайного поиска является его внутренняя простота, что значительно облегчает его реализацию, как в виде программы, так и в специализированных устройствах – многоканальных оптимизаторах. Простота программирования и отладки случайного поиска часто делает его более предпочтительным по сравнению с более сильными, но громоздкими методами оптимизации, программирование и отладка которых вызывает серьезные затруднения и тем самым ограничивает их применение.

И наконец, в процессе случайного поиска чрезвычайно естественно и просто вводятся операции обучения и самообучения, что позволяет сделать оптимизацию поиска очень гибкой. Такая пластичность алгоритмов случайного поиска дает возможность сравнительно простыми средствами оперативно изменять свойства алгоритма в процессе оптимизации и тем самым существенно повышать эффективность поиска.

Эти обстоятельства возбудили интерес к случайному поиску как к средству оптимизации сложных параметрических объектов, что и стимулировало широкие исследования как теоретического, так и прикладного характера в этом направлении. В применении случайный поиск показал себя как простое, надежное и эффективное средство оптимизации объектов с большим числом параметров и ограничений.

Эти качества случайного поиска позволяют ему очень часто преодолевать "проклятие размерности" сложных задач и получать решение там, где регулярные методы поиска по сути дела уже «не работают». Этим и объясняется популярность случайного поиска при решении задач большой размерности.

## 1. Анализ статистических методов оптимизации

Для оценки эффективности поисковых процедур, для взаимного сопоставления различных алгоритмов поиска или просто для определения сходимости процесса поиска необходимо задать ситуацию, в которой эти алгоритмы действуют. Ситуация в значительной степени определяется путем создания функции качества объекта оптимизации.

Глобальный поиск, решающий задачу отыскания глобального экстремума многоэкстремального объекта, является наиболее сложной поисковой процедурой, которая во много раз сложнее процесса определения локального экстремума. Именно поэтому почти все методы глобального поиска имеют статистический характер [3].

Одним из самых простых и естественных приемов при отыскании глобального экстремума является использование случайных начальных условий в комбинации с локальным поиском. Такой глобальный поиск является статистическим расширением обычного локального метода поиска. При оптимизации этим методом поиск производится любым из локальных методов, но каждый раз из случайно выбранных начальных состояний.

Локальность алгоритма поиска связана, прежде всего, с независимостью процесса поиска от предыстории. Эта независимость определяется как самим алгоритмом поиска, так и обстановкой, в которой действует поиск. К алгоритмам локального поиска относятся алгоритмы, которые рассмотрим ниже [4].

**Алгоритм с парной пробой** предполагает четкое разделение между поисковыми и рабочими шагами системы. В случайном направлении, определяемом случайным единичным вектором  $\Xi(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ , по обе стороны от исходного состояния  $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$  делаются пробы. Значение показателя качества в точках  $X_{1,2} = X \pm g\Xi$ , где  $g$  – величина пробного шага, и определяют направление рабочего шага. Этот шаг делают в направлении наименьшего значения качества:

$$\Delta X_{i+1} = a\Xi \text{sign}[Q(X_i - g\Xi) - Q(X_i + g\Xi)], \quad (1)$$

где  $a$  – величина рабочего шага. В данном случае основные потери поиска связаны с двумя пробными определениями показателя качества. Рабочий же шаг, как предполагается, практически делается без потерь. Характерной особенностью данного метода является его повышенная тенденция к «блужданию» даже в том случае, если цель найдена.

Смысл **алгоритма с возвратом при неудачном шаге** заключается в том, что в пространстве оптимизируемых параметров делается шаг в случайном направлении  $\Xi$ . Если значение функции качества в новом состоянии  $Q(X_{i+1})$  больше или равно значению функции качества в исходной точке  $Q(X_i)$ , т.е. проба оказалась неудачной, то систе-

ма возвращается в исходное состояние, после чего снова делается шаг в случайном направлении. Если же функция качества уменьшилась, то сделанный шаг считается рабочим и последующий случайный шаг делается из нового состояния  $X_{i+1} = X_i + \Delta X_{i+1}$ .

Этот алгоритм можно записать в виде следующего выражения для шага:

$$\Delta X_{i+1} = \begin{cases} a\Xi, & \text{при } Q(X_i) < Q(X_{i-1}), \\ -\Delta X, & \text{при } Q(X_i) \geq Q(X_{i-1}). \end{cases} \quad (2)$$

В этом случае целенаправленность получена за счет возврата при неудачном шаге (функция качества не уменьшается).

**Алгоритм с пересчетом при неудачном шаге** – это модификация описанного выше алгоритма. Применяется для систем с мало изменяющейся функцией качества. Возврат в исходное состояние при неудачной попытке не производится, за счет чего повышается быстродействие алгоритма. Система после неудачной попытки делает снова случайный шаг, отсчитанный из старого состояния. Рекуррентная формула для смещения в пространстве параметров по этому алгоритму имеет вид:

$$\Delta X_{i+1} = \begin{cases} a\Xi, & \text{при } Q(X_i) < Q_{i-1}^0, \\ -\Delta X_i + a\Xi, & \text{при } Q(X_i) \geq Q_{i-1}^0, \end{cases} \quad (3)$$

где  $Q_{0i} = \min Q(X_j)$ ,  $j = 1, 2, \dots, i$  – наименьшее значение функции качества за  $i$  предыдущих шагов поиска. Однако работоспособность алгоритма существенно зависит от содержимого памяти ( $\Delta X$  и  $Q^0$ ).

**Алгоритм наилучшей пробы** – случайный поиск, опирающийся на многократную случайную выборку. Из исходной точки  $X_i$  делается  $m$  случайных независимых шагов  $g\Xi_1, \dots, g\Xi_m$  в пространстве параметров и запоминается тот шаг, который привел к наибольшему снижению функции качества. Рабочий шаг делается в направлении:

$$X_{i+1} = a\Xi^*, \quad (4)$$

где  $\Xi^*$  – направление наилучшей пробы, которая удовлетворяет следующему выражению:

$$Q(X_i + g\Xi^*) = \min Q(X_i + g\Xi_j), \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad (5)$$

где  $g$  – величина пробного шага;  $\Xi_j$  – единичные случайные независимые векторы, равномерно распределенные по всем направлениям пространства параметров.

**Алгоритм статистического градиента** является случайным поиском с накоплением. Из исходного состояния  $X$  делаются  $m$  случайных независимых проб  $g\Xi_1, \dots, g\Xi_m$  и вычисляются соответствующие приращения функции качества:

$$\Delta Q_j = Q(X + g\Xi_j) - Q(X). \quad (6)$$

После этого образуется векторная сумма:

$$Y = \sum_{j=1}^m \Xi_j \Delta Q_j, \quad (7)$$

которая в пределе  $m \rightarrow \infty$  совпадает с направлением градиента функции качества, а также вектор  $Y$  по всем реализациям пробных шагов совпадает с направлением градиента. Поэтому направление вектора  $Y$  при конечном  $m$  является статистической оценкой градиентного направления. Поэтому направление рабочего шага выбирают в соответствии с оценкой:

$$\Delta X = -aY/|Y|. \quad (8)$$

Таким образом, локальный минимум – результат каждого локального этапа, запоминается и сравнивается с локальными минимумами последующих этапов, из которых и выбирается наименьший из локальных минимумов – глобальный минимум.

Такой алгоритм глобального поиска является, по сути дела, алгоритмом случайного перебора локальных минимумов и применим лишь при их небольшом числе. В случае, если глобальный экстремум лежит на дне оврага, когда не работают локальные методы поиска, этот метод также неприменим.

Существующие методы глобального поиска разработаны для отыскания глобального экстремума объектов различной сложности структуры и характера. В соответствии с многообразием объектов оптимизации предложено много методов глобального поиска. Большинство из них можно подразделить на два класса: класс независимых методов и класс «блуждающих» (зависимых) методов глобального поиска.

К первому классу относятся методы, в которых пробы производятся в соответствии с определенной плотностью распределения в пространстве параметров и не связанных между собой, т.е. образуют независимую выборку заданного распределения. Этот класс методов позволяет путем соответствующего выбора плотности распределения проб сосредоточить испытания в районе, который «подозревается» на глобальный экстремум. При этом переход от одного распределения к другому производится в результате и на основе опыта, приобретенного в процессе проб.

Второй класс образуют методы глобального поиска, имитирующего блуждания по пространству параметров с целью сбора информации об объекте и отыскания глобального экстремума.

В данной работе оптимизация производилась при помощи **алгоритма «независимого» глобального поиска**, который является статистическим расширением обычного локального метода поиска (алгоритма с возвратом при неудачном шаге) и является случайным перебором, который на каждом шаге сводится к случайному определению состояния  $X_i$  (оптимизируемого параметра), вычислению критерия качества в этом состоянии  $Q(X_i)$  и сопоставлению полученного значения с хранимым в памяти  $Q_{i-1}^0$ . Если  $Q(X_i) > Q_{i-1}^0$ , то производится очередной случайный эксперимент, а если  $Q(X_i) < Q_{i-1}^0$ , то запоминается новое значение показателя качества и состояние  $X_i$ , которое обеспечивает это снижение

функции качества, после чего делается очередная случайная проба в соответствии с заданной в пространстве параметров плотности распределения проб. Алгоритм этого поиска может быть записан в виде следующей рекуррентной формулы для содержимого памяти:

$$X_i^0 = \begin{cases} X_{i-1}^0, & \text{если } Q(X_i) \geq Q_{i-1}^0; \\ X_i, & \text{если } Q(X_i) < Q_{i-1}^0, \end{cases} \quad (9)$$

$$Q_i^0 = \begin{cases} Q_{i-1}^0, & \text{если } Q(X_i) \geq Q_{i-1}^0; \\ Q(X_i), & \text{если } Q(X_i) < Q_{i-1}^0, \end{cases} \quad (10)$$

где  $X_i$  –  $i$ -е случайное состояние, выбранное в соответствии с заданной плотностью распределения  $p(X)$ ;  $X_i^0, Q_i^0 = Q(X_i^0)$  – содержимое памяти на  $i$ -м шаге поиска.

Этот алгоритм гарантирует отыскание глобального экстремума при больших  $N$  и при достаточно разумной определенной плотности распределения  $p(X)$ , т.е. в силу случайного характера поиска будет выбрано состояние, достаточно близкое к глобальному экстремуму [4].

## 2. Алгоритм «независимого» глобального поиска

На первом этапе построения алгоритма (рис. 1) зададимся оптимизируемыми параметрами и пределами их изменения (табл. 1).

Таблица 1

Пределы изменения оптимизируемых параметров

Оптимизируемые параметры	Принятые обозначения в программе	Пределы изменения
$L_1, L_2, L_3$	L1, L2, L3	$10^{-3}-10^{-7}$ Гн
$C_2, C_3$	C2, C3	$10^{-3}-10^{-14}$ Ф
$R_\Gamma$	Rgen	$1-10^2$ Ом
$z_3, z_4$	roCs3, roCs4	$2 \cdot 10^6-38.4 \cdot 10^6$ кг/м <sup>2</sup> ·с (эпоксидная смола, фенопласт, две части воска и одна часть канифоли, олово + никель + галлий, вольфрам + олово)
$l_0$	dpiezo	$10^{-2}-10^{-4}$ м
тип пьезокерамики	PiezoType	[6]
$n_3, n_4$	n3, n4	0,1–0,5 длины волны
тип демпфера	roCsdType	(пенопласт полиуретановый, эпоксидная смола, две части воска и одна часть канифоли, олово + никель + галлий, вольфрам + олово)

На втором этапе происходит установка параметров желаемой резонансной частоты  $F_0(f_0)$  и ширины полосы пропускания  $DF_0(\Delta f)$ .

Далее происходит определение частот  $F\_MAX$ , на которых коэффициент передачи достигает своих

локальных максимумов и частот  $F\_MIN$ , на которых коэффициент передачи достигает своих локальных минимумов на некотором заданном диапазоне частот.

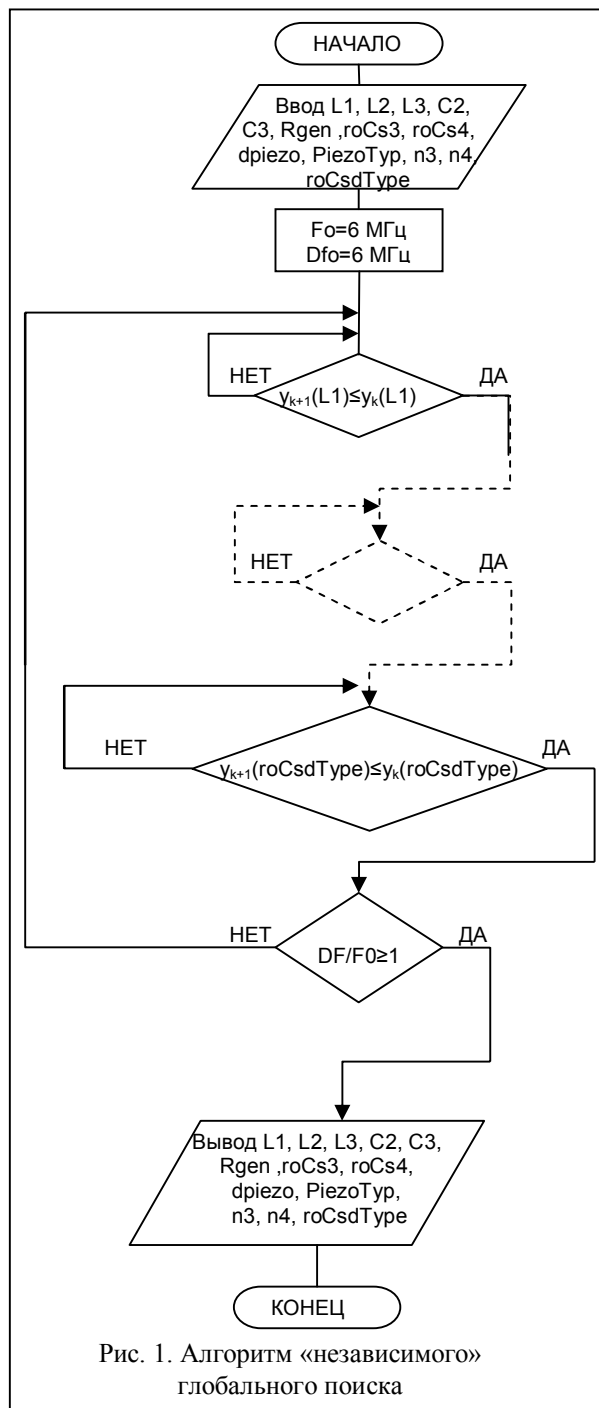


Рис. 1. Алгоритм «независимого» глобального поиска

На третьем этапе происходит расчет численного значения критерия ( $y = -DF/F_0 - P\_MAX$ ) [5]. Критерий позволяет добиться:

- максимального расширения полосы на уровне 0,707 от максимума величины коэффициента передачи;
- неравномерности в полосе (провалы не должны быть ниже 0,707 от максимальной величины коэффициента передачи);
- увеличения максимального среднего значения коэффициента передачи в полосе.

На четвертом этапе при некоторых случайно заданных значениях оптимизируемых параметров получаем некоторый вид коэффициента передачи. Расчет коэффициентов передачи в режиме излучения и приема производится с помощью метода четырехполосников [7, 8]. Для первого оптимизируемого параметра при фиксированном положении последующих производится «спуск».

Начинают спуск с заданной начальной точки  $X_0(x_{10}, x_{20}, \dots, x_{n0})$ . Последующие точки находятся по итерационной формуле:

$$X_{k+1} = X_k + \lambda_k S_k, \quad k = 0, 1, \dots, \quad (11)$$

где  $k$  – номер шага;  $S_k$  – единичный вектор, называемый вектором направления шага;  $\lambda_k$  – скалярная величина, представляющая собой длину шага.

Метод не зависит от выбора вектора направления  $S_k$  и длины шага  $\lambda_k$ . Они определяют стратегию спуска и успешность применения метода [9, 10].

Основная идея метода – в любой точке двигаться в направлении наибольшего локального уменьшения целевой функции, т.е. в направлении наискорейшего спуска. Один шаг в направлении наискорейшего спуска в общем случае не приводит в точку минимума. Поэтому, итерационная формула (11) должна применяться многократно (для всех последующих оптимизируемых параметров), пока минимум не будет достигнут.

### 3. Результаты, полученные при помощи алгоритма «независимого» глобального поиска

Результаты оптимизации следующие (рис. 2) (при этом площадь пьезопластины  $A_0 = 10^{-5} \text{ м}^2$ , рабочая среда – биологическая ткань):

$z_3 = 10,30 \cdot 10^6 \text{ кг/м}^2 \text{с}$  – фенопласт/W/90;  $n_3 = 0,29$ ,  
 $z_4 = 2,98 \cdot 10^6 \text{ кг/м}^2 \text{с}$  – ЭД-5/PbO/30;  $n_4 = 0,27$ ;  
 $l_0 = 0,26 \text{ мм}$ , материал пьезопластины – ТБ-1; тыльная нагрузка пьезопластины – воздух (демпфер отсутствует);

параметры электрических цепей в режиме излучения:  $L_1 = 0,66 \text{ мкГн}$ ,  $L_2 = 0,41 \text{ мкГн}$ ,  $L_3 = 0,41 \text{ мкГн}$ ,  
 $C_2 = 1,17 \text{ нФ}$ ,  $C_3 = 10,00 \text{ пФ}$ ,  $R_1 = 5,77 \text{ Ом}$ ;

параметры электрических цепей в режиме приема:  $L_1 = 0,13 \text{ мкГн}$ ,  $L_2 = 3,40 \text{ мкГн}$ ,  $L_3 = 2,10 \text{ мкГн}$ ,  
 $C_2 = 4,46 \text{ нФ}$ ,  $C_3 = 88,70 \text{ пФ}$ .

Для расчета амплитуд возбуждающего напряжения и напряжения эхо-сигнала необходимо значения нормированных коэффициентов передачи перевести в размерные величины. Тогда коэффициенты передачи в режиме излучения, приема и излучения-приема соответственно [7, 8]:

$$K_{и}(f) = \Phi_{и}(f) \cdot \frac{2 \cdot \epsilon_{33}}{l_0}, \quad K_{п}(f) = \Phi_{п}(f) \cdot \frac{4 \cdot \epsilon_{33}}{\omega_0 \cdot \epsilon_{33}^S \cdot Z_{ср}},$$

$$K(f) = K_{и}(f) \cdot K_{п}(f),$$

где  $\epsilon_{33}$  – пьезоэлектрическая постоянная,  $\epsilon_{33}^S$  – диэлек-

трическая проницаемость пьезокерамики;  $l_0$  – толщина,  $f_0$  – частота механического резонанса пьезопластины.

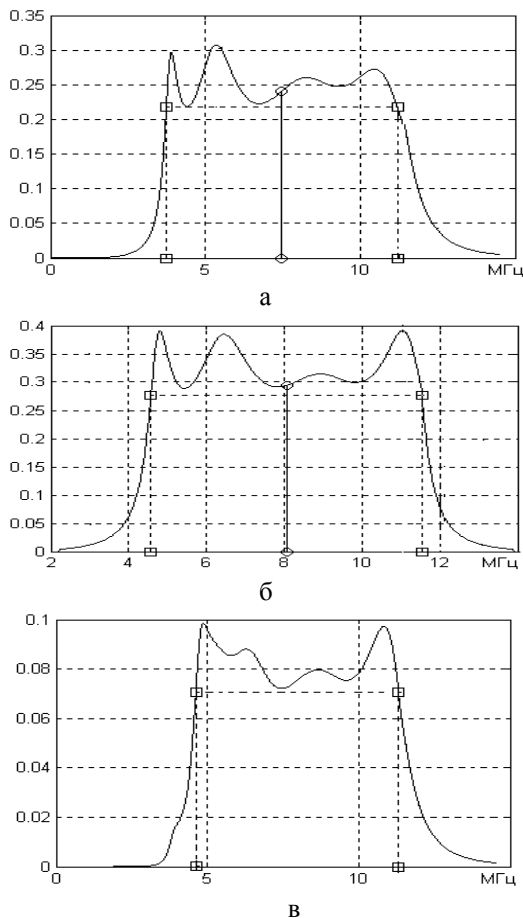


Рис. 2. Частотные характеристики нормированных коэффициентов передачи пьезопреобразователя: а – в режиме излучения  $\Phi_n$ ; б – в режиме приема  $\Phi_p$ ; в – в режиме излучения-приема К

### Выводы

Для оптимизации параметров преобразователя был выбран алгоритм «независимого» глобального поиска, который является расширенным методом алгоритма с возвратом при неудачном шаге.

Были определены параметры согласующих акустических переходных слоев и электрических корректирующих цепей, которые обеспечивают

максимальную полосу пропускания пьезопреобразователя. При этом достигнута относительная полоса пропускания  $\Delta f$  порядка 100% при отсутствии в конструкции преобразователя демфера, т.е. с воздушной тыльной нагрузкой. Такой преобразователь может быть использован в современных широкополосных ультразвуковых сканерах, которые позволяют получить высококачественное изображение органов и тканей человека.

### Список литературы

1. Дидковский В.С. Оптимизация пластинчатых широкополосных пьезопреобразователей ультразвуковых эхоскопов на основе метода связанных контуров / В.С. Дидковский, А.В. Мачулянский, С.А. Найда, В.В. Попов // *Технічна електродинаміка*. – 2009. – Тематичний випуск “Силова електроніка та енергоефективність”. – Ч.3. – С. 26-30.
2. Касаткин Б.А. Многопараметровая оптимизация и энергетические оценки широкополосных пьезопреобразователей / Б.А. Касаткин, Н.Я. Павин // *Акустический журнал*. – 1980. – 26. – 5. – С. 721-725.
3. Жилинскас А.Г. Глобальная оптимизация: аксиоматика статистических моделей, алгоритмы, применения / А.Г. Жилинскас. – Вильнюс: Моклас, 1986. – 166 с.
4. Richard J. Meyer, Douglas C. Markley, Broadband tonpitz transducers based on single crystal relaxor ferroelectrics: Design and modeling (A). – May 2008.
5. Гилл Ф. Практическая оптимизация / Ф. Гилл, У. Мюррей, М. Райт. – М.: Мир, 1985. – 509 с.
6. Ультразвуковые преобразователи для неразрушающего контроля / Под ред. И.Н. Ермолова. – М.: Машиностроение, 1986. – 280 с.
7. Домаркас В.И. Контрольно-измерительные пьезоэлектрические преобразователи / В.И. Домаркас, Р.И.-Ю. Кажис. – Вильнюс: Минтис, 1975. – 255 с.
8. Дідковський В.С. П'єзоелектричні перетворювачі медичних ультразвукових сканерів: навч. посібник / В.С. Дідковський, С.А. Найда. – К.: НМЦВО, 2000. – 178 с.
9. Евтушенко Ю.Г. Методы решения экстремальных задач и их применение в системах оптимизации / Ю.Г. Евтушенко. – М.: Наука, 1982. – 432 с.
10. Соболев И.М. Выбор оптимальных параметров в задачах со многими критериями / И.М. Соболев, Р.Б. Статников. – М.: Наука, 1981. – 110 с.

Поступила в редколлегию 24.12.2011

Рецензент: д-р техн.наук, проф. В.С. Дидковский, Национальный технический университет Украины «КПИ», Киев.

### СТАТИСТИЧНІ МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ ШИРОКОСМУГОВОГО П'ЄЗОПЕРЕТВОРЮВАЧА ДЛЯ МЕДИЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ

С.А. Найда, О.В. Коржик, Т.М. Желяскова

Проведено аналіз статистичних методів багатопараметричної оптимізації і обґрунтований вибір методу «незалежного» глобального пошуку. Побудований алгоритм, що відповідає обраному методу оптимізації із заданими параметрами, що оптимізуються і межами їх зміни. Визначено параметри узгоджувальних акустичних перехідних шарів і електричних коригувальних ланцюгів, які забезпечують максимальну смугу пропускання.

**Ключові слова:** п'єзоелектричний перетворювач, смуга пропускання, коефіцієнт передачі, багатопараметрична оптимізація.

### STATISTICAL METHODS FOR OPTIMIZING THE PARAMETERS OF BROADBAND PIEZOELECTRIC TRANSDUCER FOR MEDICAL DIAGNOSTICS

S.A. Naida, O.V. Korzhik, T.N. Zheliaskova

The analysis of statistical methods manyparametric optimization is conducted and the choice of method of "independent" of the global search is justified. An algorithm corresponding to the chosen method of optimization with the given optimized parameters and limits of their variation is constructed. The parameters of the acoustic matching layer and electrical transients correct-circuiting were determined, which provide maximum bandwidth.

**Keywords:** piezoelectric transducer, frequency bandwidth, transfer coefficient, manyparameter optimization.