УДК 519.85+621.382

Адаптивный алгоритм случайного поиска для задач параметрической идентификации моделей электронных компонентов

В.Н. Бирюков, А.М. Пилипенко

Южный федеральный университет, vnbiryukov@sfedu.ru, ampilipenko@sfedu.ru

***Аннотация* — Рассмотрены проблемы применения современных методов оптимизации для решения задач параметрической идентификации моделей электронных компонентов. Предложен адаптивный алгоритм случайного поиска, основанный на использовании неравномерного закона распределения случайных чисел и учитывающий информацию об изменениях определяемых параметров на каждой успешной итерации для уменьшения размера области генерации параметров. Предлагаемый адаптивный алгоритм позволяет повысить скорость определения параметров в 2-20 раз по сравнению с известным алгоритмом случайного поиска. Погрешности определения параметров моделей с помощью предлагаемого алгоритма заведомо меньше погрешности исходных данных, что необходимо для разработки более точных моделей электронных компонентов.**

***Ключевые слова* — электронные компоненты, модель, оптимизация, нелинейное программирование, случайный поиск, жесткие задачи.**

I. Введение

Задача параметрической идентификации модели электронного компонента заключается в определении параметров математической модели компонента по заданной экспериментальной характеристике. Данная задача относится к «практическим задачам оптимизации» [1, 2], решение которых с помощью стандартных программ оптимизации, основанных на применении метода наименьших квадратов, в ряде случаев приводит к недопустимой погрешности полученных результатов.

Среди методов оптимизации самыми надежными считаются методы нулевого порядка, не требующие вычисления производных целевой функции. Основное их достоинство заключается в том, что они сохраняют работоспособность в тех случаях, когда целевая функция не является гладкой. Среди методов нулевого порядка «практически полезным» считается метод случайного поиска [3], в котором в качестве направления спуска выбирается некоторая реализация многомерной случайной величины.

Обеспечение высокой точности параметрической идентификации моделей электронных компонентов необходимо для получения достоверных результатов схемотехнического моделирования радиотехнических устройств, построенных на базе данных компонентов. Например, эффективность преобразователей спектра, основанных на применении балансных и мостовых цепей, зависит от степени идентичности параметров элементов этих цепей, в частности, полупроводниковых диодов. Вместе с тем в известной литературе данные о степени идентичности диодов не приводятся. Такое положение объясняется не только относительно высокой систематической погрешностью моделей диодов, но и, как правило, неудовлетворительно контролируемой погрешностью измерения их параметров.

Целью данной работы является повышение точности и скорости параметрической идентификации моделей электронных компонентов. Для обеспечения указанной цели в работе решаются следующие задачи:

– анализ точности стандартных методов оптимизации при идентификации параметров моделей полупроводниковых диодов;

– разработка адаптивного алгоритма параметрической оптимизации моделей на основе метода случайного поиска;

– доказательство эффективности предложенного алгоритма оптимизации для задач идентификации параметров SPICE-моделей диода.

II. Постановка задачи

В настоящей работе рассматривается задача параметрической оптимизации в условиях ограниченной точности исходных данных (вследствие чего целевая функция не является гладкой) и высокой жесткости (овражности) целевой функции одновременно. Такая задача встречается при идентификации статических параметров полупроводникового диода. Решение задачи параметрической идентификации моделей полупроводникового диода, с одной стороны, необходимо для проектирования балансных и мостовых схем, широко использующихся в радиотехнических устройствах, а с другой, – данная задача может использоваться в качестве тестовой для исследования эффективности методов оптимизации. Несмотря на довольно простое математическое описание, именно задачи параметрической идентификации моделей диодов оказываются достаточно «трудными» для стандартных методов оптимизации [4].

Простейшая статическая модель диода (модель Шокли) имеет вид [5]:

$$I(V) = I_S[\exp(V/\varphi) - 1]\,, \qquad (1)$$

где I и V – ток и напряжение на зажимах диода; I_S – ток насыщения диода; $\varphi = N\varphi_T$; N – коэффициент эмиссии; $\varphi_T \approx 0.026$ В – термический потенциал.

Стандартная трехпараметрическая SPICE-модель диода кроме параметров I_S и φ содержит дополнительный параметр – последовательное сопротивление R_S и описывается выражением [6]:

$$I(V) = I_S\{\exp[(V - R_S I)/\varphi)] - 1\}\,. \qquad (2)$$

Для идентификации параметров моделей диода по его экспериментальной вольт-амперной характеристике (ВАХ) используется метод наименьших квадратов. В качестве оптимизируемой функции рассматривается сумма квадратов относительных погрешностей в каждой точке ВАХ:

$$S = \sum_{j=1}^{n} \left[\frac{I(V_j) - I_j}{I_j} \right]^2, \qquad (3)$$

где $\{I_j, V_j\}$, $j = 1, 2, ..., n$ – экспериментальная ВАХ диода в табличной форме; n – число точек экспериментальной ВАХ.

Описанный выше способ параметрической идентификации, основанный на применении метода наименьших квадратов, считается универсальным и используется практически для всех электронных компонентов, в частности, для МОП-транзистров [5, 7, 8].

Трудности решения практических задач оптимизации объясняются в первую очередь высокой жесткостью минимизируемого функционала (целевой функции) S. Жесткость функционала S определяется отношением максимального и минимального собственных значений матрицы Гессе:

$$\eta = \frac{\partial^2 S/\partial y^2}{\partial^2 S/\partial x^2}\,,$$

где x и y – направления наименьшего и наибольшего изменений функционала S, соответствующих осям деформации эллипсоида, аппроксимирующего функционал S вблизи точки минимума [2-4].

На рис. 1 показаны ортогональные сечения трехмерного функционала S вдоль осей деформации эллипсоида x, y и z, аппроксимирующего функционал S вблизи точки минимума. Сечения функционала S рассчитывались для случая идентификации параметров SPICE-модели (2) и центрировались относительно величины $S_{\min}$ – наименьшего значения функционала S. Существенной особенностью графиков является наличие на дне овражной структуры цифрового шума, быстро растущего с увеличением жесткости решаемых задач.

Для расчетов функционала S использовалась экспериментальная ВАХ кремниевого диода FR102, приведенная на рис. 2.

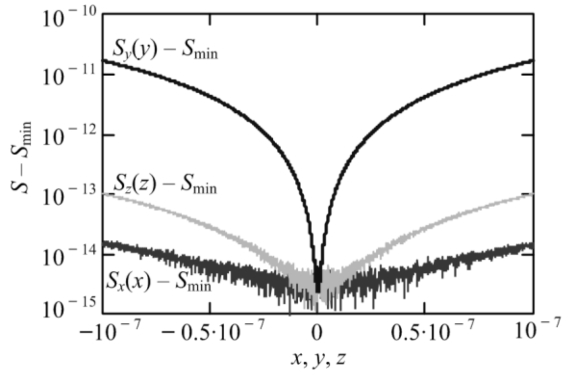

Рис. 1. Сечения функционала (3) вблизи точки минимума (η = 1400)

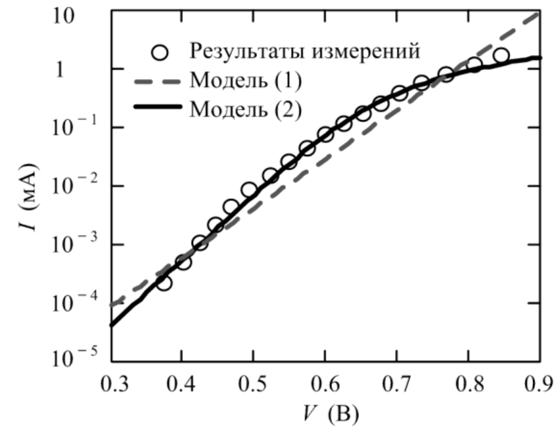

Рис. 2. Экспериментальная и расчетные ВАХ диода FR102

Параметры моделей (1) и (2) I_S^*, φ^* и R_S^*, соответствующие минимуму функционала (3), были впервые получены в работе [4] с помощью редукции размерности задачи оптимизации и многократного применения алгоритма случайного поиска для обеспечения максимального числа точных значащих цифр решения. В табл. 1 приведены значения I_S^*, φ^* и R_S^* для моделей (1) и (2), а также соответствующие этим значениям среднеквадратические погрешности моделирования ВАХ $\sigma_{\min} = \sqrt{S_{\min}}/n$ и жесткости η. Жесткость модели (2) оказалась выше жесткости модели (1) неслучайно: в общем случае жесткость модели растет с увеличением числа ее параметров. Для иллюстрации точности моделей (1) и (2) на рис. 2 приведены ВАХ, рассчитанные с помощью этих моделей при оптимальных параметрах I_S^*, φ^* и R_S^*.

Следует отметить, что дополнительным фактором, затрудняющим решение задачи оптимизации, является негладкость минимизируемого функционала: цифровой шум, наблюдаемый в последних разрядах минимизируемого функционала (3), делает невозможным точное определение производных функционала S по параметрам вблизи минимума (рис. 1). Причинами цифрового шума в задачах параметрической идентификации являются рост влияния погрешностей округления с ростом жесткости и (в ряде случаев) приближенные вычисления целевой функции [2-4].

Таблица 1

Параметры диода FR102

Параметр	Модель (1)	Модель (2)
I_S^* (пА)	285.9187881	19.35088
φ^* (мВ)	52.03860619	38.98451
R_S^* (Ом)	–	120.5380
$\sigma_{\min}$ (%)	11.4	4.9
η	1280	1440

Для решения задач параметрической идентификации моделей диода в данной работе рассмотрены возможности применения стандартных методов оптимизации и предложены новые эффективные и надежные алгоритмы, основанные на использовании метода случайного поиска.

III. Применение стандартных методов оптимизации для задач параметрической идентификации

Современные методы оптимизации нелинейных функционалов (методы нелинейного программирования) являются итерационными и требуют вычисления матрицы Якоби, которая определяется первыми производными минимизируемого функционала. Некоторые методы оптимизации могут дополнительно использовать матрицу Гессе (вторые производные минимизируемого функционала). В программах компьютерной математики чаще всего используются стандартные методы нелинейной оптимизации [9, 10]: метод сопряженных градиентов, квазиньютоновские методы и метод Левенберга-Марквардта.

В табл. 2 представлены результаты параметрической оптимизации моделей (1) и (2) для диода FR102 с помощью стандартных методов оптимизации при начальных значениях параметров примерно в 1.5 раза отличающихся от оптимальных: $I_S^{(0)} \approx I_S^*/1.5$; $\varphi^{(0)} \approx \varphi^*/1.5$; $R_S^{(0)} \approx R_S^*/1.5$. Для оценки эффективности стандартных методов оптимизации рассчитывались относительные погрешности определения параметров моделей этими методами $\delta_{IS} = \left|I_{S\,k} - I_S^*\right| / I_S^*$, $\delta_\varphi = \left|\varphi_k - \varphi^*\right| / \varphi^*$, $\delta_{RS} = \left|R_{S\,k} - R_S^*\right| / R_S^*$ ($I_{S\,k}, \varphi_k$ и $R_{S\,k}$ – параметры, полученные стандартными методами оптимизации) и среднеквадратические погрешности моделирования ВАХ, соответствующие параметрам $I_{S\,k}, \varphi_k$ и $R_{S\,k}$.

Таблица 2

Результаты параметрической идентификации стандартными методами оптимизации

Метод	δ_{IS} (%)	δ_φ (%)	δ_{RS} (%)	σ (%)
Модель (1)				
Сопряженных градиентов	30	23	–	400
Квазиньютоновский	30	23	–	400
Левенберга-Марквардта	27	2.3	–	20
Модель (2)				
Сопряженных градиентов	63	23	34	160
Квазиньютоновский	63	23	34	160
Левенберга-Марквардта	33	19	29	12

Жесткость минимизируемого функционала (3) в рассматриваемом случае превышает 1000 (см. табл. 1 и рис. 1), что делает малоэффективными стандартные методы оптимизации, перечисленные выше. Результаты, представленные в табл. 2, показывают, что при использовании метода сопряженных градиентов и квазиньютоновских методов (последние считаются наиболее быстрыми из стандартных методов) сходимость решений как двумерной, так и трехмерной задач оптимизации практически отсутствует (значения параметров слабо отличаются от начальных значений, а среднеквадратические погрешности моделей (1) и (2) превышают 100 %). Применение метода Левенберга-Марквардта, считающегося наиболее надежным из стандартных методов, позволяет несколько улучшить ситуацию, но и в этом случае погрешности оценки параметров могут достигать 30 %, а среднеквадратические погрешности моделей (1) и (2) превышают наименьшие значения примерно в 2 раза (см. табл. 1 и 2). Следует отметить, что при использовании более сильного равномерного приближения жесткость задачи оптимизации резко увеличивается, что и является основной причиной широкого использования метода наименьших квадратов.

Таким образом, для параметрической идентификации моделей электронных компонентов приходится прибегать к методам оптимизации нулевого порядка, в частности, к алгоритму случайного поиска, который не требует для своей реализации вычисления производных [1], [11-14]. К сожалению, высокая надежность известного алгоритма случайного поиска сочетается с крайне медленной скоростью решения задач оптимизации.

IV. Применение алгоритма случайного поиска для задач параметрической идентификации

A. Известный алгоритм случайного поиска

Блок-схема известного алгоритма случайного поиска [12-14], основанная на генерации случайных параметров с равномерной плотностью вероятности, представлена на рис. 3.

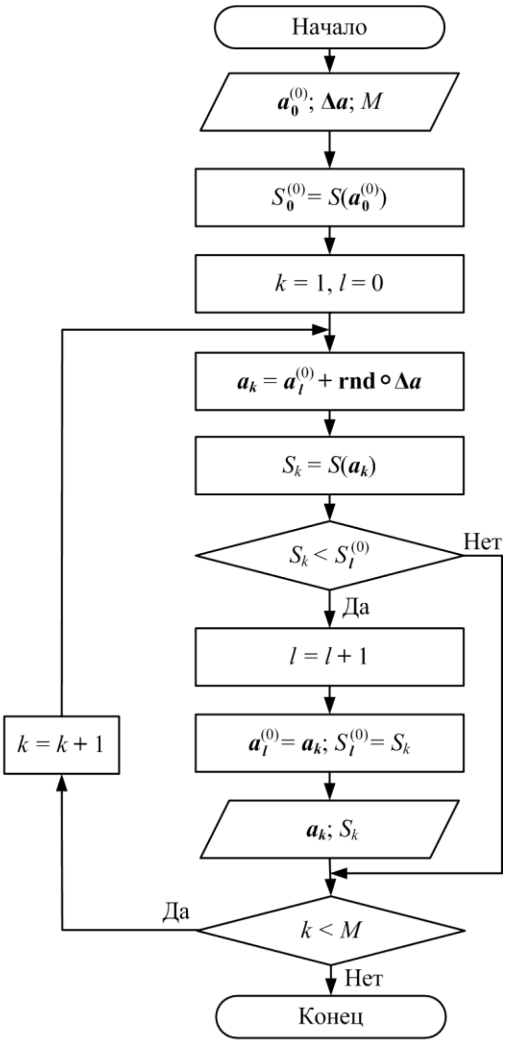

Рис. 3. Блок-схема известного алгоритма случайного поиска

На рис. 3 приняты следующие обозначения: $\boldsymbol{a}_0^{(0)}$ – начальный вектор определяемых параметров; $\boldsymbol{a}_k$ – вектор определяемых параметров на k-й итерации; $\Delta\boldsymbol{a}$ – размер области генерации определяемых параметров; **rnd** – вектор случайных чисел с равномерной плотностью вероятности на интервале $[-1; +1]$; $\mathbf{rnd} \circ \Delta\boldsymbol{a}$ – поэлементное произведение векторов **rnd** и $\Delta\boldsymbol{a}$ (произведение Адамара); l – номер успешной итерации, при которой величина целевой функции S уменьшается; M – заданное максимальное число итераций. Размерность всех векторов равна числу определяемых параметров.

В блок-схеме, приведенной на рис. 3, итерационный процесс идентификации параметров продолжается до достижения общего числа итераций заданной величины M. Значение каждого определяемого параметра на k-й итерации имеет вид:

$$a_k = a_l^{(0)} + \mathrm{rnd} \cdot \Delta a\,, \tag{4}$$

где $a_l^{(0)}$ – начальное значение параметра (при $l = 0$) или значение параметра, полученное на предыдущей успешной итерации (при $l > 0$); $\Delta a \approx (0.05\ldots0.1)\, a_l^{(0)}$ – максимальное отклонение определяемого параметра от значения $a_l^{(0)}$; rnd – случайное число с равномерной плотностью вероятности на интервале $[-1, +1]$.

Плотность вероятности случайной величины u = rnd имеет вид:

$$p_1(u) = \begin{cases} 0.5, \text{ при } \; -1 \le u \le 1; \\ \;0, \;\text{ при } \; u < -1 \;\text{ и } u > 1. \end{cases} \tag{5}$$

B. Модифицированный алгоритм случайного поиска

Для обоснования модифицированного алгоритма случайного поиска рассмотрим двумерную структуру минимизируемого функционала (рис. 4).

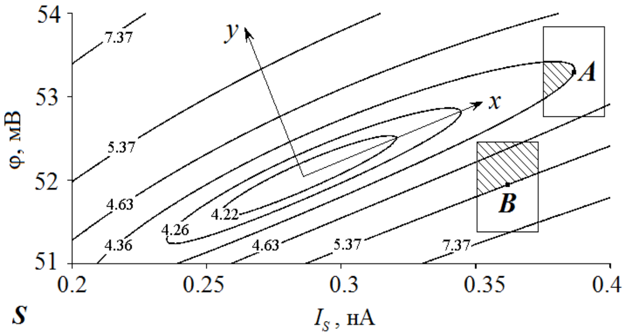

Рис. 4. Линии уровня двумерного функционала *S*

На рис. 4 область генерации случайных параметров выделена прямоугольником. Если эта область расположена далеко от дна оврага (в окрестности точки B), то для рассматриваемой задачи успешными будут около половины попыток. Вблизи же дна оврага (в окрестности точки A) вероятность успеха резко падает (на рис. 4 она не превышает 1/4). Повышение вероятности успешных попыток вблизи дна оврага без изменения размера области случайных параметров возможно при использовании неравномерного распределения параметров, которое должно иметь высокую плотность вероятности случайных чисел в центре области и низкую – на краях. В этом случае вероятность успешных попыток вблизи точки B не изменяется, а вблизи точки A – растет, то есть неравномерность распределения не влияет на скорость спуска вне оврага, но увеличивает ее при продвижении по дну.

В работе [15] показано, что наиболее эффективно на каждой итерации вместо генерации случайных параметров с равномерной плотностью вероятности (см. выражение (4)) использовать параметры с модифицированной (неравномерной) плотностью вероятности, полученные путем возведения в куб случайной составляющей с равномерным законом распределения. Таким образом, для модифицированного алгоритма случайного поиска значение определяемого параметра на k-й итерации принимает следующий вид:

$$a_k = a_l^{(0)} + \mathrm{rnd}^3 \cdot \Delta a\,. \qquad (6)$$

Плотность вероятности случайной величины $v = \mathrm{rnd}^3$ имеет вид:

$$p_2(v) = \begin{cases} \dfrac{1}{6\sqrt[3]{v^2}}, \text{ при } -1 \le v \le 1; \\ 0, \text{ при } v < -1 \text{ и } v > 1. \end{cases} \qquad (7)$$

На рис. 5 приведены графики плотностей вероятности случайных величин $u = \mathrm{rnd}$ и $v = \mathrm{rnd}^3$ с равномерным и неравномерным законами распределения соответственно.

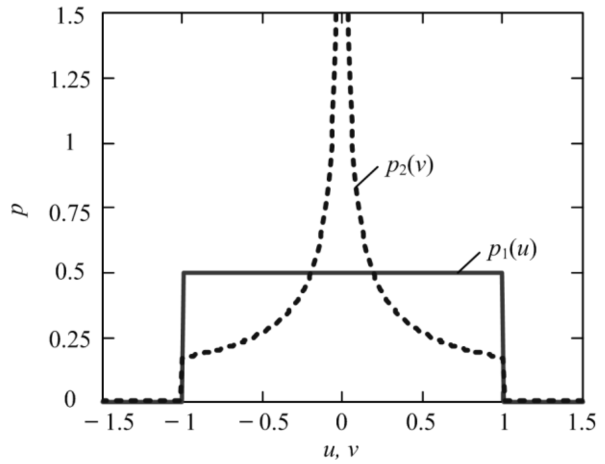

Рис. 5. Плотности распределения случайных величин u = rnd и v = rnd^3

Из выражения (7) и рис. 5 следует, что случайная величина $v = \mathrm{rnd}^3$ с неравномерной плотностью вероятности лежит в том же интервале, что и случайная величина $u = \mathrm{rnd}$ с равномерной плотностью вероятности. Плотность вероятности случайной величины v в центре интервала вариации стремится к бесконечности, а на краях интервала – минимальна и в три раза меньше величины равномерной плотности вероятности.

C. Адаптивный алгоритм случайного поиска

Основная трудность разработки адаптивного алгоритма состоит в том, что скорость спуска в жестких задачах изменяется в 10^3-10^6 раз. На первом этапе, когда начальное приближение удалено от дна овражной структуры, спуск осуществляется весьма быстро и приращения параметров в удачных попытках велики. При достижении дна оврага спуск резко замедляется, и приращения параметров уменьшаются в 10^3-10^6 раз. Очевидно, что и область генерации случайных параметров для эффективной работы программы должна уменьшаться пропорционально приращению параметров. Однако при чрезмерно быстром уменьшении указанной области скорость спуска начинает снижаться. Таким образом, степень уменьшения должна быть связана с конкретной реализацией случайного спуска при заданных начальных условиях.

Предлагаемый в данной работе адаптивный алгоритм использует неравномерное распределение определяемых параметров (см. выражения (6) и (7)) и корректирует размер области генерации параметров при каждой успешной попытке, используя информацию об изменениях параметров на предыдущих итерациях. В разработанной программе текущий размер области генерации каждой переменной равен сумме абсолютных величин приращений параметров на K предыдущих успешных итерациях, увеличенной на величину допустимой погрешности определения параметра:

$$\Delta a = \sum_{r=0}^{K-1} \left| a_{l-r} - a_{l-r-1} \right| + \varepsilon \cdot a_l\,, \qquad (8)$$

где a_l – значение определяемого параметра, полученное на успешной итерации с номером l; K – число предыдущих успешных итераций, которые учитываются для расчета Δa (в данной задаче выбиралось K = 4…8); ε – предельно-допустимая относительная погрешность идентификации параметра.

Для того чтобы адаптивный алгоритм заработал с первой успешной попытки, приращения параметров с отрицательными индексами записываются до вычислений в качестве констант, равных размерам исходных областей генерации, деленных на K. Последнее слагаемое в выражении (8) необходимо для того, чтобы процесс спуска не остановился при возможной ситуации, когда все K предыдущих приращений одновременно окажутся близкими к нулю.

V. Результаты параметрической идентификации моделей с помощью алгоритма случайного поиска

Для оценки эффективности описанных выше способов реализации алгоритма случайного поиска в данной работе были получены зависимости относительных погрешностей идентификации параметров моделей (1) и (2) от общего числа итераций k при использовании указанных способов (рис. 6 и рис. 7). Начальные значения параметров при тестировании алгоритмов случайного поиска выбирались такими же, как и для рассмотренных выше стандартных методов оптимизации: $I_S^{(0)} \approx I_S^*/1.5$; $\varphi^{(0)} \approx \varphi^*/1.5$; $R_S^{(0)} \approx R_S^*/1.5$.

Из рис. 6 и рис. 7 видно, что при $k \ge 10^3$ применение модифицированного алгоритма случайного поиска позволяет повысить точность параметрической идентификации моделей диода на один-два порядка по сравнению с известным алгоритмом. Применение адаптивного алгоритма приводит к дополнительному увеличению точности параметрической идентификации еще на один-два порядка. Кроме того, адаптивный алгоритм при сравнительно небольшом числе итераций $k \approx 2\cdot10^3$ позволяет определить параметры моделей с относительной погрешностью порядка 10^{-8}, что значительно меньше погрешности исходных данных.

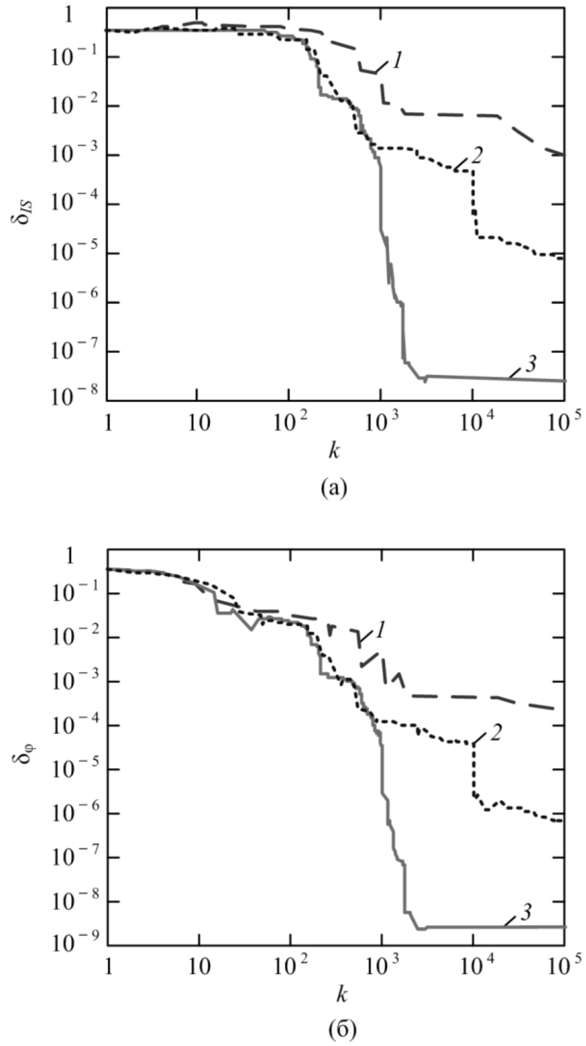

Рис. 6. Относительные погрешности идентификации параметров I_S (а) и φ (б) модели (1), полученные для различных алгоритмов случайного поиска: кривая *1* – известный алгоритм; кривая *2* – модифицированный алгоритм; кривая *3* – адаптивный алгоритм

Предлагаемые в данной работе модифицированный и адаптивный алгоритмы случайного поиска вместе с высокой точностью также позволяют обеспечить повышение скорости определения параметров моделей по сравнению с известным алгоритмом. Например, для идентификации параметров двухпараметрической модели (1) с относительной погрешностью не более 10^{-3} при использовании известного алгоритма случайного поиска требуется 10^5 итераций, при использовании модифицированного алгоритма – $2{,}5 \cdot 10^3$ итераций, при использовании адаптивного алгоритма – $8 \cdot 10^2$ итераций. Для оценки параметров трехпараметрической модели (2) с той же погрешностью, что и для двухпараметрической модели (1), требуется увеличение общего числа итераций примерно на порядок, при этом выигрыш от применения модифицированного и адаптивного алгоритмов по сравнению с известным алгоритмом остается примерно таким же, как и для модели (1).

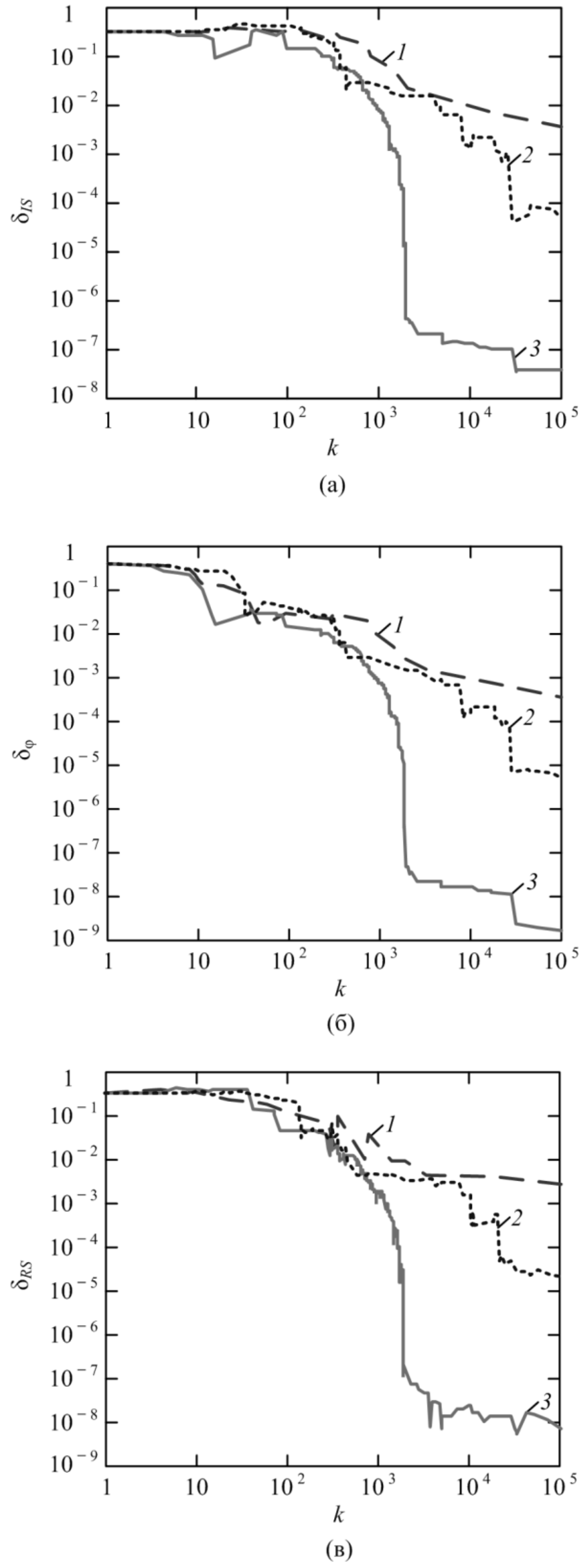

Рис. 7. Относительные погрешности идентификации параметров I_S (а), φ (б) и R_S (в) модели (2), полученные для различных алгоритмов случайного поиска: кривая *1* – известный алгоритм; кривая *2* – модифицированный алгоритм; кривая *3* – адаптивный алгоритм

VI. Выводы

В настоящей работе проведено тестирование стандартных алгоритмов оптимизации, основанных на вычислении производных минимизируемого функционала, и алгоритмов, основанных на применении метода случайного поиска. В качестве тестовой задачи рассматривалась задача параметрической идентификации SPICE-моделей полупроводникового диода, поскольку она является жесткой и оказывается достаточно «трудной» для большинства методов оптимизации [16].

В результате численных экспериментов было показано, что наиболее надежными алгоритмами оптимизации для решения задач параметрической идентификации моделей электронных компонентов являются алгоритмы, основанные на применении случайного поиска.

Для повышения эффективности алгоритма случайного поиска в данной работе предложен адаптивный алгоритм, основанный на применении неравномерного закона распределения случайных чисел и учитывающий информацию об изменениях определяемых параметров на каждой успешной итерации. Адаптивный алгоритм использует весьма неравномерное распределение с особенностью в нулевой точке, обеспечивающее высокую эффективность поиска минимума в случае особо жестких задач. Известный алгоритм случайного поиска, использующий равномерное распределение определяемых параметров, является крайне медленным [3]. Скорость определения параметров с помощью предлагаемого алгоритма оказывается в 2-20 раз выше по сравнению с известным алгоритмом случайного поиска. Устойчивость разработанного алгоритма в условиях жесткой целевой функции открывает возможность использовать для идентификации параметров не среднеквадратичное, а более сильное равномерное приближение [17].

Предлагаемый алгоритм относится к классу «обучающихся» [3] и позволяет определять параметры электронных компонентов с погрешностью намного меньше погрешности исходных данных, что, в свою очередь, позволяет исключить влияние погрешности процедуры оптимизации на точность измеряемых параметров. Это свойство имеет практическую значимость для решения задач, в которых требуется обеспечить высокую точность определения разности параметров двух конструктивно идентичных компонентов электронной цепи, а именно для задач проектирования интегральных балансных (дифференциальных и мостовых) цепей, в которых степень подавления паразитных комбинационных составляющих сигнала зависит от разброса параметров диодов [4]. Кроме того, любое повышение точности параметрической идентификации чрезвычайно важно для целей разработки более точных моделей электронных компонентов.

Поддержка

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 16-07-00631 а.

Литература

[1] Kolda T.G., Lewis R.M., Torczon V. Optimization by Direct Search: New Perspectives on Some Classical and Modern Methods // SIAM Review. 2003. V. 45. №. 3. P. 385-482.

[2] Федоренко Р.П. Введение в вычислительную физику: учеб. пособие для вузов. М.: Изд-во МФТИ, 1994. 528 с.

[3] Карманов В.Г. Математическое программирование: учеб. пособие. 5 изд., стереотип. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. 264 с.

[4] Biryukov V.N., Pilipenko A.M. Diagnostics of the Nonlinear Static Models of a Diode // Journal of Communications Technology and Electronics. 2009. V. 54. №. 5. P. 577-582.

[5] Jaeger R.C., Blalock T.N. Microelectronic circuit design. Fourth Edition. New York: McGraw-Hill, 2011. 1365 p.

[6] Massobrio G., Antognetti P. Semiconductor Device Modeling with Spice. 2nd ed. New York: McGraw-Hill Education, 1998. 479 p.

[7] Biryukov V.N., Pilipenko A.M., Semernik I.V., Shekhovtsova I.V. Diagnostics of differential parameters in models of field-effect transistors // Journal of Communications Technology and Electronics. 2015. V. 60. №. 8. P. 928-935.

[8] Pilipenko A.M., Biryukov V.N. Modeling of MOSFETs Parameters and Volt-Ampere Characteristics in a Wide Temperature Range for Low Noise Amplifiers Design // Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2014), 2014. P. 156-159.

[9] Fourer R., Gay D.M., Kernighan B.W. AMPL: A Modeling Language for Mathematical Programming, 2nd ed. Thomson/Brooks/Cole, Pacific Grove, CA, 2003. 517 p.

[10] Kelley C.T. Iterative Methods for Optimization. SIAM, Philadelphia, 1999. 180 p.

[11] Brent R.P. Algorithms for Minimization without Derivatives. Dover Publications, Mineaola, NY, 2002. 195 p.

[12] Hamzaçebi C., Kutay F. A heuristic approach for finding the global minimum: Adaptive random search technique // Applied Mathematics and Computation. 2006. V. 173. № 2. P. 1323-1333.

[13] Jezowski J., Bochenek R., Ziomek G. Random search optimization approach for highly multi-modal nonlinear problems // Advances in Engineering Software. 2005. V. 36. № 8. P. 504-517.

[14] Salcedo R., Gonçalves M.J., Feyo de Azevedo S. An improved random-search algorithm for non-linear optimization // Computers and Chemical Engineering. 1990. V. 14. № 10. P. 1111-1126.

[15] Бирюков В.Н., Зубков П.Н., Пилипенко А.М. Модификация метода случайного спуска для жестких задач оптимизации // Известия ЮФУ. Технические науки. 2015. № 3 (164). С. 146-154.

[16] Optimization: Optimizing and Extracting SPICE models. URL: http://www.silvaco.com/examples/utmost4/section1/ (дата обращения: 03.03.2016).

[17] Biryukov V.N., Pilipenko A.M. Measurement-Based MOSFET Model for Helium Temperatures // Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2015), 2015. P. 241-244.

An adaptive random search algorithm for parametric identification of electronic components' models

V.N. Biryukov, A.M. Pilipenko

Southern Federal University, vnbiryukov@sfedu.ru, ampilipenko@sfedu.ru

***Keywords* — electronic components, model, optimization, random search, stiff problems.**

ABSTRACT

The features of application of the modern optimization techniques to parametrical identification of models of electronic components have been considered. By the example of parameter identification of SPICE-models of a semiconductor diode it was shown that it is impossible to obtain even a rough estimate of the models parameters while using standard optimization techniques of the first and second orders based on the calculation of derivatives of the objective function. Application of the known zero-order random search algorithm, which does not require calculation of derivatives of the objective function, allows determining the parameters of SPICE-models with an acceptable accuracy but under a sufficiently large time of analysis.

To improve the efficiency (accuracy and speed of convergence) of the random search algorithm it was proposed the adaptive algorithm based on the use of new non-uniform law of distribution of random numbers. The algorithm takes into consideration the information about the changes of the parameters defined on each successful iteration, for reducing the size of the area of parameters.

The proposed adaptive random search algorithm allows improving the speed of parametric identification by 2 – 20 times in comparison with the known algorithm. The relative errors of parameters determination by means of the proposed algorithm are significantly less than the error of the original data. This opens up new possibilities for the development of more accurate models of electronic components.

SPONSORS

The reported study was funded by the Russian Foundation for Basic Research according to the research project № 16-07-00631 a.

REFERENCES

[1] Kolda T.G., Lewis R.M., Torczon V. Optimization by Direct Search: New Perspectives on Some Classical and Modern Methods. *SIAM Review*, 2003, vol. 45, no. 3, pp. 385-482.

[2] Fedorenko R.P. Vvedenie v vychislitelnuiu fiziku - *Introduction to computational physics*, Moscow, MFTI Publ., 1994. 528 p. (in Russian).

[3] Karmanov V.G. Matematicheskoe programmirovanie - *Mathematical programming*, 5th ed., Moscow, FIZMATLIT Publ., 2004. 264 p. (in Russian).

[4] Biryukov V.N., Pilipenko A.M. Diagnostics of the Nonlinear Static Models of a Diode. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2009, vol. 54, no. 5, pp. 577-582.

[5] Jaeger R.C., Blalock T.N. *Microelectronic circuit design*. Fourth Edition. New York, McGraw-Hill, 2011. 1365 p.

[6] Massobrio G., Antognetti P. *Semiconductor Device Modeling with Spice*. 2nd ed. New York, McGraw-Hill Education, 1998. 479 p.

[7] Biryukov V.N., Pilipenko A.M., Semernik I.V., Shekhovtsova I.V. Diagnostics of differential parameters in models of field-effect transistors. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2015, vol. 60, no. 8, pp. 928-935.

[8] Pilipenko A.M., Biryukov V.N. Modeling of MOSFETs Parameters and Volt-Ampere Characteristics in a Wide Temperature Range for Low Noise Amplifiers Design. *Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2014)*, 2014, pp. 156-159.

[9] Fourer R., Gay D.M., Kernighan B.W. AMPL: A *Modeling Language for Mathematical Programming*, 2nd ed. Thomson/Brooks/Cole, Pacific Grove, CA, 2003. 517 p.

[10] Kelley C.T. *Iterative Methods for Optimization*. SIAM, Philadelphia, 1999. 180 p.

[11] Brent R.P. *Algorithms for Minimization without Derivatives*. Dover Publications, Mineaola, NY, 2002. 195 p.

[12] Hamzaçebi C., Kutay F. A heuristic approach for finding the global minimum: Adaptive random search technique. *Applied Mathematics and Computation*,. 2006, vol. 173, no 2, pp. 1323-1333.

[13] Jezowski J., Bochenek R., Ziomek G. Random search optimization approach for highly multi-modal nonlinear problems. *Advances in Engineering Software*, 2005, vol. 36, no. 8, pp. 504-517.

[14] Salcedo R., Gonçalves M.J., Feyo de Azevedo S. An improved random-search algorithm for non-linear optimization. *Computers and Chemical Engineering*, 1990, vol. 14, no. 10, pp. 1111-1126.

[15] Biryukov V.N., Zubkov P.N., Pilipenko A.M., Modification of the Random Search Method for Stiff Optimization Problems. Izvestya YuFU. Tekhnicheskie nauki - *Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*, 2015, no. 3 (164), pp. 146-154 (in Russian).

[16] Optimization: Optimizing and Extracting SPICE models. URL: http://www.silvaco.com/examples/utmost4/section1/ (accessed: 03.03.2016).

[17] Biryukov V.N., Pilipenko A.M. Measurement-Based MOSFET Model for Helium Temperatures. *Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2015)*, 2015, pp. 241-244.