



А. М. Пилипенко

**Тестовые задачи
для оценки
эффективности методов
численного моделирования
радиоэлектронных
компонентов и цепей**



УДК 621.37+519.6

ББК 32.84

П324

Печатается по решению экспертной группы комитета по инженерному направлению науки и образования при ученом совете Южного федерального университета (протокол № 11 от 28 октября 2017 г.)

Рецензенты:

заведующий кафедрой «Радиоэлектронные и электротехнические системы и комплексы» Института сферы обслуживания и предпринимательства (филиала) Донского государственного технического университета, доктор технических наук, профессор *В. И. Марчук*

доцент кафедры радиотехнических и телекоммуникационных систем Инженерно-технологической академии Южного федерального университета, кандидат технических наук *В. Т. Корниченко*

Пилипенко, А. М.

П324 Тестовые задачи для оценки эффективности методов численного моделирования радиоэлектронных компонентов и цепей : монография / А. М. Пилипенко ; Южный федеральный университет. – Ростов-на-Дону ; Таганрог : Издательство Южного федерального университета, 2018. – 104 с.

ISBN 978-5-9275-2795-3

В монографии сформулированы тестовые задачи для исследования эффективности методов численного моделирования радиотехнических цепей в различных режимах работы, представлены гибридные методы высокого порядка точности для численного анализа жестких и/или колебательных систем, рассмотрены вопросы тестирования методов параметрической оптимизации моделей радиоэлектронных компонентов.

Монография предназначена для научных работников, инженеров и студентов вузов, применяющих современные средства автоматизированного проектирования и компьютерного моделирования радиоэлектронных компонентов, устройств и систем.

УДК 621.37+519.6

ББК 32.84

ISBN 978-5-9275-2795-3

© Южный федеральный университет, 2018

© Пилипенко А. М., 2018

© Оформление. Макет. Издательство

Южного федерального университета, 2018

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	5
1. ТЕСТИРОВАНИЕ МЕТОДОВ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ МОДЕЛЕЙ ЭЛЕКТРОННЫХ КОМПОНЕНТОВ	8
1.1. Постановка задачи параметрической оптимизации	8
1.2. Обзор современных методов параметрической оптимизации	12
1.3. Модификация алгоритма случайного поиска для задач параметрической оптимизации	14
1.4. Адаптивный алгоритм случайного поиска для задач параметрической оптимизации	21
Выводы по главе 1	24
2. РАЗРАБОТКА ТЕСТОВЫХ ЗАДАЧ ДЛЯ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДОВ ЧИСЛЕННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ЖЕСТКИХ И КОЛЕБАТЕЛЬНЫХ ЦЕПЕЙ.....	25
2.1. Постановка задачи численного моделирования во временной области	25
2.2. Линейные тестовые задачи	26
2.3. Жесткая задача с экспоненциальной нелинейностью	28
2.4. Модель нелинейного автогенератора	32
2.5. Результаты тестирования методов численного моделирования жестких и колебательных цепей	38
2.6. Применение многозвенной модели длинной линии для тестирования численных методов.....	43
Выводы по главе 2	49
3. РАЗРАБОТКА И ТЕСТИРОВАНИЕ ГИБРИДНЫХ МЕТОДОВ ЧИСЛЕННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ЖЕСТКИХ И КОЛЕБАТЕЛЬНЫХ ЦЕПЕЙ ВО ВРЕМЕННОЙ ОБЛАСТИ.....	50
3.1. Особенности численного моделирования жестких и колебательных цепей.....	50
3.2. Синтез гибридных методов.....	51
3.3. Оценка точности гибридных методов.....	55
Выводы по главе 3	61

4. ТЕСТИРОВАНИЕ МЕТОДОВ ЧИСЛЕННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ЦЕПЕЙ С ХАОТИЧЕСКОЙ ДИНАМИКОЙ	62
4.1. Постановка задачи моделирования систем с хаотической динамикой.....	62
4.2. Описание моделей генераторов хаотических колебаний на сосредоточенных элементах	63
4.3. Экспериментальное исследование генератора хаотических колебаний на биполярном транзисторе.....	68
4.4. Методика тестирования методов численного моделирования генераторов хаотических колебаний	72
Выводы по главе 4.....	76
5. РАЗРАБОТКА И ОПТИМИЗАЦИЯ ТЕСТОВЫХ МОДЕЛЕЙ ГИБРИДНЫХ СИСТЕМ СИНТЕЗА ЧАСТОТ	77
5.1. Постановка задачи моделирования гибридных синтезаторов частот	77
5.2. Структура гибридных синтезаторов частот	77
5.3. Математическое описание гибридных синтезаторов частот	79
5.4. Анализ синтезаторов частот в частотной области.....	83
5.5. Численное моделирование синтезаторов частот во временной области.....	87
5.6. Выбор оптимальных параметров синтезаторов частот.....	90
Выводы по главе 5	92
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	93
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	97

1. ТЕСТИРОВАНИЕ МЕТОДОВ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ МОДЕЛЕЙ ЭЛЕКТРОННЫХ КОМПОНЕНТОВ

1.1. Постановка задачи параметрической оптимизации

В настоящей работе под оптимизацией параметров моделей электронных компонентов понимается идентификация параметров математической модели компонента по заданной экспериментальной характеристике. Рассматриваемая задача является практической задачей оптимизации, решение которой с помощью стандартных программ оптимизации в ряде случаев оказывается невозможным либо приводит к катастрофическим погрешностям полученных результатов [8–10].

Целью данной главы является разработка и тестирование методов оптимизации для повышения точности и скорости параметрической идентификации моделей электронных компонентов. Для обеспечения указанной цели были решены следующие задачи:

- тестирование стандартных методов оптимизации с помощью практической задачи параметрической идентификации;
- модификация алгоритма случайного поиска с помощью применения различных законов распределения для идентификации параметров;
- разработка адаптивного алгоритма параметрической оптимизации моделей на основе метода случайного поиска;
- доказательство эффективности предложенных алгоритмов оптимизации для задач идентификации параметров SPICE-моделей диода.

Обеспечение высокой точности параметрической идентификации моделей электронных компонентов необходимо для получения достоверных результатов схемотехнического моделирования радиоэлектронных устройств и систем, построенных на базе данных компонентов. В настоящей главе рассматриваются задачи параметрической идентификации моделей полупроводникового диода. Указанные задачи оказываются достаточно «трудными» для стандартных методов оптимизации, поэтому их можно использовать в качестве тестовых для исследования эффективности новых методов оптимизации [10].

Простейшая статическая модель диода описывается следующим выражением [11]:

$$I(V) = I_S [\exp(V / \varphi) - 1], \quad (1.1)$$

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.

Трехпараметрическая SPICE-модель диода имеет вид [11]:

$$I(V) = I_S \{ \exp[(V - R_S I) / \varphi] - 1 \}, \quad (1.2)$$

где R_S – последовательное сопротивление диода.

Идентификация параметров моделей диода по его экспериментальной вольт-амперной характеристике (ВАХ) осуществляется с помощью метода наименьших квадратов. Минимизируемая (оптимизируемая) функция в этом случае имеет вид суммы квадратов относительных погрешностей аппроксимации ВАХ [10]

$$S = \sum_{j=1}^n \left[\frac{I(V_j) - I_j}{I_j} \right]^2, \quad (1.3)$$

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

Аналогичный способ параметрической идентификации используется для различных электронных компонентов, в частности, для МОП-транзисторов [12, 13]. Основные трудности решения практических задач оптимизации связаны с тем, что минимизируемый функционал S имеет высокую жесткость. Для оценки жесткости функционала S можно использовать следующее выражение [10]:

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

где x и y – направления наименьшего и наибольшего изменения функционала S .

Сечения минимизируемого функционала S вдоль направлений x и y показаны на рис. 1.1, где S_{\min} – минимальное значение функционала. Для функционала S , соответствующего трехпараметрической модели (1.2), на рис. 1.1, б также показано сечение вдоль направления z , ортогонального плоскости xy . Для расчета функционала S использовалась экспериментальная ВАХ диода FR102, приведенная на рис. 1.2.

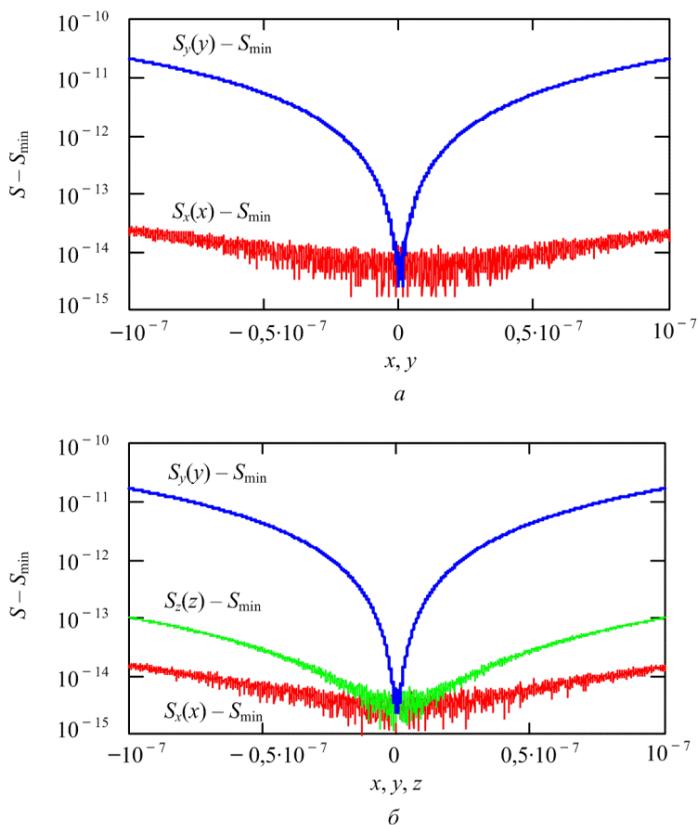


Рис. 1.1. Сечения функционала (1.3) вблизи точки минимума: *a* – для модели (1.1), *б* – для модели (1.2)

В табл. 1.1 приведены значения параметров моделей (1.1) и (1.2) I_S^* , φ^* и R_S^* , соответствующие минимуму функционала S , а также соответствующие этим значениям среднеквадратические погрешности моделирования ВАХ $\sigma_{\min} = \sqrt{S_{\min}}/n$ и жесткость минимизируемых функционалов η . Параметры I_S^* , φ^* и R_S^* были впервые получены в работе [14]. Для ил-

люстрации точности моделей (1.1) и (1.2) на рис. 1.2 приведены ВАХ, рассчитанные с помощью этих моделей при оптимальных параметрах I_S^* , φ^* и R_S^* .

Таблица 1.1

Параметры диода FR102

Параметр	Модель (1.1)	Модель (1.2)
I_S^* , пА	285,9187881	19,35088
φ^* , мВ	52,03860619	38,98451
R_S^* , Ом	–	120,5380
σ_{\min} , %	11,4	4,9
η	1280	1440

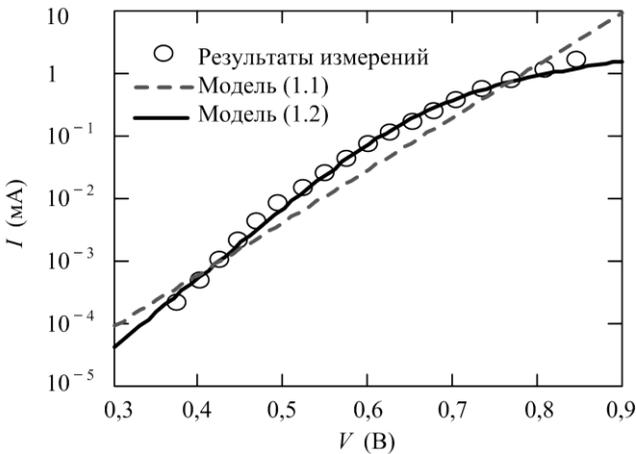


Рис. 1.2. Экспериментальные и расчетные ВАХ диода FR102

Дополнительные трудности решения задачи оптимизации связаны с цифровым шумом, наблюдаемым в последних разрядах минимизируемого функционала (1.3). Цифровой шум делает невозможным точное определение производных функционала по параметрам вблизи минимума (см. рис. 1.1). Причинами цифрового шума в задачах параметрической иден-

тификации являются погрешность измерений экспериментальной характеристики и приближенные вычисления оптимизируемого функционала. Ниже рассмотрены возможности применения стандартных методов оптимизации, а также модифицированных методов, основанных на использовании алгоритма случайного поиска.

1.2. Обзор современных методов параметрической оптимизации

Современные методы оптимизации нелинейных функционалов, использующиеся в программах компьютерной математики, перечислены ниже [15]:

- *метод сопряженных градиентов* – метод определения минимума целевой функции на основе информации о ее градиенте, не требующий вычисления матрицы Гессе;

- *квазиньютоновские методы* – методы определения минимума целевой функции, на основе накопления информации о ее кривизне, которая устанавливает направление поиска минимума и оценивается с помощью приближенного вычисления матрицы Гессе (вторые производные минимизируемого функционала);

- *метод Левенберга – Марквардта* – комбинация метода Ньютона и модифицированного метода градиентного спуска, учитывающего информацию о кривизне целевой функции с помощью вычисления диагональных элементов матрицы Гессе.

В табл. 1.2 представлены результаты параметрической оптимизации моделей диода FR102 с помощью перечисленных выше 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:

$$\delta_{IS} = \left| I_{Sk} - I_S^* \right| / I_S^*; \quad \delta_{\varphi} = \left| \varphi_k - \varphi^* \right| / \varphi^*; \quad \delta_{RS} = \left| R_{Sk} - R_S^* \right| / R_S^*,$$

где I_{Sk} , φ_k и R_{Sk} – параметры моделей диода, полученные стандартными методами оптимизации.

В табл. 1.2 также приведены среднеквадратические погрешности моделирования ВАХ σ , соответствующие параметрам I_{Sk} , Φ_k и R_{Sk} .

Таблица 1.2

Результаты параметрической идентификации стандартными методами оптимизации

Метод	δ_{IS} , %	δ_{Φ} , %	δ_{RS} , %	σ , %
Модель (1.1)				
Сопряженных градиентов	30	23	–	400
Квазиньютоновские	30	23	–	400
Левенберга – Марквардта	27	2,3	–	20
Модель (1.2)				
Сопряженных градиентов	63	23	34	160
Квазиньютоновские	63	23	34	160
Левенберга – Марквардта	33	19	29	12

Жесткость оптимизируемого функционала (1.3) в рассматриваемых случаях превышает 1000 (см. табл. 1.1), что делает труднореализуемым численное определение производных функционала S , которые необходимы для реализации алгоритмов поиска минимума. Результаты, представленные в табл. 1.2, показывают, что значения параметров, полученные методом сопряженных градиентов и квазиньютоновскими методами, слабо отличаются от начальных значений, а погрешности оценки параметров могут превышать 60 %. Применение метода Левенберга – Марквардта, позволяет несколько улучшить ситуацию, но и в этом случае погрешности оценки параметров могут достигать 30 %.

Таким образом, для решения задач 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 [16].

1.3. Модификация алгоритма случайного поиска для задач параметрической оптимизации

Известный алгоритм случайного поиска, блок-схема которого приведена на рис. 1.3, основан на генерации случайных параметров с равномерной плотностью вероятности. На рис. 1.3 приняты следующие обозначения: $\mathbf{a}_0^{(0)}$ – начальный вектор определяемых параметров; \mathbf{a}_k – вектор определяемых параметров на k -й итерации; $\Delta\mathbf{a}$ – вектор предельных вариаций определяемых параметров; \mathbf{rnd} – вектор случайных чисел с равномерной плотностью вероятности на интервале $[-1; +1]$; $\mathbf{rnd} \circ \Delta\mathbf{a}$ – поэлементное произведение векторов \mathbf{rnd} и $\Delta\mathbf{a}$ (произведение Адамара); l – число «удачных» итераций, при которых величина минимизируемого функционала S уменьшается; M – заданное максимальное число итераций.

При реализации известного алгоритма случайного поиска значение каждого определяемого параметра на k -й итерации имеет вид

$$a_k = a_l^{(0)} + x_1 \cdot \Delta a, \quad (1.4)$$

где $a_l^{(0)}$ – начальное значение параметра (при $l = 0$) или значение параметра, полученное на предыдущей «удачной» итерации (при $l > 0$); $\Delta a \approx (0,05 \dots 0,1) a_l^{(0)}$ – максимальное отклонение определяемого параметра от значения $a_l^{(0)}$; $x_1 = \mathbf{rnd}$ – случайное число с равномерной плотностью вероятности на интервале $[-1, +1]$.

Минимизируемый функционал S имеет овражную структуру, а его поверхности уровня в случае высокой жесткости представляют собой эллипсы с сильно различающимися по величине осями (рис. 1.4) [17].

Из рис. 1.4 видно, что в случае, когда область генерации случайных параметров расположена далеко от дна оврага (область в окрестности точки B), то для рассматриваемой задачи успешными будут около половины попыток. Вблизи же дна оврага вероятность успеха падает, например в окрестности точки A не превышает $1/4$.

Для увеличения количества «удачных» итераций и, соответственно, для повышения скорости поиска минимума рекомендуется модифицировать алгоритм случайного поиска с помощью применения неравномерного