

УДК 519.85+621.382

**В.Н. Бирюков, П.Н. Зубков, А.М. Пилипенко****МОДИФИКАЦИЯ МЕТОДА СЛУЧАЙНОГО СПУСКА ДЛЯ ЖЕСТКИХ ЗАДАЧ ОПТИМИЗАЦИИ**

*Рассмотрены методы решения важной практической задачи оптимизации – идентификации параметров объекта по результатам измерений. В качестве объекта исследования в данной работе рассмотрен полупроводниковый диод, предназначенный для применения в интегральных балансных и мостовых цепях. Одним из наиболее важных требований, предъявляемых к указанным цепям, является высокая точность определения параметров, используемых в них элементов. Целью работы является повышение точности и скорости оптимизации параметров исследуемого объекта. Для обеспечения поставленной цели в работе была предложена модификация метода случайного спуска, основанная на применении неравномерного закона распределения случайных чисел. Для доказательства эффективности предложенного модифицированного метода были решены задачи идентификации параметров простейшей двухпараметрической модели Шокли и трехпараметрической SPICE-модели полупроводникового диода. Параметры моделей диода определялись по его экспериментальной вольт-амперной характеристике методом наименьших квадратов. В работе было показано, что поставленные задачи идентификации параметров являются жесткими задачами нелинейного программирования с негладким функционалом. Применение для решения данных задач известных квазиньютоновских методов и метода Левенберга-Марквардта не позволяет получить даже грубой оценки параметров при начальных приближениях, отличающихся от точного решения не более чем в два раза. При решении рассматриваемой задачи методом случайного спуска параметры диода удается определить с приемлемой точностью, но при достаточно большом времени анализа. Применение модифицированного метода случайного спуска с неравномерным законом распределения случайных величин позволяет повысить скорость спуска и уменьшить погрешность результатов. Вычислительный эксперимент показал, что наиболее эффективным из простейших неравномерных законов распределения оказался закон, получаемый путем возведения в куб случайного числа с равномерной плотностью вероятности.*

*Нелинейное программирование; оптимизация; случайный спуск; жесткие системы; анализ сходимости.*

**V.N. Biryukov, P.N. Zubkov, A.M. Pilipenko****MODIFICATION OF THE RANDOM SEARCH METHOD FOR STIFF OPTIMIZATION PROBLEMS**

*The methods of solution of the important practical optimization problem – the object parameters identification from the measurements are considered. In this paper the object of research is the semiconductor diode which was intended for application in integrated balanced and bridge circuits. One of the most important requirements for the specified circuits is a high accuracy of the parameters determination for their elements. The objective of this work is to improve the accuracy and speed of parameters optimization for the studied object. The modification of the random search method, based on application of the nonuniform randomization, was proposed to ensure the work objective. The problems of parameters identification of simple two-parameter Shockley model and three-parameter SPICE-model of diode were solved for the proof the effectiveness of the proposed modified random search method. Application of Quasi-Newton methods and Levenberg-Marquardt method for solving of this problem does not allow to receive even a crude estimate of the parameters for the initial approximations that differ from the exact solution is no more than twice. It is possible to determine the diode parameters by random search method with reasonable accuracy but sufficiently large time of analysis. Application of the modified random search method with the nonuniform distribution law of random variables can increase the rate of descent and reduce the error of the results.*

*Nonlinear programming; optimization; random search; stiff systems; convergence analysis.*

**Введение.** В публикациях по методам нелинейного программирования часто встречается понятие «практические задачи оптимизации» [1, 2]. Введение такого понятия объясняется тем обстоятельством, что основным критерием, отличающим один метод от другого, является скорость спуска [3], а пользователей же готовых программ оптимизации интересует в первую очередь погрешность полученных результатов, причем, что немаловажно, для ряда задач («практических») эта погрешность оказывается катастрофической.

Рассмотрим ситуацию на примере жесткой идентификационной задачи – определения параметров объекта по результатам измерений [4–6]. Такой важной для практики задачей является идентификация (измерение) параметров полупроводниковых приборов методом наименьших квадратов [7, 8]. Существуют стандартные программы аппроксимации методом наименьших квадратов, но для идентификации параметров, например, диодов эти программы, как правило, непригодны. Основной причиной трудности параметрической оптимизации служит высокая жесткость задачи – плохая обусловленность матрицы Гессе минимизируемого функционала [6].

*Целью настоящей работы* является повышение точности и скорости оптимизации параметров реального объекта, в качестве которого рассматривается полупроводниковый диод. Для обеспечения указанной цели в работе были поставлены и решены следующие задачи:

- ◆ модификация метода случайного спуска с помощью применения неравномерного закона распределения случайных чисел;
- ◆ идентификация параметров двухпараметрической модели Шокли и трехпараметрической SPICE-модели диода с контролируемой точностью результатов для доказательства эффективности предложенного модифицированного метода при высокой жесткости задачи оптимизации.

**1. Алгоритм случайного спуска.** Рассмотрим в качестве примера простейшую статическую модель диода (модель Шокли) [9]

$$I(U) = I_S [\exp(U/\phi) - 1], \quad (1)$$

где  $I$  и  $U$  – ток и напряжение на зажимах диода;  $I_S$  и  $\phi$  – основные измеряемые параметры диода.

Проведенные в данной работе численные эксперименты показывают, что для исследуемого диода FR102 не удается получить даже грубой оценки параметров, как с помощью квазиньтоновского метода (считающегося самым быстрым из стандартных) [10], так и методом Левенберга-Марквардта (считающегося наиболее «надежным») [11], при начальных приближениях, отличающихся от точного решения не более чем в два раза.

В данной задаче оптимизируемый функционал имеет вид

$$Q = \sum_{n=1}^N \left( \frac{I(U_n) - I_n}{I_n} \right)^2, \quad (2)$$

где  $\{I_n, U_n\}$   $n=1, 2, \dots, N$  – таблица измеренной вольт-амперной характеристики (ВАХ) диода.

Жесткость оптимизируемого функционала (2) в рассматриваемом случае составляет более 1000, что делает труднореализуемым численное определение частных производных  $Q$ , которые необходимы для реализации алгоритмов спуска. В подобных случаях приходится прибегать к наиболее надежным методам спуска нулевого порядка, не требующих для своей реализации вычисления производных [1, 12, 13]. К сожалению, высокая надежность этих методов сочетается с крайне медленной скоростью решения задачи оптимизации.

Простейший алгоритм случайного спуска нулевого порядка состоит в следующей последовательности этапов [14, 15].

1. Выбирается начальный вектор определяемых параметров  $\mathbf{a}^{(0)}$ .
2. Определяется значение функционала  $Q^{(0)}$  соответствующее вектору  $\mathbf{a}^{(0)}$ .
3. Для каждого параметра  $a_k$  генерируется случайное значение  $a_k^{(1)}$  на интервале  $(a_k^{(1)} - 0,5\Delta_{ak}, a_k^{(1)} + 0,5\Delta_{ak})$ , где  $\Delta_{ak}$  – размер грани гиперкуба (диапазон изменения) случайных параметров  $\mathbf{a}^{(1)}$ .
4. Вычисляется значение  $Q^{(1)}$  соответствующее вектору  $\mathbf{a}^{(1)}$ .
5. Если  $Q^{(1)} < Q^{(0)}$ , то генерируется новый текущий вектор  $\mathbf{a}^{(2)}$  на интервале  $(a_k^{(2)} - 0,5\Delta_{ak}, a_k^{(2)} + 0,5\Delta_{ak})$ , в противном случае заново генерируется вектор  $\mathbf{a}^{(1)}$ .

На практике итерации, как правило, продолжают до заданного предельного числа шагов спуска  $M$  [16]. В рассматриваемой задаче процесс спуска считается законченным при совпадении с допустимой точностью векторов  $\mathbf{a}^{(M)}$ , полученных для различных начальных значений  $\mathbf{a}^{(0)}$ .

На рис. 1 приведены зависимости результатов расчета параметров диода FR102 от текущего номера попытки  $m$  при различных начальных условиях  $I_S^{(0)}$  и  $\phi^{(0)}$ . Точные значения параметров  $I_S^* = 2,859187 \cdot 10^{-10}$  А и  $\phi^* = 0,0520366062$  В были определены заранее с помощью графических построений сечений минимизируемого функционала (2).

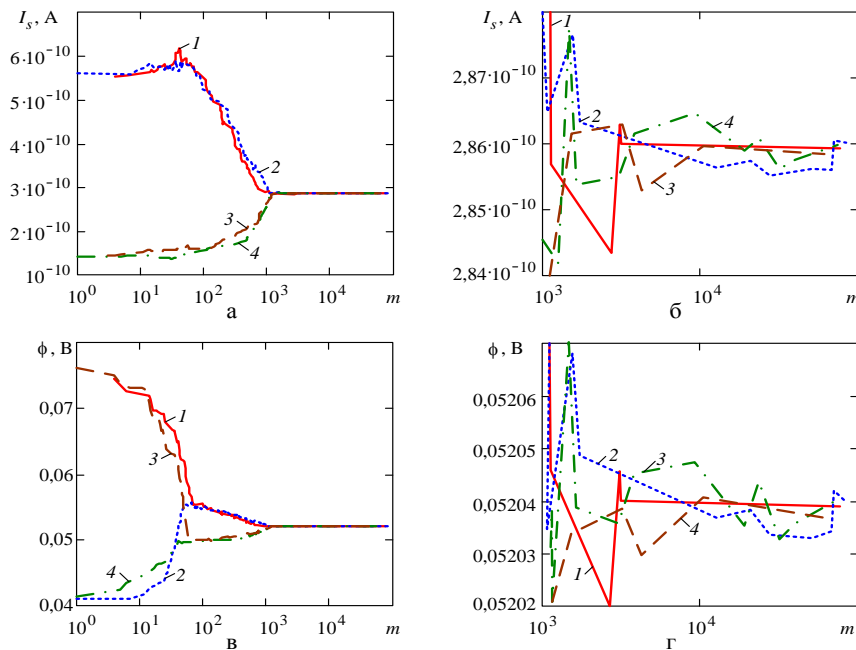


Рис. 1. Зависимости  $I_S$  (а, б) и  $\phi$  (в, г) от текущего числа попыток при равномерном распределении случайных параметров в мелком (а, в) и крупном (б, г) масштабах (кривая 1 соответствует  $I_S^{(0)} = 2I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 1,5\phi^*$ ; 2 –  $I_S^{(0)} = 2I_S^*$ ,

$\phi^{(0)} = 0,75\phi^*$ ; 3 –  $I_S^{(0)} = 0,5I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 1,5\phi^*$ ; 4 –  $I_S^{(0)} = 0,5I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 0,75\phi^*$ )

Результаты, представленные на рис. 1, получены для случая равномерного закона распределения определяемых параметров, при котором значение каждого параметра на  $j+1$ -итерации имеет вид

$$a_k^{(j+1)} = a_k^{(j)} + [\text{rnd}(1) - 0,5] \Delta_{ak}, \quad (3)$$

где  $\text{rnd}(1)$  – случайное число с равномерной плотностью вероятности на интервале  $[0, +1]$ .

На всех графиках при выборе начальных значений параметров, достаточно сильно отличающихся от точных, наблюдаются четыре характерных участка спуска. Первый участок соответствует спуску вдали от овражной структуры, второй – быстрому спуску на дно оврага, характерному для всех численных методов, третий и четвертый участки соответствуют спуску по дну оврага, причем на третьем участке скорость спуска намного превышает скорость на последнем четвертом участке. На последнем участке параметры диода начинают изменяться хаотически, о чем будет дополнительно сказано ниже. Очевидно, что по мере приближения начальных значений параметров к точным, первые участки кривых последовательно исчезают. В программах оптимизации, основанных на методах первого и второго порядка, окончание спуска соответствует третьему участку или, в лучшем случае, границе между третьим и четвертым участками.

**2. Модификация метода случайного спуска.** В рассмотренном выше примере размер грани гиперкуба  $\Delta_{ak}$  составлял 5 % от текущего значения параметра. Этот размер был выбран из компромиссных соображений: в начале спуска этот размер должен быть максимальным, но при спуске на дно оврага эффективность спуска при большой  $\Delta_{ak}$  резко падает. Объяснить ситуацию можно качественно с помощью показанного на рис. 2 графика поверхностей уровней двумерного функционала (2), задача параметрической оптимизации которого, как было указано выше, является жесткой.

На рис. 2 прямоугольниками выделены две одинаковые области генерации случайных параметров в двух точках, лежащих на разных уровнях. Точка  $B$  расположена вдали от дна оврага. Очевидно, что практически половина попыток генерации случайных значений параметров при их равномерном распределении окажется успешной. Точка  $A$  расположена вблизи дна оврага. Для этой точки при том же интервале генерации случайных параметров примерно четверть попыток окажется успешной, причем доля успешных попыток, а, следовательно, и скорость спуска, при продвижении по дну оврага непрерывно снижается.

Следует отметить, что для наглядности на рис. 2 поверхности уровня выбраны в логарифмическом масштабе. Вблизи минимума оврага поверхности уровня представляют собой эллипсы с сильно различающимися по величине осями. Доля успешных попыток в точке  $A$  увеличится, если в ней уменьшить область генерации, но построить эффективный алгоритм уменьшения грани гиперкуба с ростом шагов спуска представляется едва ли реализуемым, поскольку даже в одной задаче траектория спуска крайне чувствительна к выбору начальных значений, а чрезмерное ее уменьшение остановит движение по дну оврага [17].

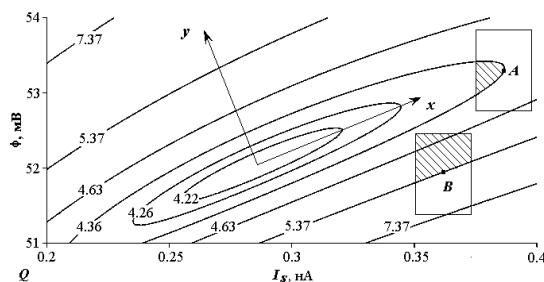


Рис. 2. Поверхности уровня  $Q(I_s, \phi)$

Повысить вероятность удачных попыток на дне оврага при сохранении размера области случайных параметров возможно при использовании неравномерного их распределения. Для этого необходимо повысить плотность распределения

случайных чисел в центре интервала, соответственно снизив ее на краях. Вычислительный эксперимент показал, что наиболее эффективно на каждой итерации вместо генерации случайных параметров с равномерной плотностью вероятности (см. выражение (3)) использовать параметры с модифицированной (неравномерной) плотностью вероятности, полученные путем возведения в куб случайной составляющей с равномерным законом распределения:

$$a_k^{(j+1)} = a_k^{(j)} + [\text{rnd}(1) - 0,5]^3 \Delta_{ak}. \quad (4)$$

На рис. 3 показаны результаты идентификации параметров диода, полученные точно так же, как и на рис. 2 после изменения закона распределения случайных чисел.

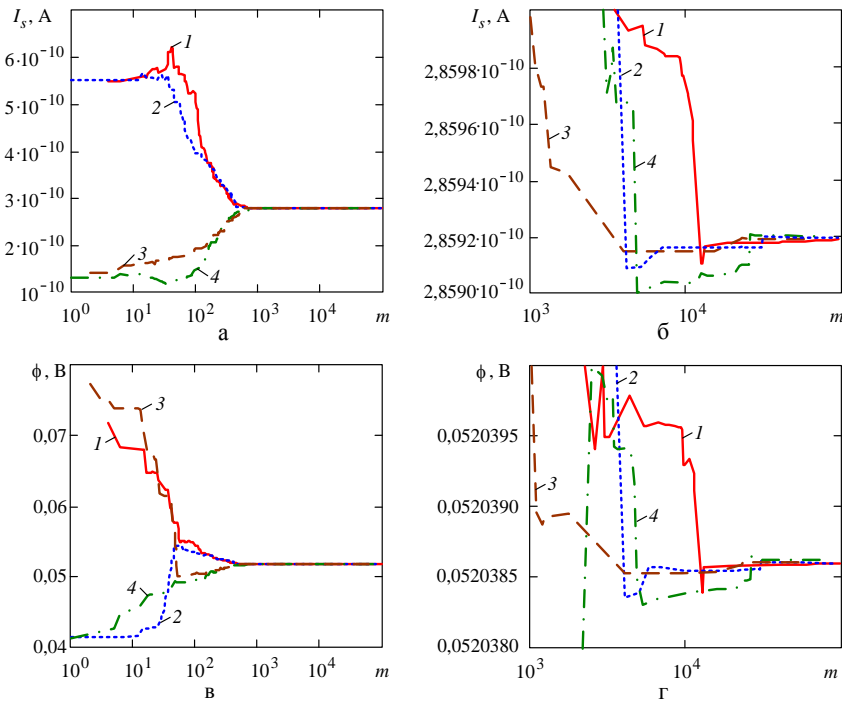


Рис. 3. Зависимости  $I_S$  (а, б) и  $\phi$  (в, г) от текущего числа попыток при неравномерном распределении случайных параметров в мелком (а, в) и крупном (б, г) масштабах (кривая 1 соответствует  $I_S^{(0)} = 2I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 1,5\phi^*$ ; 2 –  $I_S^{(0)} = 2I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 0,75\phi^*$ ; 3 –  $I_S^{(0)} = 0,5I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 1,5\phi^*$ ; 4 –  $I_S^{(0)} = 0,5I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 0,75\phi^*$ )

Отметим, что изменение программы (но не алгоритма) позволяет как уменьшить время анализа, так и повысить точность определения параметров. Например, для определения параметров диода с относительной погрешностью не более 0,5 % при равномерном распределении (3) требуется около 3000 итераций, а при неравномерном распределении (4) – менее 1000. Данный результат свидетельствует об уменьшении времени анализа более чем в 3 раза при использовании неравномерного распределения (4) по сравнению с равномерным распределением (3). С другой стороны, при одном и том же числе итераций ( $M = 10^5$ ) параметры диода в случае равномерного распределения принимают значения  $I_S = (2,859 \pm 0,005) \cdot 10^{-10}$  А,  $\phi = (0,05204 \pm 0,00006)$  В, а в случае неравномерного  $I_S = (2,8592 \pm 0,00002) \cdot 10^{-10}$  А,  $\phi = (0,0520386 \pm 0,0000002)$  В, т.е. при равномерном распределении параметры модели можно определить с тремя – четырьмя точными знаками, а при неравномерном – с пятью – шестью.

Полная погрешность измерения параметров определяется методической погрешностью модели и точностью измерения ВАХ. Поскольку использование неравномерного распределения позволяет получить результаты идентификации параметров модели как минимум с пятью точными знаками, т. е. составляющей погрешности, определяемой решением задачи численного спуска можно в этом случае заведомо пренебречь, что важно при сравнении точности различных моделей [18–21].

**3. Идентификация параметров SPICE-модели диода.** Рассмотрим стандартную трехпараметрическую SPICE-модель диода [8]

$$I(U) = I_S \{ \exp[(U - R_S I) / \phi] - 1 \}, \quad (5)$$

где  $R_S$  – дополнительный параметр диода (последовательное сопротивление).

Очевидно, что с увеличением размерности задачи скорость спуска замедляется, а погрешность результата растет. Если в рассмотренной выше двумерной задаче параметры были определены с пятью точными знаками, то в трехмерной – только с четырьмя:  $I_S = (3,188 \pm 0,001) \cdot 10^{-11}$  А,  $\phi = (0,040775 \pm 0,000001)$  В,  $R_S = 69,255 \pm 0,004$  Ом. Результаты спуска при неравномерном распределении случайных величин приведены на рис. 4.

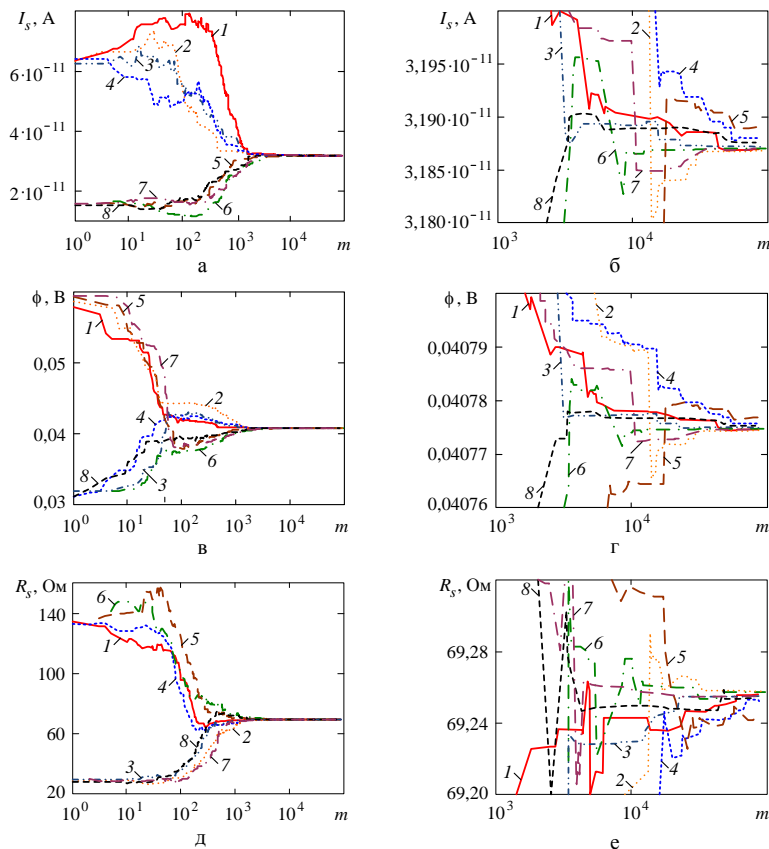


Рис. 4. Зависимости  $I_S$  (а, б),  $\phi$  (в, г) и  $R_S$  (д, е) от текущего числа попыток в мелком (а, в, д) и крупном (б, г, е) масштабах при неравномерном распределении случайных параметров для трехмерной задачи оптимизации ( $I - I_S^{(0)} = 2I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 1,5\phi^*$ ,  $R_S^{(0)} = 2R_S^*$ ;  $2 - I_S^{(0)} = 2I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 1,5\phi^*$ ,  $R_S^{(0)} = 0,5R_S^*$ ;  $3 - I_S^{(0)} = 2I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 0,75\phi^*$ ,  $R_S^{(0)} = 0,5R_S^*$ ;  $4 - I_S^{(0)} = 2I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 0,75\phi^*$ ,  $R_S^{(0)} = 2R_S^*$ ;  $5 - I_S^{(0)} = 0,5I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 1,5\phi^*$ ,  $R_S^{(0)} = 2R_S^*$ ;  $6 - I_S^{(0)} = 0,5I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 0,75\phi^*$ ,  $R_S^{(0)} = 2R_S^*$ ;  $7 - I_S^{(0)} = 0,5I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 1,5\phi^*$ ,  $R_S^{(0)} = 0,5R_S^*$ ;  $8 - I_S^{(0)} = 0,5I_S^*$ ,  $\phi^{(0)} = 0,75\phi^*$ ,  $R_S^{(0)} = 0,5R_S^*$ ;) )

Разница в параметрах  $I_S$  и  $\phi$  объясняется тем, что методическая погрешность модели (5) на порядок меньше погрешности модели (1). При использовании неравномерного закона распределения параметров выигрыш по времени анализа и точности определения параметров в случае трехмерной задачи оптимизации оказался таким же, как и для двумерной задачи, что доказывает эффективность предлагаемой модификации метода случайного спуска.

**Заключение.** Трудности решения практических задач объясняются, в первую очередь, высокой жесткостью функционала  $Q$  [1, 2, 4, 5]. Вторым затрудняющим решение фактором называют негладкость функционала. Причинами негладкости могут быть или погрешность измерений (в задачах идентификации) или приближенные вычисления функционала [1, 4]. Этот вид случайной погрешности практически неустраним, так как число точных знаков результатов измерений несоизмеримо с размером мантииссы используемых в компьютере чисел. На рис. 5 показаны сечения функционала в плоскостях, проходящих через оси  $x$  и  $y$  эллипсов по нормальям к поверхностям уровней, здесь  $Q_{\min}$  – минимальное значение функционала (2). Цифровой шум, наблюдаемый в последних разрядах минимизируемого функционала (2), делает невозможным достаточно точное определение производных функционала по параметрам вблизи минимума [22].

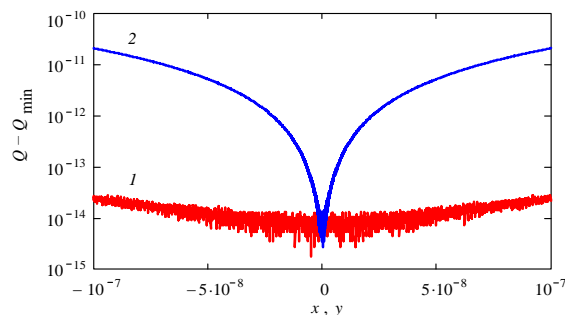


Рис. 5. Сечение функционала (2) вдоль  $(Q(x) - Q_{\min}$  – кривая 1) и поперек  $(Q(y) - Q_{\min}$  – кривая 2) овражной структуры вблизи точки минимума для модели (1). Оси  $x$  и  $y$  нормированы и центрированы по точным значениям параметров

Следует отметить, что применение случайного выбора шага спуска в методах первого порядка, предложенное в работах [3, 23, 24], весьма напоминает прямое использование случайного спуска в методе нулевого порядка, но в данных работах ни точность решения, ни влияние на скорость спуска характера распределения случайных шагов не исследованы.

Результаты настоящей работы имеют практическую ценность для точных измерений параметров диодов интегральных мостовых смесителей, в которых степень подавления паразитных комбинационных составляющих сигнала зависит от разброса параметров диодов [25].

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

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, N. 3. – P. 385-482.
2. Федоренко Р.П. Введение в вычислительную физику: Учеб. пособие для вузов. – М.: Изд-во МФТИ, 1994. – 528 с.
3. Альшина Е.А., Болтнев А.А., Качер О.А. Градиентные методы с ускоренной сходимостью // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 2005. – Т. 45, № 3. – С. 374-382.

4. *Черноруцкий И.Г.* Методы оптимизации. Компьютерные технологии. – СПб.: БХВ-Петербург, 2011 – 384 с.
5. *Черноруцкий И.Г.* Практическая оптимизация и невыпуклые задачи // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Информатика. Телекоммуникации. Управление. – 2013. – № 176. – С. 79-86.
6. *Ракитский Ю. В., Устинов С. М., Черноруцкий И. Г.* Численные методы решения жестких систем. – М.: Наука, 1979. – 208 с.
7. *Tsividis Y.P., Suyama K.* MOSFET modeling for analog circuit CAD: Problems and prospects // IEEE Journal of Solid-State Circuits. – 1994. – Vol. 29, N. 3. – P. 210-216.
8. *Пилипенко А.М.* Об обусловленности задач параметрической идентификации // Известия ТРТУ. – 2004. – № 8 (43). – С. 13-18.
9. *Jaeger R.C., Blalock T.N.* Microelectronic circuit design. Fourth Edition. – McGraw-Hill, New York, 2011. – 1365 p.
10. *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.
11. *Kelley C.T.* Iterative Methods for Optimization. – SIAM, Philadelphia, 1999. – 180 p.
12. *Fermi E., Metropolis N.* Numerical solution of a minimum problem. – Los Alamos, N.M.: Los Alamos Scientific Laboratory of the University of California, 1952. – 17 p.
13. *Brent R.P.* Algorithms for Minimization without Derivatives. – Dover Publications, Mineaola, NY, 2002. – 195 p
14. *Карманов В.Г.* Математическое программирование: Учеб. пособие. – 5-е изд., стереотип. – М.: Физматлит, 2004. – 264 с.
15. *Расстригин Л.А.* Адаптация сложных систем: методы и приложения. – Рига: Зинатне, 1981. – 376 с.
16. *Lewis R.M., Torczon V., Trosset M.W.* Direct search methods: Then and now // Journal of Computational and Applied Mathematics. – 2000. – Vol. 124, N. 1-2. – P. 191-207.
17. *Luus R., Jaakola T. H. I.*, Optimization by direct search and systematic reduction of the size of the search region // AIChE Journal. – 1973. – Vol. 19, N. 4. – P. 760-766.
18. *Бирюков В.Н.* Оценка точности определения параметров моделей полевого транзистора // Известия вузов. Электроника. – 2010. – Т. 15, № 4. – С. 22-27.
19. *Бирюков В.Н.* Обусловленность практических задач параметрической оптимизации // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 6 (131). – С. 167-169.
20. *Пилипенко А.М.* Применение гибридной аналитической модели для аппроксимации вольтамперных характеристик МОП-транзисторов в широком диапазоне температур // Наука и образование: электронное научно-техническое издание. – 2014. – № 8. – С. 268-279.
21. *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) – Kiev, Ukraine, September 26–29, 2014. – P. 156-159.
22. *Anderson E. J., Ferris M.C.* A direct search algorithm for optimization with noisy function evaluations // SIAM Journal on Optimization. – 2001. – Vol. 11, N. 3. – P. 837-857.
23. *Калиткин Н.Н., Литвинцева С.П.* Градиентный спуск со случайными шагами // Математическое моделирование. – 1997. – Т. 9, № 7. – С. 63-70.  
*Bottou L.* Stochastic Gradient Descent Tricks // Neural Networks: Tricks of the Trade. Second Edition. – Springer, Berlin, 2012. – P. 421-436.
24. *Biryukov V.N., Pilipenko A.M.* Diagnostics of the Nonlinear Static Models of a Diode // Journal of Communications Technology and Electronics. – 2009. – Vol. 54, N. 5. – P. 577-582.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор С.В. Тарарыкин.

**Бирюков Вадим Николаевич** – Южный федеральный университет; e-mail: vnbiryukov@sfedu.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371632; кафедра теоретических основ радиотехники; к.т.н.; доцент.

**Зубков Павел Николаевич** – e-mail: pavelzubkov1995@yandex.ru; кафедра теоретических основ радиотехники; студент.

**Пилипенко Александр Михайлович** – e-mail: ampilipenko@sfedu.ru; кафедра теоретических основ радиотехники; к.т.н.; доцент.



**Biryukov Vadim Nikolaevich** – Southern Federal University; e-mail: vnbiryukov@sfnedu.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371632; the department of fundamentals of radio engineering; cand. of eng. sc.; associate professor.

**Zubkov Pavel Nikolaevich** – e-mail: pavelzubkov1995@yandex.ru; the department of fundamentals of radio engineering; student.

**Pilipenko Alexandr Mikhaylovich** – e-mail: ampilipenko@sfnedu.ru; the department of fundamentals of radio engineering; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 62-50

**А.И. Воронин, В.В. Тютиков**

**МЕТОДИКА СИНТЕЗА РЕГУЛЯТОРОВ ДЛЯ НЕЗАВИСИМОГО  
ФОРМИРОВАНИЯ СТАТИЧЕСКИХ И ДИНАМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ  
НЕЛИНЕЙНЫХ ОБЪЕКТОВ\***

*Развитие технологий приводит к повышению требований к статическим и динамическим показателям исполнительных устройств различных технологических и специальных нелинейных объектов. Решить проблему независимого формирования указанных показателей можно на основе разработки новых методик для синтеза устройств автоматического управления. В основу исследования положены методы аналитического конструирования агрегированных регуляторов и модального управления. Разработана двухэтапная методика синтеза регуляторов, позволяющая на основе комбинации указанных методов независимо формировать качество переходных процессов и статическую точность систем автоматического управления нелинейными объектами, имеющими в математическом описании нелинейные элементы, которые можно описать аналитическими функциями. Метод аналитического конструирования агрегированных регуляторов на основе векторно-матричного описания нелинейного объекта управления позволяет синтезировать систему с регулятором состояния, обладающую свойствами линейной. При этом уравнения, входящие в математическое описание полученной системы автоматического управления в пространстве состояний, могут содержать нелинейные элементы, и по их виду сложно судить о линейности математической модели в целом. Далее система автоматического управления, описание математической модели которой осуществляется в виде передаточной функции, является объектом при синтезе методом модального управления полиномиального регулятора, обеспечивающего заданные показатели функционирования. Таким образом, последовательное применение двух методов синтеза позволяет получить требуемое качество процессов управления. Модельный пример с использованием типового электромеханического объекта – электродвигателя постоянного тока последовательного возбуждения с табличной нелинейностью «кривая намагничивания», аппроксимированной аналитической функцией, подтверждает эффективность предложенного подхода к формированию качества процессов в нелинейных объектах.*

*Статические и динамические показатели качества; аналитическое конструирование агрегированных регуляторов; модальное управление; полиномиальный регулятор.*

**A.I. Voronin, V.V. Tyutikov**

**PROCEDURE FOR THE SYNTHESIS OF CONTROLLERS  
FOR INDEPENDENT FORMATION OF STATIC AND DYNAMIC  
PARAMETERS OF NONLINEAR OBJECTS**

*Technological development leads to increasing requirements for static and dynamic indicators of actuators in various technological and special nonlinear objects. The solution to the problem of independent formation of these indicators can be found in the development of new methods*

\* Работа выполнена при финансовой поддержке Минобрнауки в рамках базовой части государственного задания.