

УДК 621.382

Г. Ю. Щербакова, канд. техн. наук,
В. Н. Крылов, д-р техн. наук

СУБГРАДИЕНТНЫЙ МЕТОД ОПТИМИЗАЦИИ В ПРОСТРАНСТВЕ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ С ОГРАНИЧЕНИЯМИ ВТОРОГО РОДА ПРИ АВТОМАТИЗИРОВАННОМ ТЕХНИЧЕСКОМ ДИАГНОСТИРОВАНИИ

Разработан и исследован мультистартовый субградиентный метод оптимизации в пространстве вейвлет-преобразования с ограничениями второго рода (в виде неравенств). Применение метода позволит повысить оперативность диагностирования за счет сокращения вычислительных затрат при классификации.

Ключевые слова: оптимизация, вейвлет-преобразование, субградиент, ограничения-неравенства.

G. Yu. Shcherbakova, PhD.,
V. N. Krylov, ScD.

SUB GRADIENT INEQUALITY-CONSTRAINED OPTIMIZATION METHOD IN THE WAVELET TRANSFORMING DOMAIN IN AUTOMATED TECHNICAL DIAGNOSTIC

The adaptive multi-start sub gradient inequality-constrained optimization method in the wavelet transformed domain is designed and investigated. Such method allows of the diagnostics time and expenditure for computing reduced in time of classification procedure.

Keywords: inequality-constrained optimization, wavelet-transforming, sub gradient.

Г. Ю. Щербакова, канд. техн. наук,
В. М. Крилов, д-р техн. наук

СУБГРАДІЄНТНИЙ МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ В ПРОСТОРІ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ З ОБМЕЖЕННЯМИ ДРУГОГО РОДУ ПРИ АВТОМАТИЗОВАНОМУ ТЕХНІЧНОМУ ДІАГНОСТУВАННІ

Розроблено і досліджено мультистартовий субградієнтний метод оптимізації в просторі вейвлет-перетворення з обмеженнями у вигляді нерівностей. Використання методу дасть змогу підвищити оперативність діагностування завдяки скороченню обчислювальних витрат при класифікації.

Ключові слова: оптимізація, вейвлет-перетворення, субградієнт, обмеження-нерівності.

В автоматизированных системах технического диагностирования (АСТД) широко применяются итеративные методы идентификации и классификации [1, 4], которые реализуются путем поиска оптимума соответствующих функционалов.

Процедура поиска оптимума в таких автоматизированных системах осложняется рядом факторов. С целью сокращения затрат на контрольно-измерительные операции диагностирование проводится по параметрам малых выборок изделий. В связи с этим оптимизируемые при классификации и идентификации функционалы могут иметь негладкую, кусочно-линейную, зашумленную поверхность [4].

Методы оптимизации, основанные на оценке градиента, в таких условиях отличаются низкой помехоустойчивостью, у субградиентных методов – высокая погрешность.

При поиске оптимума субградиентные методы реализуются по схеме

$$c[n+1] = c[n] - \gamma[n]gr(c[n]),$$

где $c[n]$ – оценка координаты оптимума на итерации n ; $\gamma[n]$ – шаг; $gr(c[n])$ – субградиент, «в среднем» совпадающий с градиентом и близкий к нулю, когда его аргумент стремится к точке оптимума.

Для снижения влияния этих недостатков авторами предложен субградиентный мультистартовый метод оптимизации в пространстве вейвлет-преобразования (ВП) [1]. В нем при оценке субградиента область поиска обрабатывается с помощью вейвлета Хаара и гиперболического ВП (ГВП), реализованного по лифтинговой схеме [2]. Обработка с помощью вейвлета Хаара повышает помехоустойчивость, но из-за асимметрии функционала качества оптимум отыскивается с погрешностью. Эта погрешность снижается

© Щербакова Г.Ю., Крылов В.Н., 2012

путем многоэтапной обработки этого функционала [2]. Из-за такой оценки субградиента быстроедействие метода не высоко.

Однако для ряда автоматизированных систем с большим количеством контрольных операций в единицу времени, например, при оптическом контроле печатных плат и интегральных схем, быстроедействие этапа оптимизации должно быть повышено [6-9]. Достичь этого можно, сузив область поиска на этапе поиска минимума функционала с помощью ГВП. Это позволяет сделать аппарат методов математического программирования [3, 4].

В рамках этого подхода осуществляют переход от условно-экстремальной задачи (поиска минимума при наличии ограничений) к задаче безусловной минимизации формируемых на основе этих ограничений вспомогательных функционалов [3]. Из-за конструкции этих функционалов, определяемой выбранным методом учета ограничений (множителей Лагранжа, внутренних или внешних штрафных функций, барьеров, центров и др.) часто появляется плохая обусловленность задачи минимизации, которая приводит к овражной структуре поверхностей уровня оптимизируемого функционала и, следовательно, к резкому замедлению сходимости процедур оптимизации [4]. Помимо этой проблемы, методы, основанные на обычной и модифицированной функции Лагранжа, при наличии вырожденного минимума теряют или снижают свою работоспособность [3, 4]. Вырожденный минимум может быть обусловлен отсутствием линейной независимости градиентов ограничений в функционале $f(x)$, нарушением для него условия выпуклости (т.е. условия $\nabla^2 f(x^*) > 0$ в точке минимума x^*) [4].

Поскольку для ряда функционалов случай плохо обусловленной задачи близок к вырожденному и с учетом описанных выше особенностей функционалов в АСТД в качестве базового для реализации субградиентного метода оптимизации с ограничениями второго рода (в виде неравенств) в работе выбирается метод центров. Этот метод - из группы методов внутренних штрафных функций, наименее чувствительных к выро-

жденному минимуму [4]. Среди его достоинств – не требуется выбирать строго убывающую последовательность неотрицательных параметров (весовых коэффициентов обычной внутренней функции штрафа) [3]. При реализации метода на каждой итерации добавляются ограничения так, чтобы значение функционала не превосходило значения в текущей точке, т.е. функционал, первоначально не подчиненный ограничениям, минимизируется внутри более узкой области. Таким образом, при безусловной минимизации вычисляется последовательность строго убывающих значений функционала, так что минимизирующие точки сходятся к локальному решению задачи поиска минимума $f(x)$ при ограничениях $g_i(x) \geq 0, i=1, 2, \dots, m_1$ [3].

Целью данной работы является разработка и исследование субградиентного метода оптимизации в пространстве ВП с ограничениями второго рода, позволяющего повысить быстроедействие поиска оптимума.

Этот субградиентный метод оптимизации определяется итерационной схемой [1]

$$c[n] = c[n-1] - \gamma[n] \sum_{m=1}^{s_\alpha} \alpha_m[n] \tilde{\nabla}_{c^+} Q(x[n], c[n-1], a[n-m]), \quad (1)$$

где $\sum_{m=1}^{s_\alpha} \alpha_m[n] \tilde{\nabla}_{c^+} Q(x[n], c[n-1], a[n-m])$ – ВП реализации $Q(x, c)$ по $c_i, i=1, \dots, N$; $Q(x, c)$ – функционал вектора $c = (c_1, \dots, c_N)$, зависящий от вектора случайных последовательностей или процессов $x = (x_1, \dots, x_M)$; $c[n-1]$ – координата минимума; $\alpha_m[n], m=1, \dots, s_\alpha$ – компоненты вектора $\alpha[n]$, полученного в результате дискретизации вейвлет-функции (ВФ).

После инициализации параметров метода [1] в схеме (1) для оценки субградиента используют свертку функционала с ВФ Хаара в окрестности, определяемой длиной ее носителя N . Минимум, найденный на этом этапе, смещен в меру асимметрии функционала в области поиска.

В работе [1] величина смещения была исследована с помощью асимметричной тестовой функции – $f_1(x) = x^2 * e^{xm}$. Здесь $m = 0, \dots, 0,005$ – коэффициент для регулиро-

вания асимметрии функции. В результате этого исследования было установлено, что при шаге дискретизации $dx = 50$ и длине носителя ВФ Хаара $N=10$ относительная погрешность определения минимума $f_1(x)$ не зависит от начальной точки поиска, прямо пропорциональна коэффициенту асимметрии m и составляет для максимального исследованного значения $m=0,005$ величину $0,5\%$ [1].

На основе координаты минимума, полученной после свертки исследуемого функционала с ВФ Хаара, по методике, описанной в [3], формируется функционал $Q_1(\cdot)$, позволяющий учесть эту координату, как ограничение,

$$Q_1(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n], g(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}_H^*[n-1])) = -\ln(Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n]) - Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}_H^*[n-1]) - \ln(g(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}_H^*[n-1]))) \quad (2)$$

где $Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n])$ – исходный функционал на шаге поиска n ; $Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}_H^*[n-1])$ – значение функционала в точке минимума, полученной после свертки с ВФ Хаара; $g(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}_H^*[n-1]) = \mathbf{c}_H^*[n-1] - \mathbf{x}[n]$.

Поиск оптимума $Q_1(\cdot)$ осуществляется далее по схеме (1). В качестве базового метода при оптимизации использован градиентный метод [5].

На этом этапе поиска оптимума вычисляется взвешенная сумма значений $Q_1(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n], g(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}_H^*[n-1]))$ с гиперболической функцией $\Psi(j) = \frac{1}{\alpha x}$, регуляризованной по лифтинговой схеме [2], при начальном масштабе $\alpha = 0,5$. Начальная точка поиска оптимума для этого этапа определяется на предыдущем этапе, как результат поиска с ВФ Хаара.

Если координата минимума отличается от результата предыдущего этапа не более чем на δ , поиск заканчивается, иначе - масштаб α увеличивается на 1. Таким образом, от оптимизации с помощью ВФ Хаара, обеспечивающей помехо-устойчивость, осуществляется переход к оптимизации с помощью дифференциатора, обеспечивающего высокую точность (если $\alpha \rightarrow \infty$, то $\frac{1}{\alpha x}$ стремится к дифференциатору).

Для исследования повышения быстродействия разработанного метода при классификации был сформирован набор неименованных данных, состоящий из двух групп (классов) по 15 точек в двумерном пространстве признаков (рис.1). Как видно из рис. 1, классы линейно разделимы в пространстве признаков. На рис. 2 приведен функционал $F(\cdot)$, представляющий собой кусочно-линейную кривую. Как указано в [4], такого рода функционалы, когда оптимизируемый показатель недифференцируемым образом зависит от параметров, часто встречается при классификации. Значения $F(\cdot)$ (рис.2) представляют собой суммарную ошибку первого и второго рода при разделении классов (рис.1) отрезком прямой $y = c_0 + c_1 x$. Начальное значение при поиске оптимума $F(c_0)$ $c_0[1] = -80$. Значение $c_1 = 2$ не изменялось.

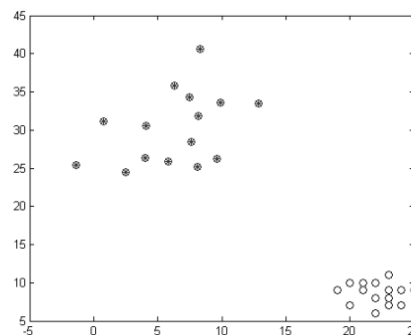


Рис. 1. Данные при классификации

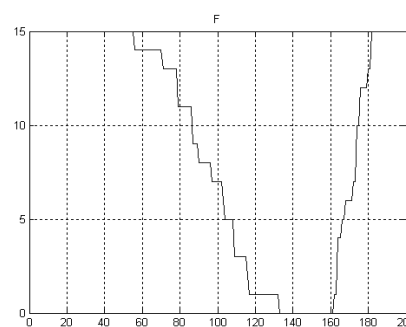


Рис. 2. Значения $F(c_0)$

При поиске оптимума для этого кусочно-линейного функционала посредством разработанного метода по сравнению с базовым мультистартовым субградиентным методом оптимизации без учета ограничений выигрыш по времени счета составил более двух раз. При поиске оптимума были приняты

шаг дискретизации $dx = 6$ и длина носителя ВФ Хаара $N = 20$, при поиске оптимума с гиперболической ВФ $dx = 1$.

Оценка быстродействия предложенного метода по сравнению с базовым [1] была проведена также с использованием функции $f_2(x) = x^2$ для $x \in (-80, \dots, 80)$.

Глобальный минимум для этой функции $f_2(x) = 0$ при $x = 0$. В процессе поиска длина шага дискретизации при поиске оптимума с ВФ Хаара $dx = 1$, при поиске с гиперболической ВФ, чтобы не нарушалось принятое в (2) ограничение, $dx = 0,01$. При отношении сигнал/шум по амплитуде до 6,4 (помеха распределена по нормальному закону с нулевым средним и среднеквадратическим отклонением от 0 до 1000, максимальное значение тестируемой функции $f_2(x) = 6400$) увеличение быстродействия составило от 1,2 до 11 раз.

Эти результаты позволяют рекомендовать разработанный метод к применению в широком круге практически важных задач в АСТД при высоком уровне помех и асимметричных целевых функциях при необходимости повысить быстродействие контрольно-диагностических операций.

Список использованной литературы

1. Крылов В. Н. Иерархический субградиентный итеративный метод оптимизации в пространстве вейвлет-преобразования / В. Н. Крылов, Г. Ю. Щербакова // Электроника и связь. – Киев: – КПИ. – 2008. – № 6 (47). – С. 28–31.

2. Krylov V. N. Contour images segmentation in space of wavelet transform with the use of lifting / V. N. Krylov, M. V. Polyakova // Optical-electronic informatively-power technologies. – 2007. – № 2 (12). – P. 48–58.

3. Fiakko A. V. Nonlinear programming: sequential unconstrained minimization techniques / A. V. Fiakko, G. P. McCormick. New York: John Wiley and Sons, Inc.–1968. – 117 p.

4. Поляк Б. Т. Введение в оптимизацию / Б. Т. Поляк. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы. – 1983. – 384 с.

5. Polak E. Computational Methods in Optimization. A unified approach. - Department of Electrical engineering and Computer Sciences. University of California, Berkeley, California. – New York, London: Academic Press. – 1971.

6. Antoshchuk S. The integrated circuits photo masks images alignment for automated optical inspection system. / S. Antoshchuk, V. Krylov, G. Shcherbakova // DAAAM International scientific book 2007, B. Katalinic (Ed), Published by DAAAM International. – 2007. – Chapter 26. – P. 287–294.

7. Shcherbakova G. Electronic apparatus automation inspection with adaptive clustering in wavelet domain / G. Shcherbakova, V. Krylov, S. Antoshchuk // Proceeding of the Xth International Conference CADSM 2009 (The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics, Ukraine). 2009. – P. 153–154.

8. Shcherbakova G. Sub Gradient iterative method for neural networks training / G. Shcherbakova, V. Krylov, V. Abakumov, V. Brovko, I. Kozina // The 6th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing System: Technology and Applications. 15-17 September 2011, Prague, Czech Republic. – P. 361–364.

9. Moganti M. Automatic PCB inspection algorithms: a survey / M. Moganti, F. Ercal, C. Dagli, S. Tsunekawa // Computer vision and image understanding. –V. 63. – № 2. – P. 287–313, March 1996. <http://citeseer.ist.psu.edu/moganti96automatic.html>.

Получено 23.04.2012.

References

1. Krylov V. N. The hierarchical sub gradient iterative optimization method in the wavelet transforming domain / V. N. Krylov, G. Yu. Shcherbakova // Electronics and Communications. – 2008. – № 6(47). – С. 28 – 31 [in Russian].

2. Krylov V. N. Contour images segmentation in space of wavelet transform with the use of lifting / V. N. Krylov, M. V. Polyakova // Optical-electronic informatively-power technologies. – 2007. – № 2(12). – P. 48–58 [in Russian].

3. Fiakko A. V. Nonlinear programming: sequential unconstrained minimization techniques / A.V. Fiakko., G.P. McCormick. – New York: John Wiley and Sons, Inc. – 1968. – 117 p. [in English].

4. Polyak B. T. Introduction to optimization / B. T. Polyak. – Moscow: Nauka, 1983. – 384 p. [in Russian].

5. Polak E. Computational Methods in Optimization. A unified approach. – Department of Electrical engineering and Computer Sciences. University of California, Berkeley, California. – New York, London: Academic Press. – 1971 [in English].

6. Antoshchuk S. The integrated circuits photo masks images alignment for automated optical inspection system / S. Antoshchuk, V. Krylov, G. Shcherbakova // DAAAM International scientific book 2007, B. Katalinic (Ed), Published by DAAAM International. – 2007. – Chapter 26. – P.287 – 294 [in English].

7. Shcherbakova G., Krylov V., Antoshchuk S. Electronic apparatus automation inspection with adaptive clustering in wavelet domain / Proceeding of the Xth International Conference CADSM 2009 (The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics, Ukraine). 2009. – P. 153 – 154. [in English].

8. Sub Gradient iterative method for neural networks training / G. Shcherbakova, V. Krylov, V. Abakumov, V. Brovko, I. Kozina The 6th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing System: Technology and Applications. 15-17 September 2011, Prague, Czech Republic. – P. 361– 64 [in English].

9. Moganti M. F. Automatic PCB inspection algorithms: a survey / M. Moganti, F. Ercal, C. Dagli, S. Tsunekawa // Computer vision and image understanding. 1996. –V. 63. – № 2. –P. 287–313, March 1996.

<http://citeseer.ist.psu.edu/moganti96automatic.html>.



Щербакова
Галина Юрьевна,
канд. техн. наук,
доц. каф. ЭСИКТ Одес-
ского нац. политехн. ун-
та, тел.734-8621,
Galina_onpu@mail.ru



Крылов
Виктор Николаевич,
д-р техн. наук, зав. каф.
ПМ и ИТБ Одесского
нац. политехн. ун-та,
тел. 779-7453,
Viktor_Krylov@inbox.ru