

АВТОМАТИЗАЦИЯ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ИЗМЕРЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ КЛАССИФИКАЦИИ С ОБУЧЕНИЕМ НА БАЗЕ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Галина Щербакова¹⁾, Виктор Крылов²⁾, Светлана Антоцук³⁾, Оксана Бабилунга⁴⁾

¹⁾ НПУ - Одесса, Украина, г. Одесса, пр. Шевченко 1, e-mail: Galina_onpu@mail.ru

²⁾ НПУ - Одесса, Украина, г. Одесса, пр. Шевченко, 1, e-mail: Victor_Krylov@inbox.ru

³⁾⁴⁾ НПУ - Одесса, Украина, г. Одесса, пр. Шевченко, 1,
e-mail: ³⁾Svetlana_onpu@mail.ru, ⁴⁾babilunga@mail.ru

Резюме: Предложено проводить автоматизированную классификацию при обработке данных измерений на базе метода классификации с обучением. Этот метод позволяет определять диапазоны изменения коэффициентов разделяющих поверхностей с использованием вейвлет-преобразования. Метод может быть применен при выборе параметров классификатора с учетом требуемого уровня достоверности на этапе отладки систем обработки визуальной информации. При исследовании метода определены диапазоны изменения коэффициентов при классификации тестовых данных.

Ключевые слова: автоматизированная классификация, вейвлет-преобразование, автоматизированные системы, обработка визуальной информации, мультистартовая оптимизация, диапазон изменения коэффициента

1. Введение

В современной промышленности при автоматизированной диагностике и контроле, в медицине – в системах поддержки диагностических решений, в системах слежения за движущимися объектами, в системах обеспечения безопасности широко применяются автоматизированные системы (АС), проводящие обработку визуальной информации на основе методов распознавания образов [1-3]. В таких системах применяются методы автоматизированной классификации [3-6]. Так, например, в промышленности автоматизированная классификация применяется для разделения изделий по классам точности, разбраковке по параметрам надежности. В указанных приложениях метод классификации, который может применяться для разделения образов объектов по измеренным значениям их параметров, в значительной мере определяет достоверность принимаемых решений [1-6].

Обучение таких автоматизированных систем при классификации часто проводится по малым наборам измеренных значений параметров, при сложной форме кластеров и их пересечении в пространстве признаков [4, 7]. В рабочем режиме классификации, когда необходимо распознавать объекты инвариантно к масштабу, повороту, сдвигу на изображениях с шумами, с искажениями формы, это может приводить к снижению достоверности [1-3, 7]. Увеличение достоверности за счет увеличения количества измерений

данных повышает ресурсоемкость и снижает оперативность обучения систем при усовершенствовании лекарственных методов в медицине, при введении в производство новых изделий или технологических процессов в промышленности и т.п. В таких случаях в период обучения и отладки системы может возникать необходимость выбора диапазона параметров классификатора. Обучение при классификации в АС позволяет вычислить коэффициенты, определяющие форму разделяющих классы поверхностей в пространстве признаков. Для указанных приложений авторами разработан метод классификации с использованием вейвлет-преобразования (ВП), который позволял проводить точечную оценку значений указанных коэффициентов [7]. В данной работе предложен метод классификации, который может позволить при автоматизированной обработке данных измерений определить набор вложенных диапазонов изменения коэффициентов разделяющих поверхностей, на основе известного свойства ВП проводить пространственную обработку с регулируемой детальностью [2]. Такая классификация может быть применена для обеспечения возможности выбора достоверности классификатора, требуемой с точки зрения прагматической достаточности [6].

Цель работы. Для автоматизации обработки данных измерений в АС с обработкой визуальной информации разработан метод классификации с

обучением, позволяющий проводить определение набора диапазонов значений коэффициентов разделяющих поверхностей с помощью мультистартовой оптимизации с ВП (МОВП) [8].

1. Описание метода определения диапазонов коэффициентов разделяющих поверхностей с помощью МОВП

Классификация основана на гипотезе компактности – предположении о сходстве изделий одного класса по значению параметров. Классификация состоит в отнесении изделий по значению их параметров к одному из классов. При классификации в работе проводится поиск минимума функционала $Q(\mathbf{x}, \mathbf{c})$ – суммы ошибок первого и второго рода по вектору коэффициентов $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_N)$. Эти коэффициенты определяют вид поверхности, разделяющей классы в пространстве параметров. На первом этапе классификации («обучении») – строится разделяющая поверхность $y = f(\mathbf{x})$ по выборкам известных классов, на втором этапе (в «рабочем» режиме) – определяется класс исследуемого изделия. На первом этапе (при «обучении») выполняются следующие шаги.

Шаг 1. Формируется обучающая выборка параметров-признаков \mathbf{x} .

Шаг 2. Задается класс поверхностей $y = f(\mathbf{x})$ со свойством (для двух классов А и В)

$$\text{sign } f(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \text{если } \mathbf{x} \in A, \\ -1, & \text{если } \mathbf{x} \in B. \end{cases}$$

Шаг 3. Формулируется функционал

$$Q(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = F(y - \hat{f}(\mathbf{x}, \mathbf{c})), \text{ с } \hat{f}(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = \sum_{\nu=1}^N c_\nu \phi_\nu(\mathbf{x}).$$

Шаг 4. Задаются параметры метода МОВП [8] и δ_2 – погрешность поиска коэффициентов и рассчитываются $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_N)$.

В работе диапазоны изменения коэффициентов разделяющих поверхностей определены с помощью метода МОВП [8], который реализуется по схеме

$$\mathbf{c}[n] = \mathbf{c}[n-1] - \gamma[n] WT_k(Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n-1])), \quad (1)$$

где $Q(\mathbf{x}, \mathbf{c})$ – функционал, зависит от вектора коэффициентов $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_N)$ и от

$\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_M)$; $\gamma[n]$ – шаг; n – номер итерации; k – номер старта;

$$WT_k(Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n-1])) = \{G_{1k}, G_{2k}, \dots, G_{Nk}\} \quad (2)$$

определяет направление движения к экстремуму;

$$G_{jk} = \frac{1}{S_k} \sum_{\substack{i=-\frac{S_k}{2} \\ i \neq 0}}^{\frac{S_k}{2}} Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}_j + ia) \cdot \Psi_k(i). \quad (3)$$

В (3) S_k – длина носителя вейвлет-функции (ВФ) на k -ом старте (S_k – четное число); a – шаг дискретизации; $\Psi_k(i)$ – ВФ на k -ом старте (табл.1); $j = 1, \dots, N$ – размерность вектора параметров. Для оценки направления поиска оптимума в (2) выбраны симметричные и нестационарные ВФ [9], на первом этапе – ВФ вида

$$\Psi_1(i) = \begin{cases} 1, & \text{если } i = 1, \dots, \frac{S_1}{2} \\ -1, & \text{если } i = -1, \dots, -\frac{S_1}{2} \end{cases}$$

и – на следующих этапах – ВФ (табл.1), на седьмом старте –

$$\Psi_7(i) = \begin{cases} 1, & \text{если } i = 1, \\ -1, & \text{если } i = -1. \end{cases}$$

Таблица 1. Параметры ВФ для МОВП

Параметр	Значение					
Номер старта k	2	3	4	5	6	7
Масштаб ВФ α_k	1	2	3	4	5	–
Длина носителя S_k	20	10	6	4	4	2
Вид ВФ $\Psi_k(i)$	$\begin{cases} \frac{1}{\alpha_k(i +1)}, & \text{если } i > 0, \\ \frac{1}{\alpha_k(i +1)}, & \text{если } i < 0, \\ i \in [-\frac{S_k}{2}, +\frac{S_k}{2}], \\ i \neq 0 \end{cases}$					$\begin{cases} 1, & \text{если } i = 1 \\ -1, & \text{если } i = -1 \end{cases}$

Определение диапазонов изменения коэффициентов разделяющих поверхностей проводится на базе МОВП [8] в приведенной ниже последо-

вательности, с исходными данными: $\delta_1, \delta_2, \delta_3$ – погрешности старта, значения коэффициента, определения диапазонов коэффициентов на этапе обработки с ВФ $\Psi_1(i)$ соответственно; k_{\max} – максимальное количество стартов.

Шаг 1. Задаются: $c[0]$ – начальное приближение к координате оптимума; $\gamma[1]$ – шаг; вид ВФ; a – шаг дискретизации ВФ; s_1 – длина носителя ВФ $\Psi_1(i)$; sk – шаг изменения длины носителя $\Psi_1(i)$ при определении диапазонов коэффициентов; номер старта $k = 1$; номер итерации $n = 1$.

Шаг 2. Оценивается (2) для старта k . При $k = 1$ для этого используется ВФ $\Psi_1(i)$ (в $c[0]$ – при $n = 1$). Длина носителя s_1 для $\Psi_1(i)$ определяется при анализе целевой функции. Интегральный характер такого ВП позволяет выделить сегмент целевой функции, где с высокой вероятностью находится глобальный оптимум, и определить диапазон изменения его координат [8, 10, 11]. Проверяется знак (3). При изменении знака, на основании известного свойства оценок градиента менять знак при переходе через оптимум [12], определяется ряд вложенных диапазонов для коэффициентов. Максимальный диапазон определяется при $k = 1$ с $s = s_1$ - длиной носителя ВФ первого старта $\Psi_1(i)$, далее - с длиной носителя $\Psi_1(i)$, изменяющейся, согласно $s = s - sk$. Для этого используется обработка с ВФ $\Psi_1(i)$ как $c[n] > c^* > c[n-1]$, если $c[n] > c[n-1]$ или $c[n] < c^* < c[n-1]$, если $c[n] < c[n-1]$ [11].

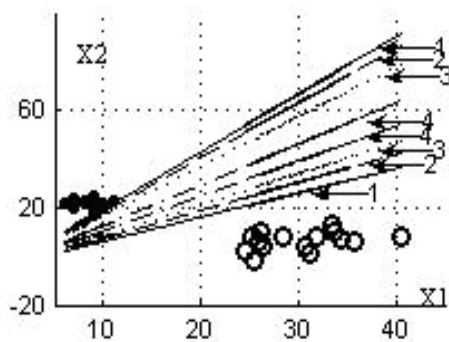
Шаг 3. Выполняется расчет по (1) при $k \leq k_{\max}$, иначе – останов.

Шаг 4. Если на итерации n выполняется $|c[n] - c[n-1]| \leq \delta_1$, поиск на текущем старте заканчивается, иначе – $n = n + 1$ и переход к шагу 2.

Шаг 5. Если $k > 1$ и найденное на k -ом шаге значение коэффициента отличается от результата $k-1$ старта не более, чем на δ_2 – останов; в противном случае, или если $k < k_{\max}$, то увеличивается номер старта $k = k + 1$, выбирается ВФ для оценки (2) (при $1 < k < k_{\max}$ – ВФ $\Psi_k(i)$ (см. табл. 1)), при $k = k_{\max}$ направление (2) оценивается путем дискретного дифференцирования (с $\Psi_7(i)$, см. табл. 1) и переходят к шагу 2.

2. Результаты исследования метода определения диапазонов коэффициентов

Определение диапазонов коэффициентов проведено для двух классов по 15 образов. Проводился поиск минимума функционала $Q(x, c)$ - суммы ошибок первого и второго рода по вектору $c = (c_0, c_1)$. Классы разделялись в двумерном пространстве признаков $\hat{f}(x, c) = c_0 + c_1 x$. При исследованиях были выбраны шаг $\gamma = 0,3$ и стартовая длина носителя ВФ $\Psi_1(i)$ $s_1 = 18$. При расчете для заданных значений погрешностей $\delta_i, i = \overline{1,3}$ получен диапазон $c_0 = [-4,0, \dots, 4,0083]$, для c_1 получено 7 вложенных диапазонов ($\Delta_j c_1, j = \overline{1,7}$). На рис.1 приведен результат разделения классов с помощью $\hat{f}(x, c) = -4,0 + \Delta_j c_1 x$ при $\Delta_1 c_1 = [1,0, 2,36]$ (1 на рис.1), $\Delta_3 c_1 = [1,15, 2,24]$ (2 на рис.1), $\Delta_5 c_1 = [1,26, 2,05]$ (3 на рис.1), $\Delta_7 c_1 = [1,43, 1,68]$ (4 на рис.1). Время (по таймеру) определения диапазона для c_0 составило 0,23 с, диапазонов для c_1 - 13,1 с.



1 – при $\Delta_1 c_1$; 2 – при $\Delta_3 c_1$; 3 – при $\Delta_5 c_1$
Рис. 1 Результат разделения двух классов

3. Выводы

Таким образом, в работе для автоматизации обработки данных измерений в АС разработан метод классификации с обучением. Этот метод позволяет проводить определение набора вложенных диапазонов значений коэффициентов разделяющих поверхностей с помощью мультистартовой оптимизации с ВП. На основании

исследований сделан вывод, что такой метод может быть применен при необходимости выбора параметров классификатора с учетом требуемого уровня достоверности на этапе отладки АС с обработкой визуальной информации и может быть рекомендован для применения в широком круге прикладных задач, отвечающих этим условиям.

4. Литература

[1] **В.Г. Абакумов, А.Н. Рыбин, Й. Сватош, Ю.С. Синеккоп.** *Системы отображения в медицине*. К.: Юніверс, 2001, 336 с.

[2] **R. Gonzalez, R. Woods.** *Digital image Processing*. Prentice hall, 1079 p.

[3] **S. Antoshchuk, V. Krylov, G. Shcherbakova.** The integrated circuits photo masks images alignment for automated optical inspection system. *DAAAM International scientific book 2007* ISBN:3-901509-60-7, ISSN: 1726-9687, B. Katalinic (Ed), Published by DAAAM International Vienna, 2007. Chapter 26. P. 287 – 294.

[4] **G. Shcherbakova, V. Krylov, V. Abakumov, V. Brovko, I. Kozina.** Sub Gradient iterative method for neural networks training. *The 6th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing System*. 15-17 September 2011, Prague, Czech Republic. V.1, ISBN: 978-1-4577-1423-8. P. 361 – 364.

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

[6] **В. Абакумов, С. Антошук, В. Крылов.** Распознавание визуальной информации в автоматизированных системах. *Электроника и связь*. ISSN: 1811-4512. Киев, 2003. № 19. С. 46 – 48.

[7] **Г. Щербакова.** Субградиентный метод классификации в пространстве вейвлет-преобразования для технической диагностики. *Електротехнічні та комп'ютерні системи*. ISSN: 2221-3805. К.: Техніка, 2010. № 1 (77). С. 136–142.

[8] **В. Крылов, Г. Щербакова.** Иерархический субградиентный итеративный метод оптимизации в пространстве вейвлет-преобразования. *Електроника и связь*. ISSN: 1811-4512. 2008. № 6. С. 28 – 31.

[9] **V. Krylov, M. Polyakova.** Contour images segmentation in space of wavelet transform with lifting. *Optical-electronic informatively-power technologies*. 2007. №2. P. 48 – 58.

[10] **Г. Щербакова, В. Крылов** Субгра-

диентный метод оптимизации в пространстве вейвлет-преобразования с ограничениями второго рода при автоматизированном техническом диагностировании. *Електротехнічні та комп'ютерні системи*. ISSN: 2221-3805. 2012. № 7. С. 127 – 131.

[11] **Г. Щербакова, В. Крылов, А. Дилевский.** Мультистартовый метод оптимизации в пространстве вейвлет-преобразования с итеративной оценкой ограничений второго рода. *Електротехнічні та комп'ютерні системи*. ISSN: 2221-3805. 2013. № 09. С. 180 – 185.

[12] **E. Polak.** *Computational Methods in Optimization. A unified approach*. University of California, Berkeley: Academic Press. – 1971.

Благодарность

Представленные в докладе результаты отражают работу по договору «Анализ и распознавание изображений на базе субградиентных итеративных алгоритмов в пространстве вейвлет-преобразования» (№ гос. регистрации 0109U008468). Авторы высказывают свою благодарность за финансовую помощь и поддержку.

Сведения об авторах

Щербакова Галина Юрьевна. Одесский политехнический институт (1978). Д.т.н. (2014), Одесский национальный политехнический университет, кафедра электронных средств и информационно-компьютерных технологий. Научные интересы: распознавание и цифровая обработка изображений, классификация.

Крылов Виктор Николаевич. Одесский политехнический институт (1978). Д.т.н. (2004); Одесский политехнический университет, кафедра прикладной математики и информационных технологий. Научные интересы: цифровая обработка изображений.

Антошук Светлана Григорьевна. Одесский политехнический институт – (1980). Д.т.н. (2005); Одесский политехнический университет, кафедра информационных систем. Научные интересы: цифровая обработка изображений.

Бабилунга Оксана Юрьевна. Одесский политехнический институт – (1985). К.т.н. (2006); Одесский политехнический университет, кафедра информационных систем. Научные интересы: цифровая обработка изображений.

AUTOMATION OF DATA MEASURING PROCESSING BY CLASSIFICATION WITH TRAINING ON THE BASE WAVELET TRANSFORMATION

Galina Shcherbakova¹⁾, Victor Krylov²⁾, Svetlana Antoshchuk³⁾, Oksana Babilunga⁴⁾

¹⁾ ONPU-Odessa, Ukraine, Odessa, 1 Shevchenko av., e-mail: Galina_onpu@mail.ru

²⁾ ONPU-Odessa, e-mail: Victor_Krylov@inbox.ru

³⁾⁴⁾ ONPU-Odessa, e-mail: ³⁾Svetlana_onpu@mail.ru, ⁴⁾babilunga@mail.ru

Abstract: The method classification with training on the base of wavelet transformation for automation data processing is designed. This method may be used for identification of the ranges of coefficients separating surfaces. This method may be used for choice of classification parameters for select ranges of reliability in time of repairing of systems of visual information processing. The result of investigation proved this method ability: the ranges of coefficients separating surfaces for test data is determined.

Key-Words: automated classification, wavelet-transformation, automated systems, visual information processing, multi-start optimization, range of coefficient.

References

- [1] **V. Abakumov, A. Rybin, I. Svatosh and U. Sinecop.** *Sistemy otobrazeniya v medicine*, Kiev, Ukraine: Un. Publ. 2001, 336 p.
- [2] **R. Gonzalez, R. Woods.** *Digital image Processing*, Prentice hall, 1079 p.
- [3] **S. Antoshchuk, V. Krylov, G. Shcherbakova.** The integrated circuits photo masks images alignment for automated optical inspection system. *DAAAM International scientific book 2007* ISBN:3-901509-60-7, ISSN: 1726-9687, B. Katalinic (Ed), Published by DAAAM International Vienna, 2007. Chapter 26. P. 287 – 294.
- [4] **G. Shcherbakova, V. Krylov, V. Abakumov, V. Brovko, I. Kozina.** Sub Gradient iterative method for neural networks training. *The 6th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing System*. 15-17 September 2011, Prague, Czech Republic. V.1, ISBN: 978-1-4577-1423-8. P. 361 – 364.
- [5] **M. Moganti, F. Ercal, C. Dagli and S. Tsunekawa,** Automatic PCB Inspection Algorithms: a Survey, *Computer Vision and Image Understanding*, V. 63. № 2, 1996. pp. 287 – 313. <http://citeseer.ist.psu.edu>.
- [6] **V. Abakumov, S. Antoshchuk, V. Krylov** Raspoznvanie visualnoi informacii v avtomatizirovannih sistemah 2003. *Elektronika i Sviaz*, Kiev, Ukraine, № 19, ISSN: 1811-4512. pp. 46 – 48.
- [7] **G. Shcherbakova** Subgradientniy metod klassificacii v prostranstve weivlet preobrazovaniya dlia technicheskoy diagnostiki *Electrotehnicheskie i Kompiuternie Sistemy*, Kiev, Ukraine, № 01, 2010, ISSN: 2221-3805. pp. 136 – 142.
- [8] **V. Krylov, G. Shcherbakova** Ierarhicheskii subgradientnyi metod optimizacii v oblasti veivlet preobrazovaniya, *Elektronika i Sviaz*, Kiev, Ukraine, № 6, 2008, ISSN: 1811-4512. pp. 28 – 31.
- [9] **V. Krylov, M. Polyakova** Konturnaya segmentacia izobrazeniy v prostranstve veivlet preobrazovaniya s ispolzovaniem liftinga *Optical-electronic Informatively-power Technologies*, №2 (12), 2007, pp. 48 – 58.
- [10] **G. Shcherbakova, V. Krylov** Subgradientnyi metod optimizacii v prostranstve veivlet-preobrasovaniya s ograniceniyami vtorogo roda pri avtomatisirovannom tehnichekom diagnostirovanii, *Electrotehnicheskie I Kompiuternie Sistemy*, Kiev, Ukraine, № 7, 2012, ISSN: 2221-3805. pp. 127 – 131.
- [11] **G. Shcherbakova, V. Krylov and Dilevskiy A.** Multistartoviy metod optimizacii v prostranstve veivlet preobrasovaniya s iterativnoi ocenкой ograniceniy vtorogo roda, *Electrotehnicheskie i Kompiuternie Sistemy*, Kiev, Ukraine, № 09, 2013, ISSN: 2221-3805. pp. 180 – 185.
- [12] **E. Polak** *Computational Methods in Optimization. A Unified Approach*, University of California, Berkeley, New York, London: Academic Press. – 1971.

АВТОМАТИЗАЦИЯ НА ОБРАБОТКАТА НА ИЗМЕРВАТЕЛНИ ДАННИ С ПОМОЩТА НА КЛАСИФИКАЦИЯ С ОБУЧЕНИЕ НА БАЗАТА НА ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗУВАНЕ

Галина Щербакова¹⁾, Виктор Крылов²⁾, Светлана Антощук³⁾, Оксана Бабилунга⁴⁾

¹⁾ НПУ - Одеса, Украйна, г. Одеса, пр. Шевченко 1, e-mail: Galina_onpu@mail.ru

²⁾ НПУ - Одеса, Украйна, г. Одеса, пр. Шевченко, 1, e-mail: Victor_Krylov@inbox.ru

*³⁾⁴⁾ НПУ - Одеса, Украйна, г. Одеса, пр. Шевченко, 1,
e-mail: ³⁾Svetlana_onpu@mail.ru, ⁴⁾babilunga@mail.ru*

Резюме: Предложено е да се провежда автоматизирана класификация при обработването на измервателни данни на базата на метода на класификация с обучение. Този метод позволява да се определят диапазоните на изменение на коефициентите, разделящи повърхности, използвайки вейвлет-преобразуване. Методът може да се прилага при избора на параметрите на класификатора съгласно изискваното ниво на достоверност на етапа отстраняване на грешки на системите за обработка на визуална информация. При изследването на метода са определени диапазоните на изменение на коефициентите при класифицирането на данни от изпитвания.

Ключови думи: автоматизирана класификация, вейвлет-преобразуване, автоматизирани системи, обработка на визуална информация, мултистартова оптимизация, диапазон на изменение на коефициента.