

УДК 621.382

Г.Ю. Щербакова, В.Н. Крылов

Одесский национальный политехнический университет, Одесса

ИССЛЕДОВАНИЕ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ДАННЫХ ИЗМЕРЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Проведено исследование методов классификации с обучением с определением коэффициентов разделяющих поверхностей с помощью методов оптимизации с использованием вейвлет-преобразования с учетом и без учета ограничений (в виде неравенств). Предложены рекомендации для выбора метода оптимизации при классификации в автоматизированных системах с учетом особенностей этапа производственного процесса, на котором проводится классификация. Эти рекомендации позволяют обосновать выбор вариантов метода поиска оптимума при классификации в зависимости от этапа обучения (дополнительного обучения) автоматизированной системы и, как правило, противоречивых требований по быстродействию и достоверности классификации в конкретной производственной ситуации.

Ключевые слова: автоматизированные системы, классификация, оптимизация, вейвлет-преобразование.

Введение

Постановка проблемы и анализ литературы. Современное радиоэлектронное приборостроение (РП) характеризуют сложность изделий и технологических процессов их производства. Потому велико число этапов, когда необходимо с высокими быстродействием и достоверностью автоматизировано разделить эти изделия, например, по классам точности. Из-за сложности изделий для этого используют автоматизированные системы. Разделяют изделия в таких системах путем классификации с поиском оптимума соответствующего функционала качества [1, 2]. Данные обучающих выборок в РП в условиях мелкосерийного производства часто отличаются высоким уровнем помех [3]. Из-за этого у функционала качества может быть многоэкстремальная и/или зашумленная поверхность. Существующие методы классификации, использующие оценку градиента [1, 2], в таких условиях отличаются низкой достоверностью (из-за различных уровней помех в данных при обучении и в рабочем режиме классификации) и не удовлетворяют требованиям практики [4]. Для таких условий авторами разработаны методы мультистартовой оптимизации с использованием вейвлет-преобразования (ВП) с учетом и без учета ограничений (в виде неравенств) [5, 6]. Из-за различных свойств этих методов, реализуя классификацию на основе метода с использованием ВП с учетом ограничений [5], можно повысить быстродействие этой процедуры.

Цель работы. Для обоснования выбора метода классификации для повышения быстродействия и обеспечения достоверности принятых в АС классификационных решений, в работе проводится исследование методов классификации с обучением с оп-

ределением коэффициентов разделяющих поверхностей с помощью метода мультистартовой оптимизации с использованием ВП (МОВП) с учетом и без учета ограничений.

Изложение основного материала

Технические возможности производства и особенности изделий обуславливают особенности функционала качества при классификации. Малые объемы наборов обучающих параметров и внешние возмущающие воздействия при их измерении вызывают зашумленность поверхности функционала. Различия в количестве объектов каждого типа, дисперсии параметров в классе проявляются сложной формой кластеров. Это обуславливает асимметрию и сложную поверхность целевой функции (многоэкстремальность, поверхность типа «овраг»). Поэтому разработан метод классификации с обучением с определением коэффициентов разделяющих поверхностей с помощью метода МОВП [4], когда метод МОВП реализуется по схеме

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

где $Q(x, c)$ – функционал, который при классификации зависит от вектора коэффициентов разделяющих поверхностей $c = (c_1, \dots, c_N)$ и от данных измерений $x = (x_1, \dots, x_M)$; $\gamma[n]$ – шаг; n – номер итерации; k – номер старта;

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

определяет направление движения к экстремуму;

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

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

на первом этапе – ВФ вида

$$\Psi_1(i) = \begin{cases} 1, & \text{если } i = 1, \dots, \frac{s_1}{2}; \\ -1, & \text{если } i = -1, \dots, -\frac{s_1}{2}, \end{cases}$$

на следующих этапах – ВФ, полученные по схеме (табл. 1);

на седьмом этапе для этого применяется

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

Таблица 1

Параметры ВФ для метода МОВП

Название	Обозначение	Значение параметра				
		2	3	4	5	6
Номер старта	k	2	3	4	5	6
Масштаб ВФ	α_k	1	2	3	4	5
Длина носителя	s_k	20	10	6	4	4
Вид ВФ	$\Psi_k(i)$	$\begin{cases} \frac{1}{\alpha_k(i +1)}, & \text{если } i > 0, \\ -\frac{1}{\alpha_k(i +1)} & \text{если } i < 0 \end{cases}$ $i \in \left[-\frac{s_k}{2}, +\frac{s_k}{2}\right], \quad i \neq 0$				

Метод МОВП с исходными данными: δ_1 – погрешность поиска оптимума старта (определяется на этапе априорных исследований функционала качества); δ_2 – погрешность поиска оптимума прикладной задачи; k_{\max} – максимальное количество стартов, реализуется в следующей последовательности.

Шаг 1. Определяются: $c[0]$ – начальное приближение к координате оптимума; $\gamma[1]$ – шаг; вид ВП и ВФ; a – шаг дискретизации ВФ; s_1 – длина носителя ВФ $\Psi_1(i)$; $k = 1, n = 1$.

Шаг 2. Оценивается направление поиска по (2) в точке приближения к координате оптимума для старта k . При $k = 1$ для этого используется взвешенная сумма с $\Psi_1(i)$ (в $c[0]$ при $n = 1$). Длину носителя s_1 для $\Psi_1(i)$ определяют при анализе целевой функции.

Шаг 3. Выполняется поиск оптимума $Q(x, c)$ 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 найденная на k -м старте координата оптимума отличается от результата $k-1$ старта не более, чем на δ_2 – останов; иначе – или если $k < k_{\max}$, то номер старта $k = k + 1$, выбирается ВФ для оценки направления поиска (2) (при $1 < k < k_{\max}$ – ВФ $\Psi_k(i)$ (см. табл. 1)), при $k = k_{\max}$ – с $\Psi_7(i)$, и переход к шагу 2.

На базе метода МОВП [6, 8] разработан метод оптимизации с ограничениями в виде неравенств – МОВП1, в котором быстродействие повышено за счет сужения области поиска на этапе обработки с ВФ $\Psi_k(i)$ (при $k > 1$) путем учета ограничений в виде неравенств $g_j(c) \geq 0, j = \overline{1, N}$, значения которых получают при поиске на первом старте. Метод МОВП1 с исходными данными метода МОВП, реализуется в такой последовательности:

Шаг 1. Поиск оптимума $Q(x, c)$ проводится с помощью метода МОВП (шаги 1 – 4) с определением координаты минимума c_H^* с погрешностью δ_1 на старте с $\Psi_1(i)$. Значение c_H^* используется для определения ограничения $g(c_H^*)$.

Шаг 2. В соответствии с известным методом центров [7] формируется новый функционал $Q_1(\cdot)$:

$$Q_1(x[n], c[n], g(c_H^*)) = -\ln(Q(x[n], c[n-1]) - Q(x[n], c_H^* - b) - \ln(c[n-1] - g(c_H^*)), \quad (4)$$

где $Q(x[n], c[n-1])$ – исходный функционал на шаге поиска $n-1$; $Q(x[n], c_H^*)$ – его значение в точке минимума, найденного с ВФ $\Psi_1(i)$; $g(c_H^*) \geq c_H^* - b$ – ограничения; $b \geq 0$ – параметр, который определяется на этапе априорных исследований функционала качества с учетом $b \ll \delta_1$ та $b \ll \delta_2$.

Шаг 3. Увеличивается номер старта $k = k + 1$ и далее поиск оптимума $Q_1(\cdot)$ осуществляется по шагам 2 – 5 базового метода МОВП при номерах старта $1 < k \leq k_{\max}$.

Классификация состоит в отнесении предъявляемых изделий к одному из классов путем сравнения их параметров. Она основана на гипотезе компактности – предположении о сходстве объектов одного класса по значению параметров. При классификации в работе проводится поиск минимума функционала $Q(x, c)$ – суммы ошибок первого и

второго рода по вектору коэффициентов $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_N)$. Эти коэффициенты определяют вид поверхности, которая разделяет классы в пространстве параметров. На первом этапе классификации («обучении») – строится разделяющая поверхность $y = f(\mathbf{x})$ по обучающим выборкам известных классов, на втором этапе (в «рабочем» режиме) – определяется класс исследуемого изделия. На первом этапе выполняются следующие шаги:

Шаг 1. Формируется обучающая выборка с известными вектором параметров-признаков \mathbf{x} и величинами, определяющими класс объектов y .

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

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

Шаг 3. Формулируется функционал

$$Q(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = F(y - \hat{f}(\mathbf{x}, \mathbf{c})),$$

$$\text{где } \hat{f}(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = \sum_{v=1}^N c_v \phi_v(\mathbf{x}).$$

Шаг 4. Выбирается один из методов МОБП, задаются его исходные данные и параметры (см. метод МОБП, шаг 1) и δ_2 – погрешность классификации и рассчитываются значения коэффициентов $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_N)$.

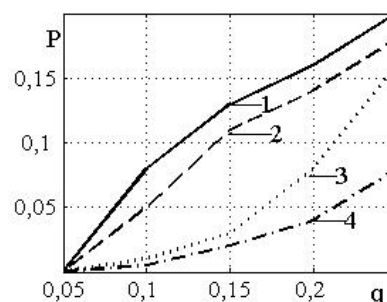
Исследована помехоустойчивость классификации на основе МОБП при изменении дисперсии в разделяемых классах. Такая ситуация может сложиться при малом наборе обучающих параметров изделий и возрастающей из-за изменения условий производства дисперсии классов в рабочем режиме классификации. На рис. 1 приведены результаты исследований среднего риска P при изменении q – относительной величины среднеквадратического отклонения (СКО) параметров-признаков в классах для классификации, реализованной на базе методов

МОБП и градиентного спуска. Здесь $q = \frac{q_p}{q_0 \cdot D}$, q_p

и q_0 – СКО параметров в классах в рабочем режиме и при «обучении» соответственно; D – расстояние между центрами классов обучающей выборки; s_i – длина носителя ВФ $\Psi_1(i)$. При классификации на базе МОБП по сравнению с классификацией на базе метода градиентного спуска средний риск P уменьшился в среднем до 1,4 раза.

В ряде задач РП, например, при отладке технологических процессов пайки сложных печатных узлов при изменении паяльной пасты в условиях производства, быстродействие классификации должно быть повышено. Для таких условий при классификации с обучением предложено использо-

вать метод МОБП вместо метода МОБП на шаге 4 метода классификации. Для классификации на базе методов МОБП и МОБП оценены средний риск P и быстродействие классификации для двух классов по 70 образов, разделяемых в двумерном пространстве признаков отрезком $\hat{f}(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = c_0 + c_1 x$. Начальные значения $c_0[1] = -80$, $c_1 = 2$, шаг дискретизации ВФ $\Psi_1(i) - a = 6$. Сравнение методов показало, что при классификации на базе МОБП по сравнению с классификацией на основе метода МОБП выигрыш времени счета (по таймеру) составил более 1,3 раза при снижении P на 0,03.



1 – на базе градиентного спуска; 2, 3, 4 – на базе МОБП при $s_2 < s_3 < s_4$ соответственно

Рис. 1 Зависимость среднего риска P от q – СКО параметров-признаков в классах для разных методов классификации

На основании исследований сделан вывод, что классификация на базе МОБП рекомендуется к применению при необходимости повысить быстродействие обучения при классификации в условиях изменения параметров изделий РП. При этом на этапе обучения АС рекомендуется применять базовый метод МОБП, поскольку он в связи с последовательным сокращением области обработки и увеличением точности поиска координаты оптимума, отличается самой низкой погрешностью. Такой поиск отличается низким быстродействием, однако, как правило, на этапе обучения АС требования к быстродействию процедуры классификации более низкие. На этапе дополнительного обучения при классификации рекомендуется применять один из предложенных в работе методов оптимизации с использованием ВП, в зависимости от требований по быстродействию и достоверности классификации. При выборе метода классификации рекомендуется также учитывать: этап производственного процесса, например, дополнительное обучение при смене изделия или при уточнении его параметров в процессе модернизации технологического процесса его производства; информацию об объеме выборки (может определять характеристики поверхности оптимизируемого функционала); требования к достоверности и быстродействию АС на этом этапе.

Выводы

Таким образом, исследован метод классификации на базе методов МОВП и МОВП1. Исследования показали, что при классификации на базе МОВП по сравнению с классификацией на базе метода градиентного спуска средний риск R уменьшился в среднем до 1,4 раза. Подобные результаты получены и при сравнении этого метода с методами, основанными на других градиентных алгоритмах. На основании исследований сделан вывод, что метод классификации на базе МОВП рекомендуется к применению при малых объемах наборов обучающих параметров и росте их дисперсии в классах из-за изменения условий производства в рабочем режиме классификации. Метод опробован при классификации реперных знаков при автоматизированном позиционировании фотошаблонов интегральных схем и печатных узлов [9, 10]. Предложены рекомендации для выбора метода поиска оптимума при классификации в АС РП с учетом этапа производственного процесса, на котором проводится классификация. Это позволило обосновать выбор метода классификации в зависимости от этапа обучения (дополнительного обучения) АС и, как правило, противоречивых требований по быстродействию и достоверности в конкретной производственной ситуации. В результате исследований установлено, что разработанные методы классификации на базе МОВП позволяют повысить достоверность классификации при высоком уровне помех и/или сложной форме кластеров, и могут быть рекомендованы для применения в широком круге прикладных задач, отвечающих этим условиям.

Список литературы

1. Цыпкин Я.З. *Адаптация и обучение в автоматических системах* / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука, 1968. – 400 с.

2. Поляк Б.Т. *Введение в оптимизацию* / Б.Т. Поляк. – М.: Наука, 1983. – 384 с.

3. Гаскаров Д.В. *Малая выборка* / Д.В. Гаскаров, В.И. Шаповалов. – М.: Статистика, 1978. – 248 с.

4. Щербакова Г.Ю. *Субградиентный метод классификации в пространстве вейвлет-преобразования для технической диагностики* / Г.Ю. Щербакова // *Электротехнічні та комп'ютерні системи*. – К.: Техніка, 2010. – № 1 (77). – С. 136-142.

5. Щербакова Г.Ю. *Субградиентный метод оптимизации в пространстве вейвлет-преобразования с ограничениями второго рода при автоматизированном техническом диагностировании* / Г.Ю. Щербакова, В.Н. Крылов // *Электротехнічні та комп'ютерні системи*. – 2012. – № 7 (83). – С. 127-131.

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

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

8. Щербакова Г.Ю. *Автоматизация кластерного анализа измерений с использованием вейвлет-преобразования* / Г.Ю. Щербакова, В.Н. Крылов // *Системи обробки інформації*. – X.: XV ПС, 2015. – Вип. 2 (127). – С. 135-138.

9. Крылов В.Н. *Позиционирование изображений фотошаблонов в системах автоматизированного оптического контроля* / В.Н. Крылов, Г.Ю. Щербакова, Ю.Ю. Козина // *Технология и конструирование в электронной аппаратуре*. – 2007. – № 3. – С. 61-64.

10. Krylov V. *Photomasks Diagnostic in the Automated Optical Inspection System* / V. Krylov, S. Antoshchuk, G. Shcherbakova // *Modern problems of radio engineering, telecommunications and computer science: Int. conf. TCSET'2008. Lviv – Slavske, Ukraine, 19–23 febr. 2008: proceeding*. – Lviv: Publishing House of Lviv Polytechnic. – 2008. – С. 533-534.

Поступила в редколлегию 9.04.2015

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.Г. Антошук, Одесский национальный политехнический университет, Одесса.

ДОСЛІДЖЕННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ

Г.Ю. Щербакова, В.М. Крилов

Проведено дослідження методів класифікації з навчанням з визначенням коефіцієнтів розділяючих поверхонь з допомогою методів оптимізації з використанням вейвлет-перетворення з урахуванням та без урахування обмежень у вигляді нерівностей. Запропоновані рекомендації для вибору методу оптимізації при класифікації в автоматизованих системах з урахуванням особливостей етапу виробництва. Ці рекомендації дозволяють обґрунтувати вибір методу пошуку оптимуму при класифікації в залежності від етапу навчання (додаткового навчання) автоматизованої системи та, як правило, протилежних вимог до швидкості і достовірності класифікації в конкретній ситуації на виробництві.

Ключові слова: автоматизовані системи, класифікація, оптимізація, вейвлет-перетворення.

RESEARCH OF THE AUTOMATED CLASSIFICATION USING THE WAVELET TRANSFORM

G.Y. Shcherbakova, V.N. Krylov

A study of methods of classification learning with determination coefficients separating surfaces by using optimization methods in the base of wavelet transform with and without constraints (in the form of inequalities) is carried out. Recommendations for selecting optimization method for the classification in the automated systems are allowed for the stage of the production process is proposed. These recommendations can justify the choice of optimization method for the classification depending on the stage of training (additional training) of the automated system and, as a rule, conflicting demands on speed and accuracy of classification at the specific situation.

Keywords: automated systems, classification, optimization, wavelet transform.