

改进可拓理论的带钢表面缺陷图像分类方法

陈 跃

(徐州工程学院机电工程学院, 江苏 徐州 221111)

[摘要] 将可拓理论引入到带钢表面缺陷图像的分类中,提取分割前后缺陷图像的12个特征值,对可拓理论用于分类的关键步骤—关联度的计算方法进行改进,首先确定某缺陷特征值与某类缺陷对应特征值经典域的距绝对值,再计算出该特征值与各类缺陷对应特征值经典域的距绝对值之和,以二者的商作为关联度计算的权值.对该方法的可行性进行了论证,并对带钢表面缺陷图像分类进行了仿真,仿真结果显示改进后的方法分类准确性有较大的提高.

[关键词] 带钢缺陷图像,可拓理论,关联度,缺陷分类

[中图分类号] TP391 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2016)03-0054-09

Classification of Steel Strip Surface Defect Images Based on Improved Extenics Theory

Chen Yue

(School of Mechanical & Electrical Engineering, Xuzhou Institute of Technology, Xuzhou 221111, China)

Abstract: Extenics theory is introduced into steel strip defects' images classification. Twelve features are extracted from segmented and unsegmented images. The key step-relevancy values computing method is improved. The quotients of distance between feature values and classical domain and sum of these distances are used as weight coefficients in computing comprehensive relevancy values. This computing method enhances the influences of defects' self feature values on comprehensive relevancy. The effectiveness of the improved computing method is also demonstrated. Steel strip defects are selected to simulate the method, maximum relevancy value is used to group the unspecified defect image in one of preselected defect types, comparing to primary weight coefficient computing method, the improved theory is more effective in defects images classification.

Key words: steel strip defect image, extenics theory, relevancy degree, defects classification

缺陷图像分类即按照预先确定的划分机制,把具有不同特征的缺陷划分到预定义的不同类别的图像处理过程.这个过程属于图像分析范畴,需要对缺陷图像进行定量分析,利用一定的算法,对提取的特征进行相关的运算,与预定义的类别特征进行比对,实际缺陷特征和某一类缺陷特征相同或最接近,则将缺陷划分到该类别中,实现缺陷图像分类自动化.

缺陷图像分类的方法主要分为两种:图像空间分类方法和特征空间分类方法.图像空间分类方法是把图像的像素值、颜色、纹理、形状、位置等作为分类特征对图像进行分类:例如利用灰度直方图特征、图像纹理特征等进行分类,一般采用支持向量机(SVM)作为分类器;特征空间分类法首先将原图像变换到特征空间,根据所选特征的不同变换到的特征空间也不同,常用的变换有K-L变换、小波变换等,然后在图像的特征空间进一步提取图像的高层特征,利用高层特征对图像进行分类.由于需要较多的特征才能描述缺陷图像,导致分类时维数多使得计算复杂,采用特征空间的分类方法能够有效降低数据维数,减少计算复杂度,但特征空间分类法的分类效果与特征提取的方法

收稿日期:2016-04-11.

基金项目:江苏省高校自然科学基金(10KJD510010).

通讯联系人:陈跃,博士,副教授,研究方向:图像检测,自动控制. E-mail:snake9521@163.com

有很大关系。

缺陷分类方面利用的方法主要有支持向量机、遗传算法、模糊理论等。支持向量机(SVM)是近几年发展起来的一种通用机器学习新方法。它不但具有坚实的理论基础、简洁的数学形式、直观的几何解释,而且能够较好地解决小样本、非线性、维数灾难和局部极小等问题^[1],因此在模式分类^[2]、回归问题等很多领域得到了广泛的应用。传统的 SVM 是基于两类问题的^[3],而实际需要解决的一般是多类问题^[4]。因此将 SVM 应用于多类问题对挖掘 SVM 的应用潜力具有非常重要的意义。目前利用 SVM 处理多类问题是当前的研究热点之一。有的学者将支持向量机与模糊理论和粗糙集相结合进行分类研究^[5]。在图像中的缺陷分类方面,支持向量机也得到较多应用。陈方林等^[6]、王再超等^[7]利用支持向量机对焊缝图像中的缺陷进行检测分类;黎维娟等^[8]利用支持向量机对脑部 MR 进行细分类;Jordi I^[9]、Georgios C 等^[10]利用支持向量机实现图像目标的识别。

不同的分类方法对同一分类任务分类结果也不同,关键在于具有不同类别特征的先验知识,根据待分类图像的特征进行划分。本文将可拓理论引入带钢表面缺陷图像的分类中,并进行改进,实现对带钢表面缺陷图像的分类,通过仿真验证方法的有效性,为图像分类提供一种新的理论选择。

1 可拓理论及其主要内容

可拓学(早期称物元分析)是由我国学者蔡文研究员在 1983 年^[11]创立的一门新学科,它以形式化的模型,讨论事物拓展的可能性以及开拓创新的规律与方法,并用于解决矛盾问题^[12]。近三十年来,该学科已经发展到多个研究领域并应用到实际工程当中,特别是在人工智能和计算机技术中的应用研究^[13]。在实际应用中,可拓理论根据待评价事物多个特征值范围,在不同事物的特征值范围有重叠的情况下,利用特征拓展的方法对事物进行有效分类。在图像检索^[14]、数据发掘^[15]和分类^[16]以及故障诊断^[17]方面也有应用。

1.1 物元理论

可拓学中引入物元概念,以描述既考虑量变又考虑质变的思维过程,把客观世界看成一个物元世界,把处理客观世界中的矛盾问题转换为处理物元之间的矛盾问题。

设定有序的三元组

$$R=(N, c, v)$$

作为描述事物的单元,称为物元。其中 N 表示事物, c 表示事物的特征名称, v 表示事物特征 c 所取的值, N, c, v 称为物元的三要素。如果一个事物包含 n 个特征,可以用 n 维物元表示:

$$R = \begin{pmatrix} N & c_1 & v_1 \\ 0 & c_2 & v_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & c_n & v_n \end{pmatrix}.$$

1.2 可拓集合

可拓集合用于描述不具有某种性质的事物向具有某种性质的事物转化,即用来描述动态的事物。

设 U 为一个论域, K 是 U 到实域(也称形式实域,是与序域密切相关的一种域,最初是由阿廷和施赖埃尔于 1926 年建立的,是近 20 年来实代数几何的基础)的一个映射,称

$$A = \{(u, y) | u \in U, y = K(u)\}$$

为 U 上的一个可拓集合, $y=K(u)$ 为 A 的关联函数, $K(u)$ 为元素 u 相对于 A 的关联度。

1.3 关联函数

关联函数表达了事物具有某种性质的程度,也即表达某种性质是否属于某一事物的程度。用实轴上和距离类似的“距”的概念来表达,规定实轴上点 x 到区间 $X_0=[a, b]$ 的距为:

$$\rho(x, X_0) = |x - (a + b)/2| - (a - b)/2.$$

初等关联函数的计算公式为

$$K(x) = \rho(x, X_0) / D(x, X_0, X).$$

其中

$$D(x, X_0, X) = \begin{cases} \rho(x, X) - \rho(x, X_0), & x \notin X_0, \\ -1, & x \in X_0. \end{cases}$$

通过关联函数可以定量计算某一特征属于事物的程度,通过事物具有多个特征的程度可以判断事物属于哪一类,这是可拓学用于分级分类的重要部分.

1.4 可拓评价过程

(1) 确定经典域和节域

经典域是指对事物进行分类时,某一类别中的某一特征所取值的经典范围,不同类别中相同特征值的经典域的最大值和最小值所确定的范围即为该特征的节域.

根据前面的物元理论,将三元组进行扩展:

$$R_0 = \begin{pmatrix} N & N_j \\ C_i & V_{ij} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} N & N_1 & N_2 & \dots & N_m \\ C_1 & (a_{11}, b_{11}) & (a_{12}, b_{12}) & \dots & (a_{1m}, b_{1m}) \\ C_2 & (a_{21}, b_{21}) & (a_{22}, b_{22}) & \dots & (a_{2m}, b_{2m}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_n & (a_{n1}, b_{n1}) & (a_{n2}, b_{n2}) & \dots & (a_{nm}, b_{nm}) \end{pmatrix}.$$

V_{ij} 为类别 N_j 对应的特征指标 C_i 所取数据范围的经典域. 令

$$R_p = (P, C, V_p) = \begin{pmatrix} P & C_1 & V_{1p} \\ 0 & C_2 & V_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & C_n & V_{np} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P & C_1 & (a_{1p}, b_{1p}) \\ 0 & C_2 & (a_{2p}, b_{2p}) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & C_n & (a_{np}, b_{np}) \end{pmatrix},$$

P 表示类别的全体, $V_{ip} = (a_{ip}, b_{ip})$ 表示类别 P 关于特征指标 C_i 的所取的量值范围,即类别 P 的节域. R_0 中 $V_{ij} \subset V_{ip}$.

(2) 确定待评物元

待评物元即为需要进行分类的事物,具有和经典域、节域相同的特征指标,但是指标量值是具体的,用

$$R_x = (q, C, v) = \begin{pmatrix} q & C_1 & v_1 \\ 0 & C_2 & v_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & C_n & v_n \end{pmatrix}$$

来表示. q 为待分类的事物即待评物元, C_i 为 q 的各特征名称, v_i 为各特征的量值.

(3) 关联函数及特征权系数确定

设 $\omega_i, i=1, 2, \dots, n$ 为不同特征的加权向量,则待分类的事物关于某类事物 j 的加权关联度方程为:

$$K(p_j) = \sum_{i=1}^n \omega_i K_{p_j}(v_{F_i}), \quad i=1, 2, \dots, n, \quad j=1, 2, \dots, m. \quad (2)$$

$K_{p_j}(v_{F_i})$ 表示某一事物特征参数关于某类事物 j 的可拓关联度. 其中

$$K_{p_j}(v_{F_i}) = \frac{\rho(v_{F_i}, V_{F_{jm}})}{D(v_{F_i}, V_{F_{jm}}, V_{pj})}, \quad (3)$$

ω_{ij} 为待评物元特征参数 v_{F_i} 在计算关联度值时的加权系数,其表达式为

$$\omega_{ij} = \frac{v_{F_i}/b_{F_{ij}}}{\sum_{j=1}^m v_{F_i}/b_{F_{ij}}} \quad (j=1, 2, \dots, m, \quad i=1, 2, \dots, n). \quad (4)$$

(4) 评价(分类)步骤

根据关联度公式计算出某个事物相对于各类事物的加权关联度值,如果关联度值小于零,则不属于该类事物;如果大于零,则该事物属于关联度最大值对应的那一类事物.

2 带钢缺陷图像特征选择

主要有颜色特征、纹理特征、形状特征和空间关系特征。本文拟选择如下特征用于缺陷识别和分类:

(1)图像的纹理特征 钢板表面缺陷图像中除了缺陷区域外,背景区域对图像的整体也有很大的影响。背景区域是钢板表面无缺陷的区域,由于钢板表面自身对光线的反射差异,使无缺陷区域出现细小的纹理,而缺陷区域对纹理特征会出现一定的影响,缺陷区域大小和形状的不同对纹理特征的影响也不同,因此可以提取缺陷图像的纹理特征进行统计分析。本文拟通过计算图像的灰度共生矩阵 GLCM,再通过 GLCM 计算灰度共生矩阵的能量(Energy)、相关性(Correlation)、熵(Entropy)和对比度(Contrast)作为缺陷识别和分类的特征。

(2)缺陷区域的空间关系特征 不同缺陷区域的空间分布是不同的,如鳞皮缺陷分布的范围较广,离散度较高;而壳状凸起分布的范围较小,离散度较小,因此通过计算分割后缺陷区域的离散度来描述缺陷在图像中的分布情况,并结合图像纹理特征能够进一步提高缺陷分类准确性。

(3)图像缺陷区域的不变矩特征 图像不变矩分为灰度直方图不变矩和空间不变矩,空间不变矩对图像平移、旋转、比例、对比度变化具有恒定性。采用对变换不敏感的几个矩作为形状特征,从而进行图像识别。图像缺陷的二阶矩和三阶矩分别表示缺陷形状的不同特点,Hu 在 1962 年提出的 Hu 不变矩^[18]由归一化的二阶矩和三阶矩组合计算得到。

同类目标的不变矩特征相似度大,不同目标的不变矩特征差异性大。而钢板表面不同缺陷的形状差异较大,因此用 Hu 不变矩作为缺陷区域的特征可以实现对缺陷的分类识别。

设某类缺陷的特征综合值为 S_f , 则:

$$S_f = f(E, En, Cor, Con, \Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \Phi_4, \Phi_5, \Phi_6, \Phi_7, D).$$

其中, E 为能量, En 为熵, Cor 为相关性, Con 为对比度, $\phi_i (i=1, \dots, 7)$ 为 Hu 不变矩矩阵的元素, D 为分数距离。

3 关联度计算方法的改进

在计算某一待分类缺陷与各类缺陷的关联函数值时,首先需要计算该缺陷的每个特征值与各类缺陷的关联函数值以及每个特征值的加权系数。加权系数体现出每个特征值对待分类缺陷相对各类缺陷关联函数值的影响,即每个特征值对该缺陷属于哪类缺陷的贡献大小。由式(3)可知,可拓评价理论给出的加权系数计算方法,在计算该缺陷某个特征值与某类缺陷的加权系数时,用该缺陷的某个特征值除以某类缺陷对应特征值的经典域最大值后作为分子,然后将该特征值与各类缺陷对应特征值经典域的最大值相除,并将商的和作为分母,计算出的结果为该缺陷某一特征值与某类缺陷的加权系数。用 3 个区域 $X_1=[a_1, b_1]$, $X_2=[a_2, b_2]$ 和 $X_3=[a_3, b_3]$ 分别表示 3 类缺陷同一特征值的经典域,其在数轴上位置如图 1 所示。

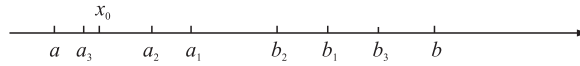


图 1 关联函数值计算示意图

Fig.1 Diagram of relevance function weight calculation

在图 1 中,区域 X_1 、 X_2 和 X_3 互相重合,对于 X_1 、 X_2 和 X_3 左侧的任意一个数如 x_0 ,采用式(4)计算的 x_0 关于 3 个区间的关联度加权系数为:

$$\omega_1 = \frac{x_0/b_1}{x_0/b_1 + x_0/b_2 + x_0/b_3} = \frac{1/b_1}{1/b_1 + 1/b_2 + 1/b_3},$$

$$\omega_2 = \frac{x_0/b_2}{x_0/b_1 + x_0/b_2 + x_0/b_3} = \frac{1/b_2}{1/b_1 + 1/b_2 + 1/b_3},$$

$$\omega_3 = \frac{x_0/b_3}{x_0/b_1 + x_0/b_2 + x_0/b_3} = \frac{1/b_3}{1/b_1 + 1/b_2 + 1/b_3}.$$

尽管数 x_0 带入了加权系数计算公式,但在计算中被消,未对加权系数产生影响,对其产生影响的是各区域的最大值.从缺陷角度来说,待分类缺陷的特征值未对权值产生影响.即无论该特征值为何值,对最终的关联度值并不影响,这与实际有出入.若缺陷的某个特征值处于某类缺陷对应特征值的经典域中,则该特征值应对最终关联度值产生更大的影响.考虑到待分类缺陷的特征值影响,本文将采用式(5)计算权值:

$$\omega_{ij} = \frac{|\rho(v_{F_i}, V_{F_{i-}})|}{\sum_{j=1}^m |\rho(v_{F_i}, V_{F_{i-}})|} = \begin{cases} \frac{|\rho(v_{F_i}, V_{F_{i-}})|}{\sum_{j=1}^m |\rho(v_{F_i}, V_{F_{i-}})|}, & \sum_{j=1}^m |\rho(v_{F_i}, V_{F_{i-}})| \neq 0, \\ 1, & \sum_{j=1}^m |\rho(v_{F_i}, V_{F_{i-}})| = 0. \end{cases} \quad (5)$$

即采用该特征值与某类缺陷对应特征值经典域的距的绝对值为分子,该特征值与各类缺陷对应特征值经典域的距的绝对值之和为分母进行计算,下面说明该加权系数计算方法对最终关联度值计算的影响.

仍然以图1为例,假设 $X=[a, b]$ 为 X_1, X_2, \dots, X_n 总的取值范围,即节域. X_1, X_2, \dots, X_n 为不同缺陷同一特征的经典域,假设 $X_1=[a_1, b_1], X_2=[a_2, b_2], a_1 > a_2, b_1 > b_2$, 待确定的点为 x_0 , x_0 的位置分为五种情况: $a < x_0 < a_2; a_2 < x_0 < a_1; a_1 < x_0 < b_2; b_2 < x_0 < b_1; b_1 < x_0 < b$. 下面针对这5种情况进行分析.

(1) 当 $a < x_0 < a_2$ 时, $x_0 \notin X_1, x_0 \notin X_2$ 但 $x_0 \in X_1 - X_2$. 根据距的定义,对于任何位置的 x_0 , 有 $\rho(x_0, X_1) > 0, \rho(x_0, X_2) > 0$. 利用式(5)计算加权系数,分母相同且同为正,因此加权系数 $\omega_1 > \omega_2$. 由式(2)关联度函数以及距和位置值的定义, $x_0 \in X - X_2$ (同时 $x_0 \in X - X_1$) 的情况下,式(2)的关联度函数值 $-1 < K_{p1} < 0, -1 < K_{p2} < 0$, 且 $K_{p1} < K_{p2}$, 因此 $\omega_1 K_{p1} < \omega_2 K_{p2}$, 说明 x_0 更倾向于属于 X_2 , 这与数轴上表现的相一致.

(2) 当 $a_2 < x_0 < a_1$ 时, $x_0 \notin X_1$ 但 $x_0 \in X_2$, 根据距的定义, $\rho(x_0, X_1) > 0, \rho(x_0, X_2) < 0$, 下面分3种情况讨论:

① 当 $a_2 < x_0 < (a_1 + a_2)/2$ 时, $\omega_1 > 0, \omega_2 < 0$ 且 $|\omega_1| > |\omega_2|, -1 < K_{p1} < 0, K_{p2} > 0$, 且 $|K_{p1}| > |K_{p2}|$, 因此 $\omega_1 K_{p1} < \omega_2 K_{p2}$, 说明 x_0 更倾向于属于 X_2 , 与数轴上表现一致.

② 当 $(a_1 + a_2)/2 < x_0 < a_1$ 时, $\omega_1 < 0, \omega_2 > 0$, 且 $|\omega_1| < |\omega_2|, -1 < K_{p1} < 0, K_{p2} > 0$, 且 $|K_{p1}| < |K_{p2}|$, 同样 $\omega_1 K_{p1} < \omega_2 K_{p2}$, x_0 更倾向于属于 X_2 , 与数轴上表现一致.

③ 当 $x_0 = (a_1 + a_2)/2$ 时, 式(5)中

$$\sum_{j=1}^m |\rho(v_{F_i}, V_{F_{i-}})| = 0.$$

$\omega_1 = \omega_2 = 1, -1 < K_{p1} < 0, K_{p2} > 0$, 因此 $\omega_1 K_{p1} < \omega_2 K_{p2}$, x_0 更倾向于属于 X_2 , 与数轴上表现一致.

(3) 当 $a_1 < x_0 < b_2$ 时, 由于 x_0 在区域内部的距的计算根据 x_0 所处位置不同计算方法也不同,这也要分多种情况进行分析,本文以① $x_0 < (a_1 + b_1)/2$ 且 $x_0 < (a_2 + b_2)/2$; ② $x_0 > (a_1 + b_1)/2$ 且 $x_0 > (a_2 + b_2)/2$; ③ $x_0 > (a_1 + b_1)/2$ 且 $x_0 < (a_2 + b_2)/2$; ④ $x_0 < (a_1 + b_1)/2$ 且 $x_0 > (a_2 + b_2)/2$ 这4种情况进行分析说明,其它类似.

① 当 $x_0 < (a_1 + b_1)/2$ 且 $x_0 < (a_2 + b_2)/2$ 时, ω_1 和 ω_2 的分子分母都小于0, 所以 $\omega_1 > 0, \omega_2 > 0$, 且 $\omega_1 < \omega_2$; 因此 $\omega_1 K_{p1} < \omega_2 K_{p2}$, 说明 x_0 更倾向于属于 X_2 . 在数轴上可以看出 x_0 同时属于 X_1 和 X_2 , 但是 x_0 距离 X_2 的左边界更远且没有到达中心,但更接近于 X_2 的中心,因此属于 X_2 更可靠.

② 当 $x_0 > (a_1 + b_1)/2$ 且 $x_0 > (a_2 + b_2)/2$ 时, $\omega_1 > 0, \omega_2 > 0$, 且 $\omega_1 > \omega_2; K_{p1} > 0, K_{p2} > 0$, 且 $K_{p1} > K_{p2}$, 因此 $\omega_1 K_{p1} > \omega_2 K_{p2}$, 说明 x_0 更倾向于属于 X_1 , 因为此时 x_0 距离 X_1 的右边界更远且更接近于 X_1 的中心.

③ 当 $x_0 > (a_1 + b_1)/2$ 且 $x_0 < (a_2 + b_2)/2$ 时, $\omega_1 > 0, \omega_2 > 0, \omega_1 > \omega_2; K_{p1} > 0, K_{p2} > 0$, 且 $K_{p1} > K_{p2}$, 因此 $\omega_1 K_{p1} > \omega_2 K_{p2}$, 说明 x_0 更倾向于属于 X_1 , 这是因为 x_0 距离 X_1 右边界更远且更接近于 X_1 的中心.

④ 当 $x_0 < (a_1 + b_1)/2$ 且 $x_0 > (a_2 + b_2)/2$ 时, $\omega_1 > 0, \omega_2 > 0, \omega_1 < \omega_2; K_{p1} > 0, K_{p2} > 0$, 且 $K_{p1} < K_{p2}$, 因此 $\omega_1 K_{p1} < \omega_2 K_{p2}$, 说明 x_0 更倾向于属于 X_2 , 这是因为 x_0 距离 X_2 右边界更远且更接近于 X_2 的中心.

以上这4种分析并不完善,每种情况还要再进行更细致的区间分解,但都符合判断结果.

(4)当 $b_2 < x_0 < b_1$ 时,同(2),符合判断结果.

(5)当 $b_1 < x_0 < b$ 时,同(1),也符合判断结果.

以上对 x_0 的位置进行分析,在不同情况下采用提出的公式进行加权系数计算和关联度值计算,综合结果与可拓评价方法中的要求一致,且引入了待分类的量对加权系数的影响,更能反映出待分类量的特征值对分类的贡献.

4 基于改进可拓理论的带钢表面缺陷图像分类

(1)钢板表面缺陷特征值经典域和节域的确定

尽管不同类别的缺陷形状具有一定的相似性,但是也有部分缺陷形状相差较大,特征值的分布具有一定的随机性,不同缺陷的特征值有的存在一定的重合区间.可以通过对大量样本进行统计分析确定缺陷特征值的经典域和节域,虽然样本数量对结果会产生较大的影响,而且不可能得到所有缺陷的样本,同一种类的缺陷形状虽然也有一定的差别,但是综合来说种类间的差别更大,特征值也有较大差别.缺陷的特征值分布随机性很大,而且并不是以均值为中心的正态分布,因此没有很好的数据估计方法来确定特征值取值范围,本文采用多样本统计分析来确定缺陷特征值的经典域和节域.

尽管不能对所有缺陷的特征值进行统计,但是只要能够将缺陷特征值的大体范围确定下来,利用可拓分类的特点,仍然能够进行可靠分类.

以壳状凸起、鳞皮、剥落、压入铁鳞、辊印、压入脏物和划伤七类缺陷为例,每种缺陷选择 20 幅具有代表性的图像进行计算,每个种类的每幅图像均可以计算出其各特征的一个值.以鳞皮的熵值为例,20 幅图像的熵值各自不同,以其最大值和最小值确定的范围作为鳞皮缺陷熵值的经典域 R_0 ;然后以七类缺陷的所有图像熵值的最大值和最小值确定的范围作为熵值的节域 R_p .以同样方法计算出其它各特征的经典域 R_0 和节域 R_p ,结果为:

$$R_{0_shell} = \begin{pmatrix} p_{0_shell} & E & (0.017\ 5, 0.197\ 6) \\ 0 & En & (2.001\ 2, 4.567\ 3) \\ & Cor & (2.001\ 2, 4.567\ 3) \\ & Con & (0.201\ 6, 1.892\ 7) \\ & \Phi_1 & (0.964\ 7, 4.875\ 2) \\ & \Phi_2 & (1.945\ 1, 11.772\ 5) \\ \vdots & \Phi_3 & (2.619\ 3, 16.057\ 4) \\ & \Phi_4 & (2.608\ 3, 15.103\ 3) \\ & \Phi_5 & (7.978\ 1, 35.703\ 9) \\ & \Phi_6 & (3.581\ 0, 23.072\ 5) \\ & \Phi_7 & (13.322\ 4, 38.420\ 7) \\ 0 & D & (0.076\ 3, 0.237\ 7) \end{pmatrix}, \quad R_{0_scale} = \begin{pmatrix} p_{0_scale} & E & (0.030\ 5, 0.125\ 1) \\ 0 & En & (2.304\ 6, 3.997\ 6) \\ & Cor & (0.130\ 5, 0.721\ 0) \\ & Con & (0.467\ 5, 3.470\ 5) \\ & \Phi_1 & (2.785\ 4, 5.526\ 3) \\ & \Phi_2 & (7.305\ 7, 11.298\ 0) \\ \vdots & \Phi_3 & (8.952\ 1, 18.296\ 1) \\ & \Phi_4 & (9.737\ 5, 18.057\ 4) \\ & \Phi_5 & (20.355\ 0, 38.492\ 8) \\ & \Phi_6 & (13.773\ 5, 25.972\ 6) \\ & \Phi_7 & (13.773\ 5, 25.972\ 6) \\ 0 & D & (0.134\ 6, 0.545\ 1) \end{pmatrix},$$

$$R_{0_spall} = \begin{pmatrix} p_{0_spall} & E & (0.076\ 3, 0.237\ 7) \\ 0 & En & (0.076\ 3, 0.237\ 7) \\ & Cor & (0.045\ 2, 0.121\ 5) \\ & Con & (0.652\ 8, 1.493\ 7) \\ & \Phi_1 & (3.056\ 0, 7.023\ 4) \\ & \Phi_2 & (5.876\ 5, 15.939\ 0) \\ \vdots & \Phi_3 & (9.458\ 5, 25.075\ 6) \\ & \Phi_4 & (9.511\ 8, 29.751\ 0) \\ & \Phi_5 & (20.144\ 9, 58.622\ 6) \\ & \Phi_6 & (12.605\ 2, 37.801\ 0) \\ & \Phi_7 & (24.987\ 8, 58.844\ 0) \\ 0 & D & (0.051\ 1, 0.452\ 3) \end{pmatrix}, \quad R_{0_sagger} = \begin{pmatrix} p_{0_sagger} & E & (0.038\ 7, 0.352\ 9) \\ 0 & En & (1.586\ 3, 3.537\ 1) \\ & Cor & (0.112\ 5, 2.001\ 2) \\ & Con & (0.098\ 2, 0.723\ 5) \\ & \Phi_1 & (3.427\ 8, 5.487\ 5) \\ & \Phi_2 & (6.972\ 5, 10.630\ 0) \\ \vdots & \Phi_3 & (10.773\ 5, 21.339\ 0) \\ & \Phi_4 & (12.576\ 5, 17.855\ 8) \\ & \Phi_5 & (28.972\ 7, 36.287\ 5) \\ & \Phi_6 & (17.536\ 8, 27.734\ 2) \\ & \Phi_7 & (28.276\ 7, 45.143\ 3) \\ 0 & D & (0.080\ 2, 0.359\ 7) \end{pmatrix},$$

$$R_{0_roll_dirtk} = \begin{pmatrix} p_{0_roll_dirtk} & E & (0.056\ 3, 0.301\ 4) \\ 0 & En & (1.390\ 2, 4.033\ 6) \\ & Cor & (0.085\ 7, 0.405\ 7) \\ & Con & (0.287\ 2, 0.875\ 6) \\ & \Phi_1 & (4.127\ 5, 7.189\ 5) \\ & \Phi_2 & (8.792\ 6, 17.581\ 5) \\ \vdots & \Phi_3 & (10.787\ 2, 23.857\ 6) \\ & \Phi_4 & (12.022\ 9, 27.634\ 0) \\ & \Phi_5 & (24.241\ 9, 54.422\ 9) \\ & \Phi_6 & (16.736\ 9, 36.425\ 0) \\ & \Phi_7 & (25.870\ 5, 55.018\ 6) \\ 0 & D & (0.067\ 5, 0.172\ 8) \end{pmatrix}, \quad R_{0_roll_mark} = \begin{pmatrix} p_{0_roll_mark} & E & (0.012\ 5, 0.815\ 9) \\ 0 & En & (0.572\ 1, 4.601\ 3) \\ & Cor & (0.047\ 8, 4.982\ 4) \\ & Con & (0.055\ 7, 8.499\ 6) \\ & \Phi_1 & (1.782\ 5, 6.762\ 7) \\ & \Phi_2 & (1.782\ 5, 6.762\ 7) \\ \vdots & \Phi_3 & (7.190\ 1, 20.812\ 8) \\ & \Phi_4 & (7.048\ 8, 20.276\ 4) \\ & \Phi_5 & (14.512\ 7, 35.528\ 3) \\ & \Phi_6 & (9.131\ 1, 28.639\ 9) \\ & \Phi_7 & (19.026\ 8, 41.743\ 6) \\ 0 & D & (0.050\ 7, 0.412\ 7) \end{pmatrix},$$

$$R_{0_scratch} = \begin{pmatrix} p_{0_roll_dirtk} & E & (0.056\ 3, 0.301\ 4) \\ 0 & En & (1.390\ 2, 4.033\ 6) \\ & Cor & (0.085\ 7, 0.405\ 7) \\ & Con & (0.287\ 2, 0.875\ 6) \\ & \Phi_1 & (4.127\ 5, 7.189\ 5) \\ & \Phi_2 & (8.792\ 6, 17.581\ 5) \\ \vdots & \Phi_3 & (10.787\ 2, 23.857\ 6) \\ & \Phi_4 & (12.022\ 9, 27.634\ 0) \\ & \Phi_5 & (24.241\ 9, 54.422\ 9) \\ & \Phi_6 & (16.736\ 9, 36.425\ 0) \\ & \Phi_7 & (25.870\ 5, 55.018\ 6) \\ 0 & D & (0.067\ 5, 0.172\ 8) \end{pmatrix}, \quad R_p = \begin{pmatrix} P & E & (0.012\ 5, 0.815\ 9) \\ 0 & En & (0.572\ 1, 4.601\ 3) \\ & Cor & (0.572\ 1, 4.601\ 3) \\ & Con & (0.055\ 7, 8.499\ 6) \\ & \Phi_1 & (1.598\ 5, 7.189\ 5) \\ & \Phi_2 & (1.945\ 1, 17.581\ 5) \\ \vdots & \Phi_3 & (2.619\ 3, 25.075\ 6) \\ & \Phi_4 & (2.608\ 3, 29.751\ 0) \\ & \Phi_5 & (7.978\ 1, 58.622\ 6) \\ & \Phi_6 & (3.581\ 0, 37.801\ 0) \\ & \Phi_7 & (13.322\ 4, 58.844\ 0) \\ 0 & D & (0.050\ 7, 0.545\ 1) \end{pmatrix}.$$

(2)分类计算和分类结果

采用上述的加权系数确定方法,根据已确定的缺陷各特征值的经典域和节域,各选用 20 幅压痕缺陷图像、划伤缺陷图像和鳞皮缺陷图像进行分类仿真实验.每幅图像均为待分类的缺陷图像,计算出每幅图像的各特征值进而计算缺陷各特征值相对各类缺陷的关联函数值,接着计算各待分类缺陷的不同特征值相对于各类缺陷的加权关联度系数.由最大关联函数值判断缺陷所属类别,分类结果如表 1.

表 1 待分类缺陷分类结果(每种缺陷 20 幅图像)
Table 1 Results of defects classification(20 images for each defect)

	壳状凸起	鳞皮	剥落	压入铁鳞	辊印	压入脏物	划伤
本文计算关联度法							
辊印			2		18		
划伤	2						18
鳞皮		16	2	2			
原有计算关联度法							
辊印					18	2	
划伤	1		6				13
鳞皮		16	4				

从计算出的加权关联函数值可以看出,利用本文提出的关联函数计算方法将可拓理论进行改进,60 幅缺陷图像中有 8 幅图像被错误分类,其中有两幅辊印缺陷图像被分成剥落缺陷图像,两幅划伤缺陷图像被分成壳状凸起缺陷图像,4 幅鳞皮缺陷图像被分成剥落缺陷图像和压入铁鳞缺陷图像;采用原有关联函数计算方法的分类结果,有 13 幅缺陷图像被错误分类,两幅辊印缺陷图像被分成压入脏物缺陷图像,6 幅划伤缺陷图像被分成剥落缺陷图像,1 个划伤缺陷图像被分成壳状凸起缺陷图像,4 个鳞皮缺陷图像被分成剥落缺陷图像.

错误分类原因分析:

(1)在视觉表现上,被错误分类的缺陷与分入的缺陷类别具有一定的相似性,其特征值相差较小,关联函数值最大.

(2)缺陷样本数量的限制导致经典域和节域的计算结果不一定准确,另外,不同缺陷类别的经典域和节域重合度较高,会使计算结果出现偏差,从而导致误分.

(3)缺陷形状具有一定的随机性,尽管同一类别的缺陷形状具有一定的相似性,但轧钢加工过程中的不确定性会导致同一类缺陷形状出现较大变化,从而使 H_u 不变矩的值出现较大变化.

(4)缺陷图像背景细小纹理会对灰度共生矩阵值产生影响.即使经过亮度均衡化处理,图像的背景纹理依然存在,对较小的缺陷如划伤,其缺陷区域对灰度共生矩阵值的影响相对于背景纹理的影响变小,从而使灰度共生矩阵特征值出现波动,最终影响到关联函数值,导致误分类.

5 结语

提出了改进的关联函数值计算方法,给出了计算表达式,并进行了论证.关联函数值计算中的加权系数采用待分物元的实际特征值与不同类别经典域距的绝对值和各距绝对值之和的商进行计算,体现出待分物元的每个实际特征值对物元所属类别贡献的差异.关联函数作为可拓理论应用的关键,是判别缺陷所属类别的依据.实际仿真结果证明了该方法的有效性.

讨论了可拓理论应用中各缺陷特征值经典域和节域的获取方法,并对缺陷图像进行分类仿真.选取了带钢表面 7 种典型缺陷作为分类类别,采用统计分析法获取各类缺陷的经典域和节域,对 3 类缺陷各 20 幅图像进行仿真,计算出 3 类实际缺陷 12 个特征值相对于 7 类缺陷的关联函数值,采用本文提出的关联函数值计算方法计算出每个特征值的加权系数并最终计算出 3 类待分缺陷相对于 7 类缺陷的综合关联函数值,通过关联函数最大值判断待分缺陷所属类别.统计分类结果显示采用此种方法分类正确率接近 90%,与原有关联度计算方法相比,其分类准确率有所提高.

[参考文献](References)

- [1] 丁世飞,齐丙娟,谭红艳.支持向量机理论与算法研究综述[J].电子科技大学学报,2011,40(1):2-9.
DING S F, QI B J, TAN H Y. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. Journal of university of electronic science and technology of China, 2011, 40(1):2-9. (in Chinese)
- [2] SAURABH P, MALIK M I, PETROS D. Feature selection for linear SVM with provable guarantees[J]. Pattern recognition, 2016, 60:205-214.
- [3] 储茂祥,王安娜,巩荣芬.一种改进的最小二乘孪生支持向量机分类算法[J].电子学报,2014,42(5):998-1003.
CHU M X, WANG A, GONG R F. Improvement on least squares twin support vector machine for pattern classification[J]. Chinese journal of electronics, 2014, 42(5):998-1003. (in Chinese)
- [4] 刘绍毓,周杰,李弼程,等.基于多分类 SVM-KNN 的实体关系抽取方法[J].数据采集与处理,2015,1(30):202-210.
LIU S Y, ZHOU J, LI B C, et al. Entity relation extraction method based on multi-SVM-KNN classifier[J]. Journal of data acquisition and processing, 2015, 1(30):202-210. (in Chinese)
- [5] 胡学坤,李金霞.基于粗糙集与模糊支持向量机的模式分类方法研究[J].科技通报,2010,26(2):250-252.
HU X K, LI J X. Method of pattern classification based on FSVM and RS theory[J]. Bulletin of science and technology, 2010, 26(2):250-252. (in Chinese)
- [6] 陈方林,刘彦.基于支持向量机的 X 射线焊缝缺陷检测[J].机械工程与自动化,2010(2):122-126.
CHEN F L, LIU Y. Defect detection of X-ray image of weld using support vector machine[J]. Mechanical engineering & automation, 2010(2):122-126. (in Chinese)
- [7] 王再超,李光辉,冯海林,等.基于应力波和支持向量机的木材缺陷识别分类方法[J].南京林业大学学报(自然科学版),2015,39(3):130-136.
WANG Z C, LI G H, FENG H L, et al. A method of wood defect identification and classification based on stress wave and SVM[J]. Journal of Nanjing forestry university (natural sciences edition), 2015, 39(3):130-136. (in Chinese)
- [8] 黎维娟,卢振泰.基于支持向量机的脑部 MR 图像细分类[J].电路与系统学报,2010,15(1):5-9.
LI W J, LU Z T, FENG Q J, et al. MR-brain image meticulous classification based on support vector machine[J]. Journal of

- circuits and systems, 2010, 15(1): 5-9. (in Chinese)
- [9] JORDI I. Automatic recognition of man-made objects in high resolution optical remote sensing images by SVM classification of geometric image features[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2007, 62(3): 236-248.
- [10] Anagnostopoulos G C. SVM-based target recognition from synthetic aperture radar images using target region outline descriptors[J]. Nonlinear analysis theory methods & applications, 2009, 71(12): e2934-e2939.
- [11] 蔡文. 可拓集合和不相容问题[J]. 科学探索学报, 1983(1): 83-97.
CAI W. Extension set and non-compatible problems[J]. Journal of scientific exploration, 1983(1): 83-97. (in Chinese)
- [12] 杨春燕, 蔡文. 可拓工程[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
YANG C Y, CAI W. Extension engineering[M]. Beijing: Science Press, 2007. (in Chinese)
- [13] WANG M H, TSENG Y F. A novel clustering algorithm based on the extension theory and genetic algorithm [J]. Expert systems with applications, 2009, 36(4): 8 269-8 276.
- [14] 刘海, 朱小平. 一种基于可拓理论的图像检索方法[J]. 计算机系统应用, 2009(3): 54-56.
LIU H, ZHU X P, XIA M B. An image retrieval method based on cotorgy[J]. Application of computer system, 2009(3): 54-56. (in Chinese)
- [15] AILING C, LIPING L, XINGSEN L, et al. Study on innovation capability of college students based on extenics and theory of creativity[J]. Procedia computer science, 2013, 17: 1 194-1 201.
- [16] JIAMIN W, YE T, Mindan L, et al. Analysis on test cheating and its solutions based on extenics and information technology [J]. Procedia computer science, 2015, 55: 1 009-1 014.
- [17] 张家宾, 张金春, 李日华, 等. 基于可脱学的故障诊断及预防方法研究[J]. 广东工业大学学报, 2015, 1(32): 11-15.
ZHANG J B, ZHANG J C, LI R H, et al. Research on fault diagnosis and prevention based on extension[J]. Journal of Guangdong university of technology, 2015, 1(32): 11-15. (in Chinese)
- [18] HU M. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. Information theory ire transactions on, 1962, 8(2): 179-187.

[责任编辑: 陈 庆]