

基于 HSV 和纹理特征的相容 near 度量方法

刘文英 王拥军 杨义川

(北京航空航天大学数学与系统科学学院 北京 100191)

摘 要 基于内容的图像检索是图像处理研究的重点,而相似性度量是其核心问题。基于 near 集的 tNM(Tolerance Nearness Measure)方法在仅提取图像的灰度值特征时比 IRM(Integrated Region Matching)检索结果更好。基于 tNM 与人类视觉近似的特点,将灰度值替换为面向用户视觉的 HSV(Hue, Saturation, Value)颜色空间,分别提取图像的灰度值(Grey)+纹理(Texture)、HSV+纹理两组特征。使用 IRM 和 tNM 算法对 10 类图像进行检索,对其检索结果进行比较分析,结果表明使用 tNM 算法提取的图像的 HSV+纹理特征与人类视觉更加近似,效果更佳。

关键词 相似性度量,相容 near 度量,灰度值+纹理,HSV+纹理

中图法分类号 TP18 **文献标识码** A

Tolerance Nearness Measure Based on HSV and Texture Feature

LIU Wen-ying WANG Yong-jun YANG Yi-chuan

(School of Mathematics and System Sciences, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract Content-based image retrieval is a very important issue in image processing. Similarity measure is a core problem in content-based image retrieval. Tolerance nearness measure method based on near set is better than IRM(integrated region matching) when it just extracts the Grey feature. Considering that tNM is close to human visual, we replaced Grey feature with HSV color space. We extracted Grey+texture feature and HSV+texture feature, respectively. Then the retrieval results was obtained by IRM and tNM from 10 categories images. Through analyzing and comparing those results, we drew a conclusion that HSV+texture feature has higher performance compared to Grey+texture feature.

Keywords Similarity measure, Tolerance nearness measure, Grey+texture, HSV+texture

1 引言

20 世纪 70 年代,基于文本的图像检索技术(Text-based Image Retrieval, TBIR)研究就已开始,检索时需要指明文本特征,要求用户对文本特征的描述具有一定的准确性和规范性。由于图像内容的丰富内涵以及人们对图像内容进行抽象时的主观性,使得这种方法往往不能满足人们的需要。90 年代以后,出现了对图像的内容语义如图像的颜色、纹理、形状和布局等进行分析 and 检索的图像检索技术,即基于内容的图像检索(Content-based Image Retrieval, CBIR)技术。这一概念于 1992 年由 T. Kato 提出, CBIR 不同于传统的检索手段,它用反映图像内容的各种量化特征进行检索,使用的是基于相似性度量的示例查询(Query By Example)方法。CBIR 这一概念被广泛应用于统计学、模式识别、信号处理和计算机视觉等各种研究领域^[1]。

1982 年,波兰学者 Z. Pawlak 提出了粗糙集理论,它是一种刻画不完整性和不确定性的数学工具,能有效地分析不精确、不一致、不完整等各种不完备的信息^[4]。2002 年, Z. Pawlak 和 J. F. Peter 提出 near 集理论,它是建立在相容关系上的一种近似集,利用相容类来刻画集合间的相似性,可以用来描

述现实世界中物理对象的相近程度^[3]。Christopher J. Henry 等人持续研究了 near 集在邻近空间的描述(Descriptive proximity space)、 δ -近邻的描述(Descriptive δ -neighborhoods)、相容 near 集(Tolerance near sets)和 near 度量(Nearness measure)等方面的应用。

2013 年, Christopher J. Henry 和 Sheela Ramanna 提出了一种将 near 集应用到图像检索的相似性度量方法^[2],仅利用图像的灰度值特征对图像进行检索,与 IRM(Integrated Region Matching)^[5]和 EMD(Earth Mover's Distance)^[6]方法进行比较,其检索结果更好。考虑到 tNM 方法与人类视觉相近,本文将图像的灰度值特征替换为面向用户视觉的 HSV 颜色空间,分别提取了图像的灰度值+纹理、HSV+纹理两组特征,使用 IRM 和 tNM 方法对 10 类图像进行检索,结果表明将灰度值替换为 HSV 使用 tNM 方法检索,其结果与用户视觉更加近似,效果更佳。文章主要分为 3 个部分,分别是 IRM 算法的介绍,提取图像的 HSV+纹理特征并使用 IRM 和 tNM 方法进行图像检索,相关的实验结果分析。

2 IRM 相似性度量

IRM(Integrated Region Matching)是一种软匹配算法。

本文受国家自然科学基金(11271040)资助。

刘文英(1991—),女,硕士生,主要研究方向为粗糙集、Near Set 理论、图像处理, E-mail: hpyingzi1991@163.com; 王拥军 男,博士,讲师,主要研究方向为数据挖掘、不确定性推理; 杨义川 男,博士,教授,主要研究方向为软计算、图像处理。

软匹配方法允许图像分割后的某个区域与另外一个图像中的多个区域进行匹配,以此来降低分段不精确对相似性度量的影响,IRM 方法见文献[5]。

IRM 方法首先要将图片分割成多个区域,然后将两幅图片的区域进行匹配,对每个区域进行匹配时要选择与其距离最近的区域,最后对其相似性进行度量。IRM 的相似性度量通过区域的特征距离的权重和进行计算,这里区域的权重是由匹配的两个区域在各自图片中的影响因子来决定的。

通常,给定两幅图片 P 和 Q ,利用图像的分割算法对图像分割后,两幅图片依据 $S=\{s_{i,j} : i=1,\dots,s_P; j=1,\dots,s_Q\}$ 来进行比较匹配,其中 $s_{i,j}$ 表示图像 P 中的第 i 个区域和图像 Q 中的第 j 个区域的影响因子,则 IRM 相似性度量可表示为

$$IRM(S_P, S_Q) = \sum_{i=1}^{s_P} \sum_{j=1}^{s_Q} s_{i,j} d(r_i^P, r_j^Q)$$

其中, $d(r_i^P, r_j^Q)$ 表示图像 P 中的第 i 个区域与图像 Q 中的第 j 个区域间的距离。

将图像数据库中的每个图像与目标图像进行比较,计算出其 IRM 值,值越大则表明两幅图像的距离越大,按其距离由小到大就可得到检索结果。

3 基于 near 集的 tNM 方法

tNM 是觉察系统 (Perceptual Information System) 中两个集合相近程度的度量方法,觉察对象和探测函数集是觉察系统必备的两个要素。觉察对象源于物理世界,探测函数是用来表示觉察对象特征的实值函数,将一个对象映射到一组特征向量。near 集理论为研究这些觉察对象(如图像)的观察比较和分类提供了一个基础,near 集中的所有集合都是由一系列的觉察对象组成,现实世界中的每个物理对象均可作为一个觉察对象。觉察对象的特征是用探测函数来进行量化的,具有相似性的觉察对象可认为是相互觉察近似,即对象具有相近的描述。

3.1 基于基调的度量

基调(signature)给出图像的一种数学描述,是一个特征向量及其对应的比重组成的二元序对。要获取一个图像的基调,首先要分割图像,将图像分为无重叠的几个区域,然后图像的颜色、纹理和轮廓等特征可生成相应的基调。

下面给出生成图像的基调的具体步骤(以图像的 RGB 特征为例):

首先,设 RGB 图像有 T 个像素点,定义 RGB 图像为 $F=\{p_1, p_2, \dots, p_T\}$, 这里 $p_i=(c, r, R, G, B)'$, $c \in [1, M]$, $r \in [1, N]$, $R, G, B \in [0, 255]$, 这里 M, N 表示图像的宽和高,且 $M \times N = T$; 其次,定义图像 F 的一个区域 $f_i \subseteq F$ 使得对于 $i \neq j$, $f_i \cap f_j = \emptyset$ 且 $f_1 \cup f_2 \cup \dots \cup f_s = F$, 这里 s 是图像 F 划分的区域个数; 随后,一个精确的区域描述子就可以被定义为 $s_j^F=(r_j^F, w_j^F)$, 这里 r_j^F 是一个实值特征向量, $w_j^F=|f_j|/F$, $0 \leq j < s$; 最后,图像 F 的所有描述子的集合称为图像的基调,定义为 $S_F=\{s_j^F\}$ 。

基于基调的觉察近似 (Signature-based Perceptual Nearness) 是一种基于 near 集的相似性度量方法。

3.2 提取 HSV+纹理特征的 tNM 方法

相容 near 度量是用来判定两个对象之间彼此相近的程度,两个集合 X 和 Y 之间的相容 near 度量基于集合 X 和 Y

的并集所产生的相容类来进行度量。相容类是根据特征的相近程度划分的,即如果 X 和 Y 中某些区域达到规定的相近度就属于同一个相容类,相近程度由其探测函数所产生的基调来进行量化。

定义 1(相容 near 度量^[2]) 令 $\langle O, F \rangle$ 是觉察系统, $X, Y \subseteq O, \epsilon \in R$ 且 $B \subseteq F$, X 和 Y 是两个不相交的集合,令 $Z=X \cup Y$, 则 X 和 Y 的相容 near 度量定义为:

$$tNM \cong_{B, \epsilon}(X, Y) = 1 - \left(\frac{\sum_{C \in H \cong_{B, \epsilon}(Z)} W}{\sum_{C \in H \cong_{B, \epsilon}(Z)} W} \right) \cdot \frac{\min(|C \cap X|, |C \cap Y|)}{\max(|C \cap X|, |C \cap Y|)} \quad (1)$$

其中, $H \cong_{B, \epsilon}(Z)$ 是 X, Y 的并集划分的相容类集簇, C 是其中一个相容类, W 为每个相容类所对应的权重,一般取为相容类的基数 ($W=|C|$)。

同样地,计算出图像数据库中的每个图像与目标图像的 tNM 距离, tNM 值越小则两幅图像越相似,依次检索出与其相似的图像,并按照相似性进行排序。

3.2.1 图像的色彩特征提取

tNM 方法应用于图像检索的结果与人类视觉相近,颜色是人类视觉评判图像相似性的一个很重要的特征,选取一个合适的颜色空间和量化方法对图像检索的精确性影响较大^[9]。常用的对图像色彩进行刻画的颜色空间有很多,如 RGB, CMY, HSV 等。本文使用了与人类视觉最为接近的 HSV 颜色空间^[7]。HSV 是根据颜色的直观特性由 A. R. Smith 在 1978 年创建的一种颜色空间,也称六角锥体模型 (Hexcone Model), 见图 1。其中 H 是色调,用于区分颜色; S 表示颜色的饱和度,由白色开始渐变的过程; V 是颜色的亮度信息,由黑色开始渐变的过程。HSV 颜色模型是面向用户的,接近于人类的视觉觉察信息。

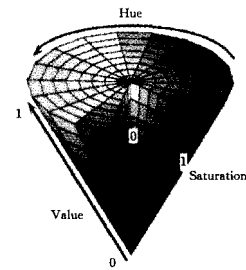


图 1 HSV 颜色空间模型(六角锥体模型)

HSV 颜色特征的提取:

(1) 在图像分割阶段可以得到分割后的子图像的 RGB 信息,将 RGB 特征通过公式转化为 HSV 特征,此时 H 取值为 $0 \sim 360$, S 取值为 $[0, 1]$, V 取值为 $[0, 1]$, 将 H 的取值进行归一化,使其取值为 $[0, 1]$ 。

(2) 通过量化系数对每个分割后的区域的色调、饱和度和亮度 3 个值进行量化,并将其转化为一维特征向量 G 。

$$G = Q_v Q_s H + Q_v S + V \quad (2)$$

其中, Q_v 为 S 的量化系数, Q_s 为 V 的量化系数,这里令 $Q_v = Q_s = 3$, 即

$$G = 9H + 3S + V$$

这样就将三维特征转化为了一个一维特征向量,从而可使用 tNM 算法进行计算。

(3) 使用 tNM 计算公式求出两幅图像 HSV 的 tNM 距离。

3.2.2 图像的纹理特征提取

在提取图像的特征时,除了颜色外,纹理也是图像另一个很重要的特征,纹理特征的加入使得检索性能更佳。对纹理特征的刻画可选择统计学方法,利用能量(Energy)、对比度(Contrast)、信息熵(Entropy)和逆差矩(Inverse Difference)4个统计量进行刻画^[8],最后利用 tNM 方法对4个统计量求出纹理特征的距离。

能量反映图像的灰度值的分布权重的一致性,表达图像的一致性改变的灰度级的纹理度量。

$$E = \sum_x \sum_y P(x, y)^2 \quad (3)$$

对比度反映图像的清晰度和纹理阴影的深度。

$$I = \sum_x \sum_y (x - y)^2 P(x, y) \quad (4)$$

信息熵反映图像纹理的随机性。

$$S = - \sum_x \sum_y P(x, y) \log P(x, y) \quad (5)$$

逆差矩反映图像纹理的局部变化数量。

$$H = \sum_x \sum_y \frac{1}{1 + (x - y)^2} P(x, y) \quad (6)$$

其中, $P(x, y)$ 为灰度共生矩阵。

纹理特征的提取过程:

(1) 将图像分割为 12×8 或者 8×12 个子块,在每个子块的4个方向上生成灰度共生矩阵。灰度共生矩阵通过相邻的每一对像素点的灰度值的相关性表达图像的纹理信息。

(2) 通过灰度共生矩阵求出每一个子块的能量、对比度、信息熵和逆差矩来对纹理信息进行刻画。

(3) 为每个子块能量、对比度、信息熵和逆差矩4个统计量分配均等权重,将其转化为一维特征向量。最后同样使用 tNM 计算公式求出两幅图像纹理的相容 near 距离。

最终考虑 HSV+纹理特征,两幅图像的距离为

$$tNM = F1 \times tNM(HSV) + F2 \times tNM(Texture) \quad (7)$$

其中, $F1, F2$ 为 HSV 和纹理特征各自的权重,本文取均等权重,即 $F1 = F2 = 0.5$ 。

在进行相似性度量时,将传统的灰度值特征用 HSV 代替,并与灰度共生矩阵所提取出的纹理特征相结合来进行图像检索,使得其检索精确度得到提升。

4 实验结果及分析

本文使用 Stanford 的图像数据库 COREL(<http://WWW-DB.Stanford.EDU/IMAGE>) 中的 1000 幅规格为 384×256 和 256×384 的图像进行实验,其中包含 10 类图像。表 1 列出每类图像的类别名称,图 2 示出每类图像范例。

表 1 10 类图像的类别名称

0. Africa	1. Beach	2. Buildings	3. Buses	4. Dinosaurs
5. Elephants	6. Flowers	7. Horses	8. Mountains	9. Food

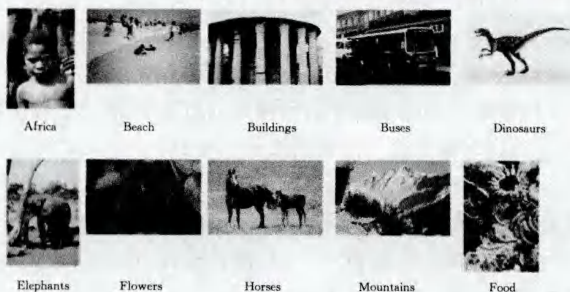


图 2 10 类图像的范例

实验中将每类图像的 100 幅图像分别作为目标图像进行检索。PR(Precision-Recall)图反映每幅图像的查询结果,使用 AUPRC(Area under Precision-Recall Curves)计算 PR 曲线下面积, AUPRC 大者为优,以此求出最佳检索结果。每类图像的 100 幅图像检索结果取平均后作为平均检索结果。图 3 为 10 类图像分别提取使用灰度值+纹理特征、HSV+纹理特征使用两个算法检索的最佳结果,图 4 为其平均检索结果。从图中可以看出,将 HSV 颜色空间用于 tNM 方法中,较灰度值特征而言检索性能有所提升。提取图像的 HSV+纹理特征,使用 tNM 对第 1、7、8、9 类图像结果很好;对第 2、4 类图像检索结果较好;对第 0、3 类图像检索结果相当;而对第 5、6 类图像检索结果不如 IRM 算法好。

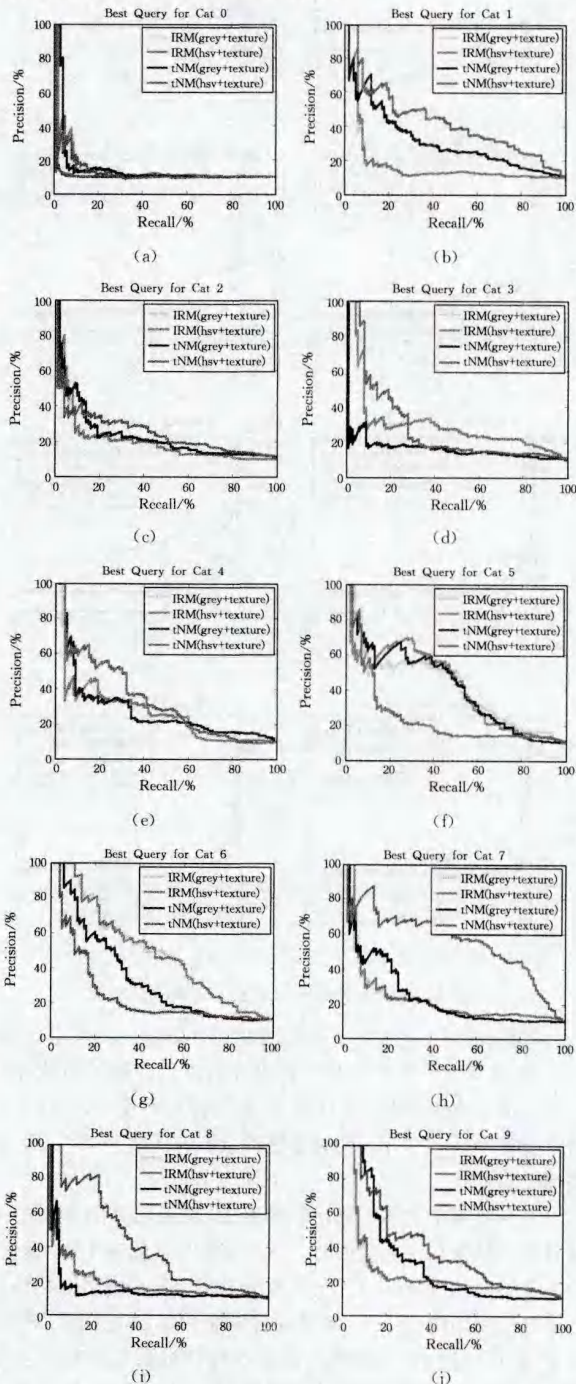


图 3 每类图像的最佳 Precision-Recall 图

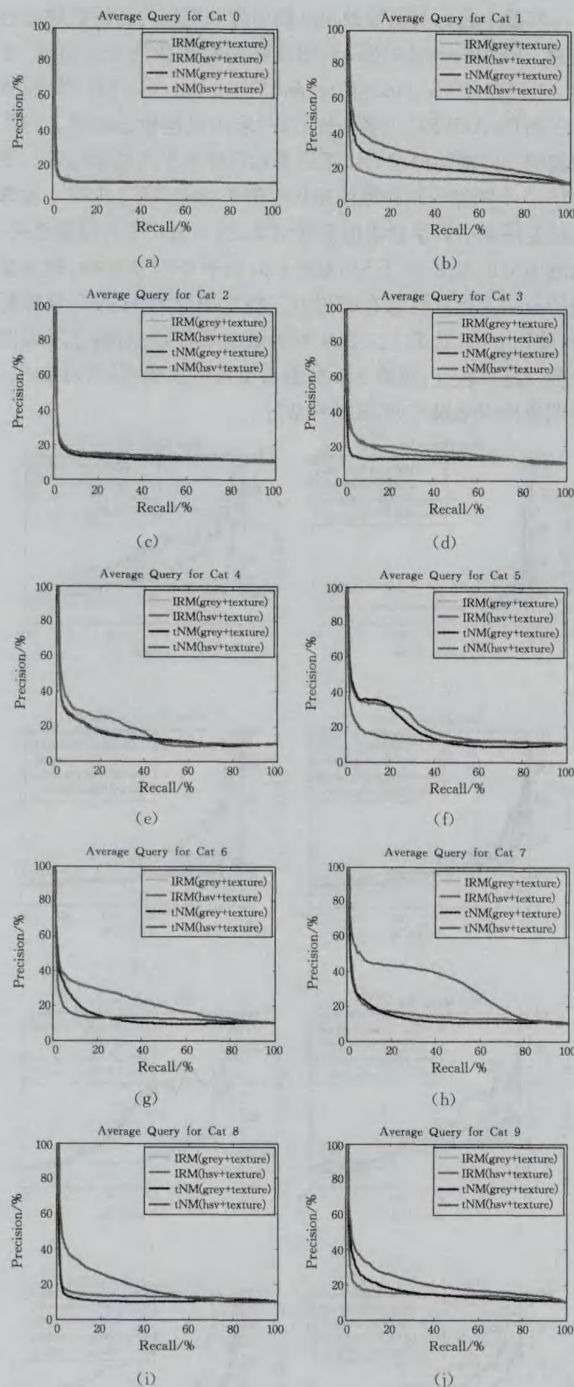


图4 每类图像的平均 Precision-Recall 图

具体地,对于色彩繁杂的图像如第9类(Food)来讲,tNM 优于 IRM 算法。图5为两个算法分别使用两组不同特征对于第9类图像的检索结果中前10幅图像的对比,可以看出将灰度值替换为 HSV 后,两种算法检索都有所提升,而 tNM 方法性能更好。

对于图像中主体对象比较明确时,如果同类图像中的主体对象的颜色和纹理接近时,tNM 检索结果优于 IRM 算法,如第7类图像(Horses)。图6为两个算法分别使用不同特征对于第7类图像(Horse)的最优检索中前10幅图像的对比,其中 tNM 使用 HSV 颜色空间和纹理特征的检索精确度达到100%。此外,第7类图像每幅图像中的主体对象均为马(Horses),并且主体对象的色彩和纹理相似度较高,最终在检

索结果的前60幅图像的检索精确度可以达到100%。

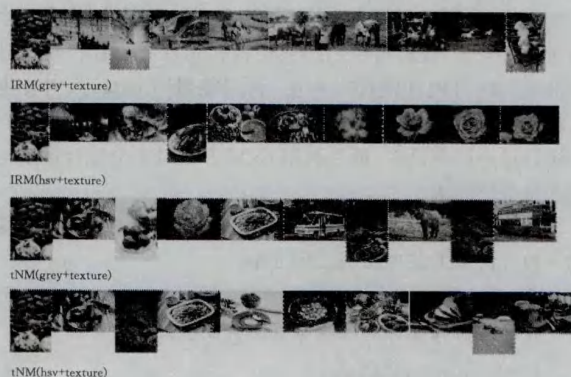


图5 两种算法分别使用两组特征对第9类图像(Food)的检索结果



图6 两种算法分别使用两组特征对第7类图像的最优检索结果

然而对于图像中主体对象比较明确但同类图像的主体对象的纹理接近而颜色差别较大时,tNM 效果稍差。如第6类图像(Flowers),目标图像的花朵颜色发生变化时其检索结果也差别较大。图7为 tNM 对第6类图像(Flowers)分别用黄色、红色两种颜色不同的花朵进行检索的结果。由于 HSV 颜色空间主要是由色调、饱和度和亮度组成,其辨识度与人眼对颜色的辨识度相近,因此对于颜色类似的不同对象辨识度较低,所以同样对第6类图像(Flowers)进行检索,检索结果却差别较大。

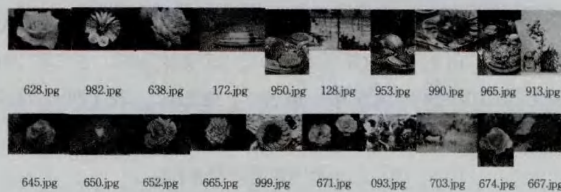


图7 tNM 对第6类图像用两种不同颜色目标图像的检索结果

因此,tNM 算法在提取图像的 HSV+纹理特征进行图像检索时,适合不论背景色复杂或单一,只要同类图像的色相比较接近,其检索精确度都高于 IRM 算法。

结束语 tNM 从基于对象描述的特征所形成的相容类中,通过提取视觉相关的信息来评估相似性,与人类视觉一致。HSV 是面向用户视觉的颜色空间,因此将原来使用的灰度值特征替换为 HSV 特征,其检索结果精确度得到提升。

tNM 算法在提取 HSV+纹理特征对图像进行检索时,结果有如下特点:

(下转第134页)

表1 CWRU 数据库下不同方法对比分析

故障直径 (in)	小波类型+ SVM	故障识别率(%)				平均识别率 (%)
		正常状态	内圈裂纹故障	滚动体点蚀	外圈裂纹故障	
0.007	小波包	100	100	98.33	98.33	99.17
	DT-CWPT	100	100	100	98.33	99.58
	DT-RADWT(本文方法)	100	100	100	100	100
0.014	小波包	100	95	88.33	96.67	95
	DT-CWPT	100	98.33	81.67	100	95
	DT-RADWT(本文方法)	100	100	100	100	100
0.021	小波包	99.58	98.33	96.67	100	98.65
	DT-CWPT	100	100	91.67	100	97.92
	DT-RADWT(本文方法)	100	100	100	100	100

结束语 本文讨论了有理双树复小波特征提取法和支持向量机模式识别法在滚动轴承故障诊断中的应用,利用 DT-RADWT 的优良特性,将故障信号进行分解,得到不同频段的信号分量,很好地提取了故障信号的特征,SVM 建立的多分类器可以对滚动轴承不同状态进行准确识别。对滚动轴承正常状态、外圈裂纹故障、内圈裂纹故障和滚动体点蚀故障 4 种模式的分析结果表明了该方法可以有效地识别滚动轴承的故障类型。

参考文献

- [1] 何正嘉,袁静,管艳阳. 机械故障诊断的内积变换原理与应用[M]. 北京:科学出版社,2012:407-470
- [2] 王国彪,何正嘉,陈雪峰. 机械故障诊断基础研究“何去何从”[J]. 机械工程学报,2013,49(1):63-72
- [3] Yan R, Gao R X, Chen X. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications[J]. Signal Processing, 2014, 96: 1-15
- [4] 艾树峰. 基于双树复小波变换的轴承故障诊断研究[J]. 中国机械工程, 2011, 22(20): 2446-2451
- [5] Bayram I, Selesnick I W. A dual-tree rational-dilation complex wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(12): 6251-6256
- [6] Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform: A

new efficient tool for image restoration and enhancement[C]// Proc. European Signal Processing Conf., Rhodes, 1998: 319-322

- [7] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995: 21-22
- [8] Akben S B, Subasi A. Comparison of artificial neural network and support vector machine classification methods in diagnosis of migraine by using EEG[C]// 2010 IEEE 18th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU). 2010: 637-640
- [9] Bayram I, Selesnick I. Overcomplete discrete wavelet transforms with rational dilation factors[J]. IEEE Trans on Signal Process, 2009, 57(1): 131-145
- [10] 毛永芳, 秦毅, 汤宝平. 过完备有理小波变换在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动, 测试与诊断, 2011, 31(5): 626-630
- [11] Bayram I, Selesnick I W. Frequency-domain design of overcomplete rational-dilation wavelet transforms[J]. IEEE Trans. Signal Process, 2009, 57(8): 2957-2972
- [12] 余辉, 赵晖. 支持向量机多类分类算法新研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(7): 185-189
- [13] 李永龙, 邵忍平, 曹精明. 基于小波包与支持向量机结合的齿轮故障分类研究[J]. 西北工业大学学报, 2010, 28(4): 530-535
- [14] 胥永刚, 孟志鹏, 陆明. 基于双树复小波包变换和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2014, 29(1): 67-73

(上接第 112 页)

(1) 不论色彩繁多或单一、主体对象是否明确, 只要色彩比较接近, 其检索精确度较 IRM 算法都有很大提升;

(2) 对于图像的空间位置不敏感, 任意旋转、调换均可以很好地检索出结果;

(3) 对于图像的颜色比较敏感, 如同一个对象若颜色发生变化, 则其检索精确度便会降低。

IRM 距离可采用多种计算方法, 如 1-范数、2-范数、 ∞ -范数等, 本文采用的是 2-范数(欧氏距离), tNM 方法尽管对图像特征距离的计算目前仅限于一维, 距离计算方法比较局限, 但仍表现出良好的性能。在以后的研究中, 如果能将 tNM 算法中特征距离的计算从一维扩展到二维甚至高维空间, 以此来划分相容类, 或者加入除颜色和纹理外如轮廓等特征进行检索, 其结果将会得到大幅度的提升。

参考文献

- [1] Datta R, Joshi D, Li Jia, et al. Image Retrieval: Ideas, Influence, and Trend of the New Age[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2008, 40(2): 1-60

- [2] Henry C J, Ramanna S. Signature-based Perceptual Nearness: Application of Near Sets to Image Retrieval[J]. Mathematics in Computer Science, 2013, 7(1): 71-85
- [3] Peters J F, Wasilewski P. Foundations of near sets[J]. Information Science, 2009, 179(18): 3091-3109
- [4] Skowron A, Stepaniuk J. Tolerance Approximation Spaces[J]. Fundamenta Informaticae, 1996, 27(2): 245-253
- [5] Li Jia, Wang J Z, Wiederhold G. IRM: Integrated Region Matching for Image Retrieval[C]// Proceedings of the eighth ACM international conference on Multimedia, 2000: 147-156
- [6] Rubner Y, Tomasi C, Guibas L J. The Earth Mover's Distance as a Metric for Image Retrieval[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(2): 99-121
- [7] 肖秦琨, 刘米娜, 高嵩. 基于颜色和纹理特征的遥感图像检索[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(4): 107-110
- [8] Tuceryan M, Jain A K. Texture Analysis (2nd Edition)[M]// Chen C H, Pau L F, Wang P S P. The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, 1998: 207-248
- [9] Swain M J, Ballard D H. Color Indexing[J]. International Journal of Computer Vision, 1991, 7(1): 11-32