

基于可见光与红外数据融合的地形分类

顾迎节, 金 忠

(南京理工大学计算机科学与工程学院, 南京 210094)

摘 要: 针对单传感器地形分类效果不佳的问题, 提出一种基于可见光与红外数据融合的地形分类方法。分别对可见光图像与红外图像提取特征, 使用最近邻分类器和最小距离分类器进行后验概率估计, 将来自不同特征、不同分类器的后验概率加权组合, 通过散度计算得到特征的权重, 实验确定分类器的权重, 并在最小距离的后验概率估计中, 使用马氏距离代替欧氏距离。实验结果表明, 该方法对水泥路和沙子路的识别率分别达到 99.33% 和 96.67%, 均高于同类方法。

关键词: 地形分类; 分类器组合; 特征组合; 后验概率; 马氏距离; 红外图像

Terrain Classification Based on Visible Light and Infrared Data Fusion

GU Ying-jie, JIN Zhong

(College of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

【Abstract】 Aiming at the bad performance of terrain classification based on one sensor, a terrain classification method based on visible light and infrared images is proposed. Extracting features from visible and infrared images, nearest neighbor classifier and minimum distance classifier are adopted to estimate the posterior probabilities. The probabilities from different features and classifiers are weighted composed. The features' weights are computed by scatter while the classifiers' weights are obtained by experiments. In the estimate of posterior probabilities based on minimum distance classifier, Mahalanobis distance is used instead of Euclidean distance. Experimental results show that the recognition accuracy of cement road and gravel road are 99.33% and 96.67%, which are higher than similar algorithms.

【Key words】 terrain classification; classifier combination; feature combination; posterior probability; Mahalanobis distance; infrared image

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2013.02.038

1 概述

基于视觉的环境感知系统是智能机器人导航控制系统的核心部分, 而地形分类则是感知系统的重要环节, 它旨在区分草地、泥土路、水泥路等不同地形地貌, 利用这种地形表面信息使智能机器人能够对其行为作出正确的规划和决策。所以, 地形分类对于智能机器人提高自主程度、安全行驶及行驶效率具有重要作用^[1-2]。

目前, 已有大量基于可见光图像的地形分类方法。文献[3]提出基于颜色特征的越野环境地形分类, 采用混合高斯模型分类器, 将地形分为晴天、阴天和雨天分别进行实验, 得到较好的效果, 但由于其对天气进行了分

类, 因此不具有广泛的通用性。文献[4]提出一种基于小波特征的地形分类方法, 提取小波特征结合空间特征, 使用神经网络分类器, 实验结果优于使用颜色特征结合空间特征。可见光图像具有丰富的对比度、颜色和形状信息, 但易受光照、烟雾等影响, 尤其在傍晚和夜间, 仅使用可见光传感器, 无法满足机器人的导航需求。而红外图像对烟雾具有较强的穿透力, 可昼夜使用, 但具有低信噪比, 不能很好地反映图像细节。将可见光图像与红外图像进行结合, 可以充分利用它们的优势。

随着信息技术的发展, 信息融合技术已达到一个新的高度。在信息融合的 3 个融合层次中(像素级、特征级、

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60873151)

作者简介: 顾迎节(1987—), 男, 博士研究生, 主研方向: 人工智能, 信息融合; 金 忠, 教授、博士生导师

收稿日期: 2012-01-06 **修回日期:** 2012-03-08 **E-mail:** csyjgu@gmail.com

决策级),以分类器组合为代表的决策级融合已成为当代研究的热点,尤其在手写体识别^[5]、人脸识别^[6]和语音识别^[7]方面取得成功的应用。多特征组合也受到了越来越多的关注^[8-9]。基于后验概率的多分类器组合是一种常用的分类器组合方法。文献[10]通过不同的分类器计算出后验概率,通过加权得到最终的后验概率,应用到人脸识别中。实验结果优于使用单一分类器的结果。

多特征多分类器组合在很多领域已得到了广泛应用,但将它应用于地形分类中的工作目前还比较少。针对夜晚可见光图像可见度低,通过结合可见光图像与红外图像,本文提出一种基于可见光与红外数据融合的地形分类方法,并在南京理工大学自然场景数据库上进行实验。

2 相关工作

2.1 常用的后验概率估计

设有 c 个模式类别: $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$, 模式类 ω_i 的训练样本个数为 n_i 个, 每个样本有 m 组特征, 第 l 个样本的第 j 组特征向量可以表示为: $\mathbf{x}_{il}^{(j)} (l=1, 2, \dots, n_i, j=1, 2, \dots, m)$ 。 X 是一测试样本, 其特征向量记为 $\mathbf{x}^{(j)} (j=1, 2, \dots, m)$ 。

对于最近邻分类器, $d_i^{(j)} (i=1, 2, \dots, c)$ 是测试样本 X 到模式类 ω_i 所有样本的最近欧氏距离:

$$d_i^{(j)} = \min_{1 \leq l \leq n_i} \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}_{il}^{(j)}\|, i=1, 2, \dots, c \quad (1)$$

对于最小距离分类器, $d_i^{(j)} (i=1, 2, \dots, c)$ 是测试样本 X 到模式类 ω_i 中心 $\bar{\mathbf{x}}_i^{(j)}$ 的欧氏距离:

$$d_i^{(j)} = \|\mathbf{x}^{(j)} - \bar{\mathbf{x}}_i^{(j)}\|, i=1, 2, \dots, c \quad (2)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_i^{(j)} = \frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} \mathbf{x}_{il}^{(j)}, i=1, 2, \dots, c \quad (3)$$

关于如何将距离转换为后验概率,常用的方法有投票法、记分法、反比法^[11]、线性法^[12-13]和置信变换法^[14]等。线性法是由本文作者在文献[12-13]提出的一个后验概率估计方法。估计公式为:

$$\hat{P}(\omega_i | \mathbf{x}^{(j)}) = \frac{1}{c-1} \left(1 - \frac{d_i^{(j)}}{\sum_{l=1}^c d_l^{(j)}} \right) \quad (4)$$

其中, $\frac{1}{c-1}$ 是归一化系数。

2.2 基于后验概率估计的多分类器组合

测试样本 X 共有 m 组特征向量: $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)}$ 。对每组特征, 分别使用 K 个分类器来进行识别决

策, 从而得到相应的后验概率估计值表示为 $\hat{P}_k(\omega_i | \mathbf{x}^{(j)}) (k=1, 2, \dots, K; i=1, 2, \dots, c; j=1, 2, \dots, m)$ 。

根据 Kittler 的加法规则^[16], 可以给出后验概率的多分类器组合判决规则:

$$\hat{P}(\omega_j | X) = \max_{1 \leq i \leq c} \hat{P}(\omega_i | X) \rightarrow X \in \omega_j \quad (5)$$

其中:

$$\hat{P}(\omega_i | X) = \frac{1}{mK} \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^m \hat{P}_k(\omega_i | \mathbf{x}^{(j)}) \quad (6)$$

3 改进的多特征多分类器组合

3.1 基于最小马氏距离的后验概率估计

最小距离分类器认为, 测试样本到模式类中心的欧氏距离越小, 测试样本属于该模式类的概率越大。如果训练样本的不同模式类散布相似, 这是成立的。但事实上, 训练样本的不同模式类散布未必一样。

2个不同散布大小的模式类如图1所示, 模式类 ω_1 的散布比较小, 而模式类 ω_2 的散布比较大。若测试样本到 ω_2 中心的距离小于到 ω_1 中心的距离, 则可认为测试样本属于 ω_2 的概率大于属于 ω_1 的概率。相反, 若测试样本到 ω_1 中心的距离小于到 ω_2 中心的距离, 则未必可认为测试样本属于 ω_1 的概率大于属于 ω_2 的概率。特别是对于阴影区域的测试样本。因此, 后验概率的估计, 还与模式类的内部分布有关。

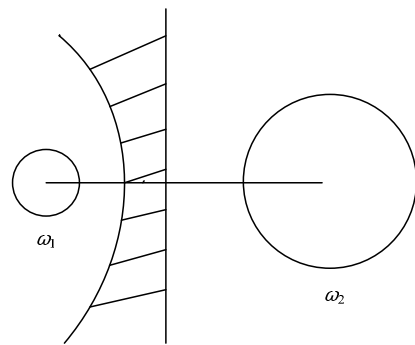


图1 2个不同散布大小的模式类

欧氏距离是常见的距离度量方法, 但它将不同模式类的样本同等看待, 没有考虑具体模式类的分布特点。马氏距离是一种与欧氏距离不同的距离度量方法, 它的计算是建立在总体样本的基础上, 它考虑到了各个模式类的散度。因此, 选用马氏距离更适用于后验概率的估计。

测试样本的特征向量 $\mathbf{x}^{(j)}$ 到模式类 ω_i 中心向量 $\bar{\mathbf{x}}_i^{(j)}$ 的马氏距离定义如下:

$$d_i^{(j)} = (\mathbf{x}^{(j)} - \bar{\mathbf{x}}_i^{(j)})^T [\boldsymbol{\Sigma}_i^{(j)}]^{-1} (\mathbf{x}^{(j)} - \bar{\mathbf{x}}_i^{(j)}) \quad (7)$$

其中, $\Sigma_i^{(j)}$ 是模式类 ω_i 样本的第 j 组特征的协方差矩阵。

3.2 基于加权的多特征多分类器组合

Kittler 的加法规则, 对不同特征不同分类器估计出来的后验概率, 进行平均加权。它将不同特征, 不同的分类器看作同等重要的。在实际情况中, 不同的特征或分类器, 对最终的分类决策贡献未必相同。所以, 利用不同特征或不同分类器得到的后验概率, 在最终的后验概率中地位也不同。本文提出一种基于加权的组合方式:

$$\hat{P}(\omega_i | X) = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^m \alpha_k \beta_j \hat{P}_k(\omega_i | \mathbf{x}^{(j)}) \quad (8)$$

其中, α_k 是第 k 个分类器的权重; β_j 是第 j 个特征的权重, 且 $\sum_{k=1}^K \alpha_k = 1, \sum_{j=1}^m \beta_j = 1$ 。

对于不同的模式类, 运用不同的特征, 计算模式类之间的散度是不一样的。散度越大, 表示不同模式类的区分越明显, 也就更有利于分类决策, 所以, 该特征的权重也应该越大。

对于第 j 组特征, 已知各个模式类的中心: $\bar{\mathbf{x}}_i^{(j)}$ ($i=1, 2, \dots, c$), 定义模式类之间的散度如下:

$$S_j = \frac{1}{c^2} \sum_{u=1}^c \sum_{v=1}^c \|\bar{\mathbf{x}}_u^{(j)} - \bar{\mathbf{x}}_v^{(j)}\| \quad (9)$$

分别对每个特征, 采用上述方法计算模式类之间的散度: S_1, S_2, \dots, S_m 。则第 j 个特征的权重定义如下:

$$\beta_j = \frac{S_j}{\sum_{i=1}^m S_i} \quad (10)$$

对于 α_k 的取值, 取决于不同分类器针对具体问题的分类决策性能, 本文通过实验效果比较确定。

4 实验结果与分析

本文实验采用南京理工大学自然场景数据库。有夜晚水泥路和夜晚沙子路 2 种道路类型。每种类型有 20 张可见光图像和 20 张红外图像, 可见光图像与红外图像已完全匹配好。图像大小为 320×240 像素。每张图像分为道路、草地和天空 3 类。取 10 张可见光图像和与其对应的 10 张红外图像做训练, 剩余的 10 张可见光图像和 10 张红外图像做测试。

4.1 特征提取

本文按 8×8 窗口对图像进行人工特征提取。对于每张可见光图像, 按道路草地天空各提取 20 个特征窗口, 同时, 提取与其对应的红外图像的特征窗口, 特征窗口之间也完全匹配。

由于使用单一的特征无法进行有效的地形分类, 因此对于每个特征窗口, 本文主要提取了图像的代数特征、离散余弦变换(Discrete Cosine Transformation, DCT)特征和 Haar 小波特征。特征提取的具体方法如下:

(1)代数特征: 将可见光图像从 RGB 空间转换到 YCbCr 空间, 提取 64 个像素点的 Y、Cb 和 Cr 值。对于红外图像, 提取 64 个像素点的灰度值。

(2)离散余弦变换特征^[15]: 将可见光图像转换为灰度图像, 对灰度图像进行离散余弦变换, 提取 64 位变换后的 DCT 值。红外图像直接进行 DCT 变换, 提取 64 位变换后的 DCT 值。

(3)Haar 小波特征^[15]: 将可见光图像转换为灰度图像, 对灰度图像进行单尺度 Haar 小波分解, 提取 16 位分解系数。红外图像直接进行单尺度 Haar 小波分解, 提取 16 位分解系数。

在本文实验中, 特征总组数 $m=6$, 前 3 组是可见光图像的代数特征、DCT 特征、Haar 小波特征, 后 3 组是红外图像的代数特征、DCT 特征、Haar 小波特征。

4.2 马氏距离与欧氏距离实验

当分类器数量 $K=1$ 时, 将式(8)化简为:

$$\hat{P}(\omega_i | X) = \sum_{j=1}^m \beta_j \hat{P}_k(\omega_i | \mathbf{x}^{(j)}) \quad (11)$$

为了比较马氏距离与欧氏距离的区别, 对最小距离分类器, 分别采用马氏距离和欧氏距离进行实验, 采用马氏距离的主要算法步骤可以式(2)~式(4)和式(11), 采用欧氏距离的主要算法步骤是式(7)、式(3)、式(4)和式(11)。对于式(11)的后验概率, 按式(5)进行分类决策。分别采用马氏距离与欧氏距离, 水泥路与沙子路的识别率如表 1 所示。

表 1 马氏距离与欧氏距离的识别率比较

分类	识别率	
	欧氏距离	马氏距离
水泥路	0.950 0	0.985 0
沙子路	0.868 3	0.911 7

如表 1 所示, 基于马氏距离的算法性能比基于欧氏距离的算法性能有了明显的提高, 识别率提高 3%~5%。

4.3 多传感器与单传感器的实验比较

当分类器数量 $K=2$ 时, 将式(8)化简为:

$$\hat{P}(\omega_i | X) = \alpha_1 \sum_{j=1}^m \beta_j \hat{P}_1(\omega_i | \mathbf{x}^{(j)}) + \alpha_2 \sum_{j=1}^m \beta_j \hat{P}_2(\omega_i | \mathbf{x}^{(j)}) \quad (12)$$

其中, $\hat{P}_1(\omega_i | x^{(j)})$ 是基于最近邻分类器, 通过式(1)、式(4)计算出来的后验概率; $\hat{P}_2(\omega_i | x^{(j)})$ 是基于最小距离分类器, 运用马氏距离, 通过式(2)~式(4)计算出来的后验概率。特征权重 β_j 由式(9)和式(10)计算得到, 分类器权重由实验确定 $\alpha_1 = 0.75$, $\alpha_2 = 0.25$ 。对于式(12)的后验概率, 按式(5)进行分类决策。

为了比较单传感器与多传感器实验结果的差别, 本文分别对前3组可见光特征、后3组红外特征和总体6组特征进行实验。使用单传感器与多传感器的识别率比较实验结果如表2所示。

表2 单传感器与多传感器的识别率比较

分类	识别率		
	可见光特征	红外特征	可见光+红外特征
水泥路	0.870 0	0.783 3	0.993 3
沙子路	0.916 7	0.768 3	0.966 7

由表2可以看出, 使用可见光特征结合红外特征进行实验, 识别率明显高于单独使用可见光特征或者红外特征进行实验。图2是分别运用单传感器与多传感器特征进行实验的一个样例。通过实例看出, 使用可见光特征结合红外特征进行实验, 效果明显好于单独使用可见光特征或者红外特征进行实验。实验证明了可见光图像与红外图像融合方法的有效性。

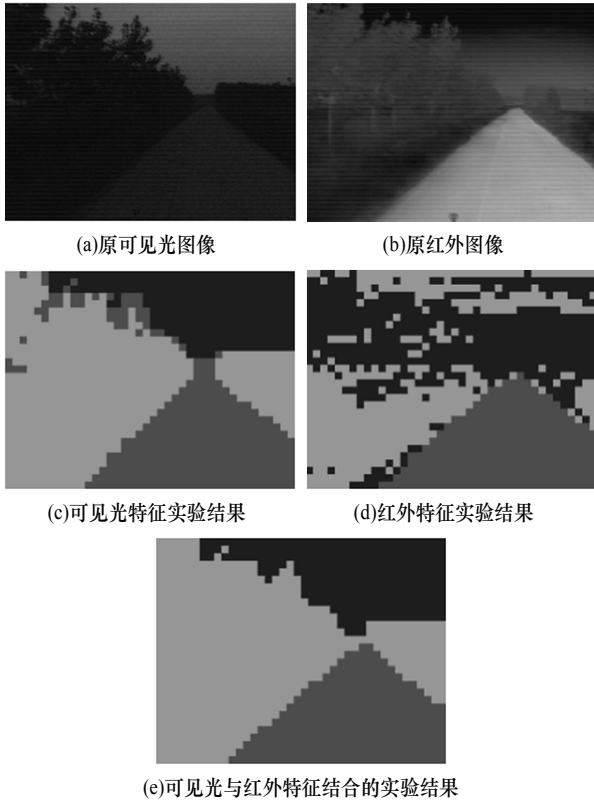


图2 单传感器与多传感器实验结果比较

4.4 本文方法与常用方法的比较

最常用的分类器组合算法有投票法、均值法和最大值法^[16]等, 将本文方法(式(12))与其他方法进行了比较, 结果如表3所示。

表3 4种方法的识别率比较

分类	识别率			
	投票法	均值法	最大值法	本文方法
水泥路	0.933 3	0.991 7	0.778 3	0.993 3
沙子路	0.933 3	0.921 7	0.826 7	0.966 7

由表3可知, 本文提出的多特征多分类器加权方法, 在识别率上均高于常用的投票法、均值法和最大值法。

通过一个具体实例来看不同方法的实验比较, 如图3所示。

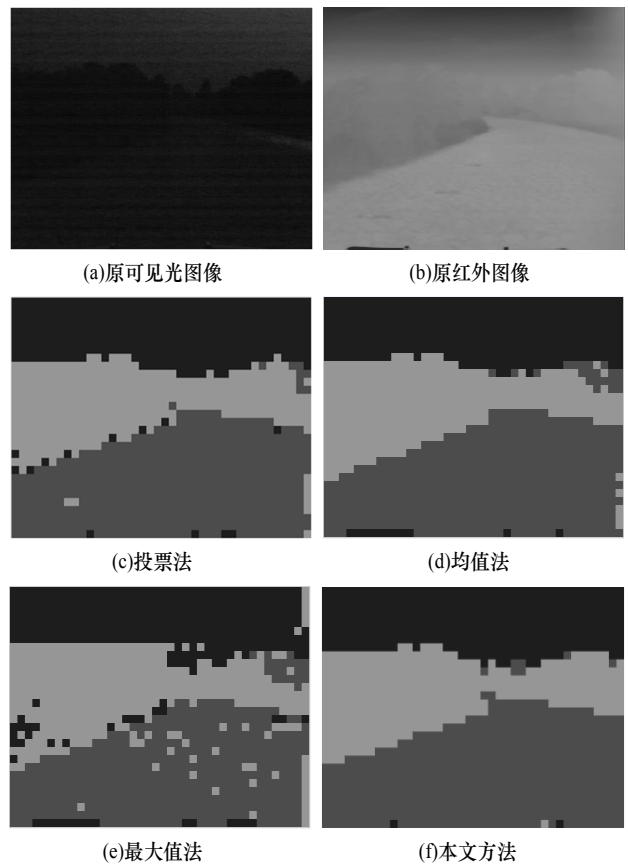


图3 本文方法与常用方法的应用实例比较

由图3可以看出, 本文方法的性能高于常用的投票法、均值法和最大值法。由此也证明了本文方法的有效性。

5 结束语

鉴于单传感器实验效果不佳, 本文将可见光图像与红外图像结合, 应用到夜晚地形分类中, 提出一种基于可见光与红外数据融合的地表分类方法。对可见光图像

与红外图像分别进行代数特征、离散余弦特征、Haar小波特征提取。对于不同的特征,分别使用最近邻分类器和最小距离分类器进行后验概率估计,再将后验概率加权组合。通过计算散度,来度量由不同特征得到的后验概率的权重。通过实验经验给定不同分类器的权重。传统的最小距离分类器是基于欧氏距离的,本文使用马氏距离以提高分类的性能。实验结果表明,该方法优于常用的投票法、均值法。

特征提取在地形分类中占据举足轻重的地位,提取的特征是否有效对分类性能影响很大,本文采用的特征提取方法较为简单,下一步将对此进行改进。此外,该实验的图像数据库规模有限,今后有待完善扩充。

参考文献

- [1] Manduchi R. Obstacle Detection and Terrain Classification for Autonomous Off-road Navigation[J]. *Autonomous Robots*, 2005, 18(1): 81-102.
- [2] Angelova A, Matthies L, Helmick D, et al. Fast Terrain Classification Using Variable-length Representation for Autonomous Navigation[C]//Proc. of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, USA: IEEE Press, 2007.
- [3] Jansen P, Vander M W, Heuvel V D, et al. Color Based Off-road Environment and Terrain Type Classification[C]//Proc. of Conference on Intelligent Transportation Systems. Vienna, Austria: IEEE Press, 2005.
- [4] Sung Gi-Yeul, Kwak Dong-Min, Kim Do-Jong. Terrain Cover Classification Based on Wavelet Feature Extraction[C]//Proc. of International Conference on Control, Automation and Systems. Codex, Korea: [s. n.], 2008.
- [5] 金 忠, 胡钟山, 杨静宇, 等. 手写体数字有效鉴别特征的抽取与识别[J]. *计算机研究与发展*, 1999, 36(12): 1484-1489.
- [6] Ebrahimpour R, Sadeghnejad N, Amiri A, et al. Low Resolution Face Recognition Using Combination of Diverse Classifiers[C]//Proc. of Conference of Soft Computing and Pattern Recognition. Cergy, France: [s. n.], 2010.
- [7] Valente F. A Novel Criterion for Classifiers Combination in Multistream Speech Recognition[J]. *Signal Processing Letters*, 2009, 16(7): 561-564.
- [8] 鄢煜尘, 陈庆虎, 袁 凤, 等. 基于特征融合的脱机中文笔迹鉴别[J]. *模式识别与人工智能*, 2010, 23(2): 203-209.
- [9] Pujol P, Pol S, Nadeu C, et al. Comparison and Combination of Features in a Hybrid HMM/MLP and a HMM/GMM Speech Recognition System[J]. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 2005, 13(1): 14-22.
- [10] 李士进, 郭跃飞, 杨静宇. 基于多分类器组合的人脸识别[J]. *数据采集与处理*, 2000, 15(3): 293-296.
- [11] Xu Lei, Suen C Y, Krzyzak A. Methods of Combining Multiple Classifiers and Their Application to Handwriting Recognition[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1992, 22(3): 418-435.
- [12] Irwin K, Zhong Jin, David C Y M. Chinese Cursive Script Character Image Retrieval Based on an Integrated Probability Function[C]//Proc. of the 4th International Conference on Advances in Visual Information Systems. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2000.
- [13] Irwin K, Zhong Jin. Integrated Probability Function and Its Application to Content-based Image Retrieval by Relevance Feedback[J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(9): 2177-2186.
- [14] 娄 震, 金 忠, 杨静宇. 基于类条件置信变换的后验概率估计方法[J]. *计算机学报*, 2005, 28(1): 18-24.
- [15] Apatean A, Rogozan A, Bensrhair A. Information Fusion for Obstacle Recognition in Visible and Infrared Images[C]//Proc. of International Symposium on Signals, Circuits and Systems. Iasi, Romania: [s. n.], 2009.
- [16] Kittler J, Mohamad H, Robert P W D, et al. On Combining Classifiers[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(3): 226-239.