

# 一种飞机图像目标多特征信息融合识别方法

李新德<sup>1</sup> 杨伟东<sup>1</sup> DEZERT Jean<sup>2</sup>

**摘要** 提出了一种基于概率神经网络 (Probabilistic neural networks, PNN) 和 DSMT 推理 (Dezert-Smarandache theory) 的飞机图像目标多特征融合识别算法. 针对提取的多个图像特征量, 利用数据融合的思想对来自图像目标各个特征量提供的信息进行融合处理. 首先, 对图像进行二值化预处理, 并提取 Hu 矩、归一化转动惯量、仿射不变矩、轮廓离散化参数和奇异值特征 5 个特征量; 其次, 针对 DSMT 理论中信度赋值构造困难的问题, 利用 PNN 网络, 构造目标识别率矩阵, 通过目标识别率矩阵对证据源进行信度赋值; 然后, 用 DSMT 组合规则在决策级层进行融合, 从而完成对飞机目标的识别; 最后, 在目标图像小畸变情形下, 将本文提出的图像多特征信息融合方法和单一特征方法进行了对比测试实验, 结果表明本文方法在同等条件下正确识别率得到了很大提高, 同时达到实时性要求, 而且具有有效拒判能力和目标图像尺寸不敏感性. 即使在大畸变情况下, 识别率也能达到 89.3%.

**关键词** 信息融合, 目标识别, Dezert-Smarandache 推理, 飞机图像, 概率神经网络

**引用格式** 李新德, 杨伟东, Dezert Jean. 一种飞机图像目标多特征信息融合识别方法. 自动化学报, 2012, 38(8): 1298–1307

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2012.01298

## An Airplane Image Target's Multi-feature Fusion Recognition Method

LI Xin-De<sup>1</sup> YANG Wei-Dong<sup>1</sup> DEZERT Jean<sup>2</sup>

**Abstract** This paper proposes an image target's multi-feature fusion recognition method based on probabilistic neural networks (PNN) and Dezert-Smarandache theory (DSMT). To aim at multiple features extracted from an image, the information from them is fused. Firstly, the image is preprocessed with binarization and then multiple features are extracted, such as Hu moments, normalized moment of inertia, affine invariant moments, discrete outline parameters and singular values. Secondly, due to the difficulty of the construction of the basic belief assignment in DSMT, in this paper the target recognition rate matrix is constructed by PNN, that is, the basic belief assignments can be assigned to the evidence sources by PNN. Finally, the procedure of airplane target recognition can be accomplished by the DSMT combination rule at the level of decision fusion. For small distortion of target image, the multi-feature fusion method proposed in this paper is compared with the single-feature one through a series of experiments. The experimental result in this paper proves that this method greatly improves the right recognition rate, satisfies real-time requirements, and has good ability of rejection of judgement and strong insensitivity to target image size. And even for big distortion, the right recognition rate can also reach 89.3%.

**Key words** Information fusion, target recognition, Dezert-Smarandache theory (DSMT), airplane image, probabilistic neural networks (PNN)

**Citation** Li Xin-De, Yang Wei-Dong, Dezert Jean. An airplane image target's multi-feature fusion recognition method. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(8): 1298–1307

收稿日期 2011-10-19 录用日期 2012-03-26  
Manuscript received October 19, 2011; accepted March 26, 2012  
国家自然科学基金 (60804063, 61175091), 江苏省自然科学基金 (BK2010403), 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室开放基金 (200902), 东南大学创新基金 (3208000501), 航空科学基金 (20100169001), 东南大学优秀青年教师教学、科研资助计划 (3208001203) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (60804063, 61175091), Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK2010403), Public Funds of Image Processing and Intelligent Control Key Laboratory of Chinese Education Ministry (200902), Science and Technology Innovation Foundation in Southeast University (3208000501), Aeronautical Science Foundation of China (20100169001), and Excellent Young Teacher Foundation of Southeast University in Teaching and Science Research (3208001203)

本文责任编辑 周杰  
Recommended by Associate Editor ZHOU Jie  
1. 东南大学自动化学院复杂工程测量与控制教育部重点实验室 南京 210096, 中国 2. 法国国家航天航空研究中心 帕莱索 F-91761, 法国  
1. Key Laboratory of Measurement and Control of CSE (School

of Automation, Southeast University), Ministry of Education, Nanjing, 210096, P. R. China 2. The French Aerospace Laboratory, Office National d'Etudes et de Recherches Aerospatiales (ONERA), F-91761 Palaiseau, France

目标识别是计算机视觉领域的核心问题之一, 而飞机图像目标的识别更是目标识别的重要应用领域. 在现有文献 [1–7] 中, 国内外学者纷纷对这个问题进行了积极的探索和研究. 例如, Dudani 等<sup>[1]</sup> 将不变矩作为特征, 采用 Bayes 准则和  $K$  近邻准则进行飞机目标识别, 其识别率分别为 93.18% 和 95.45%; Roberts<sup>[2]</sup> 采用部分匹配技术, 对飞机进行识别, 其识别率在 80% 左右; 杜亚娟等<sup>[3]</sup> 用修正的不变矩作为特征, 采用反向传播 (Back propagation, BP) 神经网络的识别率为 88.8%. 他们的方法识别率都不是很高. 尽管侯俊等<sup>[8]</sup> 提出了一种

基于 BP 神经网络和 DSMT (Dezert-Smarandache theory)<sup>[9-13]</sup> 推理的序列图像目标识别算法, 以修正的 Hu 不变矩为图像特征, 利用数据融合的思想对目标图像进行时间域融合处理, 取得了良好的识别率效果, 但方法在信息不完全或者图像特征大畸变情况下的鲁棒性仍需深入探讨. 这是因为仅利用单一特征量作为图像特征, 在飞机姿态多变的情况下容易使单一特征量无效, 从而导致误识别率上升. 飞机目标由于其姿态的多变性, 识别过程本质上具有不精确、不确定、不完全性的特点.

当人们发现利用单一特征进行目标识别遇到了瓶颈, 此时另外一些学者开始了一些新的尝试. 他们采取多特征替代单一特征的方法. 顾理等<sup>[14]</sup> 提出了一种将特征矢量法 (Characteristic vector matching, CVM) 和点匹配方法 (Point pattern matching, PPM) 相结合的多特征融合手形识别算法, 实验表明提高了手形匹配的准确性和鲁棒性; 邓诚强等<sup>[15]</sup> 在 Rui 的动态调整权值方法的基础上改进了基于多特征的综合图像检索算法, 提高了正确率和降低了时间复杂度, 证明了该方法优于单一特征的检索算法; 陈丽等<sup>[16]</sup> 提出了一种基于支持向量机和 K-近邻 (K nearest neighbor, KNN) 分类器的多特征融合方法, 实验结果证明该方法比单独使用一种支持向量机 (Support vector machine, SVM) 或 SVM-KNN 方法的平均预测精度分别提高了 28.7% 和 1.9%. 尽管多特征融合有其优势之处, 但仍处于探索阶段, 尤其国内外学者对飞机目标单一传感器的多特征融合识别方法的探索还比较少.

本文借鉴多特征融合识别的思想, 针对飞机图像目标识别具有不精确、不确定、不完全等特点导致识别率不高的问题, 进行了新的探索, 提出了一种基于 DSMT 推理的飞机图像目标多特征融合识别算法. 首先, 针对单一特征信息量不足或容易失效的情形, 对图像目标进行二值化预处理后, 提取矩和轮廓等多个特征量作为证据源, 以获得足够多的有用互补信息; 接着, 对于信度赋值构造困难的问题, 进行了有意义的探索, 通过广泛应用于分类的概率神经网络 (Probabilistic neural networks, PNN) 构造目标识别率矩阵, 然后, 根据 PNN 网络的初识别结果和类似统计学中极大似然思想的规则, 用目标识别率矩阵对基本信度进行赋值; 最后, 用 DSMT 组合规则进行决策级信息融合, 完成对飞机目标的识别.

## 1 图像特征提取

图像目标识别的第一步是提取有效的图像特征. 在这里, 主要引入矩特征量和轮廓特征量, 矩特征量包括 Hu 矩<sup>[17]</sup>、归一化转动惯量 (Normalized

moment of inertia, NMI)<sup>[18]</sup> 和仿射不变矩<sup>[19]</sup>, 而轮廓特征量包括轮廓离散化参数和奇异值分解<sup>[20]</sup>. 经相关文献证明, 这 5 个特征量都具有良好的平移、旋转和比例不变性. 因此, 这些图像特征在图像目标识别中得到了广泛的应用.

### 1.1 Hu 矩

对二值数字图像  $f(x, y)$ ,  $(p + q)$  阶原点矩和  $(p + q)$  阶中心矩分别定义为

$$m_{pq} = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N m^p n^q f(m, n) \quad (1)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (m - \bar{x})^p (n - \bar{y})^q f(m, n) \quad (2)$$

其中,  $(\bar{x}, \bar{y})$  为图像  $f(x, y)$  的重心坐标. 归一化中心矩  $\eta_{pq}$  定义为

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{0,0}^r}, \quad r = \frac{(p+q)}{2}, \quad p+q = 2, 3, \dots \quad (3)$$

Hu 利用二阶和三阶中心矩构造了 7 个不变矩, 具体式如下:

$$\Phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$\Phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$\Phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

$$\Phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$

$$\Phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} - \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2]$$

$$\Phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2] + \eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{03} + \eta_{21})$$

$$\Phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2]$$

### 1.2 归一化转动惯量

根据物理上重心的概念, 定义灰度图像的质心如下:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x f(x, y)}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)} \quad (4)$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N yf(x, y)}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)} \quad (5)$$

其中, 质心  $(\bar{x}, \bar{y})$  代表图像灰度的重心. 图像围绕质心  $(\bar{x}, \bar{y})$  的转动惯量记为  $J_{(\bar{x}, \bar{y})}$ :

$$J_{(\bar{x}, \bar{y})} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [(x, y) - (\bar{x}, \bar{y})]^2 f(x, y) = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N ((\bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2) f(x, y)$$

根据图像的质心和转动惯量的定义, 可给出灰度图像绕质心  $(\bar{x}, \bar{y})$  的归一化转动惯量:

$$NMI = \frac{\sqrt{J_{(\bar{x}, \bar{y})}}}{m} = \frac{\sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N ((x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2) f(x, y)}}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)} \quad (6)$$

其中,  $m = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)$  为图像质量, 代表图像所有灰度值之和.

### 1.3 仿射不变矩

仿射不变矩作为一种基于矩特征的特征量, 对于二维仿射变换具有不变性. 仿射不变矩可以通过多项式判别式法、Hankel 判别法、Apolar 等方法构造. 考虑到计算效率和稳定性, 本文采用其中三个, 如下:

$$I_1 = \frac{\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2}{\mu_{00}^4} \quad (7)$$

$$I_2 = \frac{\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03} + 4\mu_{30}\mu_{12}^3 + 4\mu_{21}^3\mu_{03} - 3\mu_{12}^2\mu_{21}^2}{\mu_{00}^{10}} \quad (8)$$

$$I_3 = \frac{\mu_{20}(\mu_{21}\mu_{03} - \mu_{12}^2) - \mu_{11}(\mu_{30}\mu_{03} - \mu_{21}\mu_{12}) + \mu_{02}(\mu_{30}\mu_{12} - \mu_{21}^2)}{\mu_{00}^7} \quad (9)$$

### 1.4 轮廓离散化参数

轮廓离散化参数  $\mathbf{N} = [r_k, s_k, v_k, f_k]$  是对图像目标轮廓形状的一种描述, 具体构造如下:

$$r_k = \frac{\min[z_k(i)]}{\max[z_k(i)]} \quad (10)$$

$$s_k = \frac{\sum_{i=1}^{N_i} [z_k(i) - \bar{z}_k]^3}{\sum_{i=1}^{N_i} [z_k(i)]^3} \quad (11)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^{N_i} [z_k(i) - \bar{z}_k]^2}{\sum_{i=1}^{N_i} [z_k(i)]^2} \quad (12)$$

$$f_k = \frac{\max[z_k(i)] - \min[z_k(i)]}{\bar{z}_k} \quad (13)$$

其中,  $z_k(i)$  表示第  $i$  个轮廓离散点到目标形心的距离.

### 1.5 奇异值分解

**定义 1.** 对于任意一个矩阵  $A \in C^{r \times n}$ , 存在正交矩阵  $U$  及  $V$  使得:

$$U^H A V = \begin{bmatrix} \mathbf{S} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{S} = \text{diag}\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r\}$  且  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ , 这里  $\sigma_i, i = 1, 2, \dots, r$  为矩阵  $A$  的奇异值, 是  $AA^H$  或  $A^H A$  的特征值  $\lambda_i$  的算术根, 即  $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$ .

## 2 多特征融合识别框架

基于 DSMT 的图像目标多特征融合识别算法框架如图 1. 下面分别叙述系统框架中的几个重要组成部分.

### 2.1 DSMT 建模及其组合规则

本文针对飞机目标识别问题的复杂性, 对应用背景进行了简化处理, 采用在完全排他性约束条件下的 DSMT 模型, 提出了针对超幂集空间仅单子焦元和完全未知焦元具有信度赋值的情况, 如  $\Theta = \{\vartheta_1, \vartheta_2\}$ , 那么超幂集空间  $D^\Theta = \{\vartheta_1, \vartheta_2, \vartheta_1 \cap \vartheta_2, \vartheta_1 \cup \vartheta_2\}$  中, 仅  $\vartheta_1, \vartheta_2$  和  $\vartheta_1 \cup \vartheta_2$  有信度赋值, 而  $\vartheta_1 \cap \vartheta_2$  的信度赋值为零, 利用 DSMT 经典组合规则和第 5 种比例冲突分配规则 (Proportional conflict redistribution rules No. 5, PCR5) 重新分配规则进行融合. 具体模型如表 1. 其中,  $m_i$

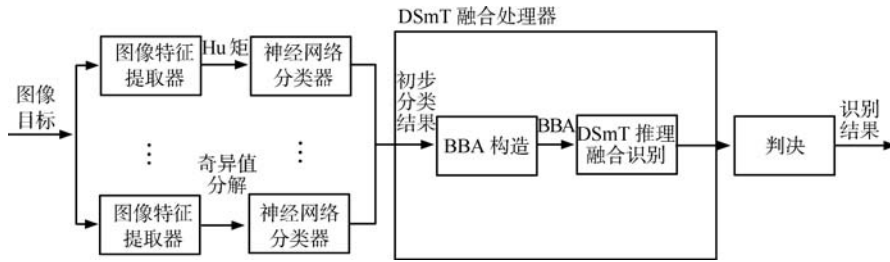


图 1 多特征融合识别算法框架

Fig. 1 The framework of multi-feature fusion and recognition arithmetic

表 1 模型建立

Table 1 Model building

证据体	焦元 $T_1$	焦元 $T_2$	...	焦元 $T_n$	$It$
信度赋值 $m_1$	$x_{11}$	$x_{12}$	...	$x_{1n}$	$1 - \sum_{j=1}^n x_{1j}$
信度赋值 $m_2$	$x_{21}$	$x_{22}$	...	$x_{2n}$	$1 - \sum_{j=1}^n x_{2j}$
...	...	...	...	...	...
信度赋值 $m_5$	$x_{51}$	$x_{52}$	...	$x_{5n}$	$1 - \sum_{j=1}^n x_{5j}$

表示第  $i$  种特征量,  $T_j$  表示目标  $T$  被判定为第  $j$  类,  $It = T_1 \cup \dots \cup T_n$  表示未知类别,  $x_{ij}$  表示目标  $T$  根据特征  $i$  被判定为第  $j$  类.

Dezert 等<sup>[9]</sup> 提出了两个及两个以上信息源的组合规则和 PCR5, 这里简单介绍如下:

当在经典 DSmT 模型下处理信息融合问题时,  $Bel_1(\cdot)$  和  $Bel_2(\cdot)$  分别为同一鉴别框  $\Theta$  下两个独立证据源  $S_1, S_2$  (多个证据源的情况参见文献 [9]) 的信任函数, 与之相关联的广义基本信度赋值分别为  $m_1(\cdot)$  和  $m_2(\cdot)$ , 其组合规则为

$$m_{M(\Theta)}^f(A) \equiv m(A) = \sum_{\substack{\vartheta_i, \vartheta_j \in D^\Theta \\ \vartheta_i \cap \vartheta_j = A}} m_1(\vartheta_i) m_2(\vartheta_j), \forall A \in D^\Theta \quad (15)$$

由于超幂集  $D^\Theta$  在  $\cup$  和  $\cap$  集算子下封闭, 式 (15) 给出的经典组合规则能够保证融合后的信度赋值  $m(\cdot)$  恰好是一个广义的基本信度赋值, 即  $m(\cdot): D^\Theta \mapsto [0, 1]$ . 这里  $m_{M(\Theta)}^f(\varphi)$  在封闭空间都假设其恒为零, 除非在开放空间可以规定其不为零. PCR5 考虑到冲突的规范形式, 把部分冲突质量分配到卷入冲突的所有元素上. 从数学意义上讲, 它是目前最精确的冲突质量重新分配规则. PCR5 也满足 VBA (Vacuous belief assignment) 的中立属性, 其两源 (多源参见文献 [9]) 的重新分配规则如下:

当  $k = 2$  时,  $\forall X \in D^\Theta \setminus \{\emptyset\}$ ,

$$m_{PCR5}(X) = m_{12}(X) +$$

$$\sum_{\substack{Y \in D^\Theta / X \\ X \cap Y = \emptyset}} \left[ \frac{m_1(X)^2 m_2(Y)}{m_1(X) + m_2(Y)} + \frac{m_2(X)^2 m_1(Y)}{m_2(X) + m_1(Y)} \right] \quad (16)$$

式 (15) 和式 (16) 均来自于文献 [9], 其中卷入的所有元素都是规范形式,  $m_{12}(\cdot)$  和  $m_{12\dots k}(\cdot)$  分别对应着两个和两个以上证据源合取一致组合结果.

### 2.2 概率神经网络

概率神经网络是统计方法与前馈神经网络相结合的一种神经网络模型<sup>[21-22]</sup>. 在模式分类中, 它既可以利用线性学习算法来完成以往非线性算法所做的工作, 又可以保持非线性算法高精度的特性. 与 BP 神经网络相比较, PNN 网络的主要优点为: 1) 网络收敛速度快, 网络结构只有三层, 且在运算时不需要返回再对网络权值进行修改; 2) 无论分类问题多么复杂, 只要有足够的训练数据, PNN 网络就能够保证获得贝叶斯准则下的最优解; 3) 允许增加或减少训练数据而无需重新进行长时间的训练.

本文 PNN 构建如下: 共  $k$  类, 每类  $n$  个样本作为训练样本, 其中随机取  $\eta$  个样本作为验证样本. 1) 输入层神经元个数的确定. 输入层神经元个数的多少与特征量维数相对应. 本文采用 5 个不同的特征量, 它们的维数不同, 所以对应网络输入层神经元个数也不同. 如仿射不变矩是 3 维的, 则相应的输入层神经元的个数设为 3. 2) 隐含层神经元数目与学习样本数目相同, 一共有  $k \times n$  个样本, 所以隐含层神经元数目设为  $k \times n$ . 3) 输出层神经元个数的确定.

由于该网络的输出结果分为  $k$  类, 因此取输出神经元个数为  $k$ .

### 2.3 基本信度赋值的构造

DSmT 推理理论处理不确定、不完备信息的能力已经得到公认, 但在用该理论作为目标识别时, BBA (Basic belief assignment) 的构造是一个难点, 传统的方法需要专家的经验知识或者知识库的支持. 可以用距离函数和指数函数来构造基本信度赋值, 但这种构造方法计算量较大、实时性不高, 也缺少在线学习的能力. 而人工神经网络由于具有自组织、自学习、自适应的特点, 能不断地通过学习来调整网络的连接权值来达到识别、分类的目的. 经过训练后的人工神经网络在一定程度上已经具有领域专家的判别能力, 因此用神经网络对图像的每次判别输出来构造一个证据源的 BBA 是切实可行的; 另一方面, 神经网络可以离线训练, 在线实时计算, 采用它来构造 BBA 又可以解决计算量过大的问题.

在第 2.2 节中已经介绍了 PNN 网络的结构和特点, 它被广泛地应用到各种分类问题中, 获得了比较好的效果. 本文采用 PNN 网络对目标进行初识别, 尝试将初识别结果和 BBA 建立某种对应关系, 从而解决在 DSmT 推理理论中 BBA 构造比较困难的问题.

为了利用 PNN 网络的初识别结果对基本信度进行赋值, 首先定义目标识别率矩阵  $M$ , 定义如下.

**定义 2.** 目标识别率矩阵  $M$  的具体形式为

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & \cdots & m_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{n1} & \cdots & m_{nn} \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中,  $m_{ij}$  表示第  $i$  类被判定为第  $j$  类的可能性, 而且只有当  $i = j$  成立时,  $m_{ij}$  才表示正确识别率, 否则为误识别率.

值得注意的是, 特征量、PNN 网络和证据源三者之间的关系是一一对应的. 那么如何获得各个目标识别率矩阵呢? 首先, 根据每个特征量, 分别对相对应的 PNN 网络进行训练, 然后用训练好的 PNN 网络对训练样本进行识别, 统计每类的识别情况, 根据定义 2 得到目标识别率矩阵  $M^l$  ( $l = 1, \dots, 5$ ).

目标识别率矩阵  $M^l$  ( $l = 1, \dots, 5$ ) 是由第  $l$  个 PNN 网络在已知样本目标实际类别的情况下对其分类的识别率统计结果, 它蕴含了每一类目标的类信息. 其中,  $M^l$  中的元素  $m_{ij}^l$  表示已知实际类别为第  $i$  类的所有样本, 其中被判别为第  $j$  类所占的百分比. 但是, 当对目标进行识别时, 实际类别是未知的而且正是想要判别的. 那么, 如何利用已经获得的

目标识别率矩阵  $M^l$  ( $l = 1, \dots, 5$ ) 来构造基本信度赋值呢?

在这里将借鉴统计学中极大似然估计的思想. 首先, 简单地介绍一下离散情形下的极大似然估计.

**定义 3.** 设离散型母体  $X$  的分布律为  $P(X = x) = p(x, \theta)$ ,  $\theta \in \Theta$ ,  $p(x, \theta)$  的形式已知,  $\theta$  为未知参数,  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  为来自  $X$  的一个样本, 于是称  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  的联合分布律:

$$L(\theta) = L(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n p(X_i, \theta) \quad (18)$$

为样本的似然函数. 由 Fisher 引进的极大似然估计法, 就是固定样本  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$ , 在参数空间  $\Theta$  内挑选参数  $\hat{\theta}$ , 使似然函数在  $\hat{\theta}$  处取得最大值, 即:

$$L(\hat{\theta}) = L(X_1, X_2, \dots, X_n, \hat{\theta}) = \max_{\theta \in \Theta} L(X_1, X_2, \dots, X_n, \theta) \quad (19)$$

由此得到的统计量  $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$  称为未知参数  $\theta$  的极大似然估计量. 设  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  为  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  的具体观察值, 则称  $\hat{\theta} = \hat{\theta}(x_1, x_2, \dots, x_n)$  为未知参数  $\theta$  的极大似然估计值.

对于极大似然估计的思想, 是要使已经发生事件概率最大的参数估计是最佳估计.

类似地, 本文首先给出一个新的定义:

**定义 4.**  $P(J = j) = p(j, \theta)$ ,  $\theta \in \Theta$ ,  $P$  表示事件 PNN 初识别结果为第  $j$  类发生的可能性大小, 其中  $j$  表示初识别结果类型 (目标识别率矩阵  $M$  中对应的第  $j$  列的列标), 参数  $\theta$  表示  $M$  中的某一行的行标, 参数空间  $\Theta = \{1, 2, \dots, n\}$  表示目标识别率矩阵  $M$  的行数. 现在已知  $j$ , 对参数  $\theta$  进行估计. 在这里固定初识别结果  $j$ , 在参数空间  $\Theta$  内挑选参数  $\hat{\theta}$ , 使得  $p(j, \theta)$  在  $\hat{\theta}$  处取到最大值, 估计的结果由下式给出:

$$p(j, \hat{\theta}) = \max_{\theta \in \Theta} p(j, \theta) = \max_i m_{ij}, \quad m_{ij} \in M \quad (20)$$

则  $\hat{\theta} = \hat{\theta}(j)$  为参数  $\theta$  的最佳估计.

此时, 就可以给各个证据源  $m_i$  进行赋值. 先根据分别训练好的 PNN 网络对图像目标进行初识别, 得到初识别结果  $j^l$  ( $l = 1, \dots, 5$ ), 而且根据 5 个特征量给出的初识别结果一般是不完全相同的. 然后, 由定义 4 和目标识别率矩阵  $M^l$  ( $l = 1, \dots, 5$ ) 分别获得对参数  $\theta$  的估计  $\hat{\theta}^l$  ( $l = 1, \dots, 5$ ). 则对第  $l$  个证据源  $m_i$  的赋值由下式给出:

$$x_{ij} = m_{\hat{\theta}^l, j}^l, \quad l = 1, \dots, 5, \quad j = 1, \dots, n \quad (21)$$

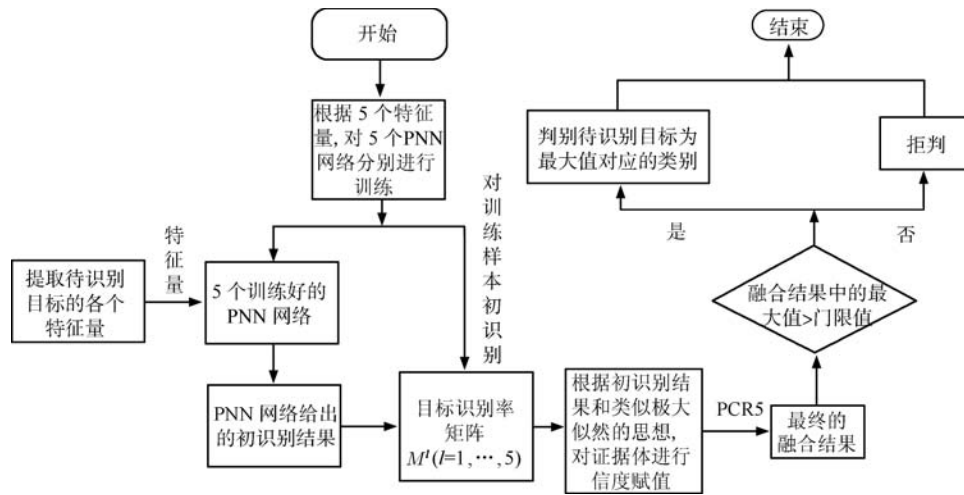


图 2 算法流程图

Fig. 2 The flowchart of arithmetic

### 2.4 算法流程

多特征融合目标识别算法的流程图 (见图 2), 其步骤如下所示:

- 1) 根据各个特征量, 对 PNN 神经网络进行训练, 在训练过程中得到根据各特征量进行分类的目标识别率矩阵  $M^l (l = 1, \dots, 5)$ .
- 2) 提取待识别目标的各个特征量, 分别利用相应训练好的 PNN 神经网络进行初识别.
- 3) 根据各个 PNN 神经网络的初识别结果和类似极大似然规则的思想, 从相应的识别率矩阵中挑选出最有可能的类对应的识别率行向量, 作为以这个特征量为证据体的信度赋值.
- 4) 根据 PCR5 规则进行信息融合.
- 5) 选出融合结果中最大的那个值, 将其与设定的门限值进行比较. 若最大值  $>$  门限值, 则判定待识别目标为最大值对应的类别; 若最大值  $<$  门限值, 则拒判.

## 3 实验结果

### 3.1 小畸变情形

仿真实验在 Matlab 7.0 环境下进行, 采用 7 类、每类取 30 幅不同姿态的飞机图像 (像素尺寸为 672 像素  $\times$  504 像素, 后面实验若不加特殊说明, 尺寸不变) 作为训练数据库 (其中实验 4 有所不同), 限于篇幅, 给出 7 类飞机部分姿态二值图像, 如图 3 所示 (每行表示一类飞机).

在下面的实验中, 将由不同特征量构建的 5 个 PNN 网络的传递函数都设为高斯函数 radbas, 加权函数设为欧氏距离加权函数 dist, 输入函数设为 netprod, 输出函数设为 compet, 加权函数设为 dotprod, 其中散布常数设为 0.1. 另外, 5 个 PNN 网络

中每层的神经元数目按第 3.2 节中的方法进行设置.

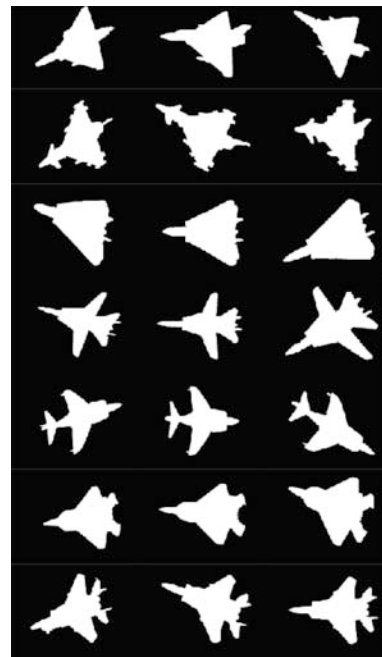


图 3 7 类飞机部分姿态二值图

Fig. 3 The binary image of seven kinds of airplanes

#### 3.1.1 实验 1: 正确识别率

在这个实验中, 做 10 次重复试验, 每次试验从训练数据库 210 个样本中每类随机抽取 15 个样本, 有 7 类, 共 105 个样本, 组成测试样本集. 本文方法的门限值设置为 0.7 (后面的实验中若没有特别说明, 门限值不变), 目标识别率矩阵由训练数据库得到, 进行测试并计算正确识别率, 即正确识别个数所占的百分比. 每次正确识别率结果如图 4 所示.

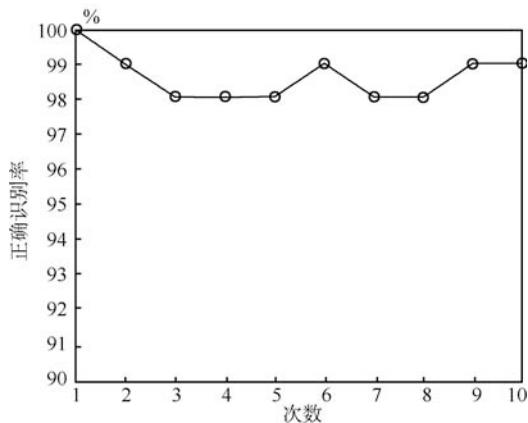


图 4 正确识别率

Fig. 4 The right rate of recognition

从图 4 可以看出, 利用本文提出的多特征融合识别方法对在训练数据库中的目标进行识别时, 正确识别率可以达到 97% 以上.

### 3.1.2 实验 2: DS<sub>m</sub>T 的作用

在这个实验中, 从训练数据库 210 个样本中每类随机抽取 1 个样本, 有 7 类, 共 7 个样本, 组成测试样本集, 目标识别率矩阵由训练数据库得到, 进行检验 DS<sub>m</sub>T 信息融合所起的作用, 判定的结果如表 2 所示.

从表 2 可以看出, 若只利用其中某个特征量来进行识别, 很容易造成误识别, 但利用 DS<sub>m</sub>T 进行信息融合后, 通常能给出正确率比较高且合理的结果.

### 3.1.3 实验 3: DS<sub>m</sub>T 有效拒判

在这个实验中, 选取 2 个不属于训练数据库类别的目标 (见图 5) 作为样本, 分别提取它们的 5 个特征量进行测试, 测试结果如表 3 所示.



图 5 不属于数据库类别的目标

Fig. 5 Targets which are not in the training database

从表 3 可以发现, 仅利用单一特征量来进行识别的话, 它们基本都给出了错误识别的结果, 但利用本文方法进行识别, 结果是对不在数据库中的目标进行了有效的拒判.

### 3.1.4 实验 4: DS<sub>m</sub>T 对比实验

在这个实验中, 采用的训练数据库和前面 3 个实验有所不同, 有 7 类飞机, 每类飞机取 25 个组成. 同时, 7 类飞机中各剩下的 5 个样本组成测试样本库. 将本文方法分别和单一特征的  $K$ -近邻方法以及单一特征的 BP 神经网络方法进行对比实验. 在与单一特征的  $K$ -近邻方法对比实验中, 本文方法的门限值取为 0.5, 目标识别率矩阵由新的训练数据库得到,  $K$ -近邻方法中的  $K$  值取为 6. 在与单一特征的 BP 神经网络方法对比实验中, 本文方法的门限值仍取为 0.5, 目标识别率矩阵由新的训练数据库得到, BP 神经网络方法中 5 个相应的网络都采用 3 层结构, 隐层和输出层的传递函数取 S 型的正切函数, 网络的训练次数为 500, 训练函数为 Levenberg-Marquardt 函数, 学习函数为梯度下降动量学习函数, 学习率为 0.05, 隐层节点数由经验公式  $nodes = \sqrt{ts} + d, 1 \leq d \leq 10$  决定, 其中,  $t$  表示输入层的节点数,  $s$  表示输出层的节点数. 正确识别率的对比结果如图 6 和图 7 所示.

表 2 分类结果

Table 2 Results of classification

实际类别	Hu 矩	NMI	仿射不变矩	轮廓离散化参数	奇异值	DS <sub>m</sub> T
1	1	1	1	6	1	1
2	4	7	7	7	2	拒判 (< 0.7)
3	3	3	6	3	3	3
4	4	4	4	4	4	4
5	5	5	4	5	5	5
6	6	3	6	3	6	6
7	7	7	7	7	7	7

表 3 分类结果

Table 3 Results of classification

实际类别	Hu 矩	NMI	仿射不变矩	轮廓离散化参数	奇异值	DS <sub>m</sub> T
8	7	5	4	5	1	拒判 (< 0.7)
9	1	5	5	4	1	拒判 (< 0.7)

表 4 不同方法的可识别最小极限尺寸(像素点数, 其中  $\phi$  表示无)Table 4 The recognizable minimum size using different methods, where  $\phi$  represents null

识别率	Hu 矩 PNN 方法	NMI PNN 方法	仿射不变矩 PNN 方法	轮廓离散化参数 PNN 方法	奇异值分解 PNN 方法	多特征融合 识别方法
70% 以上	$\phi$	$\phi$	486	3 888	15 553	486
80% 以上	$\phi$	$\phi$	$\phi$	$\phi$	15 553	486
90% 以上	$\phi$	$\phi$	$\phi$	$\phi$	15 553	3 888

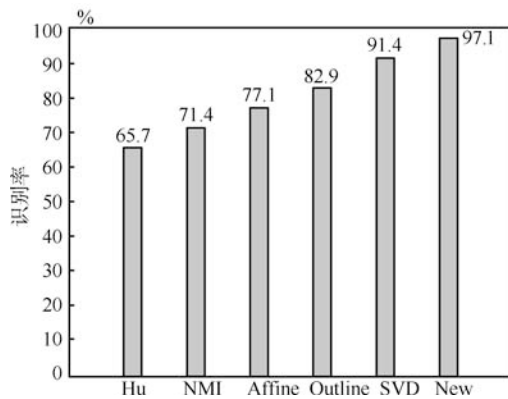
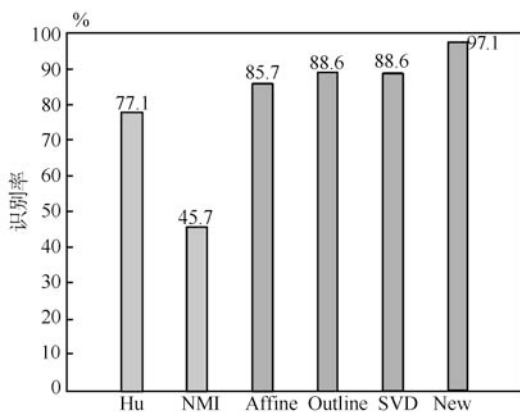
图 6 本文方法与单一特征的  $K$ -近邻方法对比Fig. 6 Comparison between the proposed method and  $K$ NN

图 7 本文方法与单一特征的 BP 神经网络方法对比

Fig. 7 Comparison between the proposed method and BP neural network

从图 6 和图 7 可以看出, 本文方法的正确识别率比单一特征的  $K$ -近邻方法和单一特征的 BP 神经网络方法要好, 达到 97.1%。

### 3.1.5 实验 5: 目标尺寸影响

在这个实验中, 随着目标尺寸的减少(当目标离传感器较远时), 目标表现出不精确性和不确定性, 对比单一特征和多特征融合识别方法受目标尺寸的影响, 绘制出在不同比例尺寸下各识别方法的识别率曲线, 同时给出各方法的可识别极限尺寸(如表 4

所示)。所用的训练样本库为 7 类飞机, 每类 25 个样本, 共 175 个; 测试样本库为 7 类飞机, 每类 5 个样本, 共 35 个。各识别方法从原始尺寸开始识别, 每一次识别过后, 目标尺寸缩小为原来的  $1/2$ , 再次进行识别并计算识别率, 以此类推, 实验结果如图 8 所示。

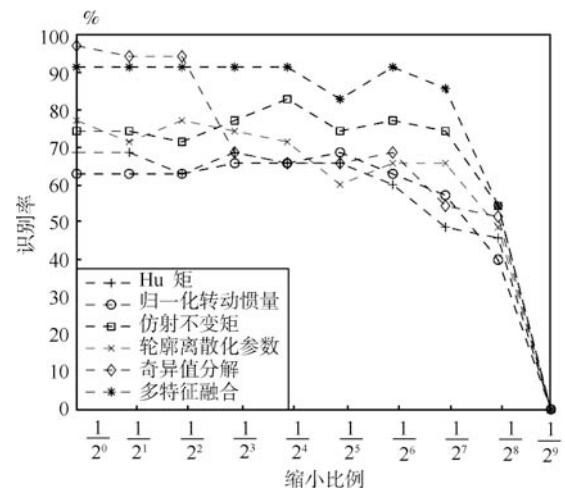


图 8 目标图像的尺度的影响

Fig. 8 The effect of the size of target's image

结果分析: 1) 从图 8 中可以看出, 多特征融合识别方法和其他方法相比识别率高, 基本保持在 90% 以上; 2) 随着目标尺寸的缩小, 多特征融合识别方法识别率稳定, 对目标的缩小表现得比较鲁棒; 3) 对小尺寸目标进行识别时, 多特征融合识别方法比其他方法表现出显著的优势, 识别率明显提高。

### 3.2 大畸变情形

当飞机在空中飞行的过程中, 姿态变化万千, 于是红外摄像机对其获取的图像信息具有较大的畸变, 因此具有很大的不确定性, 甚至有些特征被另一些特征所遮挡, 出现不完全特征, 对于这种情况, 通过对一段飞机飞行视频进行识别测试。用 7 类样本各 25 个飞机作为训练样本库进行训练, 从识别率和实时性两个角度出发, 考察本文方法对于大畸变情形目标识别的情况。在测试视频中飞机的二维图像随着飞机姿态的改变发生剧烈的畸变时, 整个测试



视频共包含了 441 帧图像, 其中正确识别 394 帧, 正确率达到 89.3%; 整个视频的识别过程总共用时 2 412 ms, 平均每帧图像的识别时间为 5.5 ms, 完全达到了实时性的要求。

#### 4 结论

本文针对飞机图像目标识别具有不精确、不确定、不完全等特点导致识别率不高的问题, 进行了新的探索, 提出了一种基于 DSMT 和 PNN 网络的飞机图像目标多特征融合识别算法。该方法在飞机目标发生微小畸变的情形下, 正确识别率可达到 97% 以上, 对于大畸变情形的识别测试情况良好, 综合正确识别率、实时性和有效拒判能力和目标尺寸不敏感性, 本文方法比使用单一特征量进行识别更为有效。但本文方法也存在一些困难和有待进一步研究的地方, 门限值的选择将对正确识别率和有效拒判产生影响, 如何选择合理的门限值可能是一个有意义的研究问题。另外, 当目标种类数目很大时, 采用经典 DSMT 融合方法, 将导致计算瓶颈问题, 此时可利用 DSMT 近似推理计算<sup>[12-22]</sup>。另外, 特征量中部分特征可能受图像质量影响比较大, 若通过图像融合技术<sup>[23-26]</sup> 保证特征提取前的图像质量, 对提高目标识别率可能有很大帮助。

#### References

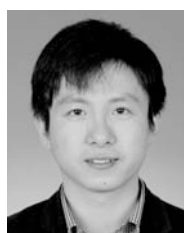
- Dudani S A, Breeding K J, McGhee R B. Aircraft identification by moment invariants. *IEEE Transactions on Computers*, 1977, **C-26**(1): 39-46
- Roberts G A. Aircraft recognition using a parts analysis technique. In: SPIE Proceedings on Applications of Digital Image Processing XI. Bellingham, WA: Society for Photo-Optical Instrumentation Engineers, 1988. 338-345
- Du Ya-Juan, Zhang Hong-Cai, Pan Quan. Three-dimensional aircraft recognition using moments. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2000, **15**(3): 390-394 (杜亚娟, 张洪才, 潘泉. 基于矩特征的三维飞机目标识别. 数据采集与处理, 2000, **15**(3): 390-394)
- Flusser J, Suk T. Pattern recognition by affine moment invariants. *Pattern Recognition*, 1993, **26**(1): 167-174
- Mitchell R A, Westerkamp J J. Robust statistical feature based aircraft identification. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, **35**(3): 1077-1094
- Fung G M, Mangasarian O L. A feature selection Newton method for support vector machine classification. *Computational Optimization and Applications*, 2004, **28**(2): 185-202
- Cheng Yong-Mei, Pan Quan, Zhang Hong-Cai, Wang Gang. Information fusion image recognition algorithm and applications in three dimension airplane image recognition. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2004, **25**(2): 176-179 (程咏梅, 潘泉, 张洪才, 王刚. 信息融合图像识别算法及其在三维飞机图像识别中的应用研究. 航空学报, 2004, **25**(2): 176-179)
- Hou Jun, Miao Zhuang, Pan Quan. Intelligent target recognition method of sequential images based on DSMT. *Journal of Computer Applications*, 2006, **26**(1): 120-122 (侯俊, 苗壮, 潘泉. 基于 DSMT 的序列图像智能融合目标识别方法. 计算机应用, 2006, **26**(1): 120-122)
- Smarandache F, Dezert J. *Advances and Applications of DSMT for Information Fusion*. USA: American Research Press, 2004/2006/2009. Vol. 1-3
- Li X D, Dezert J, Smarandache F, Dai X Z. Combination of qualitative information based on 2-tuple modelings in DSMT. *Journal of Computer Science and Technology*, 2009, **24**(4): 786-798
- Li X D, Dezert J, Smarandache F, Huang X H. Evidence supporting measure of similarity for reducing the complexity in information fusion. *Information Sciences*, 2010, **181**(10): 1818-1835
- Li Xin-De, Yang Wei-Dong, Wu Xue-Jian, Dezert Jean. A fast approximate reasoning method in hierarchical DSMT (B). *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(3A): 31-36 (李新德, 杨伟东, 吴雪建, Dezert Jean. 一种快速分层递阶 DSMT 近似推理融合方法 (B). 电子学报, 2011, **39**(3A): 31-36)
- Li Xin-De, Dezert Jean, Huang Xin-Han, Meng Zheng-Da, Wu Xue-Jian. A fast approximate reasoning method in hierarchical DSMT (A). *Acta Electronica Sinica*, 2010, **38**(11): 2566-2572 (李新德, Dezert Jean, 黄心汉, 孟正大, 吴雪建. 一种快速分层递阶 DSMT 近似推理融合方法 (A). 电子学报, 2010, **38**(11): 2566-2572)
- Gu Li, Zhuang Zhen-Quan, Zheng Guang-Yong, Wang Zai-Jian. Algorithm for hand shape matching based on feature fusion. *Computer Applications*, 2005, **25**(10): 2286-2288 (顾理, 庄镇犬, 郑光勇, 王再见. 基于特征融合的手形匹配算法. 计算机应用, 2005, **25**(10): 2286-2288)
- Deng Cheng-Qiang, Feng Gang. Content-based image retrieval using combination features. *Computer Applications*, 2003, **23**(7): 100-102 (邓诚强, 冯刚. 基于内容的多特征综合图像检索. 计算机应用, 2003, **23**(7): 100-102)
- Chen Li, Chen Jing. Multi-feature fusion method based on support vector machine and K-nearest neighbor classifier. *Journal of Computer Applications*, 2009, **29**(3): 833-835 (陈丽, 陈静. 基于支持向量机和 K-近邻分类器的多特征融合方法. 计算机应用, 2009, **29**(3): 833-835)
- Huang Z H, Leng J S. Analysis of Hu's moment invariants on image scaling and rotation. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology. Chengdu, Sichuan: IEEE Computer Society CPS, 2010. **7**: 476-480

- 18 Wei M, Chen H N, Yan T Y, Zhou J, Wu Q Z, Xu B. NMI-based small target detecting method. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Electrical and Control Engineering. Wuhan, Hubei: IEEE Computer Society CPS, 2010. 1363–1366
- 19 Wei Jia-Jie, Liu Zhi-Gui, Tang Yi. Research of key recognition based on improved affine invariant moments. *Microcomputer Information*, 2010, **26**(17): 196–197  
(魏嘉杰, 刘知贵, 唐宜. 基于改进的仿射不变矩的钥匙辨识技术研究. 微计算机信息, 2010, **26**(17): 196–197)
- 20 Chen S Y, Feng J. Research on detection of fabric defects based on singular value decomposition. In: Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Information and Automation. Harbin, Heilongjiang: IEEE, 2010. 857–860
- 21 Specht D F. Probabilistic neural networks. *Neural Networks*, 1990, **3**(1): 110–118
- 22 Specht D F. Enhancements to probabilistic neural networks. In: Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks. New York, USA: IEEE, 1992. 761–768
- 23 Yang Bo, Jing Zhong-Liang. Image fusion algorithm based on the quincunx-sampled discrete wavelet frame. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(1): 12–22  
(杨波, 敬忠良. 梅花形采样离散小波框架图像融合算法. 自动化学报, 2010, **36**(1): 12–22)
- 24 Li Wei, Zhu Xue-Feng. An image fusion algorithm based on second generation wavelet transform and its performance evaluation. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(8): 817–822  
(李伟, 朱学峰. 基于第二代小波变换的图像融合方法及性能评价. 自动化学报, 2007, **33**(8): 817–822)
- 25 Liu Gui-Xi, Yang Wan-Hai. A wavelet-decomposition-based image fusion scheme and its performance evaluation. *Acta Automatica Sinica*, 2002, **28**(6): 927–934  
(刘贵喜, 杨万海. 基于小波分解的图像融合方法及性能评价. 自动化学报, 2002, **28**(6): 927–934)
- 26 Chen Rong-Yuan, Lin Li-Yu, Wang Si-Chun, Qin Qian-Qing. Remote sensing image fusion based on differential evolution algorithm under data assimilation framework. *Acta*

*Automatica Sinica*, 2010, **36**(3): 392–398  
(陈荣元, 林立宇, 王四春, 秦前清. 数据同化框架下基于差分进化的遥感图像融合. 自动化学报, 2010, **36**(3): 392–398)



**李新德** 东南大学自动化学院副教授。主要研究方向为智能机器人, 机器感知, 信息融合, 不确定推理和机器视觉。本文通信作者。E-mail: xindeli@seu.edu.cn  
(**LI Xin-De** Associate professor at the School of Automation, Southeast University. His research interest covers intelligent robot, robot perception, information fusion, reasoning under uncertainty, and machine vision. Corresponding author of this paper.)



**杨伟东** 2012 年获得东南大学数学系硕士学位。主要研究方向为信息融合和图像处理。E-mail: weidongy2007@126.com  
(**YANG Wei-Dong** Received his master degree from Southeast University in 2012. His research interest covers information fusion and image processing.)



**DEZERT Jean** 博士, 法国航空研究中心资深科学家。主要研究方向为信息融合, 不确定推理, 多准则分析的决策支持, 多传感器多目标跟踪。E-mail: jean.dezert@onera.fr  
(**DEZERT Jean** Ph. D., senior scientist at the French Aerospace Laboratory. His research interest covers information fusion, reasoning under uncertainty, multicriteria analysis for decision-making support, and multisensor multitarget tracking.)