



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102930300 B

(45) 授权公告日 2015. 07. 15

(21) 申请号 201210477495. 8

审查员 李东

(22) 申请日 2012. 11. 21

(73) 专利权人 北京航空航天大学
地址 100083 北京市海淀区学院路 37 号

(72) 发明人 魏振忠 刘畅 李楠

(74) 专利代理机构 北京派特恩知识产权代理有限公司 11270
代理人 蒋雅洁 程立民

(51) Int. Cl.
G06K 9/62(2006. 01)

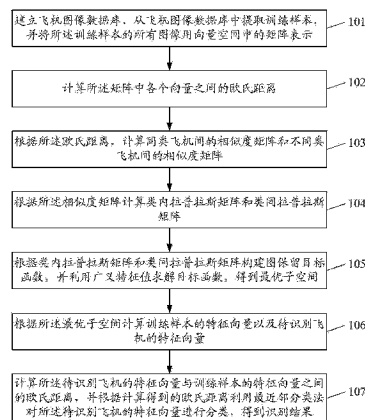
(56) 对比文件
CN 101369316 A, 2009. 02. 18,
CN 101986295 A, 2011. 03. 16,

权利要求书4页 说明书11页 附图5页

(54) 发明名称
一种飞机目标识别方法及系统

(57) 摘要

本发明公开一种飞机目标识别方法及系统,方法包括:建立飞机图像数据库并从中提取训练样本,将其中所有图像用向量空间中的矩阵表示;计算矩阵中各向量间的欧氏距离,依此计算同类飞机间的相似度矩阵和不同类飞机间的相似度矩阵;根据相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵和类间拉普拉斯矩阵;根据类内拉普拉斯矩阵和类间拉普拉斯矩阵构建图保留目标函数,并利用广义特征值求目标函数,得到最优子空间;根据最优子空间计算训练样本的特征向量和待识别飞机的特征向量;计算待识别飞机的特征向量与训练样本的特征向量间的欧氏距离,依此利用最近邻分类法对待识别飞机的特征向量分类,得到识别结果。本发明在飞机存在大姿态变换的情况下,仍能保证高识别率。



1. 一种飞机目标识别方法,其特征在于,该方法包括:

建立飞机图像数据库,从所述飞机图像数据库中提取训练样本,并将所述训练样本的所有图像用向量空间中的矩阵 X 表示;

计算所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离;

根据所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离,计算同类飞机间的相似度矩阵 W 和不同类飞机间的相似度矩阵 W^p ;

根据所述相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p ;

根据所述类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p 构建图保留目标函数,并利用广义特征值求解所述目标函数,得到最优子空间;

根据所述最优子空间计算训练样本的特征向量以及待识别飞机的特征向量;

计算所述待识别飞机的特征向量与训练样本的特征向量之间的欧氏距离,并根据计算得到的欧氏距离利用最近邻分类法对所述待识别飞机的特征向量进行分类,得到识别结果。

2. 根据权利要求 1 所述飞机目标识别方法,其特征在于,所述建立飞机图像数据库包括:

采集各类飞机不同位置和旋转角度下的顶视图仿射图像,并采集各类飞机存在尺度变换、俯仰角变换、横滚角变换的顶视图仿射图像,根据采集的所述顶视图仿射图像建立飞机图像数据库。

3. 根据权利要求 1 所述飞机目标识别方法,其特征在于,所述计算同类飞机间的相似度矩阵 W 和不同类飞机间的相似度矩阵 W^p ,包括:

根据所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离、以及先验类别信息,通过以下方式计算同类飞机间的相似度矩阵 W:

$$W_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } i \in N_{k_1}^+(j) \text{ or } j \in N_{k_1}^+(i) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

其中, $N_{k_1}^+(i)$ 表示同一类样本 x_i 的 k_1 个最近邻点的搜索集;

引入热能核函数并通过以下方式计算不同类飞机间的相似度矩阵 W^p :

$$W_{i,j}^p = \begin{cases} e^{-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma}, & \text{if } (i, j) \in P_{k_2}(c_i) \text{ or } (i, j) \in P_{k_2}(c_j) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

其中, $P_{k_2}(c_i)$ 表示属于 $\{(i, j), i \in \pi_c, j \notin \pi_c\}$ 的 k_2 近邻的数据对集合。

4. 根据权利要求 3 所述飞机目标识别方法,其特征在于,所述根据相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p ,包括:

通过以下方式计算类内拉普拉斯矩阵 B: $B = D - W$,

通过以下方式计算类间拉普拉斯矩阵 B^p : $B^p = D^p - W^p$;

其中, W 表示同类飞机间的相似度矩阵, W^p 表示不同类飞机间的相似度矩阵; D 由 $D_{ii} = \sum_{i \neq j} W_{ij}, \forall i$ 计算得到, D_{ii} 表示矩阵 D 中对角线上的第 i 个元素, D^p 由 $D_{ii}^p = \sum_{i \neq j} W_{ij}^p, \forall i$ 计算得到, D_{ii}^p 表示表示矩阵 D^p 中对角线上的第 i 个元素。

5. 根据权利要求 4 所述飞机目标识别方法,其特征在于,所根据类内拉普拉斯矩阵 B 和

类间拉普拉斯矩阵 B^p 构建图保留目标函数, 并利用广义特征值求解所述目标函数, 得到最优子空间, 包括:

通过以下方式计算离散拉普拉斯约束方程: $\mathcal{J}(\mathbf{a}) = \|\Delta \cdot \mathbf{a}\|^2 = \mathbf{a}^T \Delta^T \Delta \mathbf{a}$, 其中, Δ 为二维拉普拉斯滤波器的离散近似, 通过 $\Delta = D_1 \otimes I_2 + I_1 \otimes D_2$ 得到, D_1 为图像横向的修正诺埃曼 Neuman 近似矩阵, D_2 为图像纵向的修正 Neuman 近似矩阵, I_1 为与 D_1 对应的大小相同的单位矩阵, I_2 为与 D_2 对应的大小相同的单位矩阵, \otimes 表示克罗内克积, \mathbf{a} 表示目标函数待求解的子空间;

根据图保留准则, 并根据图像矩阵 X 、类间拉普拉斯矩阵 B^p 、类内拉普拉斯矩阵 B 、离散拉普拉斯约束方程 $\mathcal{J}(\mathbf{a})$, 建立目标函数 $\arg \max_{\mathbf{a}} \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{B} \mathbf{X}^T \mathbf{a}}{\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{B}^p \mathbf{X}^T \mathbf{a} + \alpha \mathcal{J}(\mathbf{a})}$; 其中, α 表示拉普拉斯离散约束方程的平滑度, 取值为 $0 \leq \alpha \leq 1$;

根据建立的目标函数, 通过广义特征值分解求解子空间基向量 \mathbf{a} , 所述目标函数转换为: $\mathbf{X} \mathbf{B} \mathbf{X}^T \mathbf{a} = \lambda (\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{a} + \alpha \mathcal{J}(\mathbf{a}))$, 通过广义特征值分解, 得到的最大 1 个特征值对应的 1 个特征向量 $\mathbf{A} = [a_1, a_2, \dots, a_1]$ 即为目标函数所需的最优子空间, $0 < 1 < m$, m 表示向量的维度。

6. 根据权利要求 5 所述飞机目标识别方法, 其特征在在于, 所述根据最优子空间计算训练样本的特征向量以及待识别飞机的特征向量, 包括:

将训练样本的图像 X_{train} 线性投影到所述最优子空间获取所述训练样本的特征向量, 即 $Y_{\text{train}} = A^T X_{\text{train}}$, Y_{train} 表示训练样本的特征矩阵, A^T 表示 A 的转置;

将待识别飞机的图像 X_{test} 线性投影到所述最优子空间获取所述待识别飞机的特征向量, 即 $Y = A^T X_{\text{test}}$, 其中, Y 表示待识别飞机的特征矩阵, 所述特征矩阵的维度为 $1 \times N$, 表示 1 维的 N 个待识别飞机图像的特征向量。

7. 一种飞机目标识别系统, 其特征在在于, 该系统包括:

数据库模块, 用于存储飞机图像数据库;

训练样本模块, 用于从所述飞机图像数据库中提取训练样本, 并将所述训练样本的所有图像用向量空间中的矩阵 X 表示, 计算所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离; 根据所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离, 计算同类飞机间的相似度矩阵 W 和不同类飞机间的相似度矩阵 W^p ; 根据所述相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p ; 根据所述类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p 构建图保留目标函数, 并利用广义特征值求解所述目标函数, 得到最优子空间; 根据所述最优子空间计算训练样本的特征向量;

识别模块, 用于根据所述最优子空间计算待识别飞机的特征向量; 计算所述待识别飞机的特征向量与训练样本的特征向量之间的欧氏距离, 并根据计算得到的欧氏距离利用最近邻分类法对所述待识别飞机的特征向量进行分类, 得到识别结果。

8. 根据权利要求 7 所述飞机目标识别系统, 其特征在在于, 该系统还包括数据库建立模块, 用于采集各类飞机不同位置和旋转角度下的顶视图仿射图像, 并采集各类飞机存在尺度变换、俯仰角变换、横滚角变换的顶视图仿射图像, 根据采集的所述顶视图仿射图像建立飞机图像数据库。

9. 根据权利要求 7 所述飞机目标识别系统, 其特征在在于, 所述训练样本模块进一步用于, 通过以下方式计算同类飞机间的相似度矩阵 W 和不同类飞机间的相似度矩阵 W^p :

根据所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离、以及先验类别信息,通过以下方式计算同类飞机间的相似度矩阵 W :

$$W_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } i \in N_{k_1}^+(j) \text{ or } j \in N_{k_1}^+(i) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

其中, $N_{k_1}^+(i)$ 表示同一类样本 x_i 的 k_1 个最近邻点的搜索集;

引入热能核函数并通过以下方式计算不同类飞机间的相似度矩阵 W^p :

$$W_{i,j}^p = \begin{cases} e^{-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma}, & \text{if } (i, j) \in P_{k_2}(c_i) \text{ or } (i, j) \in P_{k_2}(c_j) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

其中, $P_{k_2}(c_i)$ 表示属于 $\{(i, j), i \in \pi_c, j \notin \pi_c\}$ 的 k_2 近邻的数据对集合。

10. 根据权利要求 9 所述飞机目标识别系统,其特征在于,所述训练样本模块进一步用于,通过以下方式,根据相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p :

通过以下方式计算类内拉普拉斯矩阵 B : $B = D - W$,

通过以下方式计算类间拉普拉斯矩阵 B^p : $B^p = D^p - W^p$;

其中, W 表示同类飞机间的相似度矩阵, W^p 表示不同类飞机间的相似度矩阵; D 由 $D_{ii} = \sum_{i \neq j} W_{ij}$, $\forall i$ 计算得到, D_{ii} 表示矩阵 D 中对角线上的第 i 个元素, D^p 由 $D_{ii}^p = \sum_{i \neq j} W_{ij}^p$, $\forall i$ 计算得到, D_{ii}^p 表示表示矩阵 D^p 中对角线上的第 i 个元素。

11. 根据权利要求 10 所述飞机目标识别系统,其特征在于,所述训练样本模块进一步用于,通过以下方式,根据类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p 构建图保留目标函数,并利用广义特征值求解所述目标函数,得到最优子空间:

通过以下方式计算离散拉普拉斯约束方程: $\mathcal{J}(a) = \|\Delta \cdot a\|^2 = a^T \Delta^T \Delta a$, 其中, Δ 为二维拉普拉斯滤波器的离散近似,通过 $\Delta = D_1 \otimes I_2 + I_1 \otimes D_2$ 得到, D_1 为图像横向的修正诺埃曼 Neuman 近似矩阵, D_2 为图像纵向的修正 Neuman 近似矩阵, I_1 为与 D_1 对应的大小相同的单位矩阵, I_2 为与 D_2 对应的大小相同的单位矩阵, \otimes 表示克罗内克积, a 表示目标函数待求解的子空间;

根据图保留准则,并根据图像矩阵 X 、类间拉普拉斯矩阵 B^p 、类内拉普拉斯矩阵 B 、离散拉普拉斯约束方程 $\mathcal{J}(a)$, 建立目标函数 $\arg \max_a \frac{a^T X B X^T a}{a^T X B^p X^T a + \alpha \mathcal{J}(a)}$; 其中, α 表示拉普拉斯离散约束方程的平滑度, 取值为 $0 \leq \alpha \leq 1$;

根据建立的目标函数,通过广义特征值分解求解子空间基向量 a , 所述目标函数转换为: $X B X^T a = \lambda (a^T X L X^T a + \alpha \mathcal{J}(a))$, 通过广义特征值分解,得到的最大 1 个特征值对应的 1 个特征向量 $A = [a_1, a_2, \dots, a_1]$ 即为目标函数所需的最优子空间, $0 < 1 < m$, m 表示向量的维度。

12. 根据权利要求 11 所述飞机目标识别系统,其特征在于,所述训练样本模块进一步用于,通过以下方式,根据最优子空间计算训练样本的特征向量:

将训练样本的图像 X_{train} 线性投影到所述最优子空间获取所述训练样本的特征向量,即 $Y_{\text{train}} = A^T X_{\text{train}}$, Y_{train} 表示训练样本的特征矩阵, A^T 表示 A 的转置。

13. 根据权利要求 11 所述飞机目标识别系统,其特征在于,所述识别模块进一步用于,

通过以下方式,根据最优子空间计算待识别飞机的特征向量:

将待识别飞机的图像 X_{test} 线性投影到所述最优子空间获取所述待识别飞机的特征向量,即 $Y = A^T X_{\text{test}}$,其中, Y 表示待识别飞机的特征矩阵,所述特征矩阵的维度为 $1 \times N$,表示 1 维的 N 个待识别飞机图像的特征向量, A^T 表示 A 的转置。

一种飞机目标识别方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及模式识别和计算机视觉技术,尤其涉及一种飞机目标识别方法及系统。

背景技术

[0002] 从二维图像中识别三维运动目标,一直是计算机视觉与模式识别的研究热点和技术难点。飞机作为一类典型的三维运动目标,分析其特征并对其进行机型的自动识别始终受到国内外学者的研究和关注。鉴于飞机飞行时所处的姿态、飞机与电荷耦合器件 (CCD, Charge Coupled Device) 相机的相对位置、飞机所处环境等多方面因素的影响,导致飞机图像上呈现出飞机发生相似变换、仿射变换、尺度变化、存在噪声、目标被遮挡等情况,从而造成提取飞机图像的不变量特征比较困难,飞机机型识别难度较大。

[0003] 传统的飞机图像识别方法,主要是根据飞机图像的外形轮廓信息提取不变量特征,并结合各种分类器进行飞机机型的判定。截止目前对不变量特征提取的研究,产生了大量类别的不变量特征,如 Hu 矩、仿射矩、Zernike 矩、小波矩、角点特征、SIFT 特征等,这些特征被广泛应用于飞机图像识别的研究中,显示出各自的优势和不足。其中, Hu 矩是由 7 个不变矩构成的一组特征量,这些特征量具有旋转、缩放和平移不变性;仿射矩是对于二维仿射变换具有不变性的特征量;角点特征是指,图像中目标边界上曲率超过一定阈值的局部极大值点;SIFT 特征是一种基于尺度空间的,对图像平移、旋转、缩放、甚至仿射变换保持不变性的图像局部特征。

[0004] 在这些不变量特征中,不同类别的不变量特征,对飞机在各种飞行情况下采集到的图像有不同的不变性容忍能力;如:仿射矩能够在飞机飞行时由于俯仰角和横滚角小角度变化导致的飞机图像畸变、扭曲情况下,保持不变;小波矩能够在飞机图像大小存在尺度变化时保持不变;SIFT 特征能够在飞机图像存在仿射变化时保持不变,且具有较好的抗噪性能。因此,采用单一类别的不变量特征,容易满足某些特定应用环境的识别要求,而对其他应用环境的识别效果较差。如果单独利用某一类别的不变量特征,结合分类器,去构造在各种环境下都有较高识别率的飞机图像识别系统,是不可行的。

[0005] 根据整体可由多个个体组成的原则,如果能将多个类别的不变量特征根据各种规则融合起来,则可以构造出较为通用的飞机图像识别系统,从而有效提高飞机在各种环境影响下的识别率。目前一种基于多不变量和多分类器融合的飞机识别方法,是将飞机图像的 4 种不变量特征:仿射矩、Zernike 矩、小波矩、SIFT 特征点梯度模值,结合支持向量机组成 4 种分类器,采用自适应权重投票法进行多分类器融合,以提高飞机机型识别率。该方法相比单一类别的不变量特征识别方法,对飞机在多环境影响下的识别率有了较大提高。但该方法在实现过程中针对不同飞机图像情况需要选择不变量特征和分类器、以及确定融合方式,整个过程不满足飞机识别中实时性的要求;并且该方法对于诸如图像中的飞机存在大姿态变换时,这些不变量的特征会存在多值性,因此对于这种情况,该识别方法的通用性会大大降低,存在识别率低下或失效的问题。

发明内容

[0006] 有鉴于此,本发明的主要目的在于提供一种飞机目标识别方法及系统,以解决飞机存在大姿态变换时,现有识别方法存在识别率低下或失效的问题。

[0007] 为达到上述目的,本发明的技术方案是这样实现的:

[0008] 本发明提供一种飞机目标识别方法,该方法包括:

[0009] 建立飞机图像数据库,从所述飞机图像数据库中提取训练样本,并将所述训练样本的所有图像用向量空间中的矩阵 X 表示;

[0010] 计算所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离;

[0011] 根据所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离,计算同类飞机间的相似度矩阵 W 和不同类飞机间的相似度矩阵 W^p ;

[0012] 根据所述相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p ;

[0013] 根据所述类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p 构建图保留目标函数,并利用广义特征值求解所述目标函数,得到最优子空间;

[0014] 根据所述最优子空间计算训练样本的特征向量以及待识别飞机的特征向量;

[0015] 计算所述待识别飞机的特征向量与训练样本的特征向量之间的欧氏距离,并根据计算得到的欧氏距离利用最近邻分类法对所述待识别飞机的特征向量进行分类,得到识别结果。

[0016] 所述建立飞机图像数据库包括:

[0017] 采集各类飞机不同位置和旋转角度下的顶视图仿射图像,并采集各类飞机存在尺度变换、俯仰角变换、横滚角变换的顶视图仿射图像,根据采集的所述顶视图仿射图像建立飞机图像数据库。

[0018] 所述计算同类飞机间的相似度矩阵 W 和不同类飞机间的相似度矩阵 W^p ,包括:

[0019] 根据所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离、以及先验类别信息,通过以下方式计算同类飞机间的相似度矩阵 W:

$$[0020] \quad W_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } i \in N_{k_1}^+(j) \text{ or } j \in N_{k_1}^+(i) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

[0021] 其中, $N_{k_1}^+(i)$ 表示同一类样本 x_i 的 k_1 个最近邻点的搜索集;

[0022] 引入热能核函数并通过以下方式计算不同类飞机间的相似度矩阵 W^p :

$$[0023] \quad W_{i,j}^p = \begin{cases} e^{-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma}, & \text{if } (i, j) \in P_{k_2}(c_i) \text{ or } (i, j) \in P_{k_2}(c_j) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

[0024] 其中, $P_{k_2}(c_i)$ 表示属于 $\{(i, j), i \in \pi_c, j \notin \pi_c\}$ 的 k_2 近邻的数据对集合。

[0025] 所述根据相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p ,包括:

[0026] 通过以下方式计算类内拉普拉斯矩阵 B: $B = D - W$,

[0027] 通过以下方式计算类间拉普拉斯矩阵 B^p : $B^p = D^p - W^p$;

[0028] 其中, W 表示同类飞机间的相似度矩阵, W^p 表示不同类飞机间的相似度矩阵; D 由

$$D_{ii} = \sum_{i \neq j} W_{ij}, \forall i \text{ 计算得到, } D_{ii} \text{ 表示矩阵 D 中对角线上的第 } i \text{ 个元素, } D^p \text{ 由 } D^p_{ii} = \sum_{i \neq j} W^p_{ij}, \forall i \text{ 计算得}$$

到, D_{ii}^p 表示表示矩阵 D^p 中对角线上的第 i 个元素。

[0029] 所根据类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p 构建图保留目标函数, 并利用广义特征值求解所述目标函数, 得到最优子空间, 包括:

[0030] 通过以下方式计算离散拉普拉斯约束方程: $\mathcal{J}(\mathbf{a}) = \|\Delta \cdot \mathbf{a}\|^2 = \mathbf{a}^T \Delta^T \Delta \mathbf{a}$, 其中, Δ 为二维拉普拉斯滤波器的离散近似, 通过 $\Delta = D_1 \otimes I_2 + I_1 \otimes D_2$ 得到, D_1 为图像横向的修正诺埃曼 Neuman 近似矩阵, D_2 为图像纵向的修正 Neuman 近似矩阵, I_1 为与 D_1 对应的大小相同的单位矩阵, I_2 为与 D_2 对应的大小相同的单位矩阵, \otimes 表示克罗内克积, \mathbf{a} 表示目标函数待求解的子空间;

[0031] 根据图保留准则, 并根据图像矩阵 X 、类间拉普拉斯矩阵 B^p 、类内拉普拉斯矩阵 B 、离散拉普拉斯约束方程 $\mathcal{J}(\mathbf{a})$, 建立目标函数 $\arg \max_{\mathbf{a}} \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{B} \mathbf{X}^T \mathbf{a}}{\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{B}^p \mathbf{X}^T \mathbf{a} + \alpha \mathcal{J}(\mathbf{a})}$; 其中, α 表示拉普拉斯离散约束方程的平滑度, 取值为 $0 \leq \alpha \leq 1$;

[0032] 根据建立的目标函数, 通过广义特征值分解求解子空间基向量 \mathbf{a} , 所述目标函数转换为: $\mathbf{X} \mathbf{B} \mathbf{X}^T \mathbf{a} = \lambda (\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{a} + \alpha \mathcal{J}(\mathbf{a}))$, 通过广义特征值分解, 得到的最大 1 个特征值对应的 1 个特征向量 $\mathbf{A} = [a_1, a_2, \dots, a_1]$ 即为目标函数所需的最优子空间, $0 < 1 < m$, m 表示向量的维度。

[0033] 所述根据最优子空间计算训练样本的特征向量以及待识别飞机的特征向量, 包括:

[0034] 将训练样本的图像 X_{train} 线性投影到所述最优子空间获取所述训练样本的特征向量, 即 $Y_{\text{train}} = A^T X_{\text{train}}$, Y_{train} 表示训练样本的特征矩阵, A^T 表示 A 的转置;

[0035] 将待识别飞机的图像 X_{test} 线性投影到所述最优子空间获取所述待识别飞机的特征向量, 即 $Y = A^T X_{\text{test}}$, 其中, Y 表示待识别飞机的特征矩阵, 所述特征矩阵的维度为 $1 \times N$, 表示 1 维的 N 个待识别飞机图像的特征向量。

[0036] 本发明还提供一种飞机目标识别系统, 该系统包括:

[0037] 数据库模块, 用于存储飞机图像数据库;

[0038] 训练样本模块, 用于从所述飞机图像数据库中提取训练样本, 并将所述训练样本的所有图像用向量空间中的矩阵 X 表示, 计算所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离; 根据所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离, 计算同类飞机间的相似度矩阵 W 和不同类飞机间的相似度矩阵 W^p ; 根据所述相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p ; 根据所述类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p 构建图保留目标函数, 并利用广义特征值求解所述目标函数, 得到最优子空间; 根据所述最优子空间计算训练样本的特征向量;

[0039] 识别模块, 用于根据所述最优子空间计算待识别飞机的特征向量; 计算所述待识别飞机的特征向量与训练样本的特征向量之间的欧氏距离, 并根据计算得到的欧氏距离利用最近邻分类法对所述待识别飞机的特征向量进行分类, 得到识别结果。

[0040] 该系统还包括数据库建立模块, 用于采集各类飞机不同位置和旋转角度下的顶视图仿射图像, 并采集各类飞机存在尺度变换、俯仰角变换、横滚角变换的顶视图仿射图像, 根据采集的所述顶视图仿射图像建立飞机图像数据库。

[0041] 所述训练样本模块进一步用于, 通过以下方式计算同类飞机间的相似度矩阵 W 和

不同类飞机间的相似度矩阵 W^p :

[0042] 根据所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离、以及先验类别信息, 通过以下方式计算同类飞机间的相似度矩阵 W :

$$[0043] \quad W_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } i \in N_{k_1}^+(j) \text{ or } j \in N_{k_1}^+(i) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

[0044] 其中, $N_{k_1}^+(i)$ 表示同一类样本 x_i 的 k_1 个最近邻点的搜索集 ;

[0045] 引入热能核函数并通过以下方式计算不同类飞机间的相似度矩阵 W^p :

$$[0046] \quad W_{i,j}^p = \begin{cases} e^{-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma}, & \text{if } (i, j) \in P_{k_2}(c_i) \text{ or } (i, j) \in P_{k_2}(c_j) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

[0047] 其中, $P_{k_2}(c_i)$ 表示属于 $\{(i, j), i \in \pi_c, j \notin \pi_c\}$ 的 k_2 近邻的数据对集合。

[0048] 所述训练样本模块进一步用于, 通过以下方式, 根据相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p :

[0049] 通过以下方式计算类内拉普拉斯矩阵 B : $B = D - W$,

[0050] 通过以下方式计算类间拉普拉斯矩阵 B^p : $B^p = D^p - W^p$;

[0051] 其中, W 表示同类飞机间的相似度矩阵, W^p 表示不同类飞机间的相似度矩阵 ; D 由 $D_{ii} = \sum_{i \neq j} W_{ij}, \forall i$ 计算得到, D_{ii} 表示矩阵 D 中对角线上的第 i 个元素, D^p 由 $D_{ii}^p = \sum_{i \neq j} W_{ij}^p, \forall i$ 计算得到, D_{ii}^p 表示表示矩阵 D^p 中对角线上的第 i 个元素。

[0052] 所述训练样本模块进一步用于, 通过以下方式, 根据类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p 构建图保留目标函数, 并利用广义特征值求解所述目标函数, 得到最优子空间 :

[0053] 通过以下方式计算离散拉普拉斯约束方程 : $\mathcal{J}(a) = \|\Delta \cdot a\|^2 = a^T \Delta^T \Delta a$, 其中, Δ 为二维拉普拉斯滤波器的离散近似, 通过 $\Delta = D_1 \otimes I_2 + I_1 \otimes D_2$ 得到, D_1 为图像横向的修正诺埃曼 Neuman 近似矩阵, D_2 为图像纵向的修正 Neuman 近似矩阵, I_1 为与 D_1 对应的大小相同的单位矩阵, I_2 为与 D_2 对应的大小相同的单位矩阵, \otimes 表示克罗内克积, a 表示目标函数待求解的子空间 ;

[0054] 根据图保留准则, 并根据图像矩阵 X 、类间拉普拉斯矩阵 B^p 、类内拉普拉斯矩阵 B 、

离散拉普拉斯约束方程 $\mathcal{J}(a)$, 建立目标函数 $\arg \max_a \frac{a^T X B X^T a}{a^T X B^p X^T a + \alpha \mathcal{J}(a)}$; 其中, α 表示

拉普拉斯离散约束方程的平滑度, 取值为 $0 \leq \alpha \leq 1$;

[0055] 根据建立的目标函数, 通过广义特征值分解求解子空间基向量 a , 所述目标函数转换为 : $X B X^T a = \lambda (a^T X L X^T a + \alpha \mathcal{J}(a))$, 通过广义特征值分解, 得到的最大 1 个特征值对应的 1 个特征向量 $A = [a_1, a_2, \dots, a_1]$ 即为目标函数所需的最优子空间, $0 < 1 < m$, m 表示向量的维度。

[0056] 所述训练样本模块进一步用于, 通过以下方式, 根据最优子空间计算训练样本的特征向量 :

[0057] 将训练样本的图像 X_{train} 线性投影到所述最优子空间获取所述训练样本的特征向量, 即 $Y_{\text{train}} = A^T X_{\text{train}}$, Y_{train} 表示训练样本的特征矩阵, A^T 表示 A 的转置。

[0058] 所述识别模块进一步用于,通过以下方式,根据最优子空间计算待识别飞机的特征向量:

[0059] 将待识别飞机的图像 X_{test} 线性投影到所述最优子空间获取所述待识别飞机的特征向量,即 $Y = A^T X_{\text{test}}$,其中, Y 表示待识别飞机的特征矩阵,所述特征矩阵的维度为 $1 \times N$,表示 1 维的 N 个待识别飞机图像的特征向量, A^T 表示 A 的转置。

[0060] 本发明所提供的一种飞机目标识别方法及系统,在飞机存在大姿态变换的情况下,仍能保证较高的识别率;且本发明能够满足飞机识别中实时性的要求,能够适应多种不同情况下的飞机目标识别,通用性较高。

附图说明

[0061] 图 1 为本发明实施例的一种飞机目标识别方法的流程图;

[0062] 图 2 为本发明实施例的图像集一中的飞机图像示意图;

[0063] 图 3 为本发明实施例的图像集二中的飞机图像示意图;

[0064] 图 4 为本发明实施例的一种飞机目标识别系统的结构示意图;

[0065] 图 5 为本发明实施例的一种测试系统的结构示意图;

[0066] 图 6 为本发明实施例中 WMFA-SS 与其他五种算法的识别率 - 特征维度示意图。

具体实施方式

[0067] 下面结合附图和具体实施例对本发明的技术方案进一步详细阐述。

[0068] 本发明实施例提供一种飞机目标识别方法,如图 1 所示,主要包括:

[0069] 步骤 101,建立飞机图像数据库,从所述飞机图像数据库中提取训练样本,并将训练样本的所有图像用向量空间中的矩阵 X 表示。

[0070] 其中,建立飞机图像数据库包括:采集各类飞机不同位置和旋转角度下的顶视图仿射图像,并采集各类飞机存在尺度变换、俯仰角变换、横滚角变换的顶视图仿射图像,根据采集的所述顶视图仿射图像建立飞机图像数据库。

[0071] 下面以 F22、F111、M2000、SU27 这四类外形相似的飞机为例,详细说明飞机图像数据库的建立过程。

[0072] 利用 3DsMax 软件采集各类飞机(本实施例中包括 F22、F111、M2000、SU27 这四类飞机)不同位置和旋转角度下的顶视图仿射图像(简称图像集一),包括:

[0073] 首先采集飞机在图像存在上、下、左、右移动 5 个像素(本发明实施例并不仅限于 5 个像素,也可以为其他数值)的位置变换图像,这样每类飞机获得 5 幅图像(包括没发生移动的原图像、上移动 5 个像素的位置变换图像、下移 5 个像素的位置变换图像、左移 5 个像素的位置变换图像、右移 5 个像素的位置变换图像);

[0074] 再对上述每幅图像进行 20 度为间隔(本发明实施例并不仅限于 20 度,也可以为其他数值)的 360 度旋转变换,这样每类飞机获得 $90(5 \times 360/20)$ 幅存在平移变换和旋转变换的图像,4 类飞机一共获得 360 幅图像;

[0075] 再对每幅图像进行预处理,即将灰度图像变为二值图像,图像大小统一变为 48×48 像素的图像,处理后所有图像为 48×48 像素的二值图像,如图 2 所示,图中 (a)、(b)、(c)、(d) 分别代表 F22、F111、M2000、SU27 的二值图像。

[0076] 利用 3DsMax 软件采集各类飞机（本实施例中包括 F22、F111、SU27 这三类飞机）存在尺度变换、俯仰角变换、横滚角变换的顶视图仿射图像（简称图像集二），包括：

[0077] 首先采集每类飞机的俯仰角和横滚角图像，从 -20 度到 20 度每隔 5 度（本发明实施例并不仅限于从 -20 度到 20 度，也可以为其他范围，也不仅限于 5 度的间隔，还可以为其他间隔）为间隔进行采集，这样每类飞机一共得到 81（即 9 种俯仰角 × 9 种横滚角）幅图像；

[0078] 再对每一幅图像进行 7 种（本发明实施例并不仅限于 7 种，也可以为其他数值）尺度变换，即缩小或放大为原图的 1/2、3/4、1、3/2、7/4、2 倍（本发明实施例并不仅限于这些倍数，也可以为其他数值），最终每类飞机获得 567（81 × 7）幅图像，并同时也对所有图像预处理成 48 × 48 的二值图像，如图 3 所示，图中（a）、（b）、（c）分别代表 F22、F111、SU27 的二值图像。

[0079] 如此一来，数据库所包含的信息如下表所示：

	图像集一	图像集二
图像总数	360	1701
[0080] 飞机型号数	4	3
每类型号飞机图像总数	90	567

[0081] 从飞机图像数据库中提取训练样本，将训练样本的所有图像用向量空间中的矩阵 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ 表示，其中， N 表示训练样本的飞机图像总数，该飞机图像集中的飞机类别为 c 类，每个向量 x_i 的维度为 $48 \times 48 = 2304$ ，对应的类别标签 $c_i \in \{1, 2, \dots, N_c\}$ ， N_c 是指训练样本中第 c 类飞机图像的总数。

[0082] 在实际应用中，可以提取飞机图像数据库中的所有图像作为训练样本，也可以提取飞机图像数据库中的部分图像作为训练样本。例如：从飞机图像数据库的图像集一中选取 200 幅图像、数据库的图像集二中选取 900 幅图像作为训练样本。后续以提取飞机图像数据库中的所有图像作为训练样本为例进行说明。

[0083] 对于数据库的图像集一， N 为 360， c 为 4， N_c 为 90， $c_i = 1$ 代表的飞机图像为 F111， $c_i = 2$ 代表的飞机图像为 F22， $c_i = 3$ 代表的飞机图像为 M2000， $c_i = 4$ 代表的飞机图像为 SU27；

[0084] 对于数据库的图像集二， N 为 1701， c 为 3， N_c 为 576， $c_i = 1$ 代表的飞机图像为 F111， $c_i = 2$ 代表的飞机图像为 F22， $c_i = 3$ 代表的飞机图像为 SU27。

[0085] 步骤 102，计算所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离。

[0086] 欧氏距离也称作欧几里得距离，矩阵 X 中 x_i 向量与 x_j 向量的欧氏距离计算公式为： $d_{(ij)m} = \sqrt{(x_{i1} - x_{j1})^2 + \dots + (x_{im} - x_{jm})^2}$ ， m 表示 x_i 和 x_j 向量是 m 维空间。对应上述的飞机图像数据库举例，其 $m = 2304$ ，计算矩阵 X 中的各个向量的欧氏距离得到的是一个 $N \times N$ 的对称矩阵 E ， N 是指矩阵 X 所表示的 N 个向量， x_i 和 x_j 之间的欧氏距离用 D_{ij} 表示。

[0087] 步骤 103，根据所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离，计算同类飞机间的相似度矩阵 W 和不同类飞机间的相似度矩阵 W^p 。

[0088] 具体的：

[0089] 根据矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离、以及先验类别信息计算同类飞机间的相

似度矩阵 W , 计算公式为：
$$W_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } i \in N_{k_1}^+(j) \text{ or } j \in N_{k_1}^+(i) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$
 其中, $N_{k_1}^+(i)$ 是同一类样本 x_i 的

k_1 个最近邻点的搜索集; k_1 指的是距离 x_i 这个点最近的 k_1 个点, 并且这 k_1 个点都代表与 x_i 同样型号的飞机, k_1 的取值是一个开放性的选择, 通常为 2 到 $N_c - 1$ 之间, N_c 是指第 c 类飞机图像的总数; 先验类别信息是指, 已知这幅飞机图像中的飞机具体是哪一个型号的飞机, 例如是 F22 或 SU27;

[0090] 引入热能核函数计算不同类飞机间的相似度矩阵 W^p , 计算公式为：

$$W_{i,j}^p = \begin{cases} e^{-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma}, & \text{if } (i, j) \in P_{k_2}(c_i) \text{ or } (i, j) \in P_{k_2}(c_j) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$
 其中, $P_{k_2}(c_i)$ 表示属于 $\{(i, j), i \in \pi_c, j \notin \pi_c\}$ 的

k_2 近邻的数据对集合。 π_c 表示飞机型号的索引集合, 例如: 在上述图像集一中, π_c 为 $\{1, 2, 3, 4\}$, 分别表示 F22、F111、M2000、SU27, 图像集二中, π_c 为 $\{1, 2, 3\}$; 因此, 如果 $i \in \pi_c$ 表示 x_i 是属于型号为 c 的飞机, 即 F111; $\{(i, j), i \in \pi_c, j \notin \pi_c\}$ 是指 x_i 属于这个类别, x_j 属于另外的一个类别。

[0091] c_i 是指 x_i 这个点所表示的飞机型号类别, 例如 $i = 2$ 是指 x_2 这个点属于 $c_2 = 1$, 即为型号 1 的飞机, $i = 200$ 是指 x_{200} 这个点属于 $c_4 = 4$, 即为型号 4 的飞机; 以图像集一中选取 200 幅图像为训练样本为例, 当 $1 \leq i \leq 50$ 时, $c_i = 1$, 当 $51 \leq i \leq 100$ 时, $c_i = 2$, 当 $101 \leq i \leq 150$ 时, $c_i = 3$, 当 $151 \leq i \leq 200$ 时, $c_i = 4$; $P_{k_2}(c_i)$ 表示从所有点中选取的两个点 x_i, x_j 必须是分属于不同类别的, 并且 x_i, x_j 这两个点是离得最近的 k_2 个点。

[0092] 步骤 104, 根据所述相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p 。

[0093] 具体的：

[0094] 类内拉普拉斯矩阵 B 的计算公式为： $B = D - W$,

[0095] 类间拉普拉斯矩阵 B^p 的计算公式为： $B^p = D^p - W^p$ 。

[0096] 其中, W 表示同类飞机间的相似度矩阵, W^p 表示不同类飞机间的相似度矩阵; D 由 $D_{ii} = \sum_{i \neq j} W_{ij}, \forall i$ 计算得到, D_{ii} 表示矩阵 D 中对角线上的第 i 个元素, D^p 由 $D_{ii}^p = \sum_{i \neq j} W_{ij}^p, \forall i$ 计算得到, D_{ii}^p 表示表示矩阵 D^p 中对角线上的第 i 个元素。

[0097] 步骤 105, 根据所述类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p 构建图保留目标函数, 并利用广义特征值求解所述目标函数, 得到最优子空间。

[0098] 具体的：

[0099] 计算离散拉普拉斯约束方程, 其计算公式为： $\mathcal{J}(a) = \|\Delta \cdot a\|^2 = a^T \Delta^T \Delta a$, 其中, Δ 为二维拉普拉斯滤波器的离散近似, 其计算公式为： $\Delta = D_1 \otimes I_2 + I_1 \otimes D_2$, D_1 为图像横向的修正诺埃曼 (Neuman) 近似矩阵, D_2 为图像纵向的修正 Neuman 近似矩阵, I_1 为与 D_1 对应的大小相同的单位矩阵, I_2 为与 D_2 对应的大小相同的单位矩阵, \otimes 表示克罗内克 (kronecker) 积, a 表示为最终目标函数待求解的子空间;

[0100] 根据图保留准则, 并根据图像矩阵 X 、类间拉普拉斯矩阵 B^p 、类内拉普拉斯矩阵 B 、

离散拉普拉斯约束方程 $\mathcal{J}(\mathbf{a})$ ，建立目标函数 $\arg \max_{\mathbf{a}} \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{B} \mathbf{X}^T \mathbf{a}}{\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{B}^p \mathbf{X}^T \mathbf{a} + \alpha \mathcal{J}(\mathbf{a})}$ ；其中， α 表示

拉普拉斯离散约束方程的平滑度，取值为 $0 \leq \alpha \leq 1$ ；

[0101] 根据上述建立的目标函数，通过广义特征值分解求解子空间基向量 \mathbf{a} ，上述目标函数可以转换为： $\mathbf{X} \mathbf{B} \mathbf{X}^T \mathbf{a} = \lambda (\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{a} + \alpha \mathcal{J}(\mathbf{a}))$ ，通过广义特征值分解，求得的最大 1 个特征值对应的 1 个特征向量 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_1]$ 即是目标函数所需的最优子空间。

[0102] 步骤 106，根据所述最优子空间计算训练样本的特征向量以及待识别飞机的特征向量。

[0103] 具体的：

[0104] 将训练样本的图像 X_{train} 线性投影到所述最优子空间获取所述训练样本的特征向量，即 $Y_{\text{train}} = \mathbf{A}^T X_{\text{train}}$ ， Y_{train} 表示训练样本的特征矩阵， \mathbf{A}^T 表示 \mathbf{A} 的转置；

[0105] 将待识别的飞机图像 X_{test} 线性投影到此子空间获取其特征向量，计算公式为： $Y = \mathbf{A}^T X_{\text{test}}$ ，其中， Y 即是待识别飞机的特征矩阵，其维度为 $1 \times N$ ，表示 1 维的 N 个待识别飞机图像的特征向量。

[0106] 本发明实施例的这种特征向量计算方法，也称为一种基于空间平滑的加权边缘鉴别分析 (WMFA-SS) 特征提取方法。

[0107] 步骤 107，计算所述待识别飞机的特征向量与训练样本的特征向量之间的欧氏距离，并根据计算得到的欧氏距离利用最近邻分类法对所述待识别飞机的特征向量进行分类，得到识别结果。

[0108] 具体的：选取一个测试样本（即待识别飞机图像）的特征向量，计算该测试样本的特征向量与所有训练样本的特征向量之间的欧氏距离，从中选择最小的欧氏距离，将该测试样本的类别归为与其欧氏距离最小的训练样本的类别（训练样本的类别已知）；

[0109] 对于所有测试样本，都是按照上述这种方式来进行类别的确定。

[0110] 需要说明的是，本发明对飞机的识别并不仅限于上述实施例所举的 4 类飞机，对于其他类型的飞机，根据本发明实施例的技术方案，也能很好的进行识别。

[0111] 本发明实施例还提供一种飞机目标识别系统，如图 4 所示，该系统包括：数据库模块 10、训练样本模块 20 和识别模块 30。其中，

[0112] 数据库模块 10，用于存储飞机图像数据库；

[0113] 训练样本模块 20，用于从所述飞机图像数据库中提取训练样本，并将所述训练样本的所有图像用向量空间中的矩阵 \mathbf{X} 表示，计算所述矩阵 \mathbf{X} 中各个向量之间的欧氏距离；根据所述矩阵 \mathbf{X} 中各个向量之间的欧氏距离，计算同类飞机间的相似度矩阵 \mathbf{W} 和不同类飞机间的相似度矩阵 \mathbf{W}^p ；根据所述相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 \mathbf{B} 和类间拉普拉斯矩阵 \mathbf{B}^p ；根据所述类内拉普拉斯矩阵 \mathbf{B} 和类间拉普拉斯矩阵 \mathbf{B}^p 构建图保留目标函数，并利用广义特征值求解所述目标函数，得到最优子空间；根据所述最优子空间计算训练样本的特征向量；

[0114] 识别模块 30，用于根据所述最优子空间计算待识别飞机的特征向量；计算所述待识别飞机的特征向量与训练样本的特征向量之间的欧氏距离，并根据计算得到的欧氏距离利用最近邻分类法对所述待识别飞机的特征向量进行分类，得到识别结果。

[0115] 较佳的，该系统还包括数据库建立模块 40，用于采集各类飞机不同位置和旋转角

度下的顶视图仿射图像,并采集各类飞机存在尺度变换、俯仰角变换、横滚角变换的顶视图仿射图像,根据采集的所述顶视图仿射图像建立飞机图像数据库。

[0116] 所述训练样本模块 20 进一步用于,通过以下方式计算同类飞机间的相似度矩阵 W 和不同类飞机间的相似度矩阵 W^p :

[0117] 根据所述矩阵 X 中各个向量之间的欧氏距离、以及先验类别信息,通过以下方式计算同类飞机间的相似度矩阵 W :

$$[0118] \quad W_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } i \in N_{k_1}^+(j) \text{ or } j \in N_{k_1}^+(i) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

[0119] 其中, $N_{k_1}^+(i)$ 表示同一类样本 x_i 的 k_1 个最近邻点的搜索集;

[0120] 引入热能核函数并通过以下方式计算不同类飞机间的相似度矩阵 W^p :

$$[0121] \quad W_{i,j}^p = \begin{cases} e^{-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma}, & \text{if } (i, j) \in P_{k_2}(c_i) \text{ or } (i, j) \in P_{k_2}(c_j) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

[0122] 其中, $P_{k_2}(c_i)$ 表示属于 $\{(i, j), i \in \pi_c, j \notin \pi_c\}$ 的 k_2 近邻的数据对集合。

[0123] 所述训练样本模块 20 进一步用于,通过以下方式,根据相似度矩阵计算类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p :

[0124] 通过以下方式计算类内拉普拉斯矩阵 B : $B = D - W$,

[0125] 通过以下方式计算类间拉普拉斯矩阵 B^p : $B^p = D^p - W^p$;

[0126] 其中, W 表示同类飞机间的相似度矩阵, W^p 表示不同类飞机间的相似度矩阵; D 由 $D_{ii} = \sum_{i \neq j} W_{ij}$, $\forall i$ 计算得到, D_{ii} 表示矩阵 D 中对角线上的第 i 个元素, D^p 由 $D^p_{ii} = \sum_{i \neq j} W^p_{ij}$, $\forall i$ 计算得到, D^p_{ii} 表示表示矩阵 D^p 中对角线上的第 i 个元素。

[0127] 所述训练样本模块 20 进一步用于,通过以下方式,根据类内拉普拉斯矩阵 B 和类间拉普拉斯矩阵 B^p 构建图保留目标函数,并利用广义特征值求解所述目标函数,得到最优子空间:

[0128] 通过以下方式计算离散拉普拉斯约束方程: $\mathcal{J}(a) = \|\Delta \cdot a\|^2 = a^T \Delta^T \Delta a$, 其中, Δ 为二维拉普拉斯滤波器的离散近似,通过 $\Delta = D_1 \otimes I_2 + I_1 \otimes D_2$ 得到, D_1 为图像横向的修正 Neuman 近似矩阵, D_2 为图像纵向的修正 Neuman 近似矩阵, I_1 为与 D_1 对应的大小相同的单位矩阵, I_2 为与 D_2 对应的大小相同的单位矩阵, \otimes 表示克罗内克积, a 表示目标函数待求解的子空间;

[0129] 根据图保留准则,并根据图像矩阵 X 、类间拉普拉斯矩阵 B^p 、类内拉普拉斯矩阵 B 、

离散拉普拉斯约束方程 $\mathcal{J}(a)$, 建立目标函数 $\arg \max_a \frac{a^T X B X^T a}{a^T X B^p X^T a + \alpha \mathcal{J}(a)}$; 其中, α 表示

拉普拉斯离散约束方程的平滑度, 取值为 $0 \leq \alpha \leq 1$;

[0130] 根据建立的目标函数,通过广义特征值分解求解子空间基向量 a , 所述目标函数转换为: $X B X^T a = \lambda (a^T X L X^T a + \alpha \mathcal{J}(a))$, 通过广义特征值分解,得到的最大 1 个特征值对应的 1 个特征向量 $A = [a_1, a_2, \dots, a_1]$ 即为目标函数所需的最优子空间, $0 < 1 < m$, m 表示向量的维度。

[0131] 所述训练样本模块 20 进一步用于,通过以下方式,根据最优子空间计算训练样本

的特征向量：

[0132] 将训练样本的图像 X_{train} 线性投影到所述最优子空间获取所述训练样本的特征向量，即 $Y_{\text{train}} = A^T X_{\text{train}}$ ， Y_{train} 表示训练样本的特征矩阵， A^T 表示 A 的转置。

[0133] 所述识别模块 30 进一步用于，通过以下方式，根据最优子空间计算待识别飞机的特征向量：

[0134] 将待识别飞机的图像 X_{test} 线性投影到所述最优子空间获取所述待识别飞机的特征向量，即 $Y = A^T X_{\text{test}}$ ，其中， Y 表示待识别飞机的特征矩阵，所述特征矩阵的维度为 $1 \times N$ ，表示 1 维的 N 个待识别飞机图像的特征向量， A^T 表示 A 的转置。

[0135] 为证明本发明实施例的识别方法及系统的可靠性，以及对于飞机存在多种姿态变换时仍具有较高的识别率，本发明实施例还提供了一种测试系统，如图 5 所示，该测试系统主要包括：数据库模块 10、数据输入模块 50、训练样本模块 60 和测试样本模块 70。

[0136] 数据库模块 10，用于存储飞机图像数据库，所述飞机图像数据库的建立过程与前述实施例中相同，此处不再赘述；

[0137] 数据输入模块 50，其输入为所述飞机图像数据库中的图像，所述数据输入模块 50 用于对所述飞机图像数据库中的图像进行随机划分，划分为训练样本图像集和测试样本图像集；

[0138] 训练样本模块 60，其输入为训练样本图像集，输出为 WMFA-SS 子空间矩阵 A 和训练样本的特征向量 Y_{train} ；训练样本模块 60 用于利用 WMFA-SS 特征提取方法训练出最优子空间矩阵 A 、以及通过将训练样本线性投影到此最优子空间 A ，获得其特征向量 Y_{train} ；获得方法与前述实施例中相同，此处不再赘述；

[0139] 测试样本模块 70，其输入为测试样本图像集、由 WMFA-SS 特征提取方法得到的最优子空间 A 、以及训练样本的特征向量，输出为最终飞机识别的测试结果；

[0140] 测试样本模块 70 将测试样本图像线性投影到由训练样本学习得到的子空间，子空间内的测试样本的表示即为测试样本的特征向量；然后，将训练样本的特征向量和测试样本的特征向量用最近邻分类方法进行分类，最终根据测试样本分类的结果与测试样本所表示的型号是否一致来计算最终的识别率。

[0141] 较佳的，该测试系统还可以包括：结果输出模块、主界面、用户界面模块；其中，结果输出模块用于从所述测试样本模块 70 中读取所述飞机图像的识别结果，并在主界面上的图像结果显示区输出识别结果所对应的最佳特征维度；主界面用于实时显示训练样本模块 60 的训练过程及结果、测试图像的投影过程以及分类识别结果；用户界面模块，用于处理用户对界面的操作，包括移动、最大化、最小化窗口以及需训练图像和识别图像在所述主界面上的显示和更新。

[0142] 通过上述测试系统，利用前述数据库的图像集一进行测试评价，评价的目的是为了证明本发明的识别方法及系统相比现有的识别方法和系统，对于大姿态旋转角度下的飞机识别具有更高的可识别性。测试中随机选取数据库的图像集一中的 200 幅图像用于训练样本模块进行训练，其余的 160 幅图像即用于测试样本模块进行测试。为了保证测试的客观性，所有测试系统都运行 30 次，最终选取了识别率最高的一次为识别率 - 特征维度关系图，即 WMFA-SS 算法与其他 5 种现有识别方法在不同特征维度下的识别率关系，如图 6 所示，并将 30 次识别率的平均值、方差和最大值列于图 6 中。WMFA-SS 算法与其他五种算法的

识别率比较如下表所示：

[0143]

算法	识别率 (均值 ± 方差%)	最高识别率 (%)
PCA+LDA	70.1 ± 7.37(3)	74.4(3)
PCA+MFA	72.5 ± 0.57(4)	75.0(4)
PCA+WMFA	73.1 ± 1.34(6)	77.0(6)
LDA-SS	70.5 ± 0.49(2)	82.5(2)
MFA-SS	81.1 ± 0.58(3)	86.3(3)
WMFA-SS	85.4 ± 0.78(3)	90.0(3)

[0144] 上表中, PCA 是指主成分分析, LDA 是指线性鉴别分析, MFA 是指边缘鉴别分析, WMFA 是指加权边缘鉴别分析, LDA-SS 是指基于空间平滑的线性鉴别分析, WMFA-SS 是指基于空间平滑的加权边缘鉴别分析。

[0145] 利用前述数据库的图像集二进行测试评价, 评价目的是为了证明本发明的识别方法及系统相比现有的识别方法和系统, 对于不同变换 (尺度、俯仰旋转、横滚角旋转) 下以及飞机部分被遮挡的情况下的飞机识别具有更高的可识别性。本测试随机选取数据库的图像集二中的 900 幅图像用于训练样本模块进行训练, 其余的 801 幅图像即用于测试样本模块进行测试。现有飞机识别算法 - 基于多不变量和多分类器融合的飞机识别算法 (MCF-MI) 与本发明的识别率比较如下表所示：

[0146]

算法	识别率 (%)	特征维度
MCF-MI	92.18	/
WMFA-SS	99.25	9

[0147] 可以看出, 本发明的识别系统对于不同变换下、以及飞机出现部分被遮挡情况下的识别率高于现有的识别算法 MCF-MI。

[0148] 综上所述, 本发明实施例的飞机目标识别方法及系统, 在飞机存在大姿态变换的情况下, 仍能保证较高的识别率; 且本发明能够满足飞机识别中实时性的要求, 能够适应多种不同情况下的飞机目标识别, 通用性较高。

[0149] 以上所述, 仅为本发明的较佳实施例而已, 并非用于限定本发明的保护范围。

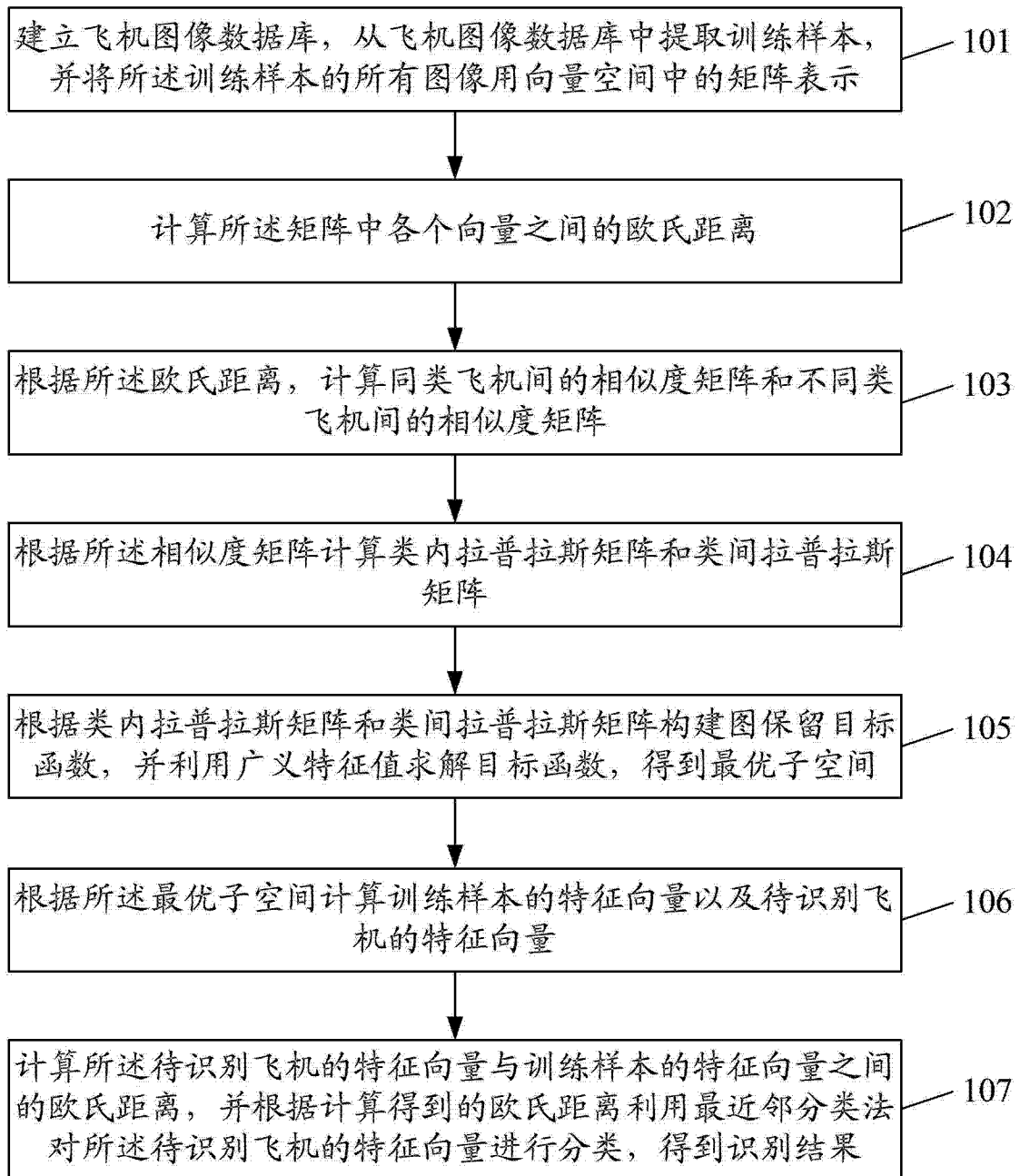


图 1

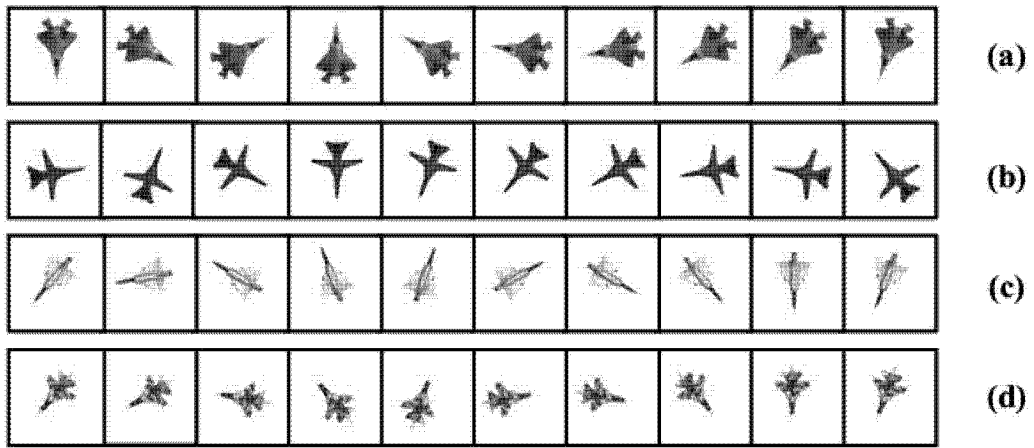


图 2

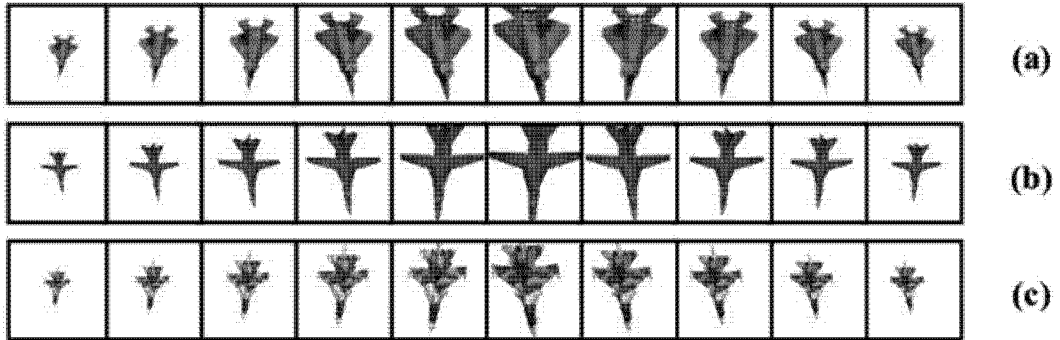


图 3

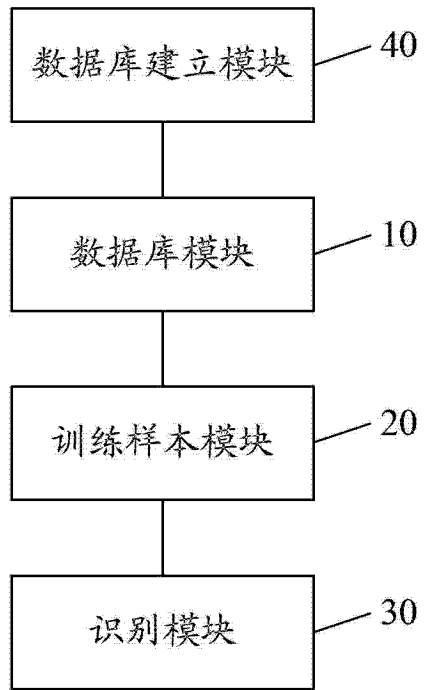


图 4

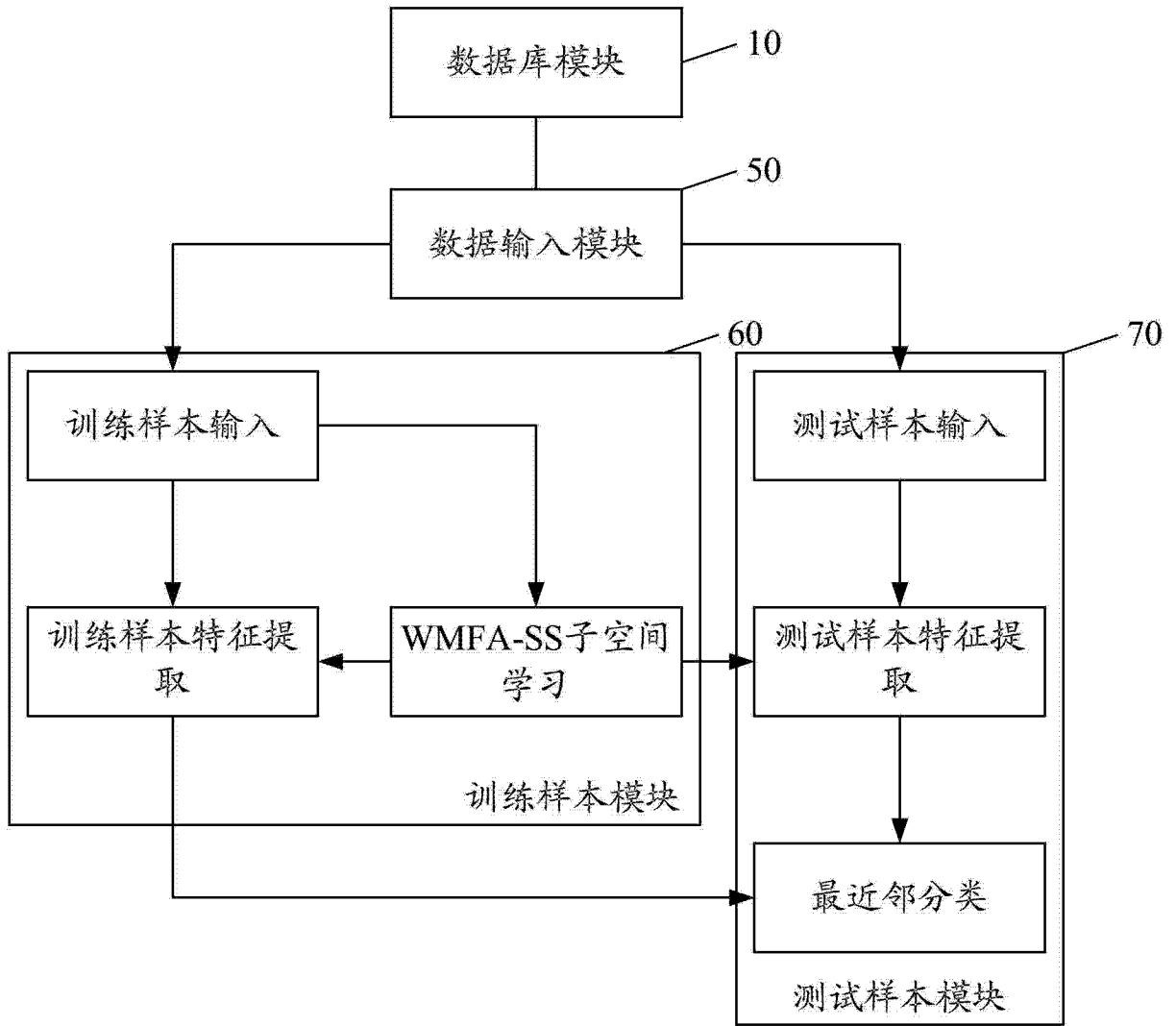


图 5

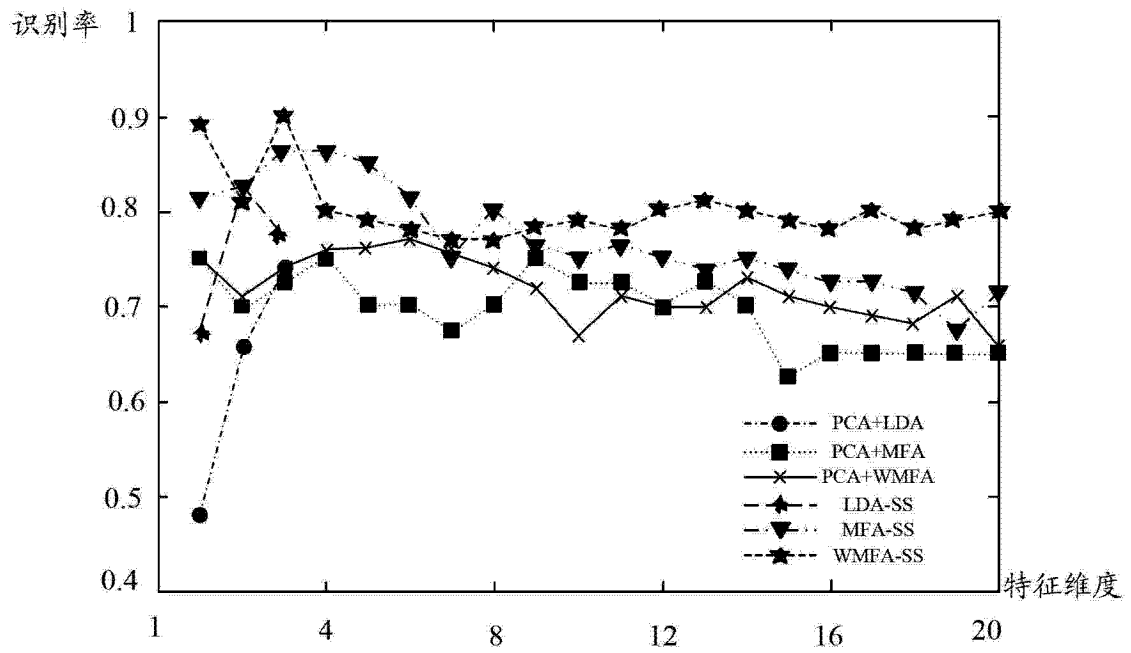


图 6