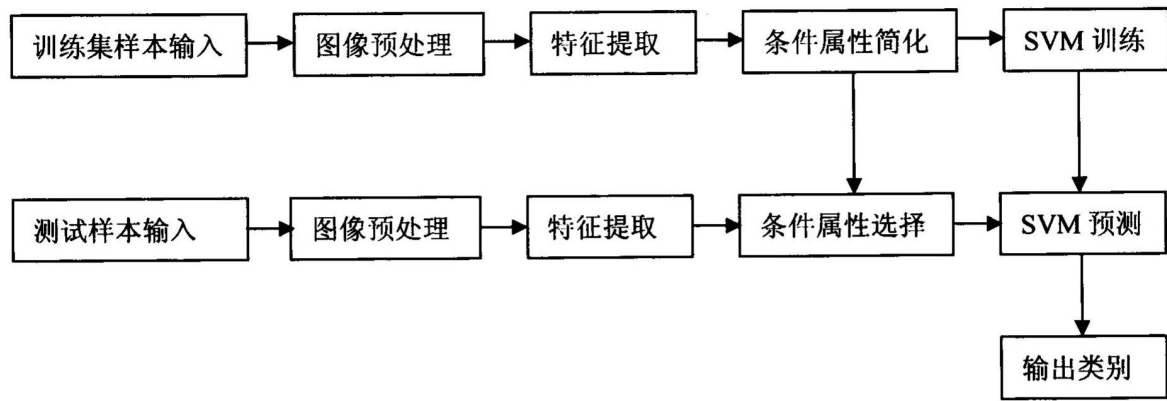


[0001] 本发明涉及一种遥感图像中军用飞机的识别方法,其技术特征是:建立多尺度参考军用飞机模型库;然后提取在目标图像发生模糊的情况下仍保持不变的16个特征,包括六个Hu矩 $M_2 \cdots M_7$ 、两个4阶不变矩 $M_8$ 和 $M_9$ 和八个复数矩 $\text{Re}(C_{30}C_{12}C_{02})$ ,  $\text{Re}(C_{40}C_{12}^2C_{02})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{12}C_{02}^2)$ ,  $\text{Re}(C_{40}C_{12}C_{03})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{12}^2C_{03})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{02}C_{03})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{12}C_{04})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{05})$ ;利用粗糙集中的属性频度算法去除冗余属性,降低飞机特征维数,建立新属性集;之后带入多类支持向量机分类器中进行训练,并对待识别飞机目标预测,最终输出飞机型号。有益效果:由于采用多尺度矩特征模型方法,可以适应各种尺度及模糊程度的飞机目标。采用粗糙集,能够减少属性数目的同时不影响分类性能,可提高识别速度;3、支持向量机是专门针对小样本情况,具有较高的泛化能力和较好的推广能力。



1.一种遥感图像中军用飞机的识别方法,其特征在于:

1.1建立多尺度参考军用飞机模型库;

1.2提取在目标图像发生模糊的情况下仍保持不变的16个特征,包括六个Hu矩 $M_2 \cdots M_7$ 、两个4阶不变矩 $M_8$ 和 $M_9$ 和八个复数矩 $\text{Re}(C_{30}C_{12}C_{02})$ ,  $\text{Re}(C_{40}C_{12}^2C_{02})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{12}C_{02}^2)$ ,  $\text{Re}(C_{40}C_{12}C_{03})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{12}^2C_{03})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{02}C_{03})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{12}C_{04})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{05})$ ;

1.3建立与尺度和模糊度有关的多级不变矩特征库,利用粗糙集中的属性频度算法去除冗余属性,来获得飞机特征库的最优属性约简,然后合并几组最优或较优的约简属性集建立新属性集,具体步骤如下:

a)根据粗糙集约简方法得到的约简属性系列集,依次搜索出符合属性频度算法的几组约简属性集,要求每一组的属性不能相同,核属性除外;

b)把上述几组属性集组合成一组新的属性集,如果这个新属性集的属性个数超过了属性总数目的50%或者搜索到最后一个就停止本次搜索返回上一步,否则进入下一步;

c)通过a和b步的循环执行,找出所有符合要求的属性集;

1.4带入多类支持向量机分类器中进行训练,并对待识别飞机目标预测,输出飞机型号。

2.根据权利要求1所述的遥感图像中军用飞机的识别方法,其特征在于:所述的多类支持向量机采用的是基于决策有向无环图的支持向量机。

3.根据权利要求1所述的遥感图像中军用飞机的识别方法,其特征在于:所述的基于决策有向无环图的支持向量机核函数采用径向基核函数

$$(K(A,B))_{ij} = \exp(-\gamma \|A_i - B_j\|^2) \quad i=1, \dots, m, j=1, \dots, k, \text{ 其中 } A \in \mathbb{R}^{m \times n}, B \in \mathbb{R}^{n \times k},$$

其中,  $\gamma$  是核函数的跨度系数,为正的常数。

4.根据权利要求1或3所述的遥感图像中军用飞机的识别方法,其特征在于:所述的基于决策有向无环图的支持向量机训练中采用五重交叉验证来选择参数 $C, \gamma$ ,其中 $C$ 是惩罚参数,  $\gamma$  是核函数的跨度系数。

## 一种遥感图像中军用飞机的识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种遥感图像中军用飞机的识别方法,用于遥感图像中军事目标快速自动识别和判读,成像源是可见光。

### 背景技术

[0002] 遥感图像中目标快速自动识别和判读一直是计算机视觉和模式领域的研究热点。快速识别地面上军事团状目标,如军用飞机、坦克、车辆、军舰、油库、建筑物等,有利于我军作战指挥员实时把握敌方动态进行决策分析并迅速做出反应赢得战争的胜利,因此研究这些军事目标的快速自动识别、判读技术,具有重要的战略意义。目标识别的关键技术有两个部分:特征提取和识别方法。特征提取基本思想是对目标图像的不变量特征加以数字化并提取其特征,最具有代表性的目标特征是角点、矩和纹理。识别方法基本思想是根据特征提取算法获取的特征向量对待识别对象赋一个类别标记,最具有代表性的方法是K近邻、基于人工智能的知识基系统以及神经网络。

[0003] 研究人员和技术人员提出了多种目标识别方法,但仍存在很多问题。方法1:采用Hu矩不变量作为特征,运用K近邻的方法进行识别。此方法的缺点在于:只适合于目标图像和周围环境变化不大的情况,难以解决姿态变化和目标污损变模糊等问题。方法2:利用角点作为目标特征。此方法的缺点在于:对噪声比较敏感,不适合于遥感图像目标识别。方法3:利用人工智能的知识基系统进行目标识别。此方法的缺点在于:只适合于小规模的目标识别,难以辨识可供利用的知识源和知识的验证,同时难以在适应新场景中有效地组织知识。方法4:采用线矩特征依模板匹配的方法。此方法的缺点在于:计算复杂,利用遍历搜索,搜寻方法耗时。方法5:采用纹理特征依BP神经网络的方法。此方法的缺点在于:对目标光照变化敏感,算法复杂,人为干扰大。以上几种方法都有一个共同的缺点:计算复杂度大,在模糊图像情况下目标特征不稳定,不适合于遥感图像中军用飞机识别的实时性和准确性。因此,针对以往目标识别算法的缺陷,在遥感图像中军用飞机识别应用中引入多尺度矩特征模型和基于粗糙集与支持向量机相结合的算法,可适应不同尺度和模糊程度的飞机目标;利用粗糙集消除冗余属性,可提高识别速度;利用支持向量机可提高预测分类精度。

### 发明内容

[0004] 要解决的技术问题

[0005] 为了避免现有技术的不足之处,本发明提出一种遥感图像中军用飞机的识别方法,是基于粗糙集与支持向量机相结合的识别算法。针对目标大小及模糊程度的改变采用在多尺度上计算目标矩特征(经推导得出不受图像模糊影响的矩不变量),然后经粗糙集计算约简属性,消除无关信息,之后由支持向量机分类器进行训练并对待识别飞机目标预测输出其型号。

[0006] 技术方案

[0007] 本发明的基本思想是对适应遥感图像中军用飞机目标各种可能的尺度及模糊程

度表现形式,快速准确识别目标。建立各种飞机多尺度矩特征模型,可以自适应遥感图像中的军用飞机目标,再经过粗糙集与支持向量机结合算法,可得到效果最优的识别结果。

[0008] 本发明的技术特征在于:

[0009] a)建立多尺度参考军用飞机模型库;

[0010] b)提取在目标图像发生模糊的情况下仍保持不变的16个特征,包括六个Hu矩 $M_2 \cdots M_7$ 、两个4阶不变矩 $M_8$ 和 $M_9$ 和八个复数矩 $\text{Re}(C_{30}C_{12}C_{02})$ ,  $\text{Re}(C_{40}C_{12}^2C_{02})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{12}C_{02}^2)$ ,  $\text{Re}(C_{40}C_{12}C_{03})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{12}^2C_{03})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{02}C_{03})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{12}C_{04})$ ,  $\text{Re}(C_{50}C_{05})$ ;

[0011] c)建立与尺度和模糊度有关的多级不变矩特征库,利用粗糙集中的属性频度算法去除冗余属性,来获得飞机特征库的最优属性约简,建立新属性集;

[0012] d)带入多类支持向量机分类器中进行训练,并对待识别飞机目标预测,最终输出飞机型号。

[0013] 所述的新属性集是合并几组最优或较优的约简属性集,具体步骤如下:

[0014] a)根据粗糙集约简方法得到的约简属性系列集,依次搜索出符合属性频度算法的几组约简属性集,要求每一组的属性不能相同(核属性除外);

[0015] b)把上述几组属性集组合成一组新的属性集,如果这个新属性集的属性个数超过了属性总数目的50%或者搜索到最后一个就停止本次搜索返回上一步,否则进入下一步;

[0016] c)通过a和b步的循环执行,可以找出所有符合要求的属性集。假如得到了几组新的属性集,就需要根据专家经验选择出一组最符合实际要求的属性集。

[0017] 所述的多类支持向量机采用的是基于决策有向无环图的支持向量机(DAGSVM)。

[0018] 所述的基于决策有向无环图的支持向量机核函数采用径向基(RBF)核函数 $(K(A, B))_{ij} = \exp(-\gamma \|A_i - B_j\|^2)$   $i=1, \dots, m, j=1, \dots, k$ , 其中 $A \in R^{m \times n}$ ,  $B \in R^{n \times k}$ ,  $\gamma$  是一个正的常数(核函数的跨度系数)。

[0019] 所述的基于决策有向无环图的支持向量机训练中采用五重交叉验证来选择参数 $(C, \gamma)$ , 其中 $C$ 是惩罚参数,  $\gamma$  是RBF函数的跨度系数。

[0020] 有益效果

[0021] 本发明所提出的方法相对于其它方法,具有优良的性能:1、由于采用多尺度矩特征模型方法,每一级内的矩特征在该级的尺度变化范围内是相对稳定的,可以适应各种尺度及模糊程度的飞机目标;2、采用粗糙集,能够减少属性数目的同时不影响分类性能,可提高识别速度;3、支持向量机是专门针对小样本情况,具有较高的泛化能力和较好的推广能力。

## 附图说明

[0022] 图1:本发明方法的基本流程图

[0023] 图2:尺寸Size=1,0.5,0.25,0.125的9种不同形状飞机4尺度多级图像模型库

[0024] 图3:F-15飞机部分目标数据库(未加高斯模糊)

## 具体实施方式

[0025] 现结合附图对本发明作进一步描述:

[0026] 用于实施的硬件环境是:Pentium-2.66G计算机、256MB内存、64M显卡,运行的软件环境是:Window XP。我们用VC++及MATLAB 7.1程序设计语言实现了本发明提出的方法。

[0027] 本发明主要集中在军用飞机目标的多尺度矩特征库建立和目标识别上,整个流程可以参考附图1。

[0028] 本发明具体实施步骤如下:

[0029] 1、首先给出用于分类识别的9种飞机的4尺度目标模型如附图2。我们采用了5阶以下不超过4次的共16个不变矩见表1,组成特征向量建立特征库例子见表2。其公式如下:

[0030] 表1 16个特征对照表

[0031]

序号	特征	序号	特征	序号	特征	序号	特征
1	$M_2$	5	$M_6$	9	$\text{Re}(C_{30}C_{12}C_{02})$	13	$\text{Re}(C_{50}C_{12}^2C_{03})$
2	$M_3$	6	$M_7$	10	$\text{Re}(C_{40}C_{12}^2C_{02})$	14	$\text{Re}(C_{50}C_{02}C_{03})$
3	$M_4$	7	$M_8$	11	$\text{Re}(C_{50}C_{12}C_{02}^2)$	15	$\text{Re}(C_{50}C_{12}C_{04})$
4	$M_5$	8	$M_9$	12	$\text{Re}(C_{40}C_{12}C_{03})$	16	$\text{Re}(C_{50}C_{05})$

[0032]  $M_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$

[0033]  $M_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$

[0034]  $M_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$

[0035]  $M_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2]$   
 $+ (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$

[0036]  $M_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$

[0037]  $M_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2]$   
 $+ (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$

[0038]  $M_8 = (\eta_{04} + \eta_{40} - 6\eta_{22})^2 + 16(\eta_{31} - \eta_{13})^2$

[0039]  $M_9 = (\eta_{04} + \eta_{40} - 6\eta_{22})[(\eta_{20} - \eta_{02})^2 - 4\eta_{11}^2] + 16\eta_{11}(\eta_{31} - \eta_{13})(\eta_{20} - \eta_{02})$

[0040]  $C_{pq} = \sum_{r=0}^p \sum_{s=0}^q \binom{p}{r} \binom{q}{s} (-1)^{q-s} (i)^{(p+q)-(r+s)} m_{r+s, (p+q)-(r+s)}$

[0041] 表2具有4级特征矢量的部分目标不变矩特征库

[0042]

类型	尺寸	特征矢量			
F22	1	2.49431207	2.52301016	2.50731086	2.49909103
		5.13259652	5.11637894	5.16839788	5.14414217
		4.52845808	2.56195450	2.58919876	2.54391899
		3.01804768	3.04557348	3.07760102	3.03358067
	0.5	2.51987795	2.55210824	2.56847834	2.53263690
		5.10920669	5.75636631	4.00074558	5.86969428
		2.50344099	2.51020860	3.43907860	-3.99986039
		4.05044686	4.04018541	4.01146388	
	0.25	2.81497721	2.77753830	2.01360188	2.36317852
		4.58894943	5.36064011	5.82280840	3.55938467
		4.59559991	2.36297376	2.82604661	3.56406458
		3.49079910	2.04006658	2.35472286	2.84067790
	0.125	-5.69440582	-2.71073380	-3.30295960	-4.28127177
		-3.49585809	-2.04208332	-2.35742410	-2.84441285
		4.33551410	6.34430727	6.75740927	6.41965008
		3.30308719	2.02860332	-2.30338156	2.73317426

[0043] 2、利用粗糙集约简属性,组建新属性集,降低矩特征库维数。

[0044] 采用粗糙集中的属性频度算法,其主要思想是考虑差别矩阵的全体属性组合,一个非核属性若在差别矩阵中出现的次数较多,说明这个属性在辨别两个决策不同的对象中所起的作用较大,应首先选入属性约简中,同时包含这个属性的所有属性组合同时剔除。

[0045] 经计算产生四组约简属性集见表3,属性2和3是核属性,属性9、10、11、15是重要属性,因此九类军用飞机新属性集包括属性2,3,9,10,11,15,致使表2的矩特征库约简为表4形式。

[0046] 表3九类军用飞机四种约简属性集

[0047]

	属 性		
第一组	2	3	15
第二组	2	3	11
第三组	2	3	10
第四组	2	3	9

[0048] 表4具有4级特征矢量的部分目标经约简后的不变矩特征库

[0049]	类型	尺寸	特征矢量		
	F22	1	2.52301016	5.14414217	4.52845808
			2.56195450	3.04557348	3.07760102
		0.5	2.55210824	2.56847834	6.41414663
			2.50344099	2.51020860	4.04018541
		0.25	2.77753830	2.01360188	4.59559991
			2.36297376	2.82604661	2.35472286
		0.125	-2.71073380	-3.30295960	4.33551410
			6.34430727	6.75740927	-2.30338156

[0050] 3、将经过约简后的四尺度矩特征模型作为训练样本带到支持向量机中进行训练，并对1782个测试样本进行预测如附图3。

[0051] 利用基于决策有向无环图支持向量机DAGSVM(Directed Acyclic Graph Support Vector Machines)对样本进行训练与测试。训练阶段，决策有向无环图方式所需训练的子分类器与一对一方式下的子分类器一样，也是 $k(k-1)/2$ 个( $k$ 是类别数)。在测试阶段，该方式构造一个带有根节点的二值有向无环图，该图共有 $k(k-1)/2$ 个内部节点和 $k$ 个叶节点，其中每个内部节点对应一个二值支持向量机分类器，每个叶节点对应一个类标记。对一个飞机测试样本 $x$ ，首先将其输入根节点分类器，由该分类器的输出决定飞机测试样本下一步的走向(0向左,1向右);接着，第二个分类器的输出决定飞机测试样本再下一步的走向;以此类推直至飞机测试样本达到某叶节点，该叶节点的值就是所代表的飞机类别。

[0052] 4、识别结果及其分析

[0053] 这里我们用A-10攻击机、B-2、B-52轰炸机、EA-6侦察机和F-15、F-16、F117、F-22、MIG-21战斗机共九类飞机做实验。从表5、表6可以看出，比分别使用K近邻法、多层前向神经网络的精度高，耗时低，结果表明，本发明使得遥感图像中军用飞机识别的精度得以较大的提高，优于其他目标识别方法。

[0054] 表5九种飞机型号识别结果(属性数为16个)

[0055]

识别方法	K近邻分类器	多层前向神经网络	DAGSVM
识别时间(ms)	435~500	480~550	220~280
识别率(%)	45~65	50~70	75~95

[0056] 表6九种飞机型号识别结果(属性数为6个)

[0057]

识别方法	K近邻分类器	多层前向神经网络	DAGSVM
识别时间(ms)	350~420	370~460	70~130
识别率(%)	35~60	45~65	75~95



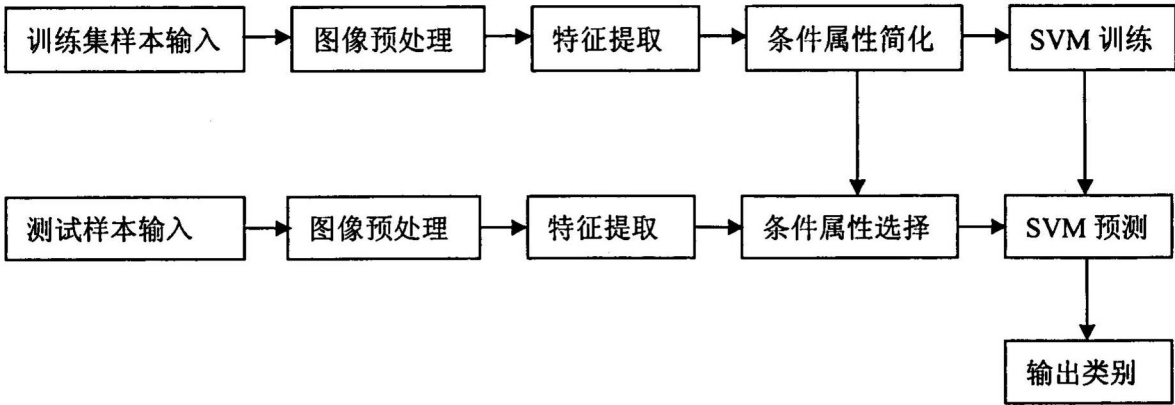


图1

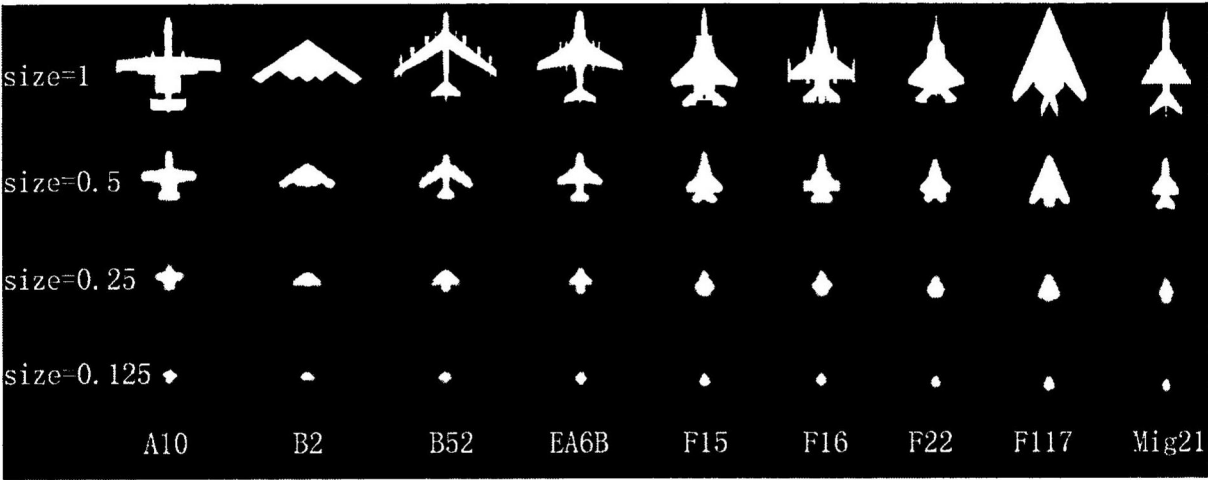


图2

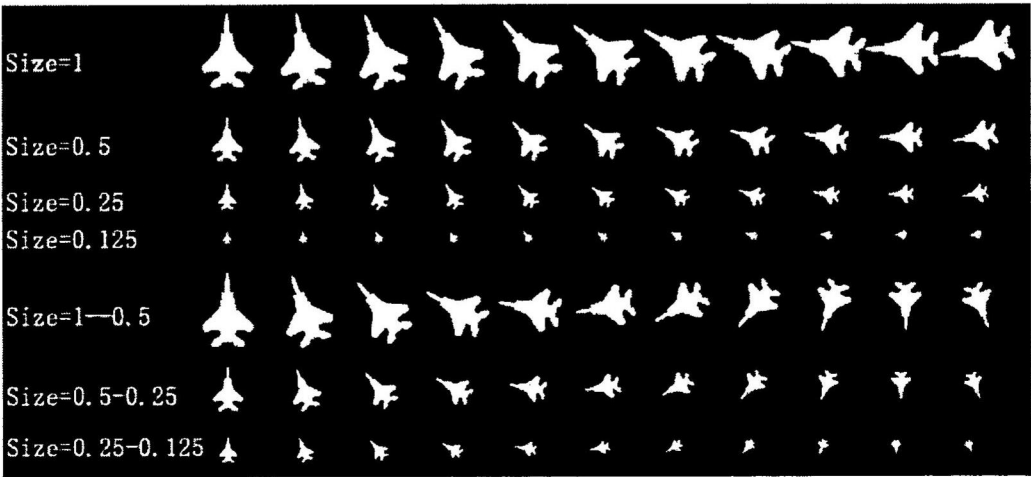


图3