

控制与决策

Control and Decision

基于运动分解和H-SVM的空战目标机动识别

徐西蒙, 杨任农, 于洋, 张涛

引用本文:

徐西蒙, 杨任农, 于洋, 等. 基于运动分解和H-SVM的空战目标机动识别[J]. *控制与决策*, 2020, 35(5): 1265–1272.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1210>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于空间金字塔池化特征的日常工具分类识别

Household tools classification recognition based on spatial pyramid pooling features

控制与决策. 2019, 34(7): 1481–1486 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1748>

一种改进的广义标签多伯努利机动扩展目标跟踪算法

An improved generalized labeled multi-Bernoulli filter for maneuvering extended target tracking

控制与决策. 2019, 34(10): 2143–2149 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0126>

基于改进C-SVC的工控网络安全态势感知

Industrial control network security situation awareness based on improved C-SVC

控制与决策. 2017, 32(7): 1223–1228 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0551>

累积量测序列的区间云变换及识别

Interval cloud transform and recognition research of accumulative measurement sequence data

控制与决策. 2015, 30(8): 1345–1355 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0748>

线性微分博弈系统的识别域判别

Determining discriminating domain for linear differential games

控制与决策. 2015(7): 1329–1332 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0876>

一种基于FCOWA-ER的SVM多分类方法

A multi-class SVM based on FCOWA-ER

控制与决策. 2015(10): 1773–1778 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1215>

基于具有自适应分段损失函数支持向量机的产品销售预测模型

Product sale forecasting method based on support vector machine with adaptive segmented loss function

控制与决策. 2015(10): 1803–1809 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2013.1541>

基于GMM的多模态过程模态识别与过程监测

Mode identification and process monitoring for multiple mode processes based on GMM

控制与决策. 2015(1): 53–58 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2013.1589>

基于运动分解和H-SVM的空战目标机动识别

徐西蒙^{1†}, 杨任农¹, 于洋², 张涛¹

(1. 空军工程大学空管领航学院, 西安 710051; 2. 中国人民解放军95810部队, 北京 100076)

摘要: 目标机动识别是空战态势感知中的关键问题. 针对现有识别方法主观因素较多、模型复杂、难以满足实时性和识别准确率不够高等问题, 提出一种基于运动分解和层次支持向量机(hierarchical support vector machine, H-SVM)的机动识别方法. 利用 ν -SVM 二分类器构造 H-SVM 多分类器. 结合运动分解思想, 提出从不同方向对目标机动动作进行分解识别的方法, 简化识别过程的同时增强识别的针对性. 选取空战训练测量仪(air combat maneuvering instrument, ACMI)中的实测空战训练数据并构造机动识别样本数据, 对识别模型进行训练, 并通过实例仿真分析不同算法机动识别的性能. 结果表明, 所提出的识别方法具有较高的准确性和实时性, 可以对战斗机的各类机动动作进行准确、快速地识别.

关键词: 空战; 机动识别; H-SVM; 运动分解; ACMI

中图分类号: V249

文献标志码: A

Target maneuver recognition in air combat based on motion decomposition and H-SVM

XU Xi-meng^{1†}, YANG Ren-nong¹, YU Yang², ZHANG Tao¹

(1. Air Traffic Control and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2. Unit 95810 of the PLA, Beijing 100076, China)

Abstract: Target maneuver recognition is a key problem in air combat situation awareness. Aiming at the problems of the existing recognition methods such as more subjective factors, complicated models, difficult to meet the real-time performance and low recognition accuracy, a maneuver recognition method based on motion decomposition and hierarchical support vector machine (H-SVM) is proposed. The H-SVM multi-classifier is constructed by using the ν -SVM binary classifier. Combined with the idea of motion decomposition, this paper proposes a method to decompose and recognize target maneuver from different directions, which simplifies the recognition process and enhances the pertinence of recognition. The measured air combat training data in the air combat maneuvering instrument (ACMI) is selected to construct the maneuver recognition sample data, and the model is trained. The performance of different algorithms for maneuver recognition is analyzed by instance simulation, and the results show that the proposed method has high accuracy and real-time performance, which can accurately and quickly recognize different maneuvers of the warcraft.

Keywords: air combat; maneuver recognition; H-SVM; motion decomposition; ACMI

0 引言

空战目标机动识别是指在一定空战态势下, 对目标机当前时刻的机动动作进行识别^[1]. 随着空战环境的日益复杂以及空空导弹等精确制导武器杀伤性能的提升, 在空战中对目标机的机动动作进行准确、快速地识别不仅是空战态势感知的重要任务和迫切需求, 更是进行轨迹预测、威胁评估和机动决策的前提条件^[2].

机动识别本质上属于模式识别问题^[3]. 目前, 国

外军用飞机的机动识别方法尚未公开, 国内应用比较广泛的机动识别方法有专家系统和机器学习. 例如文献[4]利用专家系统从历史飞行数据中提取出不同机动动作的飞行参数变化特征构建动作识别库, 采用推理机进行正向推理完成识别. 研究发现, 专家系统法存在的缺点是对于某些战术机动动作、知识表达表现出多层嵌套关系, 导致飞行参数变化特征难以提取; 而且系统的建立需要大量依靠领域专家的经验知识, 较多地体现了主观人为因素. 空战中战斗机的

机动受飞机性能、飞行员操作习惯和空战态势等多种因素影响,会体现出复杂多变、随机性强的特点,在识别模型中较多地融入研究者的主观判断不足以表达空战环境中战斗机机动的客观真实性,因此会影响机动识别的准确性.机器学习方法中使用比较广泛的是贝叶斯网络,例如文献[5-6]中的贝叶斯网络通过多种描述特征对机动动作的知识进行表达,进而推理实现识别.贝叶斯网络法的缺点是模型比较复杂,网络结构和参数的确定同样要依靠领域专家的经验知识,主观性较强;而且该方法模型复杂度高,识别过程计算量大,所需时间较长,不容易满足空战机动识别的实时性需求.针对这些问题,部分学者又提出了基于神经网络和支持向量机等机器学习算法的机动识别方法.例如,文献[7-9]提出了利用历史飞行数据训练模糊支持向量机,从数据分类的角度实现机动识别;文献[10]提出了运用模糊神经网络进行机动识别,考虑了机动动作的随机性和模糊性.这类方法不需要对识别过程进行建模,而是利用算法从飞行数据中挖掘飞行参数与机动动作的映射关系,将机动识别问题等效为数据分类问题,因此避免了主观因素的影响;而且模型经过训练后,通过对飞行参数的分类实现机动识别,所需时间很短,可以满足实时识别的需求.这类方法克服了传统方法存在的主观性强、模型复杂和识别效率低等缺点,已经成功应用于飞行员训练的操纵品质评估^[7-10],但由于研究尚处于起步阶段,还没有应用于空战对抗中的目标机动识别.如果将这类方法的优势扩展到空战对抗环境中,应用于空战目标的机动识别,会对战斗机作战能力和生存能力的提升大有裨益.

基于此,本文将空战目标机动识别问题等效为数据分类问题,采用多分类支持向量机^[11](support vector machine, SVM)进行机动识别.目前,多分类SVM主要有“一对多(one versus rest, 1-V-R)型”和“一对一(one versus one, 1-V-1)型”两种^[12].1-V-R通过依次训练二分类SVM将每个类别与其余类别进行区分,将样本分类为具有最大分类函数的那一类;1-V-1在每两个类别中都训练一个二分类SVM,再用投票法对样本进行分类.这两种算法的缺点是当类别数目和训练样本数目较大时,分类计算量大、速度慢,很难满足实时分类的需求.因此,本文选用了模型复杂度较低的层次支持向量机^[13](hierarchical support vector machine, H-SVM),然后结合运动分解的思想建立识别模型,将多分类问题简化为二分类问题.模型训练过程中,选用空战训练测量仪(air combat maneuvering instrument, ACMI)中的实测空战

训练数据,试图挖掘出战斗机飞行参数的变化特征与机动动作的映射关系.ACMI是一种空战数据记录设备,可以实时采集、传输并保存战斗机的时间、位置、速度和姿态等数据,可为空战问题的研究提供大量客观真实的数据^[14].仿真结果表明,该方法可以对战斗机的机动动作进行准确、快速地识别.

1 v -SVM分类算法

目前,构造SVM多分类器一般利用Vapnik提出的C-SVM作为二分类器^[15],它的正则化参数C对分类性能有直接影响,而且变化范围很大,选择合适的取值十分困难,导致C-SVM的泛化性能有较大的不确定性.为了解决这个问题,本文选用 v -SVM作为二分类器^[16],它的参数 v 具有明确的物理意义而且只在区间 $[0, 1]$ 内变化,与参数C相比更容易选择. v -SVM分类算法如下.

针对二分类问题,设定训练样本集 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$.其中: $x_i \in R^n, y_i \in \{i - 1\}, i = 1, 2, \dots, n$.选择适当的核函数 $K(x, x_i)$ 和参数 v ,求解以下最优化问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, y_j). \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0; \quad (2)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq 1/n, i = 1, 2, \dots, n; \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i \geq v. \quad (4)$$

得到最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_n^*)^T$.在上式中,参数 v 的物理意义是:错分样本数占总样本数的上界,支持向量数占总样本数的下界,故 $0 \leq v \leq 1$.

选取 $j \in S_+ = \{i | \alpha_i^* \in (0, 1/n), y_i = 1\}, k \in S_- = \{i | \alpha_i^* \in (0, 1/n), y_i = -1\}$,计算

$$b^* = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* (K(x_i, y_i) + K(x_i, x_k)). \quad (5)$$

然后,构造未知样本 x 的决策函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x, x_i) + b^* \right). \quad (6)$$

2 H-SVM多分类算法

针对多分类问题,以 v -SVM二分类器为基本单元构造H-SVM多分类器.首先,将样本空间中包含的所有类别划分成两个子类,再将每个子类继续划分成两个次级子类,依此类推,直至每个类别都可以与其他类别完全区分.其中在不同层次上每两个子类的分类都用 v -SVM实现.图1为一个典型的H-SVM.

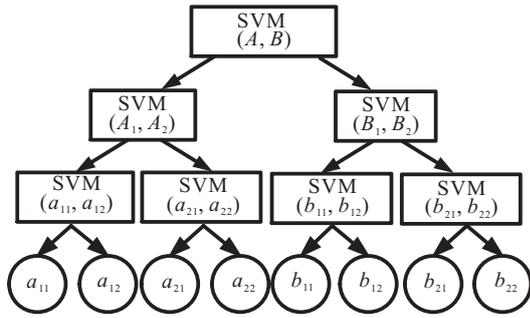


图1 H-SVM多分类器

对于待分类样本 (x_i, y_i) , 利用图1中的H-SVM对其分类是从上到下逐层进行的^[17]。如果该样本在式(6)中的输出为+1, 则初步判定为子类A, 在子类A的层次下继续分类, 直至确定出根本类别; 如果输出为-1, 则初步判定为子类B, 在子类B的层次下继续分类。由H-SVM的分类过程可以看出, 处理的类别数目和所需的训练样本数目从顶层到底层呈递减趋势, 而且对于任何样本, 分类时只需用到部分二分类器, 因此当训练样本数目和类别数目较大时, 分类速度会有较大优势。

3 基于运动分解和H-SVM的机动识别模型

3.1 机动识别建模

如图2所示, 空战环境中战斗机的常用机动动作包括爬升、俯冲、左转弯、右转弯、爬升转弯和俯冲转弯等类别^[18]。不同的机动动作中, 飞行参数的变化特征有很大差异^[19]。根据这一特性, 如果可以在战斗机的机动动作与特定飞行参数的变化特征之间建立一定的映射关系, 则可以根据某一时刻战斗机的飞行参数识别出当前的机动动作。这样可以把机动识别问题等效为数据分类问题进行处理。

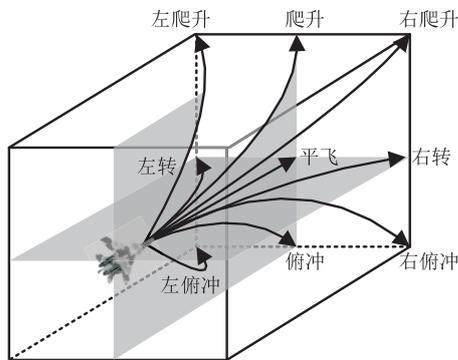


图2 机动动作示意图

一个机动动作通常包含了多种飞行参数的变化, 不同的参数也会在不同方面影响一个动作的进行, 一个机动动作并不能简单地认定为一种运动模式^[20]。因此, 本文引入运动分解的思想, 在机动识别

过程中分别从水平方向和垂直方向对机动动作进行分解、识别、合成。例如在图3中, 战斗机在空中连续机动, 按照运动分解的方法进行分析可知, 战斗机在水平方向进行了右转弯、平飞和左转弯, 在垂直方向进行了爬升, 然后将两个方向的机动合成。由图3可知, 战斗机在这一过程先后进行了右爬升、爬升和左爬升3个机动动作。

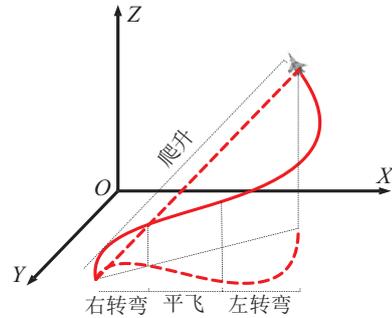


图3 机动动作分解

通过这种方法, 任何复杂的机动动作都可以由5种简单的机动动作进行等效重构, 即爬升、俯冲、左转弯、右转弯和平飞, 各动作如图4所示。

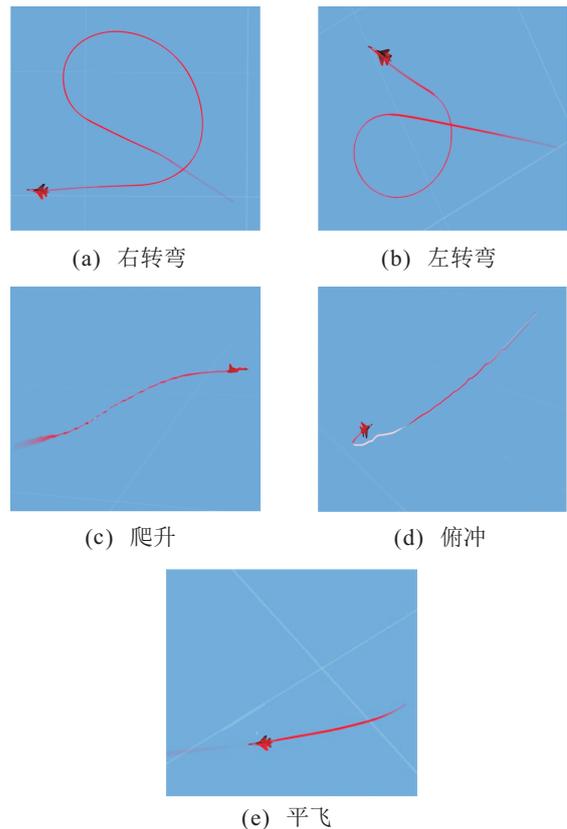


图4 简单机动动作

根据飞行力学的相关知识^[21-22]和外场实践经验, 战斗机进行机动时, 动作模式主要与以下7个飞行参数有关: 相对气压高度变化率 ΔH 、航迹俯仰角 θ 、航迹俯仰角变化率 $\Delta\theta$ 、坡度角 γ 、坡度角变化率 $\Delta\gamma$ 、航向角 ϕ_s 和航向角变化率 $\Delta\phi_s$ 。其中: 坡度角 γ 、

坡度角变化率 $\Delta\gamma$ 、航向角 ϕ_s 和航向角变化率 $\Delta\phi_s$ 这4个参数主要影响战斗机水平方向的机动;相对气压高度变化率 ΔH 、航迹俯仰角 θ 和航迹俯仰角变化率 $\Delta\theta$ 这3个参数主要影响战斗机垂直方向的机动。

本文在运动分解的基础上利用H-SVM多分类

器进行机动识别,实质就是在不同方向的机动动作与影响该方向机动的飞行参数之间建立映射关系,然后根据某一时刻的飞行参数识别出战斗机在水平方向和垂直方向的机动,再通过机动合成就可以确定战斗机当前的机动动作。识别模型如图5所示。

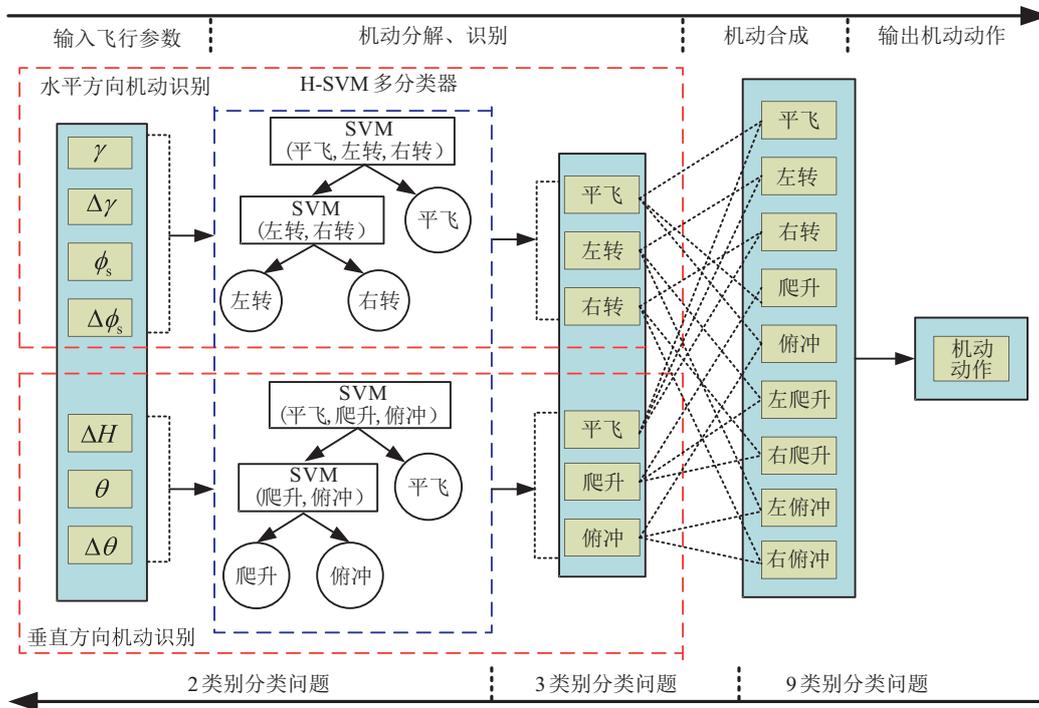


图5 机动识别模型

由图5可知,机动识别模型的输入维数为7,输出维数为1.假设在时刻 t 输入飞行参数识别战斗机的机动动作,则映射函数可以表示为

$$M_t = f(\Delta H_t, \theta_t, \Delta\theta_t, \gamma, \Delta\gamma_t, \phi_{st}, \Delta\phi_{st}). \quad (7)$$

其中: M_t 为战斗机在 t 时刻的机动动作类别, $\Delta H \sim \Delta\phi_{st}$ 为该时刻的7个飞行参数。

在该模型中,H-SVM多分类器由两个子分类器组成,分别进行水平方向和垂直方向的机动识别,每个子分类器都是一个3层级的H-SVM.7个飞行参数输入后,两个子分类器分别提取各自方向的飞行参数作为输入,识别出水平方向和垂直方向的机动,然后通过机动合成输出战斗机在当前时刻的机动动作类别.该模型将机动识别这个复杂的9类别分类问题通过运动分解等效为3类别分类问题,再通过H-SVM等效为2类别分类问题,实现了复杂问题的简单化.这种方法的优点在于:影响不同方向机动的飞行参数可以与该方向的机动动作更直接地建立映射关系;分类器只需要识别5种简单机动动作就可以实现对多种复杂机动动作的识别,降低了机动识别的难度;模型训练过程中,只需5种简单机动动作的样本对分类器进行训练,减少了训练成本。

3.2 样本数据的选取和处理

在ACMI中分别选取5种简单机动动作的实测数据,在惯性坐标系中绘制各类数据的飞行轨迹,如图6所示。

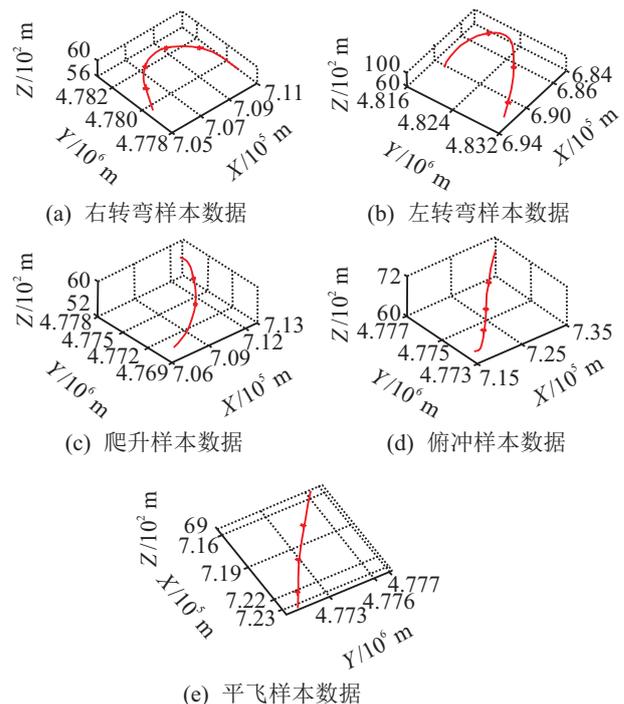


图6 机动识别样本数据轨迹

每组飞行数据中,以7个飞行参数($\Delta H_t, \theta_t, \Delta \theta_t, \gamma_t, \Delta \gamma_t, \phi_{st}, \Delta \phi_{st}$)作为输入,以该组数据对应时刻战斗机的机动动作类别 M_t 作为输出,构建机动识别样本数据,然后划分训练样本和测试样本,各类样本的划分情况如表1所示。

表1 机动识别样本数据划分

动作类别	样本总数	训练样本数	测试样本数
右转	178	71	107
左转	111	44	67
爬升	195	78	117
俯冲	327	131	196
平飞	169	68	101

为了避免因变量取值范围不同造成的误差,对训练样本和测试样本进行归一化处理,归一化公式^[23]为

$$Y = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (8)$$

其中: X 为某一变量的真实值, X_{\max} 和 X_{\min} 分别为该变量在样本中的最大和最小值, Y 为变量进行归一化后的取值。

4 仿真实验与分析

4.1 实验设置

仿真实验在PC上进行,运行环境为: Intel(R) Core(TM) i5-4590 3.3 GHz处理器, 4 GB内存, Win7 32位操作系统,运行平台为Matlab2010a。为了使实验更具说服力,以下仿真结果均为30次计算的平均值。

识别模型中,H-SVM的层级结构已经确定,为了获得较好的泛化性能,需要对 v -SVM的核函数 $K(x, x_i)$ 和参数 v 进行选择。本文参考文献[24]中的结论选择核函数为Gauss型函数,即

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{|x - x_i|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

并取核函数宽度 $\sigma^2 = 0.06$ 。然后,采用测试实验的方法,在区间 $[0, 1]$ 内选择参数 v 的取值。用表1中的训练样本对设定不同 v 值的H-SVM进行训练,并对测试样本进行识别,输出识别正确率。实验结果如图7所示。

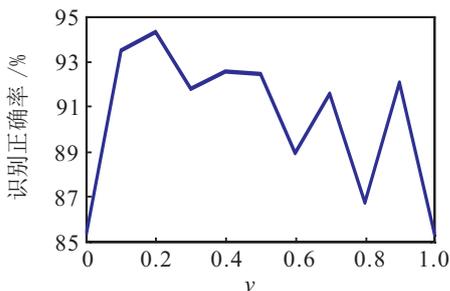


图7 测试实验结果

由图7可知,在该区间内,当 v 值取0.21时,H-SVM具有相对较好的识别精度,因此设定 $v = 0.21$ 。

在ACMI中选取一段战斗机实测空战训练数据进行机动识别的实例仿真,数据总量为1579组,仿真数据的飞行轨迹和不同类别机动动作的分布如图8所示。

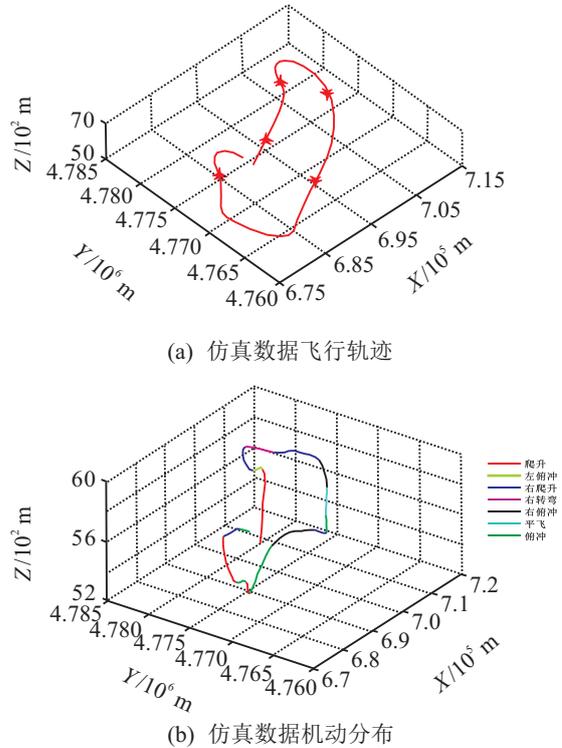


图8 仿真数据飞行轨迹和机动分布

对1579组仿真数据进行编号,不同类别机动动作的样本分布如图9所示。

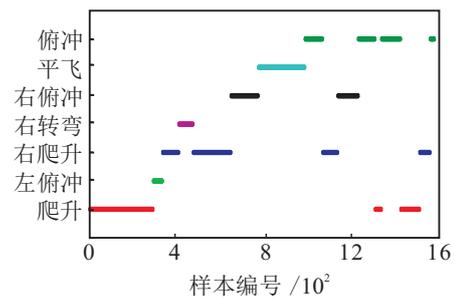


图9 仿真数据样本分布

4.2 识别准确性分析

比较本文模型与其他算法的机动识别准确性,利用H-SVM, 1-V-1, 1-V-R和BP(back propagation)神经网络^[25]分别进行机动识别的仿真。其中: 1-V-1和1-V-R也使用 v -SVM作为基本单元,且通过测试实验选取 v 值分别为0.36和0.15;BP神经网络选用单隐层网络,且通过测试实验选取隐含层节点数为23。不同算法对仿真数据的机动识别结果如图10所示。

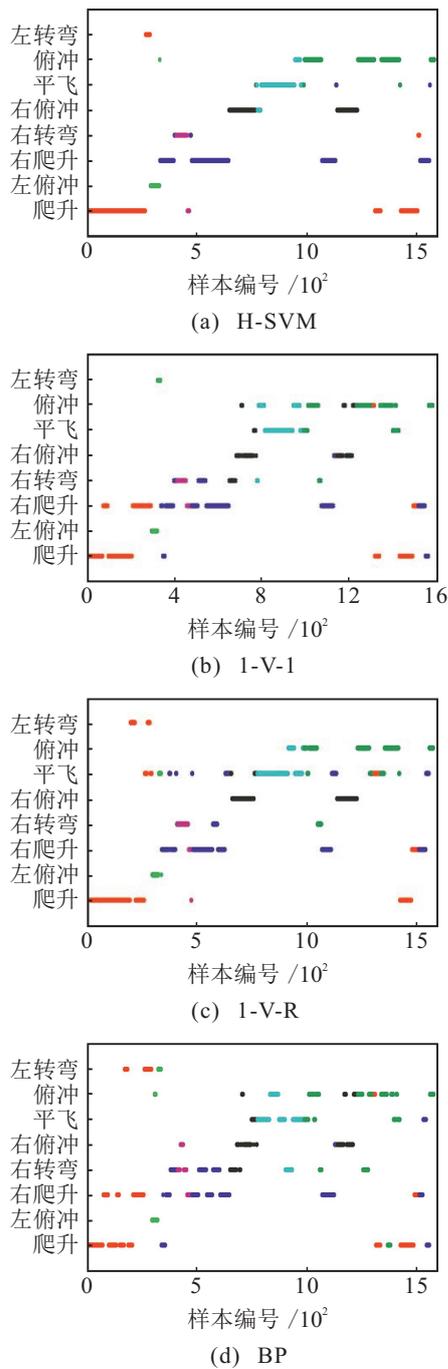


图10 不同算法机动识别结果

将图10中不同算法的识别结果与图9进行对比,可以看出:H-SVM的机动识别效果最理想,对各类机动动作识别的准确性都很高;1-V-1和1-V-R的识别效果一般,尤其在机动动作转换交界处的错分样本较多;BP神经网络的识别效果较差,对各类机动动作都难以有效识别。

对以上识别结果进一步量化统计,具体如表2和图11所示。

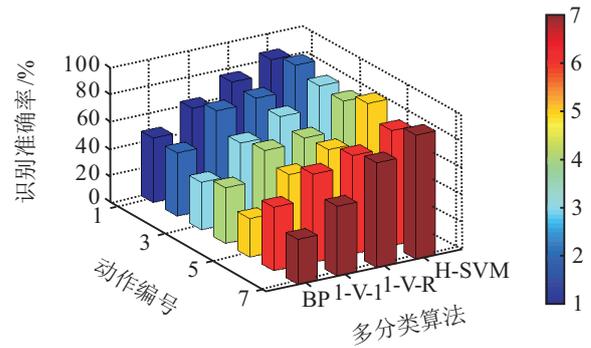


图11 不同算法识别准确率

由表2和图11可知:H-SVM对各类机动动作的识别准确率都明显较高,平均准确率达到89.7%;1-V-1和1-V-R两种算法的识别准确率较低,平均准确率分别为60.7%和71.8%;BP神经网络的识别准确率最低,平均准确率只有39.7%。机动识别过程中,BP神经网络要根据样本输入参数直接从9个动作类别中进行分类,不能像SVM多分类器那样通过若干个 v -SVM二分类器实现不同类别间的相互区分,即BP神经网络进行多分类时,对不同类别的区分性要弱于3种SVM多分类器,所以它的识别准确性比较低;在SVM多分类器中,本文提出的基于运动分解和H-SVM的识别模型可以使输入参数与不同方向的机动动作更好地建立映射关系,增强了识别的针对性,从而提高识别的准确性。

表2 机动识别结果统计

动作 编号	动作 类别	样本 数量	H-SVM			1-V-1			1-V-R			Bp		
			错分 数量	错分率/%	正确率/%									
1	爬升	407	55	13.5	86.5	150	36.9	63.1	97	23.8	76.2	214	52.6	47.4
2	左俯冲	43	3	7.5	92.5	12	28.7	71.3	11	25.6	74.4	23	53.5	46.5
3	右爬升	364	46	12.7	87.3	154	42.4	57.6	106	29.1	70.9	237	65.1	34.9
4	右转弯	66	9	13.8	86.2	25	37.8	62.2	23	34.8	65.2	39	59.1	40.9
5	右俯冲	219	12	5.5	94.5	100	45.5	54.5	73	33.3	66.7	157	71.7	28.3
6	平飞	214	33	15.4	84.6	75	35.1	64.9	59	27.6	72.4	114	53.3	46.7
7	俯冲	266	23	8.7	91.3	130	48.7	51.3	61	22.9	77.1	178	66.9	33.1

4.3 识别实时性分析

比较不同算法机动识别的实时性,计算H-SVM, 1-V-1, 1-V-R和BP神经网络进行不同次数识别所需的时间,实验结果如图12所示。

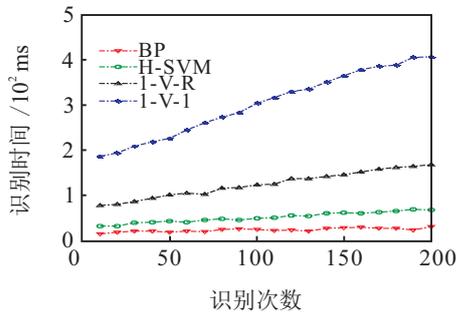


图12 不同算法识别时间

由图12可知:BP神经网络进行一定次数识别所需的时间要小于3种SVM多分类器,具有最好的实时性;在SVM多分类器中,H-SVM具有较好的实时性,连续进行200次识别所需时间约为50 ms;1-V-1和1-V-R的实时性较差。本文使用的BP单隐含层神经网络模型比较简单,对样本的分类效率要高于由若干个v-SVM组成的多分类器,所以相比于3种SVM多分类器,BP神经网络具有更好的识别实时性;SVM多分类器的分类效率取决于模型的复杂度,即构成模型的SVM数目越多,分类所需时间越长、效率越低^[26]。采用3种SVM多分类器解决不同类别数目的分类问题时,其模型所需的SVM数目如图13所示。

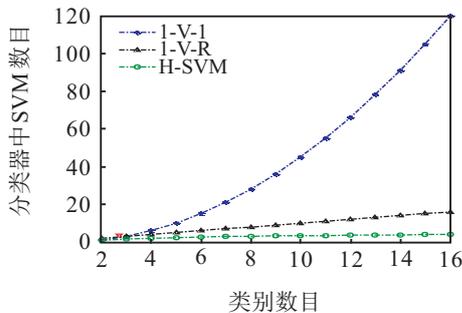


图13 多分类器所需SVM数目

由图13可知,解决一定类别数目的分类问题时,H-SVM所需的SVM数目要明显小于1-V-R和1-V-1。针对本文机动识别这个9类别分类问题,3种SVM多分类器的模型复杂度如表3所示。

表3 SVM多分类器模型复杂度

分类算法	SVM数目	复杂度
1-V-1	36	高
1-V-R	9	中
H-SVM	4	低

由表3可知,本文提出的基于运动分解和H-SVM的识别模型只需4个v-SVM构成,模型复杂度要明显

小于1-V-R和1-V-1,所以进行机动识别时,可以获得较好的实时性。

5 结论

本文针对现有机动识别方法的不足,提出了一种基于运动分解和H-SVM的识别模型。主要结论有以下几点:1)以v-SVM二分类器为基本单元构造H-SVM多分类器,可以更容易地选择算法参数,进而获得较好的泛化性能;2)利用ACMI中的实测空战训练数据对模型进行训练,挖掘出了飞行参数与机动动作之间的映射关系,把机动识别问题等效为数据分类问题;3)结合运动分解的思想,提出了基于运动分解和H-SVM的机动识别模型,把9类别分类问题等效为2类别分类问题,建模过程实现了复杂问题的简单化;4)本文提出的识别模型对各类机动动作都可以准确识别,平均准确率可达90%左右,而且连续进行200次识别所需时间约为50 ms,表明该方法具有较高的精度和实时性,可以准确、快速地进行空战目标机动识别。

参考文献(References)

- [1] 宋元,章新华,许林周. 基于离散隐马尔科夫模型的空战目标战术机动识别[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(4): 588-592.
(Song Y, Zhang X H, Xu L Z. Tactics maneuver recognition of aerial target based on hidden Markov model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(4): 588-592.)
- [2] 童奇,李建勋,童中翔,等. 基于机动识别的空战意图威胁建模与仿真[J]. 现代防御技术, 2014, 42(4): 174-184.
(Tong Q, Li J X, Tong Z X, et al. Air combat intention threat modeling and simulation based on maneuver recognition[J]. Modern Defence Technology, 2014, 42(4): 174-184.)
- [3] Wang Y J, Dong J, Liu X D, et al. Identification and standardization of maneuvers based upon operational flight data[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(1): 133-140.
- [4] 倪世宏,史忠科,谢川,等. 军用战机机动飞行动作识别知识库的建立[J]. 计算机仿真, 2005, 22(4): 23-26.
(Ni S H, Shi Z K, Xie C, et al. Establishment of avion in flight maneuver action recognizing knowledge base[J]. Computer Simulation, 2005, 22(4): 23-26.)
- [5] 沈一超,倪世宏,张鹏. 基于贝叶斯网络的飞行动作识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(24): 161-167.
(Shen Y C, Ni S H, Zhang P. Flight action recognition method based on Bayesian network[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(24): 161-167.)
- [6] 孟光磊,陈振,罗元强. 基于动态贝叶斯网络的机动动作识别方法[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(1): 140-145.
(Meng G L, Chen Z, Luo Y Q. Maneuver action identify

- method based on dynamic Bayesian network[J]. *Journal of System Simulation*, 2017, 29(1): 140-145.)
- [7] 杨俊, 谢寿生. 基于模糊支持向量机的飞机飞行动作识别[J]. *航空学报*, 2005, 26(6): 84-88.
(Yang J, Xie S S. Fuzzy support vector machines based recognition for aeroplane flight action[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2005, 26(6): 84-88.)
- [8] 杨俊, 段翀, 谢寿生. 基于模糊最小二乘支持向量机的飞机飞行动作识别[J]. *弹箭与制导学报*, 2004, 24(3): 395-398.
(Yang J, Duan C, Xie S S. Fuzzy least square support vector machines based recognition for aeroplane flight action[J]. *Journal of Projectiles, Roktets, Missiles and Guidance*, 2004, 24(3): 395-398.)
- [9] 谢川, 倪世宏, 张宗麟, 等. 基于状态匹配与支持向量机的飞行动作识别方法[J]. *弹箭与制导学报*, 2004, 24(2): 240-242.
(Xie C, Ni S H, Zhang Z L, et al. Recognition method of acrobatic maneuver based on state matching and support vector machines[J]. *Journal of Projectiles, Roktets, Missiles and Guidance*, 2004, 24(2): 240-242.)
- [10] 许卫宝. 基于模糊神经网络将舰载机着舰动作识别方法[J]. *应用科技*, 2013, 40(2): 26-29.
(Xu W B. The method of recognizing carrier-based aircraft landing maneuver based on fuzzy neural network[J]. *Applied Science and Technology*, 2013, 40(2): 26-29.)
- [11] Xu P, Chan A K. An efficient algorithm on multi-class support vector machine model selection[C]. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks 2003*. Portland: IEEE, 2003: 3229-3232.
- [12] Hu C W, Lin C J. A comparison of methods for multi-class support vector machines[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(2): 110-119.
- [13] Casasent D, Wang Y C. A hierarchical classifier using new support vector machines for automatic target recognition[J]. *Neural Networks*, 2005, 18(5/6): 541-548.
- [14] 左家亮, 杨任农, 张滢, 等. 基于模糊聚类的近距空战决策过程重构与评估[J]. *航空学报*, 2015, 36(5): 1650-1660.
(Zuo J L, Yang R N, Zhang Y, et al. Reconstruction and evaluation of close air combat decision making process based on fuzzy clustering[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2015, 36(5): 1650-1660.)
- [15] Vapnik V N. *The nature of statistical learning theory*[M]. New York: Springer-Verlag, 1995: 10-25.
- [16] Scholkopf B, Smola A J, Williamson R C, et al. New support vector machines algorithms[J]. *Neural Computation*, 2000, 50(12): 1207-1245.
- [17] Friedbelm S. Hierarchical support vector machines for multi-class pattern recognition[C]. *The 4th International Conference on Knowledge-Based Intelligent Engineering Systems and Allied Technologies*. Brighton: IEEE, 2000: 561-565.
- [18] 董小龙, 童中翔, 王宝娜. 超视距空战机动动作库设计及动作的可视化[J]. *飞行力学*, 2005, 23(4): 90-93.
(Dong X L, Tong Z X, Wang B N. Design of the BVRAC maneuver library and visualization of movements[J]. *Flight Mechanics*, 2005, 23(4): 90-93.)
- [19] Tikka J A. Flight parameter based fatigue analysis approach for a ghter aircraft[J]. *Aeronautical Journal*, 2008, 112(8): 79-91.
- [20] 王福军, 梅卫, 王春生, 等. 基于战术意图的空中目标机动态势估计[J]. *电光与控制*, 2009, 16(2): 51-55.
(Wang F J, Mei W, Wang C S, et al. Maneuvering mode prediction of aerial target based on tactical intention[J]. *Electronics Optics & Control*, 2009, 16(2): 51-55.)
- [21] 林国华, 朱永甫. 飞机飞行性能与控制[M]. 西安: 空军工程学院, 1997: 30-35.
(Lin G H, Zhu Y F. *The flight performance and control of airplane*[M]. Xi'an: Airforce Engineering College, 1997: 30-35.)
- [22] 戴培基. 飞机飞行力学[M]. 北京: 中国人民解放军空军司令部, 2001: 20-28.
(Dai P J. *Aircraft flight dynamics*[M]. Beijing: The People's Liberation Army Air Command, 2001: 20-28.)
- [23] Tang J T, Cao Y, Xiao J Y, et al. Prediction of plasma concentration of remifentanil based on Elman neural network[J]. *Journal of Central South University of Technology*, 2013, 20: 3187-3192.
- [24] 刘华富, 王仲. 核函数对 v -支持向量机的泛化能力影响分析[J]. *计算机工程与科学*, 2007, 29(7): 77-79.
(Liu H F, Wang Z. Analysis of the influence of the kernel function on the generalization capacity of v -SVM[J]. *Computer Engineering & Science*, 2007, 29(7): 77-79.)
- [25] Rumelhard D E, Hinton G E, Williamms R J. Learning representations by back-propagation errors[J]. *Nature*, 1986, 323(6088): 533-536.
- [26] Xu Q H, Shi J. Fault diagnosis for aero-engine applying a new multi-class support vector algorithm[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2006, 19(1): 175-182.

作者简介

徐西蒙(1990—), 男, 博士生, 从事智能空战态势感知的研究, E-mail: 15398005756@163.com;

杨任农(1969—), 男, 教授, 博士生导师, 从事航空兵任务规划等研究, E-mail: yangrn6907@foxmail.com;

于洋(1992—), 男, 学士, 从事战场航空管制的研究, E-mail: 815117354@qq.com;

张涛(1982—), 男, 讲师, 博士生, 从事任务规划的研究, E-mail: zt32410@163.com.

(责任编辑: 闫妍)