

基于多元时间序列融合的飞行动作识别方法

周超, 樊蓉, 张戈, 黄震宇

(空军工程大学航空航天工程学院, 西安, 710038)

摘要 针对飞行动作数据随机性强与长度不一致的问题, 提出通过减小动态时间规整(DTW)算法的搜索空间, 并定义不同特征参数贡献度的概念, 实现对飞行数据的多元时间序列融合, 从而完成对战术机动动作的识别。通过引入预分类和细分类结合的方式, 对动作数据进行预处理, 然后根据改进的动态时间规整(WDTW)算法对待测数据进行识别。仿真实验表明, 相比传统DTW算法, WDTW算法通过降低算法复杂度, 识别计算时间变化明显; 对核密度与精度系数的分析表明识别准确率亦有所提高。实验结果验证了所提方法的准确性。

关键词 动作识别; 动态时间规整; 多元时间序列; 数据融合

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.04.007

中图分类号 V21; TP391 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)04-0034-06

A Flight Action Recognition Based on Multivariate Time Series Fusion

ZHOU Chao, FAN Rong, ZHANG Ge, HUANG Zhenyu

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aimed at the problems that the randomness and the inconsistent length of flight motion data are not unanimous, this paper proposes a method of reducing the search space of dynamic time warping (DTW) algorithm and defining the contribution of different feature parameters. Then the flight action can be recognized by multivariate time series fusion of flight data. The preprocessing of the action data is introduced by combining the pre classification and fine classification, then the improved dynamic time warping (WDTW) algorithm is used to identify the measured data. The simulation results show that compared with the traditional DTW algorithm, the WDTW algorithm reduces the complexity of the algorithm, and a change of the computation time is obvious; Finally, according to the analysis of the nuclear density and the precision coefficient, the recognition accuracy is also improved. The accuracy and innovation of the proposed method are valid.

Key words: action recognition; dynamic time warping; multivariate time series; data fusion

在航空兵日常空战训练的事后评估中, 有效识别飞机战术机动动作是进行战术评估的关键步骤, 也是评估战场态势的重要基础。研究准确性高、处

理速度快的动作识别方法是战术评估的关键技术。

当前, 飞行动作识别的思路基本有分级识别和多元时间序列识别两种。分级识别的核心思想是将

收稿日期: 2017-03-15

基金项目: 航空科学基金(20155196022)

作者简介: 周超(1994—), 男, 安徽定远人, 硕士生, 主要从事航空兵训练与作战效能评估研究。E-mail: 13289299256@163.com

引用格式: 周超, 樊蓉, 张戈, 等. 基于多元时间序列融合的飞行动作识别方法 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(4): 34-39.
ZHOU Chao, FAN Rong, ZHANG Ge, et al. A Flight Action Recognition Based on Multivariate Time Series Fusion [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(4): 34-39.

复杂飞行动作看作由基本的简单动作组合而成。文献[1~2]分别利用模糊集理论和人工神经网络的方法对无人机的飞行状态信息进行判断,进行基本动作识别;文献[3~5]采取模糊支持向量机的方法对飞机的机动动作做自动识别;文献[6~7]采用模糊集理论推理和时间自动机理论组成的并行结构完成识别系统。但分级识别过程中对动作的阶段划分却十分困难,瞬息万变的战术动作并不是总有清晰的划分界限。

多元时间序列识别的方法是把飞机机动动作识别问题看成是一个多元时间序列的相似性匹配问题。文献[8~10]利用奇异值分解和动态时间规整法计算出的匹配距离分析动作的完成情况,完成对动作的评估。

实际飞行动作是一种随机性极大地多元时间序列,即使是同一个飞行员连续做 2 个相同的飞行动作,也不可能保证机动动作数据时间长度相同。因此本文将动态时间规整算法应用于战术动作识别中,该方法支持不同长度时间序列的相似性度量。

建立改进多元动态时间规整算法(WDTW),通过改进算法搜索区间,以提高算法计算速度;通过多元时间序列融合,定量分析各参数对动作识别的贡献度,以提高算法准确度。将飞行数据看作是多元时间序列,通过与标准动作时间序列的模板匹配完成识别。

1 动态时间规整算法的改进及运用

1.1 动态时间规整算法的基本概念

动态时间规整^[11](Dynamic Time Warping, DTW)是采用动态规划(Dynamic Programming, DP)技术,通过计算 2 个序列相似度,确立序列之间最佳对齐匹配关系的方法。DTW 算法主要应用于一元时间序列的相似性匹配,经过扩展后也可用于多元时间序列的相似性量算,优点是支持不同长度时间序列的相似性度量,善于处理时间轴的伸缩和弯曲的问题。

假设有 2 个时间长度不一的一元时间序列: $S_1(t) = \{x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(m)\}$ 、 $S_2(t) = \{x'_1(1), x'_1(2), \dots, x'_1(n)\}$,其中 m 和 n 表示 2 个一元时间序列的长度,将其构造一个 $m \times n$ 矩阵 $A_{m \times n}$ 为:

$$A_{m \times n} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: a_{ij} 代表的是 $x_1(i)$ 与 $x'_1(j)$ 的帧匹配距离,帧

匹配距离也叫失真距离^[12],计算公式为:

$$a_{ij} = d(x_1(i), x'_1(j)) = \sqrt{(x_1(i) - x'_1(j))^2} \quad (2)$$

DTW 算法可以归纳为一种寻找最小弯曲代价的累积距离矩阵的动态规划方法,见图 1。

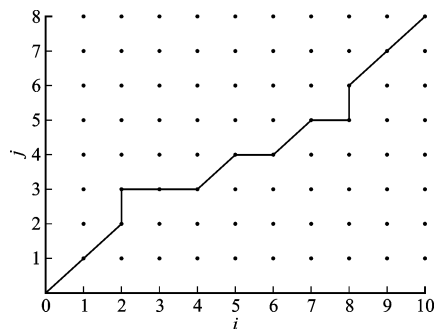


图 1 动态时间规整算法规整路径图

Fig. 1 Regular path of the dynamic time warping algorithm

路径的搜索方式搜索从起始点(0,0)开始,按照 3 个条件展开成若干条满足条件最终到达终止点(m,n)的路径,计算出每条符合条件的路径累积距离,累积距离最小的路径为最佳路径。将到匹配点对(i,j)为止,之前所有可能的路径中最佳路径的累积匹配距离定义为最小累积失真函数 $g(i,j)$,有如下递推关系:

$$g(i,j) = \min_{(i',j') \rightarrow (i,j)} \{g(i',j') + d(a_i, b_j) \omega_k\} \quad (3)$$

式中:点(i',j')为路径的起点;(i',j') \rightarrow (i,j)代表从点(i',j')到点(i,j)的局部路径。在路径搜索过程中,每一个格点都参与了距离搜索,反映了 DTW 算法的主要缺点即计算运算量比较大。

规整路径要满足以下 3 个约束条件:

1) 单调性约束条件:局部路径满足 $i(k) \geq i(k-1)$, $j(k) \geq j(k-1)$;

2) 起点与终点约束条件: $i(1) = j(1) = 1$, $i(K) = m$, $j(K) = n$;

3) 连续性约束条件:必须保证不跳过任何一点,即: $i(k) - i(k-1) \leq 1$ 和 $j(k) - j(k-1) \leq 1$ 。

DTW 算法的实质就是通过局部优化的方法使规整路径的加权距离和最小。定义最小弯曲距离的最佳路径记为 $D(N,M)$,则:

$$D(N,M) = \min \frac{\sum_{k=1}^K [\omega_k d(a_{i(k)}, b_{j(k)})]}{\sum_{k=1}^K \omega_k} \quad (4)$$

式中: ω_k 是局部距离加权因子,对局部距离进行加权,体现出在不同的局部距离有不一样的重要性; $\sum_{k=1}^K \omega_k$ 是对整个规整路径的长度差别的补偿。

1.2 动态时间规整算法优化

计算量及计算速度是衡量一种算法优劣的重要

指标之一。针对传统 DTW 的计算复杂度较大的缺陷,提高算法计算速度,采用限定斜率的方法限制规整路径的范围,以减小路径搜索范围,优化设计 DTW 的局部路径选择。

在实际的匹配过程中发现,匹配路径中有些点是无法到达的。例如一些在网络边界的点实际上是所有的最小规整路径都无法到达,在计算欧式距离时可以先去掉这些点。所以利用规整路径的斜率对可能的路径点进行约束。将起始点与终止点的斜率作为约束边界,见图 2。整个约束边界组成了一个平行四边形,在约束边界以外的格点所对应的帧匹配距离是不需要进行计算的。约束边界的斜率依照经验取最大约束斜率为 2,最小约束斜率为 0.5。

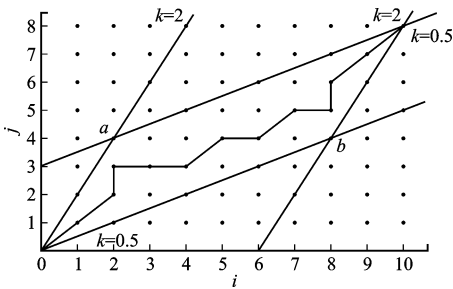


图 2 规整路径约束限制

Fig. 2 The constraint of regular path

图 2 中点 a, b 分别是 2 条斜率约束边界的交点,点 a, b 的横坐标分别为 X_a, X_b 。那么对于 2 个时间长度为 M, N 的时间序列,经过约束的斜率从 x 轴上看就分成了 3 段区域,分别是: $(1, X_a), (X_a + 1, X_b), (X_b + 1, N)$ 。其中:

$$\begin{cases} x_a = \frac{1}{3}(2M - N) \\ x_b = \frac{2}{3}(2N - M) \end{cases} \quad (5)$$

x_a 和 x_b 都大于 1,当然可能出现约束边界不存在的情况。实际上,当约束边界无法得出的时候,是由于 2 个时间序列长度差距过大,所以根据斜率约束的优化还能得出以下约束条件:

$$\begin{cases} 2M - N \geq 3 \\ 2N - M \geq 2 \end{cases} \quad (6)$$

1.3 多元时间序列融合

准确性是衡量一种算法优劣的重要指标之一。针对飞行动作的特性,通过引入不同类别飞行动作与每个特征参数的相关度研究,提高识别评估的效果。

传统 DTW 算法在计算拟合各个特征的规整距离时对每个特征维度同等对待,计算多元规整总距离直接将每个维度的规整距离相加。而实际上不是每个特征在一些动作的识别中都有意义,比如 180° 回转,滚转角的变化意义不大,评估 180° 回转动作

主要是评估偏航角、坡度角等动作的完成情况。

将所有特征维度赋以相同的重要性,一方面会导致对战术动作的识别率降低,另一方面会导致战术动作的规整距离评估结果增加无关噪声,影响评估结果。所以在不同的动作类别中给每个特征引入贡献值 w 。

为确定特征对动作分类的贡献值,需要计算标准模板动作数据中第 i 个动作分类第 j 个特征的特征振幅变化 $|\Phi|_j^i$,即:

$$|\Phi|_j^i = \sum_{t=1}^n |\Delta\phi(t)| \quad (7)$$

式中: $\Delta\phi(t)$ 表示第 i 个动作分类的第 j 个特征的值域变化量。然后,用振幅与其特征观察值绝对值的平均数的比值,表示第 i 个动作第 j 个特征的相对数据值变化也就是贡献值,即:

$$w_j = \frac{|\Phi|}{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |x_i(t)|} \quad (8)$$

为防止权值过高或过低,在算出所有的数据的变化幅值后,再设定一个阈值区间,保证不会出现 0 值或大于 1 的值。

$$w'_j = \begin{cases} a & , 0 \leq w_j < \mu_a \\ \frac{w_j - \mu_a}{\mu_b - \mu_a}(a - b) + a & , \mu_a \leq w_j < \mu_b \\ b & , \mu_b \leq w_j \end{cases} \quad (9)$$

每个特征的贡献值随着不同的动作分类发生变化,对各个动作的不同特征增加贡献值主要是为了增加不同分类动作间的规整距离使同一个待测序列与不同的模板动作匹配出的距离有更大的数值差距,从而使系统有更高的分类成功率。

1.4 飞行动作的预匹配

典型飞行机动动作中^[13],很多动作是比较相似的,比如 45° 盘旋和 60° 盘旋动作就比较相似,这种动作也可以称为盘旋动作。

为了减少匹配动作的数量,简化计算量,引入分级识别思想,通过明显数据特征将飞行动作分成大类,再引入 WDTW 模型进行分类,称之为飞行动作的预匹配。通过动作预分类器将战术动作分为 4 类:定常盘旋动作,升降转弯、跃升俯冲动作,战斗转弯和横滚动作,筋斗动作。根据每个动作的特性,按照每类动作与其他类动作差异最明显的特性进行分析,分类流程归纳见图 3。

通过对飞行数据进行动作数据特性的分析,然后完成预分类可以剔除一些明显与动作数据不符的模板,减少多元数据融合过程中计算量,提高了识别系统的工作效率。

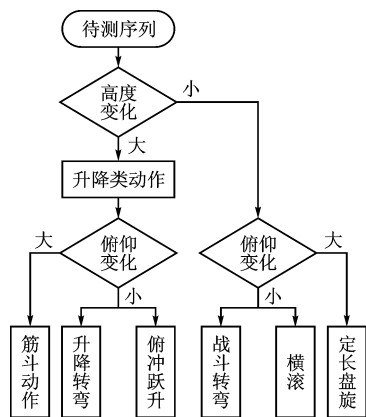


图 3 飞行动作预分类处理

Fig. 3 The pre-classification of flight motion

2 战术动作识别系统设计与实验

2.1 实验设计流程

Step 1 初始化数据。令 $i(1)=j(1)=1, g(1)=2d(a_1, b_1)$ 。

$$g(i, j) = \begin{cases} 0 & (i, j) \in \text{Reg} \\ \text{huge} & (i, j) \notin \text{Reg} \end{cases} \quad (10)$$

Step 2 数据预处理与入库。输入 12 种飞行动作的标准模板动作序列库。按照 4 Hz 的频率提取飞行数据的特征量,取偏航角变化率 Δr 、高度变化率 Δh 、滚转角变化率 $\Delta \rho$ 、滚转角 ϕ 、气压高度 H 、偏航角 r ,并对飞行数据进行分段。

Step 3 区分动作类别。根据图 3 进行动作预分类。

Step 4 检测可匹配性。对 m 和 n 进行验证,不符合匹配规则直接结束模板匹配,与下一动作模板进行匹配。

Step 5 全局路径限制。若待测动作序列符合匹配规则,通过比较 X_a, X_b 的大小进行路径的范围的限制。

Step 6 递推求累积距离。

$$g(i, j) = \min \begin{cases} g(i-1, j) + d(a_{i-1}, b_j) W_k(1) \\ g(i, j-1) + d(a_i, b_{j-1}) W_k(2) \\ g(i-1, j-1) + d(a_{i-1}, b_{j-1}) W_k(3) \end{cases} \quad (11)$$

为了平衡 45° 方向与 0° 与 90° 方向不同的路径代价,取距离加权值 $W_k(1)=W_k(2)=1, W_k(3)=2$,在 m 和 n 不同时,通过下式进行补偿:

$$\sum_k W_k = m + n \quad (12)$$

匹配加权距离 $D(N, M)$ 的表达式为:

$$D(N, M) = \frac{g(n, m)}{m + n} \quad (13)$$

Step 7 多维数据加权拟合。结合特征贡献度对多维时间序列的规整距离进行融合,并最后输出结果。

2.2 实验数据分析

为测试算法性能,分别利用改进 WDTW 算法与传统 DTW 算法识别飞行动作并进行比较,2 种算法对测试样本的识别计算时间和正确率见图 4、图 5。

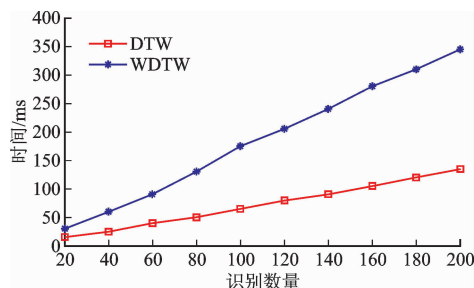


图 4 计算时间对比

Fig. 4 The contrast chart of computing time

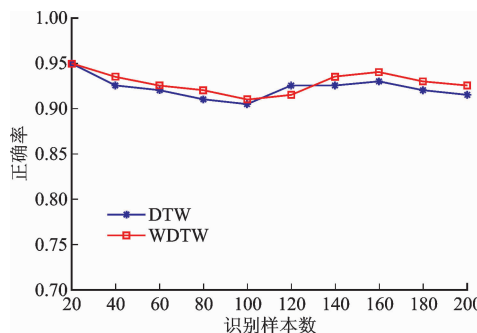


图 5 识别正确率对比

Fig. 5 The contrast chart of recognition accuracy

从图 4 看出虽然不同动作进行预分类时有所不同,每个动作计算的时间也有比较大的差异,但从总体上看,WDTW 算法速度提升较为明显;图 5 中,在识别量为 200 组内的识别数据中,2 种算法的识别率相差不多,这主要是由于进行了飞行动作的预分类与规整路径约简,识别效果区分并不明显。

为进一步研究 2 类算法的识别效果,下面将通过同一个动作不同算法的最优规整距离的核密度函数^[14-17]曲线进行分析,分别选取了 180° 回转和 60° 盘旋 2 种动作,2 种动作的核密度函数对比结果见图 6、图 7。

通过核密度函数图可以看出,相同的数据经过改进的 WDTW 算法计算出来的最优规整距离相对较小,数据也较为集中。

为了进一步对比 2 种算法的优劣程度,定义了精准度系数 μ ,其值的大小代表匹配识别的动作和其他动作的差距,其值越大说明误判的可能性越小,反之说明误判的可能性越大,公式表示如下:

式中: $D_{\min}(k)$ 为最优规整路径; $D'_{\min}(k)$ 为第二小的规整路径; k 为数据的个数。计算出 2 种算法中所有动作的精准度系数 μ 和最优规整距离, 见表 1。

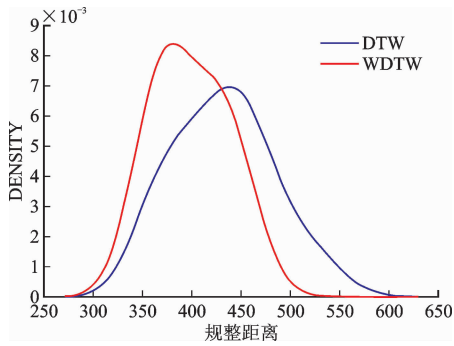


图 6 “180°回转”核密度对比

Fig. 6 The core density contrast chart of 180 degrees return

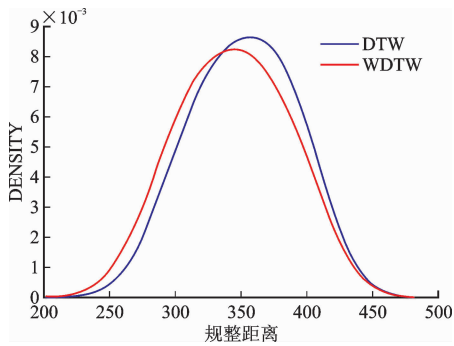


图 7 “60°盘旋”核密度对比

Fig. 7 The core density contrast chart of 60 degrees return

$$\mu = \frac{\sum_{n=1}^k \exp\left(\frac{D'_{\min}(k) - D_{\min}(k)}{D_{\min}(k)}\right)}{k} \quad (14)$$

表 1 DTW 算法与 WDTW 算法结果对比表

Tab. 1 The results contrast table of DTW and WDTW

动作	最优规整距离		精准度系数 μ	
	DTW	WDTW	DTW	WDTW
90°转弯	437.23	396.23	1.093	1.173
180°回转	413.46	353.13	1.152	1.280
急规避转弯	601.20	488.42	1.043	1.129
俯冲	240.32	222.42	1.374	1.413
跃升	256.23	245.21	1.406	1.484
45°盘旋	423.34	360.06	1.289	1.421
60°盘旋	395.54	337.63	1.208	1.468
横滚	382.17	334.55	1.247	1.324
上升转弯	504.58	422.18	1.157	1.201
下降转弯	511.23	437.97	1.164	1.199
筋斗	612.69	567.84	1.189	1.295
半滚倒转	732.74	676.96	1.247	1.286

结合图 6 可以看出, WDTW 算法的各个动作的精准度系数较之前的算法都有所增加。精准度系

数表征了识别的动作与其他潜在可能误判的动作的距离, 精准度系数越大说明当动作中某些数据出现问题, 导致一些干扰项动作的规整距离减小, 不容易出现错判误判的问题, 提高了系统的鲁棒性和识别准确率。

3 结语

本文采用缩小规整路径范围与加权优化的方法对传统 DTW 算法识别战术动作进行改进, 使得识别计算时间明显降低, 提高算法的运行速度。虽然总体计算识别率变化不大, 但是经过加权优化算法, 识别动作的最优规整距离有所减少, 核密度的窗宽大大减小, 识别的效果增强; 同时, 精准度系数也增加不少, 系统的抗噪声能力有所增强, 其识别准确率亦有所增强。

参考文献(References):

- [1] KRISHNAMURYTHY K, WARD D T. An Intelligent Flight Director for Autonomous Aircraft [R]. AIAA-2000-0168.
- [2] KRISHNAMURYTHY K, WARD D T. An Intelligent Inference Engine for Autonomous Aerial Vehicles [R]. AIAA 99-4251.
- [3] 杨俊, 段种, 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 (S6): 738-742.
YANG J, DUAN Z, XIE S S. Based on Fuzzy Least Squares Support Vector Machine (SVM) Flight Gesture Recognition [J]. Journal of Missiles and Guided. 2004(S6): 738-742. (in Chinese)
- [4] 徐卫宝. 基于模糊神经网络的舰载机着舰动作识别方法 [J]. 应用科技, 2013(2): 26-29.
XUE W B. Based on Fuzzy Neural Network is the Movement of the Aircraft Carrier Identification Method [J]. Journal of Applied Science and Technology, 2013(2): 26-29. (in Chinese)
- [5] 杨俊, 谢寿生. 基于模糊支持向量机的飞机动作识别 [J]. 航空学报, 2005, 26(6): 738-742.
YANG J, XIE S S. Aircraft Gesture Recognition Based on Fuzzy Support Vector Machine [J]. Acta Aeronautic et Astronautic Sinica, 2005, 26(6): 738-742. (in Chinese)
- [6] 钟友武, 柳嘉润, 申功璋. 自主近距空战中敌机的战术动作识别方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2007, 33(9): 1056-1058.
ZHONG Y W, LIU J R, SHENG G Z. Independent in Close Combat Enemy Tactical Action Recognition Method [J]. Journal of Beijing University of Aero-

- nautics and Astronautics, 2007, 33(9): 1056-1058. (in Chinese)
- [7] 田虎森, 谢寿生, 王磊, 等. 基于粗糙集理论的飞行轨迹识别 [J]. 火力与指挥控制, 2015, 40(5): 29-33.
TIAN H S, XIE S S, WANG L, et al. Flight Path Recognition Based on Rough Set Theory [J]. Journal of Fire and Command Control, 2015, 40(5): 29-33. (in Chinese)
- [8] 毛红保, 张凤鸣, 冯卉. 基于奇异值分解的飞行动作评价方法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(32): 240-242.
MAO H B, ZHANG F M, FENG H. Flight Action Evaluation Method Based on Singular Value Decomposition Research [J]. Computer Engineering and Application, 2008, 44(32): 240-242. (in Chinese)
- [9] 李鸿利, 单征, 郭浩然. 基于MDTW的飞行动作识别算法 [J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(9): 267-270.
LI H L, SHAN Z, GUO H R. Flight Action Recognition Algorithm Based on MDTW [J]. Computer Engineering and Application, 2015, 51(9): 267-270. (in Chinese)
- [10] 张玉叶, 王颖颖, 王春歆, 等. 分析参数相关和时序特征的飞行动作识别方法 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(5): 246-249.
ZHANG Y Y, WANG Y Y, WANG C X, et al. Analysis of Related Parameters and Temporal Characteristics of the Flight Gesture Recognition Method [J]. Computer Engineering and Application, 2016, 52(5): 246-249. (in Chinese)
- [11] JABLONSKI B. Quaternion dynamic time warping [J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 2012, 60(3): 1174-1183.
- [12] NARITA H. DTW-Distance Based Kernel for Time Series Data [J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2009; E91-E92.
- [13] 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. The Establishment of the Military Aircraft Flight Dynamic Gesture Recognition Knowledge Base [J]. Computer Simulation, 2005, 22(4): 23-26. (in Chinese)
- [14] 汤阿妮. 基于核密度估计算法的飞机载荷谱统计技术 [J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 37(6): 654-657.
TANG A N. Statistical Technique of Aircraft Load Spectrum Based on Kernel Density Estimation Algorithm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2011, 37(6): 654-657. (in Chinese)
- [15] KARTHIKEYAN M, TAN T S, MIMURA M, et al. Improvements in Nuclear-Density Cone Penetrometer for Non-Homogeneous Soils [J]. Soils and Foundations, 2007, 47(1): 109-117.
- [16] NAKATSUKASA T, EBATA S, AVOGADROP, et al. Density Functional Approaches to Nuclear Dynamics [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2012(387): conference 1.
- [17] MENG, J, ZHAO P. Nuclear Chiral and Magnetic Rotation in Covariant Density Functional Theory [J]. Physica Scripta, 2016, 91(5): 053008.

(编辑: 姚树峰)