

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.07.015

# 改进 D-S 证据理论在变电站人体跌倒检测的应用\*

王磊<sup>1</sup> 江伟建<sup>2</sup> 孙朋<sup>3</sup> 夏飞<sup>3</sup>

(1. 上海电力学院电气工程学院 上海 200090; 2. 嘉兴供电公司 浙江嘉兴 314100;  
3. 上海电力学院自动化工程学院 上海 200090)

**摘要:**为了提高变电站人体跌倒检测准确率,提出了一种基于改进 D-S 证据理论的人体跌倒检测算法。利用垂直外接矩形和最小面积外接矩形对检测到的人体目标进行描述,分析目标区域的矩形宽高比、人体质心高度比和人体躯干倾斜角的人体目标特征变化。针对复杂人体姿态情况下存在的目标特征冲突问题,提出采用 D-S 证据理论对特征信息进行融合。通过自定义的广义三角模糊函数构造 3 种人体特征的基本概率指派函数,生成 3 种人体目标特征基本概率指派(basic probability assignment, BPA)。基于 Murphy 算法,提出一种双重加权平均证据源的改进算法,既可以融合各个独立证据的一致信息,也可以融合冲突信息。实验结果证明,该人体跌倒检测算法具有较高的跌倒识别准确率,可以合理的生成基本概率指派,有效地融合冲突证据,能够满足变电站人员安全监控的需要。

**关键词:**基本概率指派;改进证据理论;信息融合;跌倒检测

**中图分类号:** TP391.41      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 470.40

## Application of improved D-S evidence theory in human fall detection of transformer substation

Wang Lei<sup>1</sup> Jiang Weijian<sup>2</sup> Sun Peng<sup>3</sup> Xia Fei<sup>3</sup>

(1. College of Electric Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;  
2. Jiaying Power Supply Company, Jiaying 314100, China; 3. College of Automation Engineering,  
Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

**Abstract:**To improve the fall detection accuracy in substation, a human fall detection algorithm based on improved D-S evidence theory was proposed in this paper. Human minimum area external rectangle and vertical external rectangle were used to describe the human and the characteristics of rectangle ratio, centroid height ratio and inclination angle of object region were analyzed. The characteristic conflicts in the complex situations can be resolved by using D-S evidence theory to combine the characteristic information. The basic probability assignments of three characteristics were created by using self-defined generalized triangular fuzzy function. An improved method Dual Weighted Average Evidence (DWAE) based on Murphy algorithm was proposed to merge the different independent evidence effectively. The experimental results show that the proposed method has high detection accuracy by generating BPA reasonably and combining the evidences effectively which can be integrated in the security monitoring system of transformer substation.

**Keywords:**basic probability assignment; improved evidence theory; information fusion; fall detection

## 1 引言

随着科技和工业的飞速进步,我国电网的规模不断

扩大,负荷与日俱增。作为输电网和配电网中间最重要的衔接环节—变电站的数量也在不断扩大,建规范的、符合电网安全运行标准并便于检测管理的智能化变电站,已成为目前电网技术发展中的一重要课题<sup>[1]</sup>。

目前,越来越多的变电站朝着无人值守的方向发展,电网中通常使用远程视频监控系统来监测变电站日常运行状况。但是传统的视频监控系统也给调度人员带来了新的困扰,工作人员的注意力有限,不可能一直盯着监控系统来查看。在实际的监控系统中,往往一个屏幕显示多个摄像头传输来的图像,更增加了变电站工作人员的工作量,同时也不利于保证变电站的安全运行。

近年来,随着计算机视觉处理科学的发展,智能视频分析技术已经应用于变电站日常运行状况的监测中,以运动目标检测、跟踪、分类等算法为核心技术的智能视频监控能有效节省变电站运行成本,提高变电站运行的安全性<sup>[2]</sup>。针对变电站安全运行的智能视频分析技术主要应用在3方面:1)运动人体的检测和识别;2)设备正常运行的检测;3)火焰、灯光等的检测和识别。在变电站中出现异常,如火光、烟雾、设备异常、异物入侵等情况发生时,通过智能视频分析技术及时对摄像机拍摄的图像序列进行分析和理解,配合相关设备进行简单处理,及时报警反馈给工作人员,可以大大减少事故的发生率,避免不必要的财产和人员伤亡。文献[3]中提出了一种基于标记分水岭模型与 Krawtchouk 不变矩相结合的改进算法,以实现巡检图像中的设备存在遮挡物及仿射变换情况下的目标分割与特征量提取,为变电站现场设备图像智能处理提供一种可行的方案。文献[4]采用图像处理的方法,对变电站运行的设备进行检测处理,主要针对的是诸如线路绝缘子、隔离开关等设备,并未涉及到人员的检测识别。文献[5]提出了一种基于图像识别技术的变电站误操作系统,通过便携式视频捕获设备获取当前间隔的标志牌实时视频图片。然后进行智能识别,可实现对后台操作步骤的指导与纠错、防止误入非工作间隔、智能开锁等功能,从而进一步减小误操作发生的可能性。文献[6]利用变电站的传感器和摄像头提出一种变电站人体安全监控系统,对变电站区域人员进行监控并分析人体目标的位置,该系统主要针对小偷入侵的判断,能够根据位置信息判断目标人体的意向,但不能对工作人员发生意外做出判断。文献[7]中提出一套完整的智能变电站监测方案,包括物体入侵和越界提醒,目标跟踪等,但未对涉及人身安全的人体姿态进行识别。

变电站的智能监控不仅应包括设备的运行检测,工作人员的人身安全也是变电站安全运行的重要一部分。实际上变电站对站内工作人员的安全性具有较高考虑,因此本文主要对变电站中运动人体目标进行检测和分析,从而正确判断人体姿态。这样当变电站内工作人员发生跌倒时,将能进行准确报警。本文将通过3种人体特征对人体目标进行描述。针对单一人体特征直接检测人体目标时,存在误判率和漏检率较高的问题,本文提出了一种改进的 D-S 证据理论方法。该方法通过广义三角

模糊函数构造人体目标特征的 BPA,在对不同人体特征得到的 BPA 进行信息融合时,克服冲突证据对融合结果的影响,有效提高了变电站内人体姿态判断的准确性。综上,本文提出的人体跌倒检测算法流程图如图1所示。

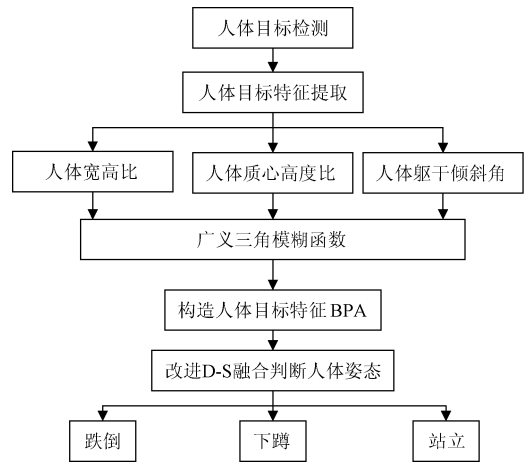


图1 变电站人体跌倒检测算法流程

Fig. 1 Flow chart of body fall detection algorithm on transform substation

## 2 人体目标特征

### 2.1 人体目标特征定义

首先,利用图像处理技术检测到人体目标,对目标人物进行特征提取和分析。当物体边界未知时,用垂直外接矩形<sup>[8,9]</sup>来描述目标是最简单的方法。垂直外接矩形为目标相对于水平地面,在二维平面内能完整包围目标轮廓的最小矩形。然而对于任意朝向的物体,有必要确定物体的主轴,此时用垂直方向的外接矩形来描述目标,将不再具有参考性。因此,需要定义一种能更完整描述人体目标的人体最小面积外接矩形。最小面积外接矩形为二维空间上可以完整的包围人体轮廓的最小矩形,这种矩形能够更准确的描述目标的各种姿态,得到更精准的目标信息。

本文利用垂直外接矩形和最小面积外接矩形对人体目标进行描述,通过人体宽高比、人体质心高度比、人体躯干倾斜角3个人体目标特征对人体姿态进行描述,3种人体目标特征定义如下。

**定义1** 人体宽高比:人体最小面积外接矩形4个顶点按顺序依次为  $R_1(x, y)$ ,  $R_2(x, y)$ ,  $R_3(x, y)$ ,  $R_4(x, y)$ 。外接矩形的宽  $W$  和高  $H$  可通过下列公式计算:

$$W = \sqrt{(X_{R_1} - X_{R_2})^2 + (Y_{R_1} - Y_{R_2})^2} \quad (1)$$

$$H = \sqrt{(X_{R_1} - X_{R_4})^2 + (Y_{R_1} - Y_{R_4})^2} \quad (2)$$

式中:  $X_{R_i}$ ,  $Y_{R_i}$  ( $i=1, 2, 3, 4$ ) 分别对应点  $R_i$  在二值图像中

的纵横坐标值。

人体宽高比  $Q = \frac{W}{H}$ ,  $W$ 、 $H$  分别为人体最小外接矩形的宽和高。

**定义2** 人体质心高度比: 人体最小面积外接矩形的中心  $Z$  为人体质心位置。在检测到的目标二值图  $I(x, y)$  中, 二维数组  $[r, c]$  为目标区域(像素为1)像素点集合,  $r, c$  分别为目标区域像素点横纵坐标值集合。像素点  $(0, \max(r))$  到像素点  $(\max(I_x), \max(r))$  的直线  $L$  为水平地面 ( $I_x$  为二值图横坐标的取值)。质心  $Z$  到直线  $L$  的距离  $Z_L$  与人体站立平均身高  $H_{ave}$  的比值  $R_z$  即为人体质心高度比, 如下式:

$$R_z = \frac{Z_L}{H_{ave}} \quad (3)$$

**定义3** 人体躯干倾斜角: 人体目标垂直外接矩形的对角线与底边的夹角  $\phi$  为人体躯干倾斜角,  $\phi$  的计算公式如下:

$$\phi = \arctan \left| \frac{\min(r) - \max(r)}{\max(c) - \min(c)} \right| \quad (4)$$

式中:  $\max(r)$ 、 $\min(r)$  分别表示目标在二值图垂直方向上的最大、最小像素坐标值,  $\max(c)$ 、 $\min(c)$  分别表示目标在二值图水平方向上的最大、最小像素坐标值。4 个坐标值所包围的矩形为人体目标垂直外接矩形。

## 2.2 一般情况人体目标特征分析

通过对拍摄视频的分析, 可以得到以上 3 种人体特征在不同人体状态时的数值。其中一幅人体跌倒图像和分析图像如图 2 所示。对于人体宽高比, 正常站立时, 人体最小外接矩形的  $W$  值小于  $H$  值, 人体宽高比  $Q$  的值明显小于 1。下蹲时, 人体最小外接矩形的  $W$  值会增大,  $H$  值减小, 轮廓接近于正方形。跌倒时, 人体最小外接矩形变化最为明显,  $W$  值明显增大,  $H$  值明显减小, 人体姿态与正常站立时正好相反。对于人体质心高度比, 正常站立时, 质心位置位于人体躯干中间, 质心高度  $Z_L$  大小在  $0.5H$  左右。下蹲时, 质心随着人体姿态变化而下降, 此时



图2 一般情况下人体目标检测和特征提取

Fig.2 Normal human body detection and feature extraction

$Z_L$  值减小, 人体质心高度比  $R_z$  值随之减小。跌倒时, 质心随着人体姿态变化而明显下降,  $Z_L$  值大幅减小, 人体质心高度比  $R_z$  值随之明显减小。对于人体躯干角, 正常站立时, 人体躯干倾斜角  $\phi$  值明显大于  $45^\circ$ 。下蹲时, 垂直外接矩形向正方形变化,  $\phi$  值随之减小, 接近于  $45^\circ$ 。跌倒时, 垂直外接矩形由下蹲时的正方形向矩形变化, 此时垂直矩形形状和站立时正好相反,  $\phi$  值变得更小。

3 种人体目标特征对站立、下蹲和跌倒 3 种人体姿态判断的取值范围如表 1 所示。

表1 人体姿态判断特征取值范围

Table 1 The value range of human body posture judgment feature

人体姿态	人体宽高比 $Q$ 阈值	人体质心高度比 $R_z$ 阈值	人体躯干倾斜角 $\phi$ 阈值/ $^\circ$
站立	0.3 ~ 0.75	0.45 ~ 0.6	64 ~ 78
下蹲	0.75 ~ 1.65	0.25 ~ 0.45	45 ~ 64
跌倒	1.65 ~ 2.6	0.15 ~ 0.25	25 ~ 45

## 2.3 特殊情况下人体目标特征分析

在人体一般姿态情况下, 通过提取到的人体目标特征, 可以准确判断人体姿态, 对人体意外跌倒进行判断和识别。然而实际检测中, 人体姿态会发生各种变化, 不可能完全符合理想情况下的姿态检测。实际检测中存在诸多特殊情况, 当摄像头取景位置不是正对人体时, 此时检测到的人体跌倒或下蹲状态处于倾斜状态; 人体姿态变化造成人体被遮挡, 导致检测到的人体目标未能完全真实的反映人体轮廓。

特殊情况下人体姿态帧如图 3 所示, 当人体姿态出现各种变化时, 由于垂直外接矩形不能精确的描述人体的姿态, 因此提取到的 3 个人体目标特征值不可能完全符合某一姿态下的特征阈值, 即某一特征值可能会与其他特征值发生冲突。图 3(a) 中, 人体跌倒时发生了倾斜, 这种姿态下, 人体宽高比  $Q$  值为 1.85, 符合跌倒姿态情况; 但是人体质心高度比  $R_z$  和人体躯干倾斜角  $\phi$  的值分别为 0.29,  $42^\circ$ , 这两种特征的检测结果都更偏向于下蹲姿态。图 3(b) 中人体俯身跌倒时, 检测到的人体宽高比  $Q$  和人体躯干倾斜角  $\phi$  值为 0.52,  $55^\circ$ , 其结果更偏向于人体下蹲; 检测到的质心高度比  $R_z$  为 0.21, 倒是符合人体跌倒姿态情况。图 3(c) 所示跌倒情况下, 检测到的人体宽高比  $Q$  和质心高度比  $R_z$  值为 1.75、0.23, 符合人体跌倒姿态情况; 但由于人体后半部分身体被遮挡, 所检测到的人体躯干角  $\phi$  值为  $48^\circ$ , 根据表 1 可知, 更偏向于下蹲姿态特征。

进而对 4 个在变电站中拍摄的视频采用单个人体特征进行跌倒检测的分析, 结果如表 3 所示。通过分析可

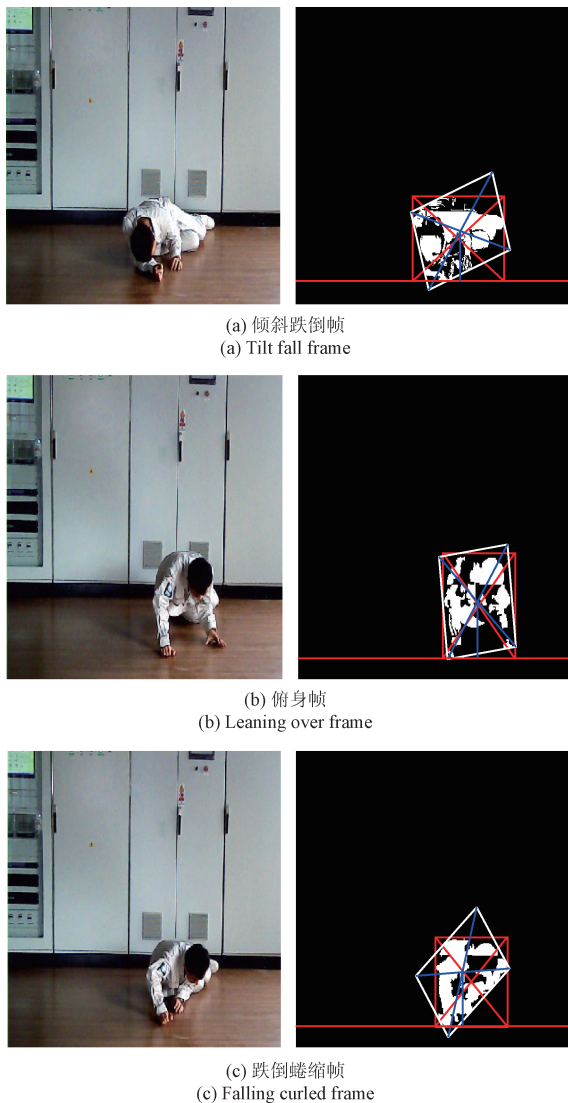


图3 特殊情况下人体目标检测和特征提取  
Fig.3 Special human body detection and feature extraction

知,在人体宽高比、人体质心高度比、人体躯干倾斜角单个人体特征检测下,单个特征检测平均准确率分别为 77.8%、84.0%、80.6%,而对应的平均误判率分别为 11.7%、9.5%、10.3%。3 种人体特征的检测平均准确率为 80.8%,平均误判率为 10.5%。单个人体特征检测效果不能满足实际需要,准确率太低且误判率较大。复杂特殊的人体姿态情况下,各人体目标特征证据存在冲突,依靠某一个人体特征来判断人体是否发生跌倒准确率太低且误判率较大,不能满足实际的需要。因此,如何有效地对提取到的 3 种人体特征信息进行融合分析,是提高人体运动姿态判断准确率的关键。在文献[10]中,作者通过 D-S 证据理论融合检测到的火焰图像特征,得到较好的火焰识别结果。在文献[11]中,作者将 D-S 证据理论应用到水下图像的分类识别中,利用证据理论

融合检测到的图像信息。在文献[12]中,作者将 D-S 证据理论用于电网故障信息诊断,融合了冲突信息,提高了电网故障诊断的准确性。因此,本文采用 D-S 证据理论对 3 种人体目标特征信息进行融合判断。

表 2 单个人体目标特征跌倒检测结果分析

Table 2 The result analysis of single body fall detection

视频 编号	单个特征 检测	检测跌 倒帧数	误判 帧数	实际跌 倒帧数	准确 率/%	误判 率/%
1	人体宽高比	40	6	55	72.70	10.90
	人体质心 高度比	45	5		81.80	9.10
	人体躯干 倾斜角	40	7		72.70	12.70
	人体宽高比 人体质心 高度比	58	9	72	80.60	12.50
2	人体躯干 倾斜角	61	7		84.70	9.70
	人体宽高比 人体质心 高度比	51	8	65	78.50	12.30
	人体躯干 倾斜角	55	7		84.60	10.80
3	人体躯干 倾斜角	52	5		80.00	7.70
	人体宽高比 人体质心 高度比	58	8	73	79.50	11.00
	人体躯干 倾斜角	62	6		84.90	8.20
4	人体躯干 倾斜角	60	9		82.20	12.30

### 3 D-S 证据理论融合人体特征信息

证据理论是由 DEMPSTER 所提出的,后由其学生 SHAFER 扩充和发展,所以又称 D-S 理论<sup>[12-13]</sup>。D-S 证据理论能满足比概率论更弱的公理体系,给出了不满足可加性的概率,现已成为专家系统、模式识别特别是信息融合等领域的基本理论之一<sup>[14]</sup>,在图像识别分类<sup>[10-11,15]</sup>、故障诊断<sup>[12]</sup>、模型评价等领域得到了广泛的应用。

**定义 4 辨识框架:**对于一个判决问题,其所有可能答案的完备集合用  $\Omega$  来表示,且  $\Omega$  中的所有元素两两互斥,则称  $\Omega$  为辨识框架。

**定义 5 基本概率赋值函数:**设  $\Omega$  为辨识框架,映射  $m: 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$  ( $2^\Omega$  是  $\Omega$  的幂集)满足两个条件:

$$m(\Phi) = 0; \sum_{A \in \Omega} m(A) = 1.$$

则称  $m$  为  $\Omega$  上的基本概率指派函数 (basic probability assignment, BPA),  $m(A)$  称为  $A$  的基本置信度。

**定义6** D-S组合规则:设辨识框架 $\Omega$ 下两个证据的BPA为 $m_1$ 和 $m_2$ ,则D-S组合公式如式(5)。

$$m(C) = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = C} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1 - k} \quad (5)$$

式中: $k = \sum_{A_i \cap B_j = \phi} m_1(A_i)m_2(B_j)$ ,称为证据之间的冲突程度, $k$ 值越大,说明冲突越大。 $1/(1 - k)$ 称为归一化因子,它的作用是避免在合成时将非零的概率赋给空集。

在D-S证据理论中,BPA的获取是实际应用中最关键的一步,其构造的合理性直接影响到最后融合决策结果的准确性和有效性。随着D-S证据理论在故障诊断、模型评价、最优决策等领域得到了广泛的应用,如何合理地构造BPA已成为普遍关注的问题<sup>[14-16]</sup>。同时,D-S证据理论在处理高度冲突证据时,会产生一些与事实相悖的结果,因此基于D-S证据理论的改进算法是目前证据理论研究的热门领域,国内外学者对D-S证据理论的改进做了很多改进<sup>[12,17-21]</sup>。本文采用构造广义三角模糊函数生成人体目标特征BPA,并通过修改证据源改进D-S证据理论,提高人体跌倒判断的准确率。

**3.1 人体特征的基本概率指派函数构造**

采集到的3种人体目标特征不符合D-S证据理论BPA的要求,不能直接代入D-S证据理论进行信息融合,需要通过构造BPA,生成代表人体目标特征的BPA。

BPA的构造可分为两大类<sup>[14]</sup>:1)根据专家的经验进行设定;2)根据已有的数据,建立当的数学模型生成BPA。本文通过改进的广义三角模糊数这一数学模型来构造BPA。统计已知的人体特征数据,建立三角模糊数的隶属函数,构造方法简单实用,计算量较小<sup>[15]</sup>。

广义三角模糊数的定义如式(6),其中 $\mu_A(x)$ 表示 $x$ 隶属于 $A$ 的程度,且 $\mu_A(x) \in [0,1]$ 。

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x - a}{b - a} \cdot w, & a \leq x \leq b \\ w, & b \leq x \leq c \\ \frac{d - x}{d - c} \cdot w, & c \leq x \leq d \\ 0, & x > d \end{cases} \quad (6)$$

广义三角模糊函数示意图如图4所示。当 $w$ 值为1时,称为正则三角模糊函数。

根据3种人体特征的实际检测情况,对式(2)中的变量定义不同的值,构造不同的隶属度函数。以人体宽高比 $Q$ 为例,首先对模拟跌倒实验视频帧的人体宽高比特征进行统计,结果如图5所示,其中横坐标表示统计的帧数。

分析站立、下蹲、跌倒的宽高比 $Q$ 的统计结果,站立、下蹲、跌倒时 $Q$ 值分别稳定在0.4、1.0、2.24。根据3种

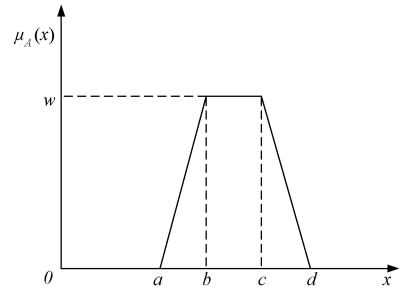


图4 广义三角模糊函数

Fig. 4 Schematic diagram of generalized triangular fuzzy function

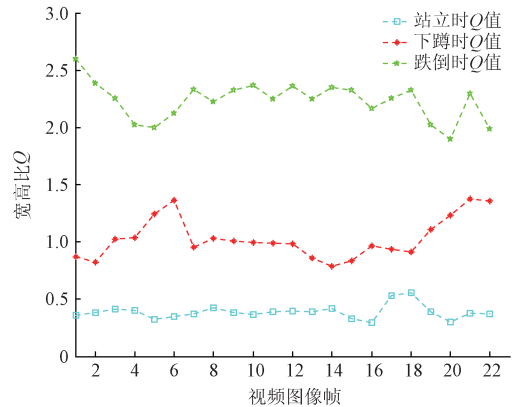


图5 人体宽高比特征统计

Fig. 5 Human aspect ratio characteristics statistics

人体姿态人体宽高比特征的统计结果,构造人体站立、下蹲、跌倒的模糊数函数A、B、C,3个模糊数分别表示为:

$$A = (0, 0.4, 1, 1)$$

$$B = (0.35, 1, 2, 1)$$

$$C = (1.5, 2.24, +\infty, 1)$$

构造三角模糊函数如图6所示。

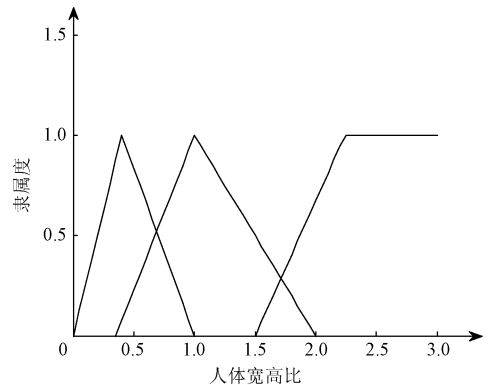


图6 人体宽高比三角模糊数

Fig. 6 Human aspect ratio triangular fuzzy number

其中,当人体跌倒时,其宽高比特征值会变大,但理

论上不会出现  $+\infty$  这样的数值,这里根据人为经验,改进模糊数  $C$ ,人为设置当其宽高比大于 2.24 时,一定是属于跌倒的。

以人体宽高比为例,生成 BPA 的策略<sup>[16]</sup>如下。

1) 当样本与某模糊数相交时,相交点的纵坐标即是该命题的 BPA。

2) 当样本与多个模糊数相交时,多个相交点的纵坐标值为多个命题的 BPA。

3) 生成的 BPA 之和  $\sum_{i=1}^{i \leq n-2} m_i$  ( $n$  为识别框架目标的数目)  $< 1$  时,生成其他 BPA 为  $m_i = (1 - \sum_{i=1}^{i \leq n-2} m_i) \cdot \frac{l_k}{\sum_{k=1}^{l_k} l_k}$  ( $l_k$  为  $m_i$  中其他证据三角模糊数中心点与  $\max(m_i)$  中心点的距离)。

4) 生成的 BPA 之和  $\sum_{i=1}^{i=n-1} m_i < 1$  时,生成  $m_n = 1 - \sum_{i=1}^{i=n-1} m_i$ 。

5) 生成所有的 BPA 之和  $\sum_{i=1}^{i=n} m_i > 1$  时,则归一化各 BPA 值。

例如,当采集到的人体宽高比值为 2.12,代入人体宽高比三角模糊函数计算得到跌倒的 BPA 值  $m_c = 0.8378$ ,根据策略 3),计算得到下蹲的 BPA 值  $m_B = 0.0982$ ,  $m_A = 0.0640$ 。当采集到的人体宽高比值为 0.82 时,代入人体宽高比三角模糊函数计算得到站立的 BPA 为  $m_A = 0.3000$ ,下蹲的 BPA 值  $m_B = 0.7231$ ,此时  $m_{BPA} > 1$ ,根据策略 5),需要归一化得到  $m_A = 0.2932$ ,  $m_B = 0.7068$ ,  $m_C = 0$ 。

### 3.2 改进 D-S 组合证据源

为了解决 D-S 在高度冲突证据的不足,改进方法主要集中在修改证据源和修改 D-S 组合规则<sup>[17,18]</sup>两个方面。Murphy<sup>[19]</sup>提出一种对各个证据源进行平均,再代入 D-S 组合公式的改进方法,这种方法没有考虑到证据源的各个证据之间的关联性。邓勇等人<sup>[20]</sup>提出改进方法,通过引入 Joussem 距离函数确定证据的互相关联程度,然后根据证据互相支持度进行加权平均,确定各个证据权重。刘妹琴等人<sup>[11]</sup>、张军<sup>[21]</sup>在 Murphy 加权平均法的基础上提出一种改进的融合方法,根据各个证据到平均证据的距离与证据权重大小成反比的关系,计算每个证据的权重,再进行加权平均。针对 3 种人体特征证据紧密的联系,本文通过修改证据源来改进 D-S 组合规则,在文献[12]基础上,对 Murphy 加权平均法进行进一步修改,适应本文跌倒特征证据的融合。

改进证据源算法的思想是:考虑到单个命题下各个

证据的相互关系,通过加权重重新构造单个命题下的平均证据  $m_{ave}$ 。然后再次计算单个证据  $m_k$  与各平均证据  $m_{ave}$  的距离,通过加权生成最终的平均证据  $m_w$ ,代入到 D-S 组合规则中进行迭代计算。

设有识别框架  $\Omega = \{A, B, C\}$ ,  $n$  个证据分别为  $m_1, m_2, m_3, \dots, m_n$ 。改进的融合算法步骤如下。

1) 计算平均证据:

$$m_{ave}(A) = (m_1(A) + m_2(A) + m_3(A)) / n;$$

2) 计算单个命题下各个证据与平均证据的距离:

$$d_i = [(m_1(A) - m_{ave}(A))^2 + (m_2(A) - m_{ave}(A))^2 + \dots + (m_i(A) - m_{ave}(A))^2]^{1/2}, i = 1, 2, 3, \dots, n;$$

3) 与平均证据距离越近,权重越大,所以定义单个命题下各证据的权重:

$$\omega_i = \frac{1}{d_i} / \sum_{i=1}^n (\frac{1}{d_i});$$

4) 利用每个证据的权重计算出新的平均证据  $m_{ave}(A)$ :

$$m_{ave}(A) = \sum_{i=1}^i \omega_i m_i(A);$$

5) 同理计算出  $m_{ave}(B)$ 、 $m_{ave}(C)$ ,计算每个证据与平均证据的距离:

$$d_k = [(m_k(A) - m_{ave}(A))^2 + (m_k(B) - m_{ave}(B))^2 + \dots + (m_k(C) - m_{ave}(C))^2]^{1/2}, k = 1, 2, 3, \dots, n;$$

6) 与平均证据距离越近,权重越大,所以定义各证据的权重:

$$\omega_k = \frac{1}{d_k} / \sum_{i=1}^n (\frac{1}{d_k});$$

7) 利用每个证据的权重计算出加权平均证据:

$$m_w = \sum_{i=1}^i \omega_k m_k;$$

8) 最后对  $m_w$  用 D-S 组合规则迭代  $n-1$  次,得出融合结果。

## 4 实验结果分析

采用单摄像头在变电站实际情景中拍摄模拟人体跌倒的视频,包含人体站立、下蹲和跌倒的姿态。对检测出人体目标进行人体目标特征提取,然后构造人体特征的 BPA,按照本文改进的 D-S 证据理论对得到的 BPA 进行融合判断。

以图 2 中跌倒帧的检测为例,该跌倒帧所构造的 BPA 如表 3 所示,其中  $m_1$ 、 $m_2$ 、 $m_3$  分别表示人体宽高比、人体质心高对比、人体躯干角 3 个独立证据。不同改进的 D-S 融合算法结果如表 4 所示。

提取的该跌倒帧为正常的跌倒类型,不存在检测证据的冲突。从表 4 融合的结果可知,除 Yager 算法外,5 种方法都能准确的融合跌倒帧的 3 个独立证据,而且 5

表3 跌倒帧构造的BPA

Table 3 BPA of falling frame structure

框架	$m_1$	$m_2$	$m_3$
A(站立)	0.064 0	0.041 5	0.165 2
B(下蹲)	0.098 2	0.235 0	0.199 8
C(跌倒)	0.837 8	0.723 5	0.635 0

表4 不同D-S算法融合结果

Table 4 Different D-S algorithm fusion results

	A(站立)	B(下蹲)	C(跌倒)
D-S算法	0.001 1	0.011 8	0.987 1
Yager算法	0.203 8	0.208 0	0.588 3
邓勇算法	0.001 8	0.014 3	0.983 9
Murphy算法	0.001 8	0.014 1	0.981 3
刘妹琴算法	0.001 4	0.017 3	0.981 3
本文算法	0.001 2	0.016 0	0.982 8

种方法融合得到的跌倒的概率均大于0.98。分析跌倒的概率值可知,刘美琴基于Murphy改进的算法得到的跌倒概率和Murphy结果一样,刘妹琴算法下下蹲概率值0.017 3大于Murphy算法下的对应值0.014 1,同时刘妹琴算法下的站立概率值0.001 4小于Murphy算法下的对应值0.001 8,可知刘美琴的算法进一步弱化了站立的概率,这是符合实际情况的信息融合结果。分析刘美琴和本文算法结果,本文算法的跌倒概率进一步加强,站立概率也进一步削弱,本文算法有着更好的符合实际情况的信息融合结果。

然而对于实际的人体姿态判断检测,所提取到的人体特征不可能完全符合人体特征的定义。比如当人体姿态发生不同角度的倾斜,就会造成某一特征值发生突变,此时所构造的BPA就会发生冲突。以图3(c)中跌倒帧的检测为例,所构造的冲突BPA如表5所示,不同改进的D-S融合算法结果如表6所示。

表5 跌倒帧构造的冲突BPA

Table 5 Collision BPA of falling frame structure

框架	$m_1$	$m_2$	$m_3$
A(站立)	0.130 0	0.021 2	0.135 0
B(下蹲)	0.146 5	0.863 5	0.052 0
C(跌倒)	0.723 5	0.115 3	0.813 0

表6 不同D-S算法融合结果

Table 6 Different D-S algorithm fusion results

	A(站立)	B(下蹲)	C(跌倒)
D-S算法	0.005 0	0.088 0	0.907 0
Yager算法	0.308 8	0.315 0	0.376 2
邓勇算法	0.004 9	0.054 5	0.940 6
Murphy算法	0.004 1	0.209 1	0.786 8
刘妹琴算法	0.004 9	0.060 5	0.934 5
本文算法	0.005 3	0.013 6	0.981 1

分析表6中6种D-S算法的融合结果可知,由于Yager算法是用于解决高冲突证据间的融合问题,所以在解决本文提出问题时的效果不好。和表4中的结果类似,Murphy算法融合得到的跌倒概率值0.786 8远远小于其他几种算法的概率值,原因是Murphy算法忽略了证据权重的问题,只是对证据进行简单的平均,在某些特殊情况下并不能通过这种算法达到解决冲突的问题,需要更多的证据才能达到解决冲突的目的。邓勇算法计算权值时,要计算两两证据间的距离,随着证据数目的增加,计算复杂程度也随之增大。当有 $n$ 个证据时,计算量为 $n(n-1)/2$ 。而计算的复杂程度,也是影响证据理论应用的一个重要问题,该算法冲突解决效果的提高是以计算复杂度的提高为代价的。本文提出的基于Murphy算法改进后的算法融合结果最优,跌倒概率值为0.981 1,大于Murphy和刘妹琴算法融合结果,相比于刘妹琴算法下的下蹲概率值0.060 5,本文算法下得到的下蹲概率值为0.013 6,本文算法融合信息后得到的结果更符合实际情况。相比于Murphy和刘美琴算法对证据的简单平均,本文根据各个证据与初步生成的平均证据的距离,重新生成平均证据,更具合理性。本文的融合结果也优于其他算法。

为了进一步检测本文提出方法的准确性,同样采用单个特征检测时的4个拍摄视频进行测试。分别采用单个人体特征和改进D-S融合检测方法对人体姿态(跌倒)判断的实验结果如表7所示。

表7 实验结果比较

Table 7 Comparison of experimental results

视频编号	跌倒检测方案	检测跌倒帧数	误判帧数	实际跌倒帧数	准确率/%	误判率/%
1	单个特征检测	46	4	55	83.60	7.30
	改进D-S融合检测	53	1		96.40	1.80
2	单个特征检测	66	6	72	91.70	8.30
	改进D-S融合检测	69	2		95.80	2.80
3	单个特征检测	56	6	65	86.20	9.20
	改进D-S融合检测	62	1		95.40	1.50
4	单个特征检测	65	5	73	89.00	6.80
	改进D-S融合检测	71	0		97.30	0

分析表7的实验结果可知,在4段拍摄的变电站人体跌倒视频中,单个特征检测方案的检测准确率均低于

改进 D-S 证据理论检测方案的检测准确率。其中,单个特征检测方案的检测准确率平均值为 87.62%,而改进 D-S 证据理论检测方案的检测准确率平均值为 96.22%。可见,对人体特征信息采用改进 D-S 证据理论融合之后,人体姿态的检测准确率更为准确。该人体跌倒检测方法能够解决特殊环境下人体特征冲突的证据,有效的融合人体特征信息,得到较为准确的人体姿态判断。

分析表 7 的实验结果可知,在四段拍摄的变电站人体跌倒视频中,单个特征检测方案的检测准确率均低于改进 D-S 证据理论检测方案的检测准确率。其中,单个特征检测方案的检测准确率平均值为 87.62%,而改进 D-S 证据理论检测方案的检测准确率平均值为 96.22%。可见,对人体特征信息采用改进 D-S 证据理论融合之后,人体姿态的检测准确率更为准确。该人体跌倒检测方法能够解决特殊环境下人体特征冲突的证据,有效的融合人体特征信息,得到较为准确的人体姿态判断。

## 5 结 论

本文提出一种基于改进 D-S 证据理论的人体跌倒检测方案,对人体跌倒状态进行检测。该方案主要包括目标识别、特征提取、BPA 构造、改进 D-S 算法融合。首先,根据三角模糊函数和人体特征的实际情况,提出了构造人体特征 BPA 的策略。然后基于 Murphy 算法,对 D-S 证据理论进行改进,通过两次距离加权平均修改证据源,使构造的单个框架平均证据和整个框架平均证据更具合理性。最后从融合结果来看,本文提出的改进算法不仅能有效融合一致信息,又能合理处理冲突信息,从而提高融合结果的准确性和合理性。目前,本文跌倒检测方案只是针对单个摄像头单人状态进行检测、融合和识别分析,下一步工作将设置多个摄像头并结合目标跟踪,对不同身高的多人姿态进行检测和融合分析,并改进整体检测融合算法,进一步减小算法的复杂度。此外,将把本文提出的算法集成到变电站视频监控系统中,以提高变电站安全运行水平。

## 参考文献

- [ 1 ] 王旭. 无人值守变电站智能视频监测系统的设计与实现[D]. 北京:华北电力大学,2014:8-22.  
WANG X. The design and implement of intelligent video monitoring system for unmanned substation[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2014:8-22.
- [ 2 ] 黄斯茜. 智能视频分析算法在变电所中的研究与应用[D]. 成都:西南交通大学,2012:6-14.  
HUANG S Q. Research and application of intelligent video analysis algorithm in substation [D]. Chengdu: Southwes Jiaotong University, 2012:6-14.
- [ 3 ] 崔巨勇,曹云东. 基于分水岭与 Krawtchouk 不变矩相结合的改进方法在变电站巡检图像处理中的应用[J]. 中国电机学报,2015,35(6):1329-1335.  
CUI J Y, CAO Y D. Application of an improved algorithm based on watershed combined with krawtchouk invariant moment in inspection image processing of substations[J]. Proceeding of the CSEE, 2015,35(6):1329-1335.
- [ 4 ] REDDY M, CHANDRA B, MOHANTA D. A dost based approach for the condition monitoring of 11 kV distribution line insulators [J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2011, 18(2):588-595.
- [ 5 ] 乐健,蔡伟,靳超,等. 基于图像识别技术的变电站防误操作系统的研制[J]. 电力自动化设备,2011,31(7):131-135.  
LE J, CAI W, JIN CH, et al. Substation anti-misoperation system based on image recognition technology [J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(7):131-135.
- [ 6 ] XIE J, LIU C, SFORNA M, et al. On-line physical security monitoring of power substations [J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2015, 26(6):1148-1170.
- [ 7 ] 刘祥志,娄姿鑫,郑清风,等. 变电站视频监控系统中心行为识别功能设计与实现[J]. 电力系统自动化,2010,34(22):117-119.  
LIU X ZH, LOU J X, ZHENG Q F, et al. Design and implementation of behavior identifying functions in substation video monitoring system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2010,34(22):117-119.
- [ 8 ] VAIDEHI V, GANAPATHY K, MOHAN K, et al. Video based automatic fall detection in indoor environment [C]. International Conference on Recent Trends in Information Technology, 2011:1016-1020.
- [ 9 ] 沈秉乾. 基于视频分析的室内人体跌倒检测方法的实现[D]. 广州:华南理工大学,2013:40-77.  
SHENG B Q. The realize of the method of video monitoring system for human falling detection [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2013:40-77.
- [ 10 ] 刘娟,胡敏,黄忠. 基于最优支持度的证据融合表情识别方法[J]. 电子测量与仪器学报,2016,30(5):714-721.  
LIU J, HU M, HUANG ZH. Expression recognition method based on evidence fusion of optimal supportability [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016,30(5):714-721.



- [11] 刘妹琴,王毅星. 基于 Petri 网与 D-S 证据理论的电力系统故障诊断刘妹琴[J]. 华中科技大学报:自然科学版,2014,42(10):88-92.  
LIU M Q, WANG Y X. Power system fault diagnosis based on Petri net and D-S evidence theory [J]. Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2014,42(10):88-92.
- [12] SHAFER G, LOGAN R. Implementing Dempster's rule for hierarchical evidence[J]. Artificial Intelligence, 1987, 33(3): 271-298.
- [13] 韩德强,邓勇,韩崇昭,等. 利用不确定度的冲突证据组合[J]. 控制理论与应用,2011,28(6):788-792.  
HAN D Q, HAN CH ZH, DENG Y, et al. Conflicting evidence combination by using uncertainty degree [J]. Control Theory and Applications, 2011,28(6):788-792.
- [14] 蒋雯,陈运东,汤潮,等. 基于样本差异度的基本概率指派生成方法[J]. 控制与决策,2015,30(1):71-75.  
JIANG W, CHEN Y D, TANG CH, et al. Determination of basic probability assignment based on sample difference degree [J]. Control and Decision, 2015, 30(1):71-75.
- [15] SHAFER G. A Mathematical Theory of Evidence [M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [16] 邓勇,韩德强. 广义证据理论中的基本概率指派生成方法[J]. 西安交通大学学报,2011,45(2):34-38.  
DENG Y, HAN D Q. Methods to determine generalized basic probability assignment in generalized evidence theory [J]. Journal of Xian JiaoTong University, 2011, 45(2):34-38.
- [17] 孙全,叶秀清. 一种新的基于证据理论的合成公式[J]. 电子学报,2000,28(8):117-119.  
SUN Q, YE X Q. A new combination rules of evidence theory [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(8): 117-119.
- [18] 李弼程,王波,魏俊,等. 一种有效的证据理论合成公式[J]. 数据采集与处理,2002,17(1):33-36.  
LI B CH, WANG B, WEI J, et al. An efficient combination rule of evidence theory [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2002,17(1):33-36.
- [19] MURPHY C. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. Decision Support Systems, 2000,29(1):1-9.
- [20] 邓勇,施文康,朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. 红外与毫米波学报,2004,23(1):27-32.  
DENG Y, SHI W K, ZHU ZH F. Efficient combination approach of conflict evidence [J]. Infrared Millim. Waves, 2004,23(1):27-32.
- [21] 张军. 证据理论中冲突证据的处理及其应用 [D]. 南

昌:南昌大学,2007:31-33.

ZHANG J. Approaches to conflict evidence in D-S evidence theory and its applications [J]. Nanchang: Nanchang University, 2007:31-33.

## 作者简介



**王磊**,2002年于华北电力大学获得学士学位,2005年于四川大学获得硕士学位,上海大学博士在读,现为上海电力学院讲师,主要研究方向为电能质量分析和变电站监控。  
E-mail:wanglei@shiep.edu.cn

**Wang Lei** received B. Sc. from North China Electric Power University in 2002 and M. Sc. from Sichuan University in 2005, respectively. Now he is lecturer in Shanghai University of Electric Power and Ph. D. candidate in Shanghai University. His main research interests include power quality analysis and transform substation monitoring.



**江伟建**,2002年于华北电力大学获得学士学位,现为嘉兴供电公司高级工程师,主要研究方向为电力系统继电保护。  
E-mail:735454687@qq.com

**Jiang Weijian** received B. Sc. from North China Electric Power University in 2002. Now he is senior engineer in Jiaying Power Supply Company. His main research interest includes power system protection.



**孙朋**,2014年于河南理工大学获得学士学位,2017年于上海电力学院获得硕士学位,主要研究方向为图像处理和变电站监控。  
E-mail:sunpeng@shiep.edu.cn

**Sun Peng** received B. Sc. from Henan Ligong University in 2014 and M. Sc. from Shanghai University of Electric Power in 2017, respectively. His main research interest includes image processing and transform substation monitoring.



**夏飞**(通讯作者),2000年于沈阳理工大学获得学士学位,2003年于(法国)普瓦提埃大学获得硕士学位,2017年于同济大学获得博士学位,现为上海电力学院副教授,主要研究方向为视觉检测、嵌入式系统与电动汽车/新能源发电设备故障诊断。  
E-mail:xiafeiblue@163.com

**Xia Fei** (Corresponding author) received B. Sc. from Shenyang University of Technology in 2000, M. Sc. from University of Poitiers in France in 2003, and Ph. D. from Tongji University in 2017, respectively. Now he is associate professor in Shanghai University of Electric Power. His main research interests include machine vision, embedded system and fault diagnosis in electric vehicle.