

# 基于FCM聚类和卷积神经网络的跌倒识别算法

朱艳, 李曙生, 谢忠志

(泰州职业技术学院机电技术学院, 泰州 225300)

**摘要:** 为了提高传统跌倒检测系统的识别准确度和运算速度, 减小误报率和漏报率, 本文提出了一种基于模糊C均值(Fuzzy C-means, FCM)聚类算法和卷积神经网络算法的实时跌倒检测算法。该算法以深度视觉传感器为数据获取源, 提取聚类中心点速度、高度、加速度以及夹角为跌倒识别特征向量, 采用阈值分析和机器算法相结合的方式实现人体跌倒识别。实验表明, 该算法的识别精度达到99%, 运算速度为0.178 s, 相对于传统算法具有更高的识别精度和运算速度。

**关键词:** 跌倒检测; 模糊C均值聚类; 卷积神经网络; 深度视觉传感器

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A

## Fall Recognition Algorithm Based on FCM Clustering and Convolutional Neural Network

ZHU Yan, LI Shusheng, XIE Zhongzhi

(College of Electromechanical Technology, Taizhou Polytechnical College, Taizhou 225300, China)

**Abstract:** In order to improve the recognition accuracy and operation speed of the traditional fall detection system and reduce the false alarm rate and the missing alarm rate, a real-time fall detection algorithm based on fuzzy C-means (FCM) clustering algorithm and convolutional neural network algorithm is proposed. The algorithm takes the depth vision sensor as the data acquisition source, extracts the velocity, the height, the acceleration, and the angle of the cluster center point as the fall recognition feature vector, and uses the combination of threshold analysis and machine algorithm to realize human fall recognition. The experimental results show that the recognition accuracy of the algorithm reaches 99% and the operation speed is 0.178 s, which is higher than those of the traditional algorithm.

**Key words:** fall detection; fuzzy C-means (FCM) clustering; convolutional neural network; depth vision sensor

## 引言

随着人类社会的不断发展以及医疗条件的快速进步, 人类平均寿命日益增加, 老年人口所占的比例越来越大。随着年龄的增大, 人体机能不断下降, 从而造成跌倒的几率越来越大, 跌倒成为危害老年人身体健康的主要外因<sup>[1-2]</sup>, 成为老年人死亡的头号杀手。调查和研究发现, 在跌倒事件发生后, 如果能

在第一时间得到合理的医疗救助,那么跌倒造成的伤害程度就可以降到最低,从而大大降低死亡风险,提高救治率。中国60岁以上老年人口的数量不断增加,是世界上唯一老年人口超过两亿的国家<sup>[3]</sup>。因此,如何及时准确地对老年人进行跌倒检测,并在第一时间发出求救信号对保障老年人的生命健康尤为关键。

目前,国内外跌倒检测研究主要有3种方法。第1种为基于环境参数的跌倒检测<sup>[4-8]</sup>,Litvak等<sup>[4]</sup>在房间地板上安装了多个声音和压力传感器,通过分析采集到的声频和压力信号来识别跌倒行为。Alwan等<sup>[6]</sup>在地板表面安装了压电式振动传感器,通过监测人体正常行走和跌倒时采集到的振动信号差别来识别跌倒行为。该方法成本较高,受周围环境影响较大,识别精度较低。第2种为基于穿戴式智能传感器的跌倒检测<sup>[9-13]</sup>。Jahanjoo等<sup>[10]</sup>从加速度传感器获取的三维加速度信息中提取跌倒特征序列,并采用模糊神经网络模型对样本进行分类,得到较好的识别效果。Kumar等<sup>[11]</sup>将加速度传感器和陀螺仪穿戴于人身,并将获取的加速度和角度数据,通过支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器进行跌倒识别,获取了93%的识别精度。该方法虽然识别精度高,但穿戴物影响人体舒适度,因此应用局限性较大。第3种为基于视觉传感器的检测方法,按照采用的视觉传感器种类不同,可分为基于红绿蓝(Red green blue, RGB)视觉传感器的跌倒检测<sup>[14-16]</sup>和基于深度视觉传感器的跌倒检测<sup>[17-18]</sup>。Miguel等<sup>[16]</sup>将RGB摄像头获取的二维图像通过帧差法和光流法提取特征信息,采用K邻近(K-nearest neighbor, KNN)分类器进行跌倒识别,获得了96%的识别精度。但该方法只能得到二维图像信息,特征提取困难且易造成用户个人隐私泄露。王君泽等<sup>[18]</sup>以深度视觉传感器获取骨架数据,实时计算骨架点的空间坐标位置进行跌倒识别。该方法不涉及个人隐私,同时特征提取容易,识别精度较高,成为近年来跌倒检测的主要研究方向之一。

本文以Kinect V2深度视觉传感器为监测手段,以获取的骨架节点为数据分析源,基于模糊C均值(Fuzzy C-means, FCM)聚类算法和卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)算法建立跌倒识别模型对人体跌倒行为进行监控。

## 1 跌倒检测系统结构

系统结构主要由硬件部分和软件部分组成,如图1所示。硬件部分主要由Kinect V2、计算机、USB通信电缆几部分组成,深度视觉传感器Kinect V2用于实时采集人体3D深度图像。计算机上安装的软件平台对采集到的图像数据进行处理。Kinect V2通过USB通信电缆将数据传输给计算机。软件部分由Kinect Developer Toolkit、LabVIEW和MATLAB组成。Kinect Developer Toolkit作为传感器开发工具包,可以将采集到的3D深度图像,转换到骨架追踪系统,然后采用LabVIEW和MATLAB混合编程的方式完成跌倒识别算法设计。由LabVIEW中提供的Script节点,实现两软件之间的数据传输。

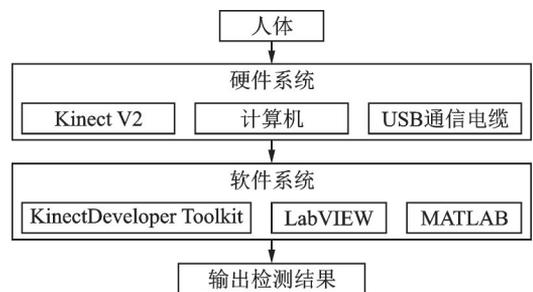


图1 系统结构

Fig.1 System structure

## 2 改进型FCM骨架节点聚类中心计算

### 2.1 骨骼节点数据获取

使用Kinect SDK和Kinect driver配合LabVIEW平台,完成对Kinect V2的开发,LabVIEW通过调用外部DLL文件的方式完成骨架节点数据的获取,人体骨骼节点分布如图2所示。由图2可知,人体骨架由1号节点人体中心为分界点,可分为上身节点和下身节点两部分。

## 2.2 改进型FCM聚类中心算法设计

跌倒时,人体会在极短的时间内由直立状态转换到躺卧状态,各骨架节点的高度、速度、加速度、节点间角度等参数都会发生较大变化,各节点会表现出一定的跌倒识别性,并且各节点之间具有明显的关联性。若将所有骨骼节点均作为跌倒识别的数据源,会造成样本数据维度增加,识别速度较慢。而若仅选择几个关键骨骼点作为分析数据源,又会造成跌倒特征提取不充分,识别准确率不高。为有效解决上述矛盾,本文采用FCM聚类算法对除1号节点(人体中心)之外的24个骨骼点进行分类,选取聚类中心的个数 $k=2$ ,得到上身聚类中心 $O_1(x_u, y_u, z_u)$ 和下身聚类中心 $O_2(x_d, y_d, z_d)$ ,以2个聚类中心和1号节点 $O_c(x_1, y_1, z_1)$ 3个点作为数据分析源,提取跌倒识别特征数据。

假设样本集 $X$ ,如果要把这些数据划分成 $k$ 个类,每个类有一个中心,那么就应该有 $k$ 个聚类中心 $O_i$ ,每个样本 $j$ 属于第 $i$ 类的隶属度为 $\mu_{ij}$ ,定义一FCM目标函数如式(1)所示,其约束条件如式(2)所示。FCM算法就是目标函数最小化的求解过程,通过拉格朗日乘数法求解 $J$ 在隶属度函数约束下的优化,可得到隶属度 $\mu_{ij}$ 计算公式(3),聚类中心 $k_i$ 计算公式(4)

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m \|x_j - O_i\|^2 \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^k \mu_{ij} = 1 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{p=1}^k \left[ \frac{\|x_j - k_i\|^2}{\|x_j - k_p\|^2} \right]^{1/(m-1)}} \quad i = 1, \dots, k; j = 1, \dots, N \quad (3)$$

$$O_i = \frac{\sum_{p=1}^n (\mu_{ip})^m x_p}{\sum_{p=1}^n (\mu_{ip})^m} \quad i = 1, \dots, k \quad (4)$$

式中: $O_i$ 表示聚类中心; $m \in (1, \infty)$ 为模糊指数,用来控制模糊程度,值越大,分类的模糊程度越高,本文选取 $m=2$ ;  $\|x_j - O_i\|^2$ 表示样本数据 $x_j$ 与 $k_i$ 之间的欧式距离。

传统FCM聚类算法在初始化聚类中心时,一般采用从聚类数据中随机选取的方式确定,可能会导致算法在迭代过程中收敛速度非常缓慢,甚至会出现收敛到局部极小的情况,无法得到全局最优解。因此,本文对传统FCM算法进行改进,提出一种新的初始聚类中心的选择方法,解决了传统算法的缺点,改进FCM算法流程为:

**步骤1** 计算24个骨骼节点任意两点之间的欧式距离,将距离最小的两个节点定义为一类,并选取这两个节点的中点作为第1个初始聚类中心点 $O_1$ ;

**步骤2** 分别计算 $O_1$ 和剩余22个节点之间的欧式距离,找到和 $O_1$ 之间距离最大的骨架节点 $x_j$ ;

**步骤3** 分别计算 $x_j$ 和剩余21个节点之间的欧式距离,选择距离最近的节点,并将其和 $x_j$ 定义为一类,选取两节点的中点作为第2个初始聚类中心点 $O_2$ ;

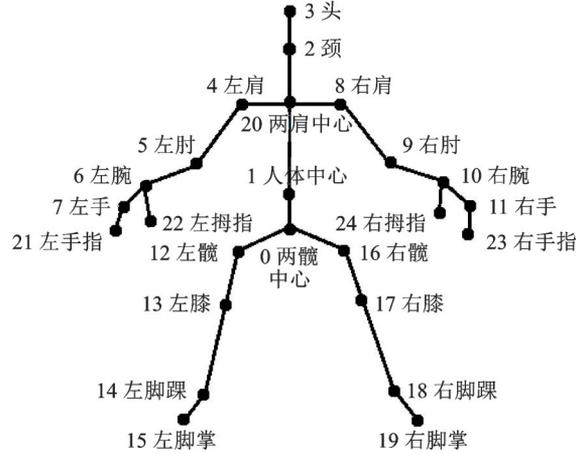


图2 人体25个骨骼关节分布图

Fig.2 Distribution of 25 joints in human body

- 步骤4 设置分类个数 $k$ ,模糊指数 $m$ ,容许误差 $\xi$ 的大小;
- 步骤5 将 $O_1$ 和 $O_2$ 作为初始聚类中心,并设置迭代次数 $s=1$ ;
- 步骤6 由式(3)计算样本 $j$ 属于第 $i$ 类的隶属度为 $\mu_{ij}$ ;
- 步骤7 由式(4)计算得到2个新的聚类中心 $O_1(s+1)$ 和 $O_2(s+1)$ ;
- 步骤8 计算误差 $e = \sum_{i=1}^k \|O_i(s+1) - O_i(s)\|^2$ ,如果 $e < \xi$ ,迭代结束;否则 $s = s + 1$ ,转入步骤6;
- 步骤9 样本归类,将24个骨架节点划分成两类,并输出类簇中心 $O_1(x_u, y_u, z_u)$ 和 $O_2(x_d, y_d, z_d)$ 。

人体在站立和蹲下时,分别采用改进FCM聚类算法和传统FCM算法对24个骨架节点进行分类,其目标函数 $J$ 和迭代次数的关系分别如图3、4所示。站立时,传统FCM算法需要迭代21次才能收敛,而改进FCM算法只需8次迭代即可收敛。蹲下时,传统FCM算法需要迭代15次才能收敛,而改进FCM算法只需6次迭代即可收敛。由此可知,改进FCM算法可以大大提高算法运算速度,增强系统实时性要求。不同人体行为时,对24个骨架节点进行聚类计算,得到上身中心 $O_1(x_u, y_u, z_u)$ 和下身中心 $O_2(x_d, y_d, z_d)$ 的分布结果如图5所示。由图5可知,骨架节点以人体中心 $O_c(x_1, y_1, z_1)$ (1号节点)为分界点,可以很明显的划分为两类,将两个聚类中心 $O_1(x_u, y_u, z_u)$ 和 $O_2(x_d, y_d, z_d)$ 作为跌倒识别特征数据源,具有较好的识别性和鲁棒性。

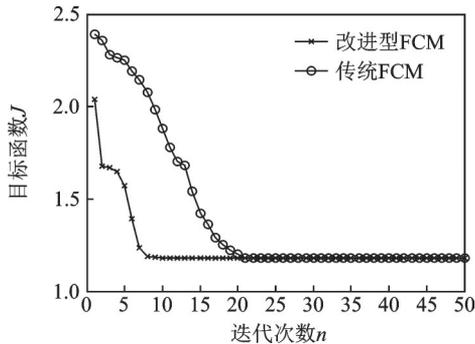


图3 人体站立时改进FCM和传统FCM算法比较

Fig.3 Comparison of improved FCM and traditional FCM algorithms for a standing state

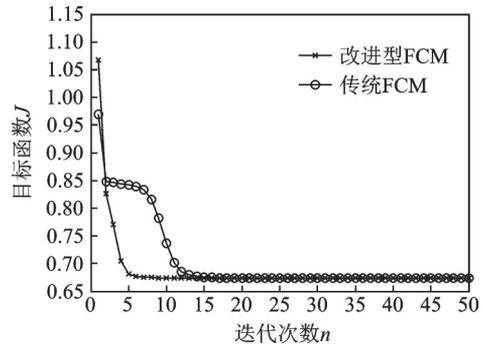


图4 人体蹲下时改进FCM和传统FCM算法比较

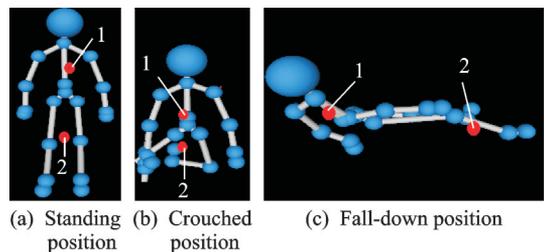
Fig.4 Comparison between improved FCM and traditional FCM algorithms for a squatting state

### 3 跌倒特质数据提取

#### 3.1 归一化高度特征计算

跌倒时,人体各骨架节点距离地面的距离都会迅速变小,尤其是头部高度的变化最为明显,因此选取头部(3号节点)距离地面的高度作为跌倒检测的阈值条件。由于人体形态差别较大,阈值的选取随不同的人体,变化较大。为增加系统的鲁棒性,对头部节点距离地面的高度进行归一化处理,计算过程如下:

(1)人体的左右脚掌骨架节点15,19和地面接触,因此将这两个节点的高度默认为零,并以此建立



1—上身聚类中心; 2—下身聚类中心。

图5 不同人体行为下骨架节点聚类中心结果显示  
Fig.5 Results of skeleton node cluster center for different human behaviors

地面方程。首先通过 Kinect SDK 获取 15 和 19 节点的坐标数据,然后将其代入式(5),先计算地面方程和 Kinect 之间的倾角  $\theta$ ,进而确定地面方程

$$\begin{cases} Ax + By + Cz + D = 0 \\ A = 0 \\ B = \cos\theta \\ C = \sin\theta \\ D = 1.5 \end{cases} \quad (5)$$

(2)地面方程确定以后,将 3 号头部节点坐标  $(x_3, y_3, z_3)$  代入式(6),计算头部距离地面的高度  $d_3$

$$d = \frac{|Ax_i + By_i + Cz_i + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (6)$$

(3)人体在站立状态下,将人体中心  $O_c(x_1, y_1, z_1)$  坐标代入式(6),计算人体中心距离地面的高度  $d_1$ ,并将此高度定义为归一化基准高度。

(4)计算归一化高度  $d_n = d_3/d_1$ ,并将此作为跌倒识别阈值条件。

选择 A、B、C 3 个形体差异较大的人作为实验对象,分别采集他们在跌倒、蹲下、弯腰、慢跑和行走 5 种状态下的骨架节点数据,并计算  $d_n$  的平均值,结果如图 6 所示。由图 6 可知,不同的实验对象在同一种动作下的归一化高度  $d_n$  变化不大,不同动作下的  $d_n$  变化比较明显。在跌倒状态下,  $d_n$  的值在 0.1 左右,为防止发生漏判,本文选择  $d_n = 0.25$  作为跌倒识别阈值判断条件。

### 3.2 速度特征数据提取

人体在弯腰、蹲下、坐下、跌倒时,各骨架节点距离地面的高度都会发生较大的变化,如果只将高度作为跌倒识别阈值条件,容易造成误判。在弯腰、蹲下、坐下等动作时,虽然高度变化较大,但上述动作发生的持续时间比跌倒发生的持续时间长,因此将速度作为跌倒识别的判断条件,可以很好地区分以上几种动作。

由式(7)可得相邻两帧时类簇中心垂直方向的移动距离  $d_y(i)$ 。两类簇中心的垂直向速度  $v_{yu}(i)$  和  $v_{yd}(i)$  可由式(8)计算得到

$$d_y(i) = y_i - y_{i-1} \quad (7)$$

$$v_y(i) = d_y(i) / \Delta t \quad (8)$$

式中:  $y(i)$  为当前帧时类簇中心的垂直坐标,  $y(i-1)$  为上一帧时类簇中心的垂直坐标,  $\Delta t$  为相邻两帧的时间差。

图 7 为不同动作下,上身中心  $O_1(x_u, y_u, z_u)$  和下身中心  $O_2(x_d, y_d, z_d)$  的速度变化曲线。由图 7 可知,上身中心  $O_1(x_u, y_u, z_u)$  和下身中心  $O_2(x_d, y_d, z_d)$  在各动作下的速度都有较大变化,但在跌倒时上身中心的速度变化比下身中心速度变化更加明显。跌倒时的  $v_{yu}(i) > 1$  m/s。因此选取上身中心的速度值作为跌倒识别的另一个阈值条件,为减少漏判选取  $v_{yu}(i) = 0.9$  m/s 作为跌倒识别速度阈值。

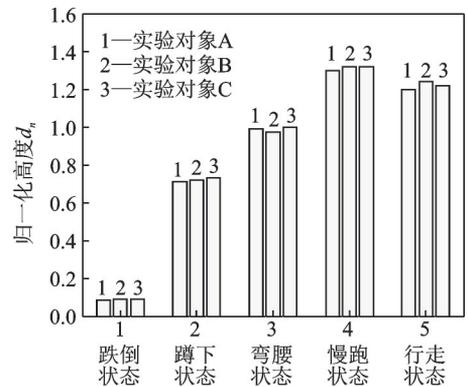


图 6 不同体型对象在各动作下的  $d_n$  平均值  
Fig.6 Average values of  $d_n$  of different body types for each action

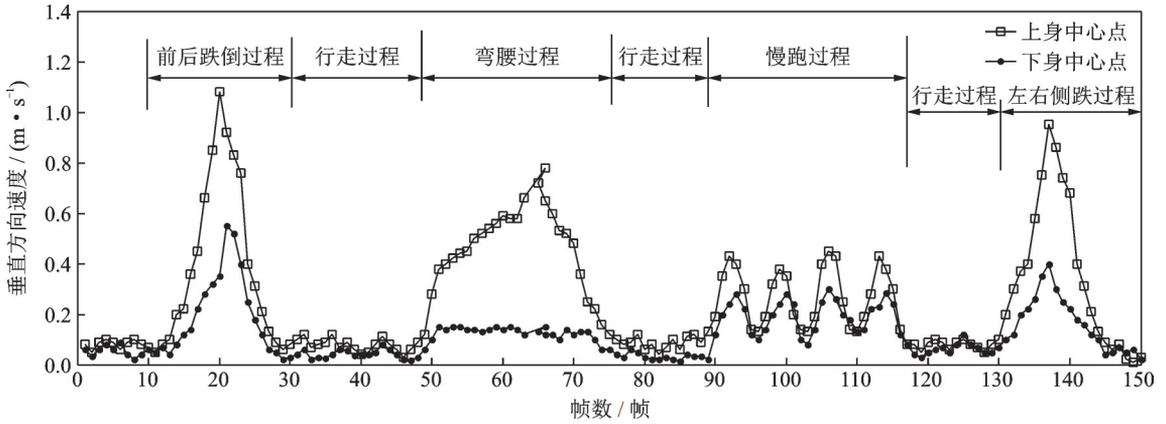


图7 不同动作下两聚类中心速度变化曲线

Fig.7 Velocity variation of two cluster centers for different actions

### 3.3 加速度特征数据计算

研究表明,由骨骼节点位移变化量换算得到的加速度特征参数对基于机器学习的跌倒检测算法具有较好的行为识别性,因此选取上身中心  $O_1(x_u, y_u, z_u)$  和下身中心  $O_2(x_d, y_d, z_d)$  在3个方向上的加速度作为跌倒识别特质向量,输入基于CNN的跌倒检测模型。聚类中心在  $x$  轴方向的速度值由式(9)计算,两聚类中心在  $x$  轴方向的加速度  $a_{x1}(i)$  和  $a_{x2}(i)$  由式(10)计算。同理,分别得到两聚类中心在  $y$  轴方向和  $z$  轴方向的加速度  $a_{y1}(i)$ 、 $a_{y2}(i)$  和  $a_{z1}(i)$ 、 $a_{z2}(i)$

$$v_x(i) = \frac{x(i) - x(i-1)}{\Delta t} \tag{9}$$

$$a_x(i) = \frac{v_x(i) - v_x(i-1)}{\Delta t} \tag{10}$$

### 3.4 角度特征数据计算

两个聚类中心点  $O_1(x_u, y_u, z_u)$ 、 $O_2(x_d, y_d, z_d)$  和人体中心  $O_c(x_1, y_1, z_1)$  3点可围成一个三角形,如图8所示。三条边分别用  $L_{12}$ 、 $L_{1c}$  和  $L_{2c}$  表示,线段  $L_{1c}$  和  $L_{2c}$  之间的夹角定义为  $\theta_o$ ,其大小由式(11)计算。式中  $L_{12}$ 、 $L_{1c}$  和  $L_{2c}$  的大小可由式(12)计算。将  $L_{12}$  和水平方向之间的夹角定义为  $\theta_h$ ,其大小由式(13)计算

$$\cos\theta_o = \frac{L_{1c}^2 + L_{2c}^2 - L_{12}^2}{2 \times L_{1c} \times L_{2c}} \tag{11}$$

$$L = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \tag{12}$$

$$\sin\theta_h = \frac{y_u - y_d}{L_{12}} \tag{13}$$

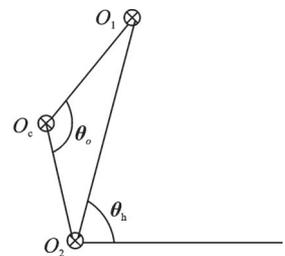
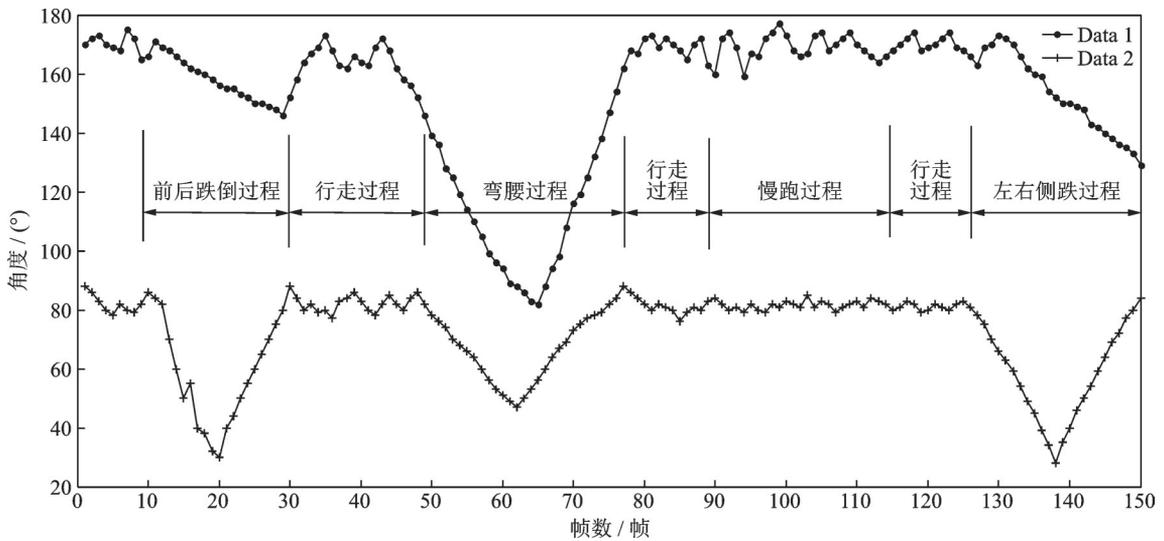


图8 三个中心点几何关系图

Fig.8 Geometric relationship of three center points

不同动作时  $\theta_o$  和  $\theta_h$  的变化曲线如图9所示,其中,曲线 data1 表示  $\theta_o$  的大小,曲线 data2 表示  $\theta_h$  的大小。由图9可知,在行走和慢跑过程中,  $\theta_o$  接近于  $180^\circ$ ,  $\theta_h$  接近于  $90^\circ$ ,基本没有变化。在跌倒过程中,  $\theta_h$  从  $90^\circ$  急剧下降到  $20^\circ$  左右,而  $\theta_o$  的变化则不太明显。在弯腰过程中,  $\theta_o$  从  $180^\circ$  附近急剧下降到  $90^\circ$  左右,  $\theta_h$  也有较大变化,但变化没有  $\theta_o$  明显。因此,通过  $\theta_o$  和  $\theta_h$  可很好地识别跌倒和日常行为,故选其作为跌倒识别特征数据。

图9 不同人体动作时 $\theta_o$ 和 $\theta_h$ 的变化曲线Fig.9 Variation of  $\theta_o$  and  $\theta_h$  for different human actions

## 4 CNN 跌倒识别算法设计

### 4.1 CNN 跌倒检测模型

对聚类中心的高度和速度进行阈值分析,虽然具有一定的跌倒行为识别性,但识别精度并不高。比如,跌倒、蹲下、坐下等行为的高度和速度特征相似,阈值分析不适合上述行为分类。本文采用CNN算法构建跌倒识别模型。CNN是一种包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络,具有良好的表征学习能力。本文设计的跌倒识别算法如图10所示,为满足CNN算法对输入样本的格式要求,需将特征数据重构为 $8 \times 8$ 的“图片”格式,第1个卷积层内部包含18个的卷积核,大小为 $3 \times 3$ ,用于粗略提取跌倒特征,第1个池化层的大小选为 $2 \times 2$ ,步长选为1。第2个卷积层内部包含36个的卷积核,大小为 $3 \times 3$ ,用于精确提取跌倒特征,第2个池化层的规格和第1个池化层一样,池化层用来降低特征维度,提高运算速度。将提取的特征输入全连接层运算,通过判断层分类,最后输出识别结果。CNN一般先采用标准正态分布或均匀分布对权重 $W$ 和偏置 $b$ 进行初始化,然后经过训练学习不断优化更新,直到接近或达到目标值。

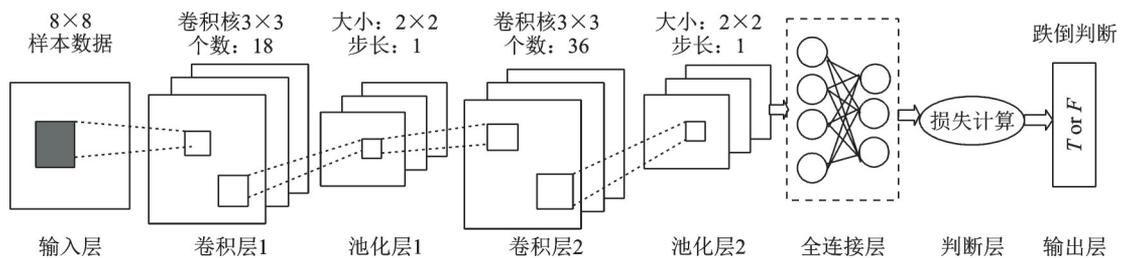


图10 CNN 跌倒检测模型

Fig.10 Fall detection model based on CNN

### 4.2 样本数据重构

本文提取了跌倒识别加速度 $a_{x1}, a_{x2}, a_{y1}, a_{y2}, a_{z1}, a_{z2}$ 和角度 $\theta_o$ 和 $\theta_h$ 共8个跌倒识别特征向量<sup>[19]</sup>。将

采集到的连续8帧的特征向量重构成一个 $8 \times 8$ 的样本数据 $S_i$

$$S_i = \begin{bmatrix} a_{x1}(1) & a_{x2}(2) & \cdots & a_{x1}(8) \\ a_{x2}(1) & a_{x2}(2) & \cdots & a_{x2}(8) \\ a_{y1}(1) & a_{y1}(2) & \cdots & a_{y1}(8) \\ a_{y2}(1) & a_{y2}(2) & \cdots & a_{y2}(8) \\ a_{z1}(1) & a_{z1}(2) & \cdots & a_{z1}(8) \\ a_{z2}(1) & a_{z2}(2) & \cdots & a_{z2}(8) \\ \theta_o(1) & \theta_o(2) & \cdots & \theta_o(8) \\ \theta_h(1) & \theta_h(2) & \cdots & \theta_h(8) \end{bmatrix} \quad (14)$$

为检验系统的鲁棒性,选择A、B、C这3个形体差异较大的实验对象,构建1000个训练样本,样本中包含行走、慢跑、弯腰、前后跌倒和左右跌倒动作。将训练样本输入设计的CNN模型进行训练,训练结果如图11所示。由图11可知,训练步长在80左右时,CNN已经收敛稳定,训练准确率达100%。

### 4.3 跌倒检测流程

为保证系统的实时性和识别准确性,采用阈值分析和机器学习相结合的方法来设计跌倒检测系统,检测流程如图12所示。将采集到的骨骼点数据进行平滑处理,通过改进FCM算法计算两聚类中心点坐标。将上身聚类中心点 $O_1(x_u, y_u, z_u)$ 的速度值 $v_{yu}(i)=0.9$  m/s作为跌倒识别第一阈值判断条件,若条件成立,则进入归一化高度计算,将 $d_n=0.25$ 作为跌倒识别第二阈值判断条件。如果两个阈值条件均成立,则认定人体处于假定跌倒状态,将重构的样本输入CNN跌倒识别模型,进行跌倒最终认定,如果输出结果为真,则跌倒认定成功,系统进行远程报警。

### 5 实验结果和分析

选择D和E两个不同体型的实验对象,分别模仿向前跌倒、向后跌倒、左侧跌倒、右侧跌倒、坐下、蹲下、弯腰各30次,共得到420个检测样本。将采集到的相同样本数据分别通过本文算法,阈值(Threshold value size, TVS)、SVM、强分离器(Adaptive boosting, Ada-Boost)、决策树(Decision tree, DT)、KNN算法进行跌倒识别,检测识别结果如表1所示。可以发现本系统所采用的识别算法其准确率达到98.8%,而其他算法中识别精度最高的Ada-Boost算法其准确率仅为95.8%,因此本文算法识别精度明显高于其他算法。本文算法的平均识别时间为0.178 s,略慢于TVS检测算法的0.083 s,但TVS算法的识别精度仅86.6%,而另外几种机器学习检测

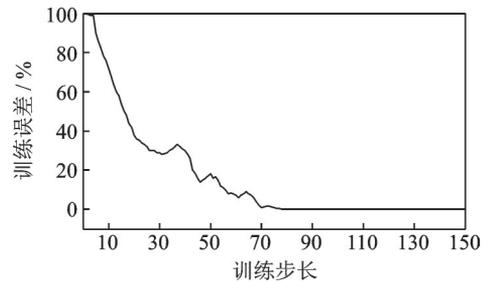


图11 CNN训练步长和准确率之间的关系  
Fig.11 Relationship between CNN training step and accuracy

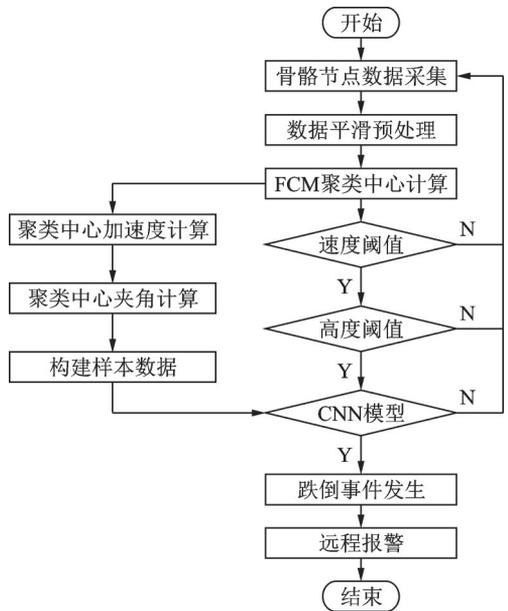


图12 跌倒检测流程  
Fig.12 Fall detection process

表 1 各类算法模型在相同样本数据下的检测结果对比

Table 1 Comparison of detection results of various algorithm models under the same sample data

算法模型	TVS	SVM	Ada-Boost	DT	KNN	本文算法
准确率/%	86.6	93.5	95.8	90.7	91.3	98.8
识别时间/s	0.083	0.364	0.382	0.262	0.285	0.178

算法中最快的DT算法其平均识别时间为0.262 s,慢于本文算法,因此本文提出的FCM改进算法既保持了较高的识别准确率,又保证了系统的实时性要求。

## 6 结束语

本文采用深度视觉传感器Kinect V2用于监测跌倒,首先将获取的骨骼节点数据通过FCM聚类算法进行分类,得到两个聚类中心点。以两聚类中心点坐标和人体中心点坐标为数据分析源提取高度、速度、加速度和角度为跌倒识别特征向量,采用阈值和CNN相结合的方式实现跌倒识别。结果表明,本文设计的跌倒检测系统具有更高的识别正确率、更低的误报率以及更好的鲁棒性,为老年人跌倒实时监测提供了新的方向。

### 参考文献:

- [1] 耳玉亮,段蕾蕾,叶鹏鹏,等.2014年全国伤害监测系统老年人非故意伤害病例特征分析[J].中国健康教育,2016,32(4): 312-317.  
ER Yuliang, DUAN Leilei, YE Pengpeng, et al. Characteristics of unintentional injury cases among the elderly in 2014 national injury monitoring system[J]. China Health Education, 2016, 32(4): 312-317.
- [2] 黄明安,陈钰.中国人口老龄化的现状及建设[J].经济研究导刊,2018(10): 54-58.  
HUANG Ming'an, CHEN Yu. The current situation and construction of China's aging population[J]. Economic Research Guide, 2018(10): 54-58.
- [3] 陈瑜,姜小鹰,杨美丽,等.养老机构老年人跌倒效能状况及其影响因素分析[J].中国实用护理,2016,32(6): 412-415.  
CHEN Yu, JIANG Xiaoying, YANG Meili, et al. Fall efficacy and its influencing factors among elderly people in nursing homes[J]. China Practical Nursing, 2016, 32(6): 412-415.
- [4] LITVAK D, ZIGEL Y, GANNOT I. Fall detection of elderly through floor vibrations and sound[C]//Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Vancouver, BC: IEEE, 2008: 4632-4635.
- [5] MOHAMAD D, AHMAD D, MAAN E B, et al. Automatic fall detection. system using sensing floors[J]. International Journal of Computing & Information Sciences, 2016, 12(1): 75-82.
- [6] ALWAN M, RAJENDRAN P J, KELL S, et al. A smart and passive floor-vibration based fall detector for elderly[C]// Proceedings of Information and Communication Technologies 2006. [S.l.]: IEEE, 2006: 1003-1007.
- [7] KHAN M S, YU M, FENG P, et al. An unsupervised acoustic fall detection system using source separation for sound interference suppression[J]. Signal Processing, 2015, 110: 199-210.
- [8] MINVIELLE L, ATIQ M, SERRA R, et al. Fall detection using smart floor sensor and supervised learning[C]//Proceedings of 2017 the 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Korea: IEEE, 2017: 3445-3448.
- [9] 石栋,张克华,徐彪.独居老人云智能跌倒实时检测系统的开发[J].计算机工程与应用,2016, 52(19): 259-264.  
SHI Dong, ZHANG Kehua, XU Biao. Development of cloud intelligent fall real time detection system for the elderly living alone[J]. Computer Engineering and Application, 2016, 52(19): 259-264.
- [10] JAHANJOO A, TAHAN M N, RASHTI M J. Accurate fall detection using 3-axis accelerometer sensor and MLF algorithm [C]//Proceedings of International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis.[S.l.]: IEEE, 2017: 279-285.

- [11] KUMAR V S, ACHARYA K G, SANDEEP B, et al. Wearable sensor-based human fall detection wireless system[J]. *Wireless Communication Networks and Internet of Things*, 2018, 493: 217-234.
- [12] 白勇,孙晓雯,秦昉,等.基于SVD特征降维和支持向量机的跌倒检测算法[J].*计算机应用与软件*,2017,34(1): 247-251.  
BAI Yong, SUN Xiaowen, QIN Fang, et al. Fall detection algorithm based on SVD feature dimensionality reduction and support vector machine[J]. *Computer Applications and Software*, 2017, 34 (1): 247-251.
- [13] ZULJ S, SEKETA G, LACKOVIC I. Accuracy comparison of ml-based fall detection algorithms using two different acceleration derived feature vectors[C]//*Proceedings of the World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering*. [S.l.]: [s.n.], 2018: 481-485.
- [14] 宋菲,薛质.基于OpenCV的老人跌倒检测的设计和实现[J].*信息技术*, 2015, 11: 137-139.  
SONG Fei, XUE Zhi. Design and implementation of fall detection for the elderly based on OpenCV[J]. *Information Technology*, 2015, 11: 137-139.
- [15] YU Miao, GONG Liyun, CLIFFORD R, et al. A monocular camera based person-specific fall detection system exploiting deep neural network aided unsupervised[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. [S.l.]: IEEE, 2019.
- [16] MIGUEL D K, BRUNETE A, HERNANDO M, et al. Home camera-based fall detection system for the elderly[J/OL]. *Sensors*, 2017, 17(12): 2864 [2019-12-04]. <https://www.mdpi.com/1424-8220/17/12/2864>. DOI: 10.3390/s17122864.
- [17] PATSADU O, BUNTHITWATANAP A, DAJPRATHAM P, et al. Fall motion detection with fall severity level estimation by mining kinect 3D datastream[J]. *The International Arab Journal of Information Technology*, 2018, 15(3): 378-388.
- [18] 王君泽,朱小龙,瞿畅.基于Kinect骨架追踪的人体摔倒自动检测[J].*上海交通大学学报*,2015,49 (9): 1359-1365.  
WANG Junze, ZHU Xiaolong, QU Chang. Automatic detection of human fall based on Kinect skeleton tracking[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2015, 49 (9): 1359-1365.
- [19] 彭玉青,高晴晴,刘楠楠,等.基于多特征融合的跌倒行为识别与研究[J].*数据采集与处理*,2016,31(5): 890-902.  
PENG Yuqing, GAO Qingqing, LIU Nannan, et al. Fall behavior recognition and research based on multi feature fusion[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2016, 31(5): 890-902.

#### 作者简介:



朱艳(1985-),通信作者,女,硕士,副教授,研究方向:机电一体化,机器视觉识别, E-mail: xiaoyan-zhu1985@163.com。



李曙生(1972-),男,博士,教授,研究方向:机电一体化技术。



谢忠志(1973-),男,本科,副教授,研究方向:电气控制技术。

(编辑:张彤)