



基于多天线 FMCW 雷达的人体行为识别方法

田增山 杨立坤 付长友 余箭飞

(重庆邮电大学 通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘要: 提出一种基于多天线调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)雷达的多参数融合神经网络(fusion neural network, FNN)人体行为识别方法。针对 FMCW 雷达参数估计算法角度分辨率不足以及在估计目标个数错误的情况下会降低精度的问题,提出一种结合最小功率无失真响应(minimum power distortionless response, MPDR)波束形成与快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)的距离-方位角参数联合估计算法。利用 2 个相互垂直的线阵雷达捕捉人体行为,使用参数联合估计算法估计人体目标各回波点在水平与垂直方向的距离、角度参数。构建 FNN,从参数估计结果中提取并融合人体行为在水平与垂直方向的空间与时间特征,根据融合特征实现人体行为识别与分类。实验结果表明,FNN 方法对人体行为识别的准确率相比传统三维卷积神经网络(3D convolutional neural networks, 3D-CNN)提升了 4.37%。

关键词: 人体行为识别; FMCW 雷达; 参数估计; 神经网络

中图分类号: TN958

文献标志码: A

文章编号: 1673-825X(2020)05-0779-09

Human action recognition based on multi-antenna FMCW radar

TIAN Zengshan, YANG Likun, FU Changyou, YU Jianfei

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications,
Chongqing 400065, P. R. China)

Abstract: In this paper, a multi-parameter fusion neural network (FNN) for human actions recognition based on multi-antenna frequency modulated continuous wave (FMCW) radar is proposed. First, in view of the shortcomings existing in FMCW radar parameter estimation algorithms, we develop a joint range-azimuth parameter estimation method combining minimum power distortionless response (MPDR) beamforming with fast Fourier transform (FFT), which provides higher angular resolution and overcomes the problem of the performance degradation that most of the super-resolution algorithms tend to have under unknown target number. Second, this method uses two mutually perpendicular linear array radars to capture human actions, and then the distance as well as angle parameters of the signal reflection position of human target in the horizontal and vertical directions are estimated. After that, FNN is constructed to extract and fuse the spatial and temporal features of human action in the horizontal and vertical directions from the parameter estimation results, based on which this method realizes human actions recognition and classification. The extensive experimental results show that FNN proposed improves the recognition accuracy by 4.37% compared with the traditional 3D convolutional neural networks (3D-CNN).

Keywords: human action recognition; FMCW radar; parameters estimation; neural network

收稿日期: 2020-07-05 修订日期: 2020-09-22 通讯作者: 田增山 tianzs@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61771083, 61704015); 长江学者和创新团队发展计划基金(IRT1299)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61771083); The Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University (IRT1299)

© 1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

0 引言

人体行为识别作为一种重要的室内监控与辅助技术逐渐成为贴合实际生活的热门话题。同时,伴随着人工智能的普及与发展,该技术的灵活性与准确性得到进一步的提升。

随着人体行为识别话题的走热,各种人体行为识别系统应运而生,较为传统的人体行为识别系统有基于可穿戴传感设备的人体行为识别系统^[1]、基于计算机视觉的人体行为识别系统^[2]。基于可穿戴传感设备的识别系统通过使用佩戴的诸如加速度传感器、磁力传感器、惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)等传感设备获取数据,根据不同部位数据变化模式进行分类识别,但佩戴传感器数量较少时会造成识别准确率降低,佩戴过多则会造成使用者的不便。基于计算机视觉的系统利用光学摄像头获取图像,通过图像识别目标提取姿态特征进行分类,但该方法在夜晚或光照不足的场景下识别率低、普及性差,并且可能存在泄露使用者隐私的情况。而基于雷达的人体行为识别方法可以克服传统方法的缺点。文献[3]中,研究团队分析了身体不同部位不同的运动模式所产生的微多普勒效应,使用多普雷达提取微多普勒特征,然后使用特征训练支持向量机(support vector machine, SVM)对人体行为进行分类;文献[4]提出一种基于 77 GHz 的多通道合成孔径雷达的人体行为识别方法,利用多通道干涉技术获取三维雷达图像,通过分析雷达图像高度分布特征存在差异并以此来区分人的站、蹲、躺 3 个姿态;文献[5]则提出 RF-Capture 系统,该系统使用多输入多输出(multiple-input multiple-output, MIMO)的调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)雷达传感器,其收发天线按照“T”字母排列,通过扫描计算空间各个体元反射信号强度构建三维热图,从中识别人体各肢体并确定位置以构建人体形态,进而实现人体行为的识别。但是上述方法也存在一些问题,例如,使用微多普勒信息进行姿态识别的系统难以识别相对静态的姿态,并且系统识别的姿态有较高的特殊性,不适用于日常生活,同时使用微多普勒信息实现跌倒检测的系统往往是采用短时傅里叶变换对雷达信号进行时频分析,并根据跌倒所产生的快速变化的微多普勒信息模式来判断人体行为,而这种分析方法容易将“下坐”,“下蹲”以及其他一些较为剧烈的行为识别为

跌倒,从而造成较高误警率;文献[4]中的行为识别系统因其成像原理,只能实现静态姿态进行成像与识别;文献[5]中,该系统完成度较高,但雷达设备复杂,且成像算法运算量极大,硬件要求较为严苛。

根据以上分析,本文提出了一种基于多天线 FMCW 雷达的人体行为识别方法,该方法主要包含 4 个阶段:①使用 2 个相互垂直放置的线阵雷达分时发射、接收天线调频信号,使用结合最小功率无失真响应(minimum power distortionless response, MPDR)波束形成与快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)的距离-方位角二维参数估计算法估计人体目标在水平与垂直方向上距离-方位角参数并形成信号空间谱图;②使用一种结合动态目标非相干变化检测算法^[9](MTI noncoherent change detection, MNCD)的新的去噪去干扰方法,该方法能够保留动态和静态目标信息,消除环境中无关信号干扰,并降低环境噪声;③结合水平与垂直空间谱图序列,设计并搭建融合神经网络(fusion neural network, FNN),首先使用残差神经网络(residual neural network, ResNet)对 2 个功率图序列进行空间特征提取,得到 2 个表现人体行为的特征向量序列,再将向量序列对应融合后输入到长短时记忆神经网络(long short term memory networks, LSTMN)进行时序特征提取,并将时序特征输入全连接层与输出层得到分类结果;④将在各种人体行为下采集到的实测数据随机分为训练集与测试集,训练与测试 TS-FNN 网络,评估分析神经网络分类结果。

1 参数估计与干扰消除

1.1 雷达信号模型

本文使用 FMCW 雷达采用锯齿波调制,其发射信号为

$$s_T(t) = A_T \cos 2\pi \left(f_c t + \int_0^t \frac{B}{T} \tau d\tau \right) = A_T \cos 2\pi \left(f_c t + \frac{1}{2} \frac{B}{T} t^2 \right) \quad (1)$$

(1) 式中: A_T 为发射信号幅值; f_c 为载波频率; B 为调频波带宽; T 为调频时间。从目标反射回雷达的接收信号为

$$s_R(t) = A_R \cos 2\pi \left[f_c (t - \tau_d) + \frac{1}{2} \frac{B}{T} (t - \tau_d)^2 \right] \quad (2)$$

(2) 式中: A_R 为发射信号幅值; τ_d 为发射信号的飞行时延, 将接收信号分别与 2 路正交的发射信号进行混频, 得到 2 路相互正交的中频信号为

$$s_{IF_I}(t) = 2f_{LPP}\{s_{T_I}(t)s_R(t)\} = A_T A_R \cos 2\pi \left(f_c \tau_d + \frac{B}{T} t \tau_d - \frac{1}{2} \frac{B}{T} \tau_d^2 \right) \quad (3)$$

(3) 式中 τ_d^2 值在实际测量中可忽略不计。对中频信号采样, 并将 2 路相互正交的中频信号结合得到复中频信号

$$s_{IF}(n) = s_{IF_I}(n) + js_{IF_Q}(n) = A_T A_R \exp \left[j2\pi \left(f_c \tau_d + \frac{B}{T} \tau_d \frac{n}{T_s} \right) \right] \quad (4)$$

(4) 式中: F_s 为采样频率; 采样间隔 $T_s = \frac{1}{F_s}$; n 为采样点序号 $n=0, 1, \dots, N-1$, N 为采样点数。

图 1 为阵列天线示意图。FMCW 雷达发射天线数 $L_{TX}=2$, 接收天线数 $L_{RX}=4$, 通过 2 发射天线分时发送调频信号, 可虚拟形成接收天线数 $L=8$ 的均匀线性阵列, 取虚拟阵列中心为原点, 设目标距离雷达 R_0 , 方向为 θ_0 , 则各接收天线接收回波的飞行时间为 $\tau_d = \frac{2R_0}{c} + \tau_c(l)$, 其中 $\tau_c(l) = \left(\frac{7}{2} - l \right) \frac{\lambda}{2c} \cos \theta_0$ 为不同接收天线相对天线阵列中心的距离差产生的时延 $l=0, 1, \dots, L-1$, c 为光速, 且由天线间时延产生的中频信号频率变化可忽略, 则信号模型为

$$s_{IF}(l, n) = A_T A_R \exp \{ j2\pi [f_r n + \phi_d(l) + \phi_0] \} \quad (5)$$

(5) 式中: $f_r = \frac{B}{T} \frac{2R_0}{c T_s}$; $\phi_d(l) = f_c \tau_c(l)$; $\phi_0 = f_c \frac{2R_0}{c}$ 。

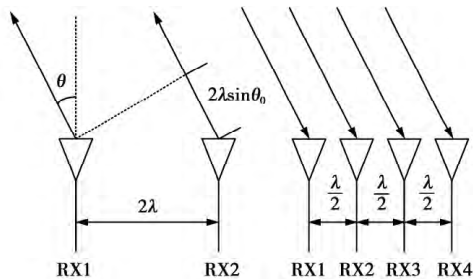


图 1 阵列天线示意图

Fig.1 Diagram of array antennas

1.2 MPDR 波束形成算法

本节采用频域分析方法, 即假设目标的中频信号为 $s_{IF}(t)$, 其频域表示为 $S_{IF}(\omega)$, 接收天线阵列接收到的信号向量可表示为^[6]

$$X(\omega) = X_s(\omega) + N(\omega) = S_{IF}(\omega) v(\theta) + N(\omega) \quad (6)$$

(6) 式中: $N(\omega)$ 为噪声与干扰向量; 假设信号入射方向为 θ , 则构建 $v(\theta)$ 阵列流形向量, 可表示为

$$v(\theta) = [e^{j\pi \frac{7}{2} \sin \theta}, e^{j\pi \frac{5}{2} \sin \theta}, \dots, e^{-j\pi \frac{7}{2} \sin \theta}]^T \quad (7)$$

设波束形成器权重为 $W^H(\omega)$, 则输出信号为

$$Y(\omega) = W^H(\omega) X(\omega) \quad (8)$$

针对权重的选择, 要求权重能够最小化噪声与干扰, 且在无噪声无干扰的情况下, 波束形成器输出信号应当等于源信号, 则权重的约束条件为

$$W^H(\omega) v(\theta) = 1 \quad (9)$$

在该约束条件下, 最小化噪声与干扰的功率 $E[|Y_n(\omega)|^2]$, 但由于一般情况下噪声与干扰未知, 故优化问题转化为在约束条件下最小化输出信号功率, 即

$$\min_{\omega} E[|Y(\omega)|^2] = \min_{\omega} \{ W^H(\omega) S(\omega) W(\omega) \} \quad \text{s.t.} \quad W^H(\omega) v(\theta) = 1 \quad (10)$$

(10) 式中: $S(\omega) = E[X(\omega) X^H(\omega)]$, 则可得到最佳权重

$$W_{opt}^H(\omega, \theta) = \frac{v^H(\theta) S^{-1}(\omega)}{v^H(\theta) S^{-1}(\omega) v(\theta)} \quad (11)$$

(11) 式中: $W_{opt}^H(\omega, \theta)$ 是在频点 ω , 来波方向 θ 的阵列最佳权重。

1.3 频域快拍模型分析与最优权重估计

本文中, FMCW 雷达以“帧”作为发射周期, 每帧发送 K 个扫频信号, 可认为在该时间内人体运动产生的位移可忽略不计。针对该模式, 本文引入了对应的频域快拍模型进行分析处理, 流程如图 2, 其中 k 为帧内扫频信号序号 $k=0, 1, \dots, K-1$ 。

设雷达阵列接收信号为 $x(l, n, k)$, 将每个扫频周期的阵列接收信号构建为一个 $L \times N$ 的信号矩阵 $x(k) = [x(l, n, k)]_{L \times N}$, 对每个天线采样数据分别进行 M 点 FFT 后, 得到大小为 $L \times M$ 的信号频域表示矩阵 $X(k)$, 将各频域快拍 $X(m, k)$ (矩阵中每个频点各天线的的数据向量, 大小为 $L \times 1$) 提取出并点乘频点 m , 来波方向 θ 的阵列最佳权重 $W_{opt}^H(m, \theta)$, 再将输出合并得到 M 维输出信号向量的频域表示 $Y(\theta, k)$, 之后通过 M 点 IFFT 得到 N 维输出信号向量 $y(n, \theta)$, 该向量可以认为是入射角度为 θ 的来波的最优估计。

为了确定最佳权重 $W_{opt}^H(m, \theta)$, 本节采用 1.2 节中 MVPR 波束形成算法, 得到

$$W_{\text{opt}}^H(m, \theta) = \frac{v^H(\theta) S^{-1}(m)}{v^H(\theta) S^{-1}(m) v(\theta)} \quad (12)$$

(12) 式中 $S(m)$ 为 $S(\omega)$ 的估计。

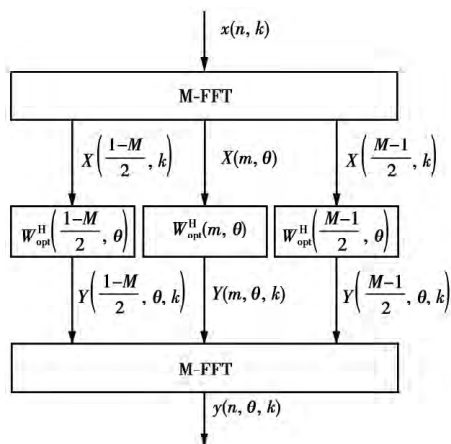


图2 频域波束形成器

Fig.2 Frequency-domain beamformer

本节采用前后向平均方法对 $S(\omega)$ 进行估计，

令矩阵 $J = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & 1 \\ 0 & \cdots & 1 & 0 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}_{N \times N}$ ，提取一个数据帧

内频点为 m 的 K 个频域快拍构建大小为 $L \times K$ 的矩阵，即

$$X(m) = \frac{1}{\sqrt{K}} [X(m, 0) \ X(m, 1) \ \cdots \ X(m, K-1)] \quad (13)$$

设前向平滑矩阵

$$C_f(m) = X(m) X^H(m) \quad (14)$$

后向平滑矩阵

$$C_b(m) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K J X^*(m, k) X^T(m, k) J \quad (15)$$

则

$$S(m) = C_{fb}(m) = \frac{1}{2} [X(m) X^H(m) + J X^*(m) X^T(m) J] \quad (16)$$

1.4 目标参数估计

根据 1.3 节中对方向 θ 的最佳权重 $W_{\text{opt}}^H(m, \theta)$ 的确定方法，按照角度间隔 $\Delta\theta$ 遍历 $(-90^\circ, 90^\circ]$ 角度区间计算权重 $(I = \frac{180^\circ}{\Delta\theta})$ ，进而得到各个角度来波估计，表示为

$$y(n, k) = [y(n, \theta_0, k) \ y(n, \theta_1, k) \ \cdots \ y(n, \theta_{I-1}, k)] \quad (17)$$

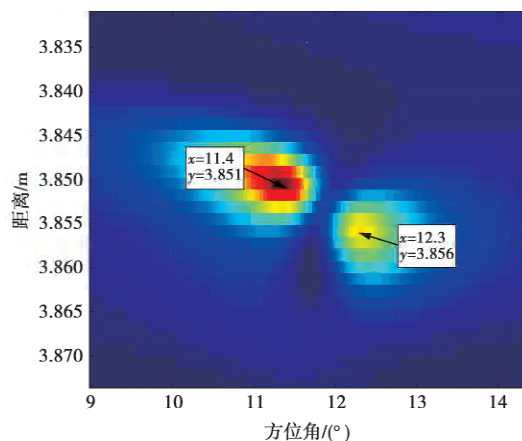
对 $y(n, k)$ 做 M' 点 FFT 变换得到

$$Y(m', k) = [Y(m', \theta_0, k) \ Y(m', \theta_1, k) \ \cdots \ Y(m', \theta_{I-1}, k)] \quad (18)$$

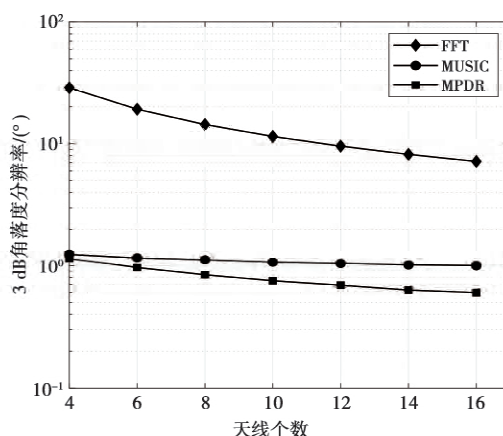
(18) 式中 $m' = 0, 1, \cdots, M'-1$ ，则空间功率谱矩阵为

$$P(k) = [p(m', \theta_i, k)]_{M' \times I} = [|Y(m', \theta_i, k)|^2]_{M' \times I} \quad (19)$$

根据 FMCW 原理可知，中频信号频率对应目标距离，则该功率谱矩阵各值对应该位置目标反射信号强度。图 3 为该算法参数估计的效果与性能，由图 3b 可以看出，该算法在角度分辨率性能略高于多重信号分类 (multiple signal classification, MUSIC) 算法^[7]，另外该算法克服了大部分参数估计算法需要知道入射信号数的缺点；并且，由本算法计算得到的最佳权值适用于帧内各个扫频信号，故处理雷达数据过程中算法的平均计算复杂度与 MUSIC 算法相似。



a 本文参数估计算法估计的信号空间谱



b 不同天线数各算法的角度分辨率

图3 距离-方位角估计算法性能

Fig.3 Performances of range-azimuth estimation algorithm

1.5 环境干扰与噪声消除

室内环境中存在的各种物体反射信号产生的无干扰以及背景噪声均会对神经网络提取目标特征

产生较大的影响。本文中,雷达帧周期为 40 ms,其中发射调频信号的时间约为 5 ms,在该时间间隔内,人体可被认为是静止目标,而对于静止目标,其信号反射点位置与信号反射强度相对稳定,而背景噪声则呈现动态变化^[8],同时,由于该雷达信号频点在 77 GHz,信号绕射能力较弱。结合雷达体制和信号与噪声的特性,本文提出了一种噪声干扰消除方法。

对于由任意一帧的 K 个扫频信号计算产生的 K 个空间功率谱矩阵 $P(k)$,经过 MNCD 方法^[9]去噪处理得到的空间功率谱矩阵为

$$\bar{P} = [\min_k p(m', \theta_i, k)]_{M \times I} \quad (20)$$

针对房屋环境相对稳定的条件下,在屋内不存在目标物体以及任何运动物体的情况下提前使用雷达采集室内环境数据,该环境数据中包含诸如家具、

墙壁等强反射目标的反射信号,计算得到环境的空间功率谱矩阵 $\bar{P}_{\text{env}} = [p_{\text{env}}(m', \theta_i)]_{M \times I}$;之后,采集人体行为数据并计算得到 K 个连续时刻功率谱矩阵 $P(k) = [p(m', \theta_i, k)]_{M \times I}$,考虑雷达信号绕射能力较弱,雷达几乎不会从其他路径接收到受人体遮挡的物体所反射的信号,故采取以下方法去除干扰信号与噪声

$$\bar{P}_{\text{opt}} = \{ \min_k [p(m', \theta_i, k) - p_{\text{env}}(m', \theta_i)] \}_{M \times I} \quad (21)$$

上述方法优点在于可以获取人体静态姿态特征信息,同时针对矩阵中可能出现负值的情况,可通过设置正门限将负值置零。通过使用 FMCW 雷达实测数据检验该方法,干扰噪声消除效果如图 4,图 4d 中 2 个目标分别对应正坐在雷达前方的人上半身以及小腿。

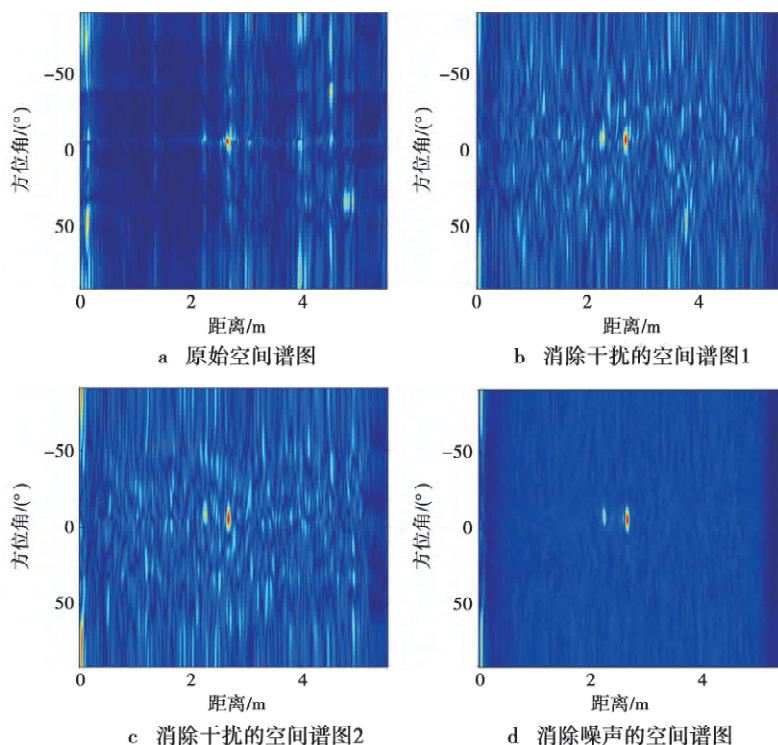


图4 干扰噪声消除算法效果

Fig.4 Effect of interference and noise elimination algorithm

2 融合神经网络结构

本文采用 2 个线阵 FMCW 雷达分时发送、接收各自调频信号,并且两者相互垂直放置,分别生成反映人体行为在水平与垂直方向空间特征的空间谱图序列,通过融合 2 个方向空间特征实现对人体行为分类。融合神经网络包括:使用 2 个 ResNet 分别提取水平和垂直空间谱图序列的空间特征向量并融

合,再将融合特征向量输入 LSTM 提取融合空间特征的时序特征,最后,使用 2 个全连接层与 1 个 Soft-max 层输出分类结果。融合网络结构以及输入输出大小如图 5。

2.1 人体行为空间特征提取

由于空间谱图相比光学 RGB 图而言更为简单,故采用层数较少的 ResNet18^[10]提取空间特征,其结构如表 1。

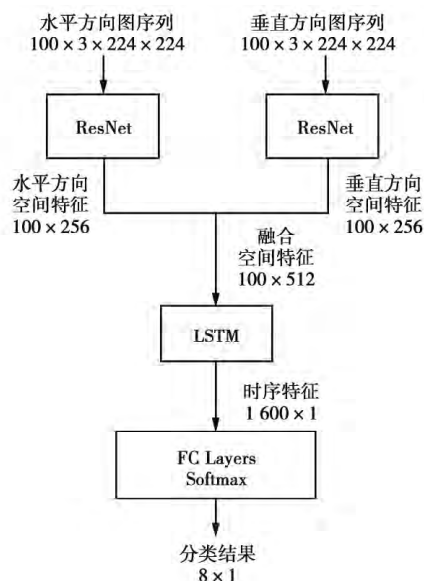


图 5 融合神经网络结构

Fig.5 Structure of fusion neural network

表 1 ResNet18 结构

Tab.1 Structure of ResNet18

层名	输出大小	层结构 [卷积核 输出通道 步长]
conv1	112×112	conv. [7×7 64 2]
		max pool [3×3 64 2]
conv2_x	56×56	conv: $\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 64 & 1 \\ 3 \times 3 & 64 & 1 \end{bmatrix} \times 2$
conv3_x	28×28	conv: $\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 128 & 2 \\ [3 \times 3 & 128 & 1] \times 3 \end{bmatrix} + [1 \times 1, 128, 2]$
conv4_x	14×14	conv: $\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 256 & 2 \\ [3 \times 3 & 256 & 1] \times 3 \end{bmatrix} + [1 \times 1, 256, 2]$
conv5_x	7×7	conv: $\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 512 & 2 \\ [3 \times 3 & 512 & 1] \times 3 \end{bmatrix} + [1 \times 1, 512, 2]$
1×1		average pool [7×7 512 1], fc (512→256)

将固定时间间隔生成的长度为 $S=100$ 的空间谱图序列分别作为 2 个 ResNet18 的输入, 输出得到 2 个大小为 100×256 的空间特征矩阵, 然后将 2 个特征矩阵合并, 最后得到大小为 100×512 的融合空间特征矩阵。

2.2 人体行为时序特征提取与分类

将融合空间特征矩阵拆分为 100 个维度为 512×1 的特征向量作为 LSTM 各个时刻的输入。

LSTM 由 LSTM 单元组成, 其中 x_t 代表 t 时刻输入; h_t 代表 t 时刻隐藏状态; c_t 为 t 时刻记忆单元; i_t, f_t, o_t 分别代表输入门、遗忘门、输出门; σ 代表 sigmoid 函数; \odot 代表哈达玛积。针对每个时刻的输入 x_t , LSTM 计算过程为

$$\begin{cases} i_t = \sigma(W_{ii}x_t + b_{ii} + W_{hi}h_{t-1} + b_{hi}) \\ f_t = \sigma(W_{if}x_t + b_{if} + W_{hf}h_{t-1} + b_{hf}) \\ g_t = \tanh(W_{ig}x_t + b_{ig} + W_{hg}h_{t-1} + b_{hg}) \\ o_t = \sigma(W_{io}x_t + b_{io} + W_{ho}h_{t-1} + b_{ho}) \\ c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t \\ h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \end{cases} \quad (22)$$

设置 LSTM 隐藏层尺寸 $H=16$ 将 LSTM 各时刻输出向量组合成大小为 $HS \times 1 = 1600 \times 1$ 的时序特征向量, LSTM 结构如图 6。

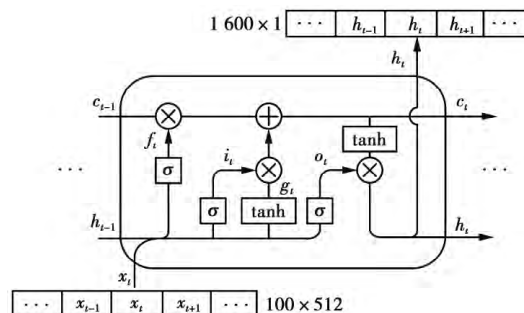


图 6 融合空间特征处理流程

Fig.6 Processing of fusion spatial feature

最后, 将时序特征向量输入到全连接层以及 Softmax 层输出得到一个 8×1 维向量, 该向量为人体行为类别标签, 其值表示该组数据分别属于每个行为类别的概率, 通常选择最大概率值对应行为类型作为当前人体行为。

3 实验分析与讨论

3.1 实验平台

本文采用 2 台德州仪器 AWR1642 单芯片 FM-CW 雷达传感器以及 DCA1000 数据采集卡采集数据并传输至 PC, 使用 Matlab 处理数据、生成图像, 使用搭载 NVIDIA-GTX1080 显卡以及 Pytorch 深度学习框架的服务器进行深度神经网络训练。

3.2 实验数据

人体行为识别所使用的数据集由论文作者采集构建, 该数据集包含“静坐”、“静站”、“由坐到站”、“由站到坐”、“跳跃”、“跌倒”、“跌倒后站起”、“行走”共 8 种动态人体行为, 每个行为的采集时长为 4 s, 每个行为包含 400 组, 共 3 200 组, 每组数据

包含 2 个长度为 100 的空间谱图序列,图像分辨率为 224×224 。在网络训练阶段,训练集将会被随机

分为训练集与测试集 2 个部分。图 7 展示了“由坐到站”与“跌倒”2 个行为以及对应的部分空间谱图。

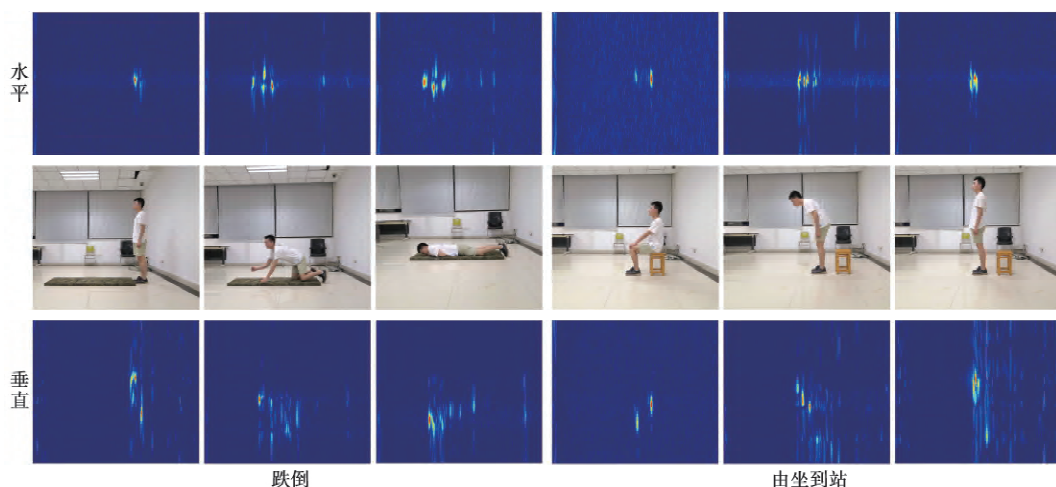


图7 “跌倒”与“由坐到站”对应的部分空间谱图

Fig.7 Part of spatial spectrums corresponding to “fall” and “stand to sit”

3.3 实验结果

3.3.1 网络训练过程

为了与融合网络 FNN 进行对比,本文同时采用了文献[11]中使用的常用于处理序列化数据的 3D-CNN(3D convolutional neural network),通过分别叠加横向与纵向空间谱图序列形成三维矩阵作为 3D-CNN 的输入,最后输出分类结果。在对 2 个网络进行训练的过程中,选择使用网络的输出向量与目标向量的交叉熵作为损失函数,并使用 Adam 优化器^[12]以最小化损失函数为目标,通过后向传播不断优化网络权重;通过尝试不同学习率,最后选择学习率为 0.000 1 训练 2 个神经网络。训练开始时,将数据集随机分割为 2 部分,选取 70% 的数据用于训练网络,剩余的 30% 用于验证和测试网络性能。训练过程分为 2 部分:①使用训练集对网络进行训练,设置每次迭代的数据组数 Batch_Size 为 20,总的训练周期 Epoch 为 100,训练过程中,每迭代 25 步记录一次损失函数;②每经过 5 个训练周期后,使用测试集测试网络性能,记录当前网络识别各个人体行为类别的准确率。

3.3.2 网络性能分析

FNN 与 3D-CNN 的损失函数曲线如图 8 对比 2 个网络在训练过程中的损失函数曲线,可以看出,使用 FNN 的损失函数收敛速度高于 3D-CNN,且在整个过程中损失更小。FNN 与 3D-CNN 的准确率曲线如图 9, FNN 在测试数据集上的平均准确率高于 3D-CNN。这证明 FNN 在针对人体活动的序列化数据

的特征提取与分类性能要高于传统 3D-CNN。

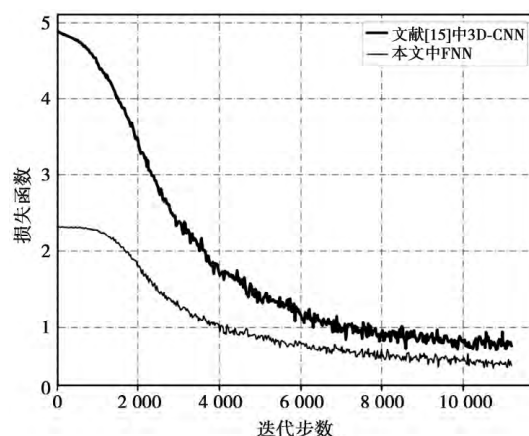


图8 FNN 与 3D-CNN 的损失函数曲线

Fig.8 Loss curves of FNN and 3D-CNN

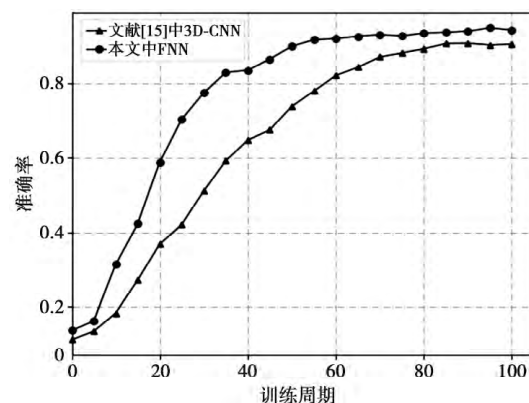


图9 FNN 与 3D-CNN 的准确率曲线

Fig.9 Accuracy curves of FNN and 3D-CNN

表 2 中列举了 2 个神经网络在各个行为类别上取得的准确率。可以看出, FNN 在绝大部分行为的识别准确率上都不同程度高于 3D-CNN, 平均准确率也提高了 4.37%。

表 2 人体行为识别准确率
Tab.2 Accuracies of human actions

行为类别	准确率/%	
	FNN	3D-CNN
静站	94.17	92.50
静坐	95.83	90.00
由站到坐	95.00	93.33
由坐到站	96.67	90.83
跳跃	91.67	86.67
跌倒	95.00	92.50
跌倒后站起	95.83	89.17
行走	93.33	87.50
平均	94.68	90.31

通过分析可知, 人体行为的特征为不同时刻身体所处形态的不同, 其可以表现在雷达反射信号在空间上的反射特征以及随时间变化的特征, 通过采用独立的 2 个 CNN 提取同时刻 2 个线阵雷达信号的特征合并形成三维空间特征, 并结合 CNN+RNN 的 FNN 融合神经网络提取各时刻三维空间特征的时序特征, 这使得系统能够实现更准确的动态人体行为识别, 另外, 相对于使用 3D-CNN, 使用 FNN 能够降低运算复杂度, 使得系统识别速度更快。

表 3 列举了 4 种不同的人体行为识别方法与本文方法进行对比, 其中, 文献[17-20]分别使用 WiFi 的信道状态信息、RFID 标签的 RSSI、面阵 FMCW 雷达信号幅值、FMCW 雷达多普勒信息提取相关特征实现行为识别。可以看出, 在识别相似人体行为种类的情况下, 本文方法能够提供更高的准确率。

表 3 不同人体行为识别方法准确率
Tab.3 Accuracies of human actions of different methods

行为识别方法	识别行为种类数	准确率/%
文献[17]	7	88.60
文献[18]	12	85.50
文献[19]	4	85.00
文献[20]	6	90.30
本文方法	8	94.68

4 结束语

本文提出了一种基于多天线 FMCW 雷达的多

参数融合神经网络人体行为识别方法。首先, 利用结合 MPDR 波束形成与 FFT 的 FMCW 雷达二维参数估计算法生成的水平与垂直方向的二维信号空间谱图; 其次, 利用结合 MNCD 算法的干扰消除算法消除室内干扰与环境噪声; 最后, 利用融合神经网络提取并融合人体行为在水平与垂直方向的空间特征与时序特征, 再根据融合特征实现了对 8 种人体行为的分类识别。通过实测结果表明, 本方法能够有效分类 8 种行为, 平均准确率为 94.68%, 并且相对使用 3D-CNN, 本文中使用 FNN 能更好处理本文中人体行为的多组序列化数据, 分类准确率提高了 4.37%。

参考文献:

- [1] KOS M, KRAMBERGER I. A wearable device and system for movement and biometric data acquisition [J]. IEEE Access, 2017(5): 6411-6420.
- [2] LI C, HOU Y, WANG P, et al. Joint distance maps based action recognition with convolutional neural networks [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(5): 624-628.
- [3] SU B Y, HO K C, RANTZ M J, et al. Doppler radar fall activity detection using the wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 62(3): 865-875.
- [4] ZHU R, LI L. Human posture recognition based on multi-channel SAR at 77GHz [C]//International Conference on Automation, Electronics and Electrical Engineering. Shenyang, China: IEEE, 2019: 559-563.
- [5] FADEL A, CHEN-YU H. Capturing the human figure through a wall [J]. ACM Transactions on Graphics, 2015, 34(6): 1-13.
- [6] van TREES H L. Optimum array processing: Part IV of detection, estimation, and modulation theory [M]. New York: John Wiley & Sons, 2004: 441-452.
- [7] KIM S, LEE K K. Low-complexity joint extrapolation-MUSIC-based 2-D parameter estimator for vital FMCW radar [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 19(6): 2205-2216.
- [8] NGUYEN L. SAR imaging technique for reduction of side-lobes and noise [C]//Radar Sensor Technology XIII. International Society for Optics and Photonics. Bellingham, WA: SPIE, 2009: 7308.
- [9] MARTONE A F, RANNEY K. Noncoherent approach for through-the-wall moving target indication [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50

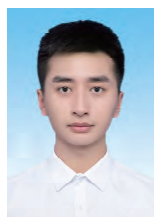
(1): 193-206.

- [10] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. New York: IEEE, 2016: 770-778.
- [11] TIAN Y, LEE G H, HE H, et al. RF-based fall monitoring using convolutional neural networks [J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(3): 1-24.
- [12] KINGMA D P, BA J. Adam: A method for stochastic optimization [J]. ArXiv Preprint ArXiv, 2014, 1412 (6980): 1-15.
- [13] WANG Z, JIANG K, HOU Y, et al. A survey on human behavior recognition using channel state information [J]. IEEE Access, 2019(7): 155986-156024.
- [14] YAO L, SHENG Q, RUAN W, et al. Rf-care: device-free posture recognition for elderly people using a passive RFID tag array [C]//Proceedings of the 12th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services. Coimbra, Portugal: ICST, 2015: 120-129.
- [15] ZHU S, XU J, GUO H, et al. Indoor human activity recognition based on ambient radar with signal processing and machine learning [C]//2018 IEEE international conference on communications (ICC). New York: IEEE, 2018: 1-6.
- [16] SHAH S A, FIORANELLI F. Human activity recognition: preliminary results for dataset portability using FMCW Radar [C]//2019 International Radar Conference (RADAR). New York: IEEE, 2019: 1-4.

作者简介:



田增山(1968-),男,河南固始人,教授,博士生导师。2003年至今在重庆邮电大学任教。主要研究方向为移动通信、个人通信、GPS及蜂窝网定位技术。E-mail: tianzs@cqupt.edu.cn。



杨立坤(1995-),男,重庆人,硕士研究生,主要研究方向为 FMCW 雷达与人体行为识别。E-mail: hongyang831112@qq.com。



付长友(1995-),男,河南固始人,硕士研究生,主要研究方向为基于 OFDM 的 RFID 室内定位。E-mail: 286738371@qq.com。



余箭飞(1995-),男,四川宜宾人,硕士研究生,主要研究方向为 SAR 成像和 SAR 欺骗干扰。E-mail: imjianfeiyu@163.com。

(编辑:王敏琦)