



基于FMCW毫米波雷达手势识别

陈涛, 张法桐, 刘子铭

引用本文:

陈涛, 张法桐, 刘子铭. 基于FMCW毫米波雷达手势识别[J]. *应用科技*, 2021, 48(6): 23–27.

CHEN Tao, ZHANG Fatong, LIU Ziming. Gesture recognition based on FMCW millimeter-wave radar[J]. *Applied science and technology*, 2021, 48(6): 23–27.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.202104018>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于改进型C3D网络的人体行为识别算法

A human behavior recognition algorithm based on improved C3D network

应用科技. 2021, 48(5): 47–53 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.202103009>

Transformer网络在雷达辐射源识别中的应用

Application of Transformer network in radar emitter recognition

应用科技. 2021, 48(5): 81–85, 104 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.202101008>

基于时空特征的生猪动作识别

Live pig motion recognition method based on spatiotemporal features

应用科技. 2021, 48(4): 80–84 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.202010004>

基于深度特征融合的三维动态手势识别

3D dynamic gesture recognition based on depth feature fusion

应用科技. 2021, 48(1): 18–24 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.202005012>

基于卷积神经网络和多类SVM的交通标志识别

Traffic signs recognition based on convolutional neural networks and multi-class SVM

应用科技. 2018, 45(5): 71–75, 81 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.201710009>

毫米波汽车防撞雷达多目标识别算法仿真

Simulation of multi-target recognition algorithm of millimeter-wave automotive anti-collision radar

应用科技. 2015, 42(6): 52–57 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.201503021>



微信公众平台



期刊网址

DOI: 10.11991/yykj.202104018

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1191.U.20210611.1417.016.html>

基于 FMCW 毫米波雷达手势识别

陈涛, 张法桐, 刘子铭

哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

摘 要: 为了研究调频连续波(FMCW)毫米波雷达在手势识别算法中的应用前景, 本文通过使用 77 GHz 毫米波雷达获得了手势动作的回波, 在手势动作回波的多帧距离多普勒图中提取了手势动作的距离-时间谱和多普勒-时间谱, 并在此基础上建立了二维数据集。使用全局平均池化代替了扁平层与全连接层, 构建了双通道的卷积神经网络对手势动作进行了分类, 实现了对推、拉、推拉、挥手等 7 种手势的分类识别, 测试集准确率可达 99%, 相较于单通道卷积神经网络提升了 2%~4%。

关键词: 调频连续波; 毫米波雷达; 手势识别; 回波; 距离多普勒; 双通道; 卷积神经网络; 全局平均池化

中图分类号: TN958.94

文献标志码: A

文章编号: 1009-671X(2021)06-0023-05

Gesture recognition based on FMCW millimeter-wave radar

CHEN Tao, ZHANG Fatong, LIU Ziming

College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

Abstract: In order to study the application prospect of frequency modulated continuous wave (FMCW) millimeter-wave radar in gesture recognition algorithm, this paper uses 77GHz millimeter-wave radar to obtain the echo of gesture action, and extracts the distance-time spectrum and Doppler-time spectrum of the gesture action from the multi-frame range Doppler map of the gesture action echo. On this basis, a two-dimensional data set is established. By using global average pooling instead of the flat layer or fully connected layer, a two-channel convolutional neural network is constructed to classify gesture actions. The recognition of 7 kinds of gestures, such as push, pull, push and pull, and wave, is realized, and the accuracy of the test set is up to 99%. The accuracy of dual-channel convolutional neural network is 2%~4% higher than that of single channel convolutional neutral network.

Keywords: FMCW; millimeter-wave radar; gesture recognition; echo; range Doppler; dual-channel; convolutional neural network; global average pooling

手势识别技术在非接触式的人机交互中的应用价值广泛, 可用于智能家居^[1-2]、虚拟现实^[3]、智能驾驶^[4-5]、游戏控制^[6]等多种应用场景。FMCW 毫米波雷达具有硬件成本低, 测距、测速方案简单, 抗干扰能力强, 可全天候工作且不会泄露用户隐私等优点, 在手势识别的应用上具有可观的应用前景。

FMCW 毫米波雷达是一种可以从目标回波中估计目标的距离、速度、角度信息的一种传感器, 文献 [7-8] 介绍了传统 FMCW 雷达的调制波形, 讨论了 FMCW 信号的混频和调制原理。基于毫米波雷达的手势识别技术主要通过从回波中提取

手势动作的距离、速度甚至角度等信息进行估计后得到特征谱图, 然后将特征谱图以图片数据集的形式使用支持向量机 (support vector machine, SVM)^[9] 或者卷积神经网络^[10-16] 等分类器进行识别。谷歌公司在 Soli 项目^[10-11] 中采用了带宽高达 7 GHz 的毫米波雷达对手势识别进行了研究, 利用卷积神经网络将连续时刻的距离-多普勒像逐帧特征提取, 再利用循环神经网络对时序特征进行提取后进行手势分类。文献 [12] 利用短时傅里叶变换 (short-time Fourier transform, STFT) 对雷达回波信号进行时频分析, 得到多普勒谱, 并将多普勒谱图像作为卷积神经网络的输入数据实现了手势识别。文献 [13] 通过对混频后的中频信号进行 2 维快速傅里叶变换获取手势的距离多普勒图像, 以 2 维距离多普勒像构建数据集, 并输入卷

收稿日期: 2021-04-19. 网络出版日期: 2021-06-15.

作者简介: 陈涛, 男, 教授, 博士.

通信作者: 陈涛, E-mail: chentao@hrbeu.edu.cn.

积神经网络进行训练。文献[14]通过时频分析和多重信号分类方法估计了手势的距离、速度以及角度信息,构建了多维参数输入的卷积神经网络,对估计的信息进行了分类;文献[15]提出了微动手势的特征提取的最优参数设置准则,利用多特征谱图进行了微动手势识别。靳标等^[16]提出了一种串联式一维神经网络的手势识别方法,该方法对雷达回波直接进行卷积池化,通过1维Inception模块后,利用长短时记忆网络进行分类。本文在距离多普勒图的基础上,提取了距离、速度变化的时序信息并使用全局池化代替扁平层与全连接层构建了双通道的卷积神经网络实现了手势识别。

1 FMCW 毫米波雷达原理分析

1.1 雷达平台参数设置

本文采用的FMCW毫米波雷达设备为TI公司的IWR1642-BOOST开发板,支持77~81 GHz的调频带宽,在水平方向具有 $\pm 60^\circ$ 的视场,支持最多2个发射天线4个接收天线。本文仅使用了1个发射天线,仅读取了1个接收天线的数据。波形配置图如图1所示。

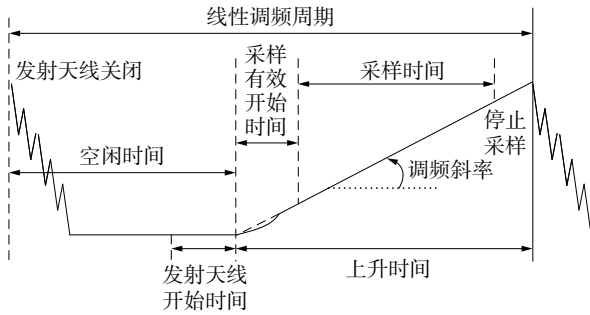


图1 毫米波雷达脉冲配置

从图1可以看出,数模转换器(analog-to-digital converter, ADC)会在上升时间之内的一段时间内进行采样。可以通过配置采样点数 N_{ADC} 以及采样率 F_s 来计算采样时间 T_{ADC} :

$$T_{\text{ADC}} = N_{\text{ADC}} / F_s。$$

在采样时间确定之后,可以通过设置信号的调频斜率 K 来得到有效的调频带宽 B :

$$B = K \times T_{\text{ADC}} = K \times N_{\text{ADC}} / F_s。$$

在得到有效调频带宽后可求得距离分辨率 d_{res} :

$$d_{\text{res}} = \frac{c}{2B} \quad (1)$$

式中 c 为光速。

FMCW毫米波雷达会发射 M 个图2形式的线性调频脉冲帧,根据FMCW毫米波雷达测速原

理,可以通过配置图1中的调频周期 T_c (chirp cycle time),求得最大测量速度 v_{max} :

$$v_{\text{max}} = \frac{\lambda}{4T_c} \quad (2)$$

式中 λ 为载波频率对应的波长。

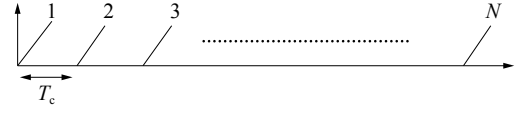


图2 线性调频脉冲帧

可以通过配置每帧的调频脉冲数 N_{chirp} 来求得速度分辨率 v_{res} :

$$v_{\text{res}} = \frac{\lambda}{2N_{\text{chirp}}T_c} \quad (3)$$

本文中的雷达参数为:调频起始频率 f_0 , 77 GHz;调频斜率 K , 66.6 MHz/ μ s;调频周期 T_c , 160 μ s;ADC采样率, 5 MS/s;ADC采样点数, 256;帧数, 64 f;每帧脉冲数, 128。

结合雷达参数配置,根据式(1)求得距离分辨率:

$$d_{\text{res}} = \frac{c}{2B} = \frac{5 \times 3 \times 10^{14}}{2 \times 66.6 \times 256 \times 10^{12}} \approx 4.40 \text{ cm}$$

根据式(2)求得可观测最大速度:

$$v_{\text{max}} = \frac{\lambda}{4T_c} = \frac{3 \times 10^8}{4 \times 160 \times 10^{-6} \times 77 \times 10^9} \approx 6.09 \text{ m/s}$$

根据式(3)求得速度分辨率:

$$v_{\text{res}} = \frac{\lambda}{2N_{\text{chirp}}T_c} = \frac{3 \times 10^8}{2 \times 128 \times 160 \times 10^{-6} \times 77 \times 10^9} \approx 0.0951 \text{ m/s}$$

1.2 手势成像原理

在一个调频周期内,雷达发射的FMCW信号可以表示为

$$s_T(t) = A_T \cdot \cos[2\pi(f_c t + \int_0^t K\tau d\tau)]$$

式中: t 为一个调频周期内的快时间索引, A_T 为发射信号振幅, f_c 为载波中心频率。

由发射信号可以将目标场景反射信号表示为

$$s_R(t) = A_R \cdot \cos \{ 2\pi[(f_c(t - \Delta t) + \int_0^t [K(\tau - \Delta t) + \Delta f_d] d\tau)] \}$$

式中: A_R 为接收信号振幅; Δt 为信号飞行时间, $\Delta t = 2R/C$; R 为目标相对雷达的径向距离; $K(\tau - \Delta t)$ 为 τ 时刻接收信号频率; Δf_d 为多普勒频移。

接收机将目标场景反射的回波信号与发射信号进行混频和低通滤波后得到中频信号,近似为

$$s_{\text{IF}}(t) = f_{\text{LPF}}\{s_T(t)s_R(t)\} = A_T \cdot A_R \cdot \cos[2\pi[f_c \Delta t + (f_{\text{IF}} - \Delta f_d)t]]$$

式中 $f_{\text{IF}} = K\Delta t$ 为 t 时刻中频信号的频率。所以,得到的中频信号的相位可表示为

$$\phi = 2\pi[f_c\Delta t + (f_{IF} - \Delta f_d)t]$$

式中: $f_c\Delta t$ 相对于快时间来说为一常量, 可认为是初相; f_{IF} 只与调频周期内对应的快时间索引有关, 由于 T_c 很小, 通常假定一个调频周期内多普勒频移 Δf_d 是恒定的, 则可通过对快时间域进行快速傅里叶变换求得与目标距离相关的中频信号频率分布; 当不同调频周期的 f_{IF} 固定时, 即距离相同时, Δf_d 仅与调频周期之间对应的慢时间索引有关, 从而在慢时间域进行快速傅里叶变换可以得到与目标速度相关的多普勒频移分布。

为了实现上述方法, 需要将雷达回波处理成为一个矩阵的形式: 矩阵的每一列代表快时间方向上 N_{adc} 个采样点, 每一行代表慢时间不同的 N_{chirp} 个脉冲信号的回波在相同快时间处的值。

以帧为单位处理信号, 可得到 M 个 $N_{adc} \times N_{chirp}$

的矩阵。对每一个矩阵快时间维做 FFT 即可得到 M 个二维距离谱图, 后对二维距离谱图进行自相关, 抑制背景噪声。假设每帧内的目标距离相同, 对得到的每一个二维距离谱图抽取第 1 列后, 按帧拼接, 得到距离-时间谱。

对二维距离谱图, 在慢时间方向做 FFT 即可得到距离-多普勒图, 将多个距离多普勒图按行累加后转置得到多个列向量, 将多个列向量按帧拼接即得到速度-时间谱图。

最终得到的手势特征图大小均为 64×64 。图 3 给出了手势动作的示意图以及手势动作的回波特征图。本文将雷达前的人也考虑在内, 即距离随时间变化图 (range-time map, RTM) 中距离不变的横线, 以及速度随时间变化图 (Doppler-time map, DTM) 中速度为 0 的横线。

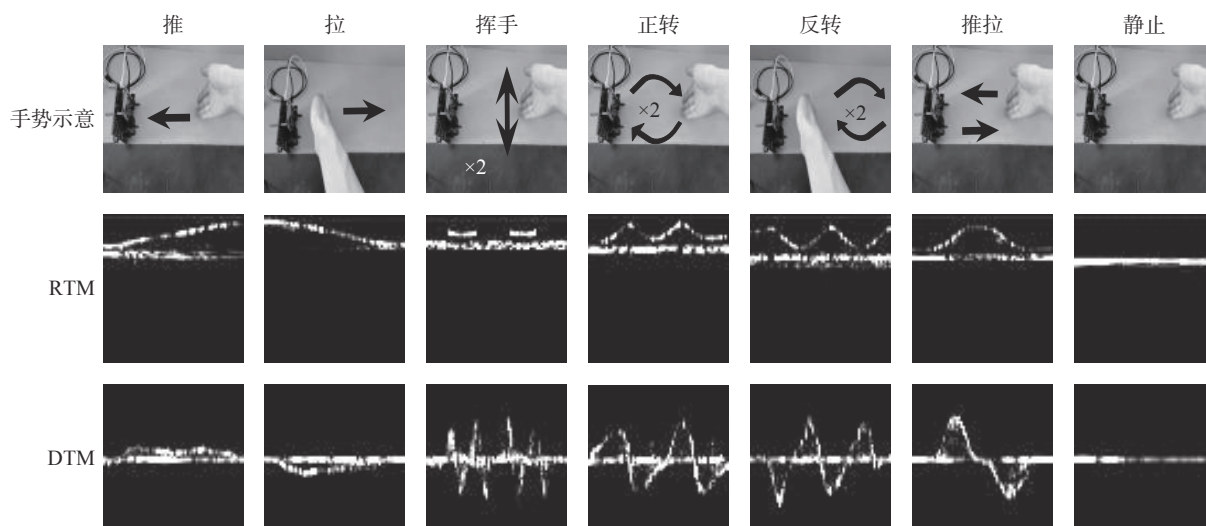


图3 7种手势示意及对应的2种特征图

2 卷积神经网络

在利用上述方法得到特征图后, 需要利用卷积神经网络进行学习, 在学习前首先需要建立样本集供神经网络训练。本文通过 4 名志愿者对 7 种手势进行样本集构建。每种手势 200 个样本, 构建了各有 1400 个样本的 2 个数据集 RTM、

DTM, 在此基础上构建了二维的数据集, 将其命名为 MUL, MUL 中每种手势由 2 个特征图表征。

对于 RTM 和 DTM 数据集, 本文使用了全局平均池化层来代替扁平层以及全连接层, 搭建了 3 个卷积-池化层的单通道卷积神经网络。本文所使用的单通道卷积神经网络结构如表 1 所示。

表1 单通道卷积神经网络结构

层	深度/神经元数	尺寸	激活函数
Conv2D	64	3×3	Relu
Max_pooling2D	—	2×2	—
Conv2D	128	3×3	Relu
Max_pooling2D	—	2×2	—
Conv2D	256	3×3	Relu
Global_Average_Pooling2D	—	—	—
Dense	7	—	Softmax

本文使用表 1 所示的网络分别对由 RTM 和 DTM 特征图构建的样本集进行了训练。同时基于表 1 网络构建了双通道的卷积神经网络, 对本

文构建的二维手势样本集 MUL 进行了训练, 进而验证双通道神经网络对训练结果的影响。本文所构建的双通道的卷积神经网络结构如图 4 所示。

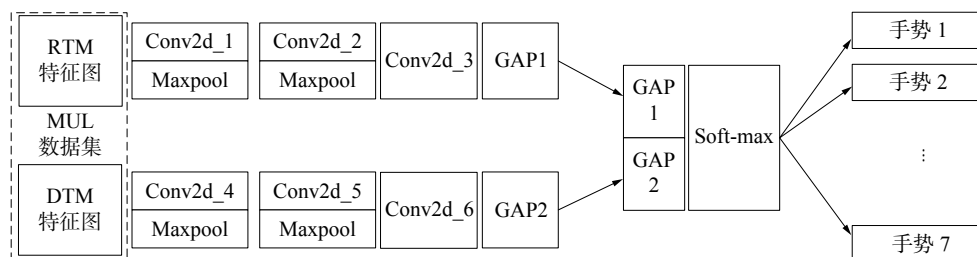


图4 双通道卷积神经网络结构

3 实验结果

3.1 实验平台

使用了 TI 公司的 DCA1000EVM 高速数据采集卡获取毫米波雷达中频信号采样后的 ADC 原始数据, 并经过千兆网口传输到 PC 端 (Windows10 64 位操作系统, NVIDIA GeForce GTX 1050 显卡), 在 Matlab 2020a 中进行数据处理, 建立数据集后使用 Tensorflow2.1 深度学习框架搭建了神经网络, 并使用本文的样本集对网络进行了学习分类。

3.2 单通道卷积神经网络验证

在单输入的网络验证中, 对 RTM 与 DTM 这 2 种特征图的操作相同。每种数据集具有 1120 个训练样本以及 280 个测试样本。使用 Adam 的优化算法, 初始学习率设置为 0.001, 选取了指数型学习率衰减的方法, 使学习率在 100 个 epoch 内连续衰减 10%, 设置的批尺寸为 8。从图 5 中可以看出卷积神经网络训练在测试集的准确率随迭代步数的变化情况。

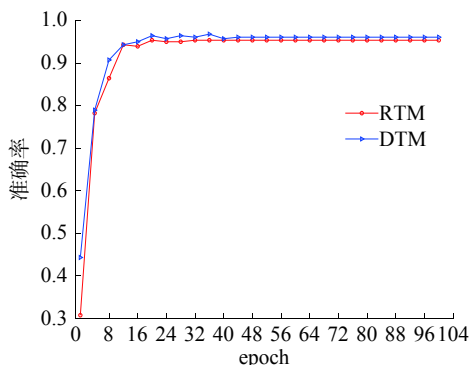


图5 单通道网络在 RTM 和 DTM 中的准确率对比

从图 5 中可以看出, 卷积神经网络对在本文建立的样本集进行训练的最终识别率达到了 95% 以上, DTM 数据集与 RTM 数据集的训练结果近似相同, 且 2 种数据集在进行 40 个 epoch 后均达到了收敛。

3.3 双通道卷积神经网络验证

双通道网络同样使用 Adam 优化算法, 初始学习率设置为 0.001, 选取指数型学习率衰减的方法, 使学习率在 100 个 epoch 内连续衰减 10%, 设置批尺寸为 8。

测试集的准确率随迭代步数的变化如图 6 中 MUL 所示。

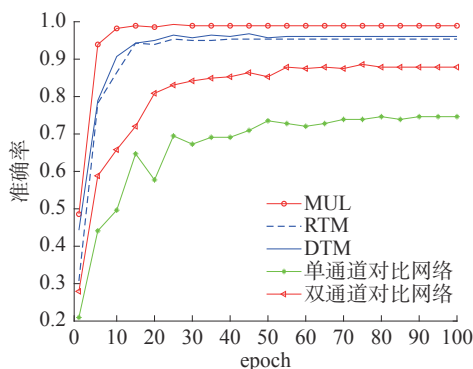


图6 不同方法训练结果对比

从图 6 中可以看出, 双通道的卷积神经网络结构在测试集上的准确率达到近 99%, 相较于单通道神经网络, 最终的识别率提升了近 4%。由于网络的优化算法、学习率、衰减率等没有改变, 所以 2 种网络的收敛速度几乎相同, 只是第 2 种的网络规模是第 1 种的 2 倍, 所以在网络训练时多输入网络用的时间是单输入的 2 倍。本文参考搭建了文献 [13] 中的单通道的仅两层卷积层的网络模型, 并在此基础上搭建了双通道网络模型, 2 种模型在本文数据集 (单通道对比模型使用 RTM 数据集训练) 中的训练结果分别如图 6 中的单通道对比网络及双通道对比网络所示。

4 结论

本文的 FMCW 雷达手势识别系统将人体作为参考特征, 构建了手势动作的距离-时间、速度-时间特征图, 使用全局平均池化层代替扁平层与

全连接层的情况下构建了双通道的卷积神经网络。该网络使用本文构建的数据集训练,最终在测试集上达到了99%的识别率,相较于单通道的卷积神经网络,在训练集上的准确率提高了近4%。通过与其他方法对比可以得出:1)网络模型对不同的数据集将会产生不同的结果;2)卷积层数增多会提取到更深层的信息,进而在一定条件下得到更好的拟合结果;3)验证了联合多特征的识别方法优于单特征的识别方法。

参考文献:

- [1] WAN Qian, LI Yiran, LI Changzhi, et al. Gesture recognition for smart home applications using portable radar sensors[C]//Proceedings of the 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Chicago, USA, 2014: 6414–6417.
- [2] 郭凯. 基于单目视觉的静态手势识别研究及应用[D]. 天津: 天津理工大学, 2019.
- [3] KHAN F, LEEM S K, CHO S H. Hand-based gesture recognition for vehicular applications using IR-UWB radar[J]. *Sensors*, 2017, 17(4): 833.
- [4] 陈晓冬, 张佳琛, 庞伟淞, 等. 智能驾驶车载激光雷达关键技术与应用算法[J]. *光电工程*, 2019, 46(7): 28–40.
- [5] 张立国, 殷润浩, 柯诗怡, 等. 基于手势识别的智能车控制算法研究[J]. *计算机产品与流通*, 2020(3): 116.
- [6] 陈立, 李颖昉, 刘志远, 等. 虚拟现实交互游戏中的手势识别[J]. *科技创新与应用*, 2019(20): 22–24.
- [7] 王俊喜, 司伟建, 周炯赛. 毫米波汽车防撞雷达多目标识别算法仿真[J]. *应用科技*, 2015, 42(6): 52–57.
- [8] LIN J J, LI Yuanping, HSU W C, et al. Design of an FMCW radar baseband signal processing system for automotive application[J]. *Springerplus*, 2016, 5: 42.
- [9] KIM Y, LING H. Human activity classification based on micro-Doppler signatures using a support vector machine[J]. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 2009, 47(5): 1328–1337.
- [10] WANG Saiwen, SONG Jie, LIEN J, et al. Interacting with soli: Exploring fine-grained dynamic gesture recognition in the radio-frequency spectrum[C]//Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology. Tokyo, Japan, 2016: 851–860.
- [11] LIEN J, GILLIAN N, KARAGOZLER M E, et al. Soli[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2016, 35(4): 1–19.
- [12] FHAGER L O, HEUNISCH S, DAHLBERG H, et al. Pulsed millimeter wave radar for hand gesture sensing and classification[J]. *IEEE sensors letters*, 2019, 3(12): 3502404.
- [13] 王俊, 郑彤, 雷鹏, 等. 基于卷积神经网络的手势动作雷达识别方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2018, 44(6): 1117–1123.
- [14] 王勇, 吴金君, 田增山, 等. 基于FMCW雷达的多维参数手势识别算法[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(4): 822–829.
- [15] 夏朝阳, 周成龙, 介钧誉, 等. 基于多通道调频连续波毫米波雷达的微动手势识别[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(1): 164–172.
- [16] 靳标, 彭宇, 邝晓飞, 等. 基于1D-ScNN的毫米波雷达动态手势识别方法[J/OL]. *电子与信息学报*. [2021–04–05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4494.tn.20210225.0939.002.html>.

本文引用格式:

陈涛, 张法桐, 刘子铭. 基于FMCW毫米波雷达手势识别[J]. *应用科技*, 2021, 48(6): 23–27.

CHEN Tao, ZHANG Fatong, LIU Ziming. Gesture recognition based on FMCW millimeter-wave radar[J]. *Applied science and technology*, 2021, 48(6): 23–27.