



基于卷积神经网络的 OFDM-UWB 信道环境识别

王 斐¹, 徐 湛^{1,2}, 职如昕^{1,2}, 陈晋辉^{1,2}

(1.北京信息科技大学 信息与通信工程学院, 北京 100101;

2.北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室, 北京 100101)

摘 要: 超宽带(UWB)无线通信技术被广泛应用于室内定位领域,其能识别出多径信道中的非视距信道,有助于去除影响信号的非理想因素,提升定位精度。基于 OFDM 方案的 UWB 系统,提出一种利用卷积神经网络对信道估计出的信道冲激响应时频图像进行训练,从而识别出信道环境的方法,将信道识别问题转化为图像识别问题,同时分析时频处理参数对识别结果的影响。仿真结果表明,该方法的识别率随通信系统比特信噪比(E_b/N_0)的增加而提升,当 E_b/N_0 增加至 20 dB 时稳定在 90%,与传统基于支持向量机的信道识别方法相比获得了 10% 的性能提升。

关键词: 超宽带无线通信;非视距信道识别;冲激响应;卷积神经网络;短时傅里叶变换

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 王斐,徐湛,职如昕,等.基于卷积神经网络的 OFDM-UWB 信道环境识别[J].计算机工程,2021,47(7):161-167.

英文引用格式: WANG F, XU Z, ZHI R X, et al. OFDM-UWB channel environment recognition based on convolutional neural network[J]. Computer Engineering, 2021, 47(7): 161-167.

OFDM-UWB Channel Environment Recognition Based on Convolutional Neural Network

WANG Fei¹, XU Zhan^{1,2}, ZHI Ruxin^{1,2}, CHEN Jinhui^{1,2}

(1.School of Information and Communication Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, China; 2.Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology of Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, China)

【Abstract】 Widely used in the field of indoor positioning, the Ultra-WideBand (UWB) wireless communication technology can identify the Non-Line of Sight (NLOS) channel in the multi-path channel, helping in removing non-ideal factors and improving positioning accuracy. Based on the OFDM-UWB system, this paper proposes a LOS/NLOS channel recognition method. The method employs a Convolutional Neural Network (CNN) to train the estimated time-frequency images of channel impulse responses, transforming the channel recognition problem into an image recognition problem. In addition, the influence of time-frequency processing parameters on the recognition results is analyzed. The simulation results show that the recognition rate of this method increases with the bit signal-to-noise ratio (E_b/N_0) of the communication system, and is stable at 90% when E_b/N_0 increases to 20 dB. At the same time, the method provides 10% performance improvement compared with the traditional channel recognition method based on Support Vector Machine (SVM).

【Key words】 Ultra-WideBand (UWB) wireless communication; Non-Line of Sight (NLOS) channel recognition; impulse response; Convolutional Neural Network (CNN); Short-Time Fourier Transform (STFT)

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0058184

基金项目: 北京市科技计划课题项目(Z191100001419001);北京市优秀人才资助计划青年拔尖项目(2016000026833ZK08);北京市属高校高水平教师队伍建设支持计划(CIT&TCD201704065)。

作者简介: 王 斐(1996—),男,硕士研究生,主研方向为信息与通信系统、无线通信;徐 湛,教授、博士;职如昕,实验师、博士;陈晋辉,助理研究员、博士。

收稿日期: 2020-04-27 **修回日期:** 2020-07-01 **E-mail:** vophie@163.com

0 概述

超宽带(Ultra-WideBand, UWB)无线通信是一种基于低能量短脉冲的无线通信技术,近年来在无线通信和测距领域被广泛应用。得益于自身巨大带宽的优势,超宽带无线通信技术具有良好的材料穿透能力,同时良好的时间分辨率也使其适用于精确测距^[1]。基于以上优势,目前超宽带已成为室内定位的主流技术。非视距(Non-Line of Sight, NLOS)传播是超宽带技术误差的主要来源之一,在进行室内定位时,信道中的遮挡会使信号在传输过程中产生大量的损耗,从而严重影响定位精度^[2]。因此,识别出信道是否属于非视距传输对于提升定位精确度具有重要意义。

目前,研究者提出了许多非视距信道的识别方法。文献[3]基于定位时间(Time-of-Arrival, TOA),利用 CayleyMenger 行列式(CayleyMenger Determinant, CMD)构建的假设检验模型进行 NLOS 信道识别。文献[4]基于距离测量的贝叶斯先验概率,利用贝叶斯顺序检验的方法进行 LOS/NLOS 识别。文献[5]根据物理层的相位特征和 OFDM 的子载波频率分集提出一种 LOS 识别方案。文献[6-8]通过假设检验法来进行 NLOS 信道环境的识别。信道识别的关键在于信道识别参数,例如利用支持向量机算法对信道特征参数^[9-10]、移动台与基站的特征参数^[11]、峭度^[12-14]以及信号能量^[15-16]进行训练和识别。

传统的 LOS/NLOS 识别方法较少利用信道统计模型,并且都需要事先进行大量的数据采集,在不同场景下,不同的信号特征使得识别的工作量很大。此外,多数方法需要预设门限值,而阈值的可靠性和鲁棒性也存在争议。为突破传统识别方法的局限性,本文提出一种新的分类方法。利用信道估计的冲激响应构建数据集,将通信信道识别问题转化为图像识别问题,对其经短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)处理后通过卷积神经网络来进行正确识别分类。在此基础上,基于 OFDM 方案的 UWB 系统进行仿真,通过加入高斯白噪声验证所提方法的实用性。

1 IEEE 802.15.3a UWB 信道统计模型

“分簇”是描述室内超宽带传输特性的最优方式之一,受到了研究人员的广泛认同,即构建 S-V 模型。在 S-V 模型的定义中,脉冲信号各径上的分量以一簇一簇传输的方式到达接收机。簇和簇内射线的到达时间服从泊松随机过程分布。先后到达的多径信号增益统计独立,多径信号的平均功率(幅度的

均方值)随簇和簇内射线双指数衰减,其幅度呈瑞利分布,相位在 $[0, 2\pi)$ 内均匀分布。S-V 模型的信道冲激响应可以表示为:

$$h(t) = \sum_{l=0}^{\infty} \sum_{k=0}^{\infty} \beta_{k,l} e^{j\theta_{k,l}} \delta(t - T_l - \tau_{k,l}) \quad (1)$$

在式(1)中: $T_l(l=0, 1, \dots)$ 为第 $(l+1)$ 个到达簇的到达时间, $T_0=0$ 表示第1个到达簇的到达时间; $\tau_{k,l}(k=0, 1, \dots)$ 为第 $(l+1)$ 个簇中第 $(k+1)$ 个到达射线的到达时间, $\tau_{0,l}$ 表示第 l 个簇中第1条射线的到达时间; $\beta_{k,l}$ 为第 $(l+1)$ 个簇中第 $(k+1)$ 个到达射线的多径增益,其相位为 $\theta_{k,l}$ 。S-V 模型中其他主要参数还包括多径到达时间分布、多径增益分布、多径相位分布等。

表1列出了 IEEE 802.15.3a 室内信道模型的典型参数,其中数据由大量实测数据推导得出,CM1 表示视距传播模型(0 m~4 m),CM2 表示非视距传播模型(0 m~4 m),CM3 表示非视距传播模型(4 m~10 m),CM4 表示一个极端非视距传播模型多径信道, Λ 表示簇平均到达速率, λ 表示脉冲平均到达速率, Γ 表示簇的功率衰减因子, γ 表示簇内脉冲的功率衰减因子, δ_ϵ 表示簇的信道系数标准偏差, δ_ζ 表示簇内脉冲的信道系数标准偏差, δ_g 表示信道幅度增益的标准偏差。

表1 IEEE 802.15.3a UWB 信道参数

Table 1 IEEE 802.15.3a UWB channel parameters

方案	Λ/ns	λ/ns	Γ/ns	γ/ns	$\delta_\epsilon/\text{dB}$	δ_ζ/dB	δ_g/dB
CM1	0.023 3	2.5	7.1	4.3	3.394 1	3.394 1	3
CM2	0.400 0	0.5	5.5	6.7	3.394 1	3.394 1	3
CM3	0.066 7	2.1	14.0	7.9	3.394 1	3.394 1	3
CM4	0.066 7	2.1	24.0	12.0	3.394 1	3.394 1	3

2 基于卷积神经网络的信道环境识别

卷积神经网络在近年来被广泛应用于多分类任务^[17-19],特别是图像分类^[20]。使用 CNN 进行 LOS/NLOS 信道环境识别的优点是避免了对特征参数的大量计算。同时,在训练过程中,卷积神经网络可以自行选择合适的权值。CNN 提取的特征比人工提取的特征更有效。在前期研究^[21]中,为增强图像特征,得到更有效的数据集,研究者对信道冲激响应进行 STFT 处理得到脉冲响应谱。以不同的颜色表示不同的能量强度,将信道识别问题转化为图像识别问题。利用 MATLAB 对 IEEE 802.15.3a UWB 信道统计模型进行仿真,得到 CM1~CM4 这4种信道环境下的冲激响应,如图1所示,其经 STFT 处理后如图2所示。分析结果表明,CM1~CM4 这4种情况下的脉冲响应具有不同的特征。

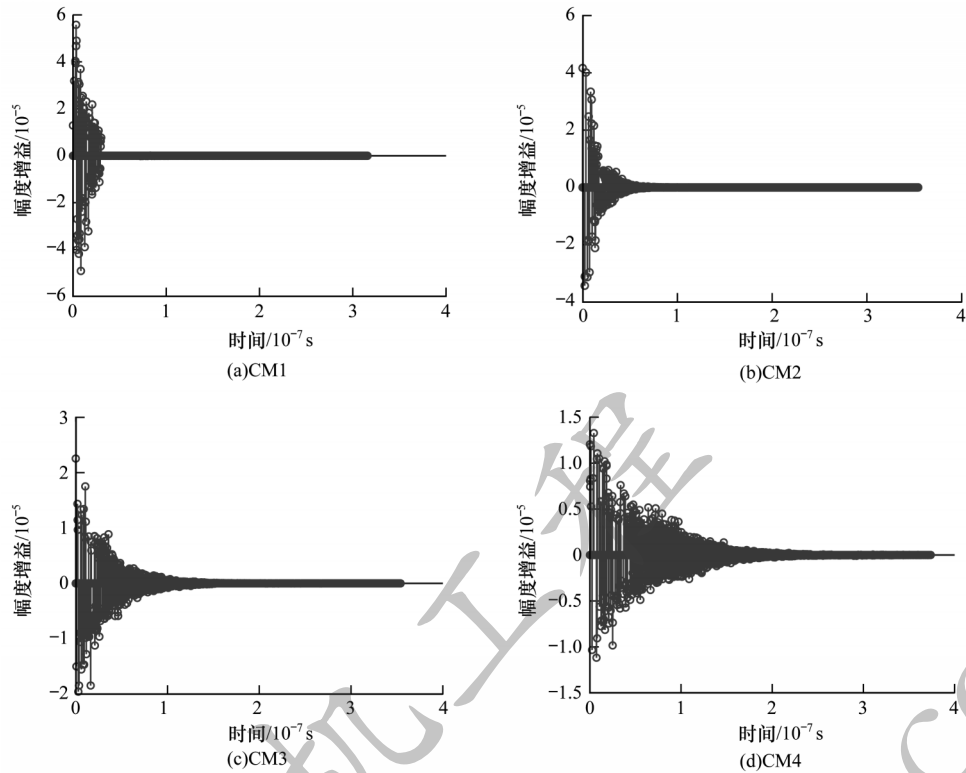


图1 CM1~CM4信道环境下的冲激响应

Fig.1 Impulse responses under CM1~CM4 channel environments

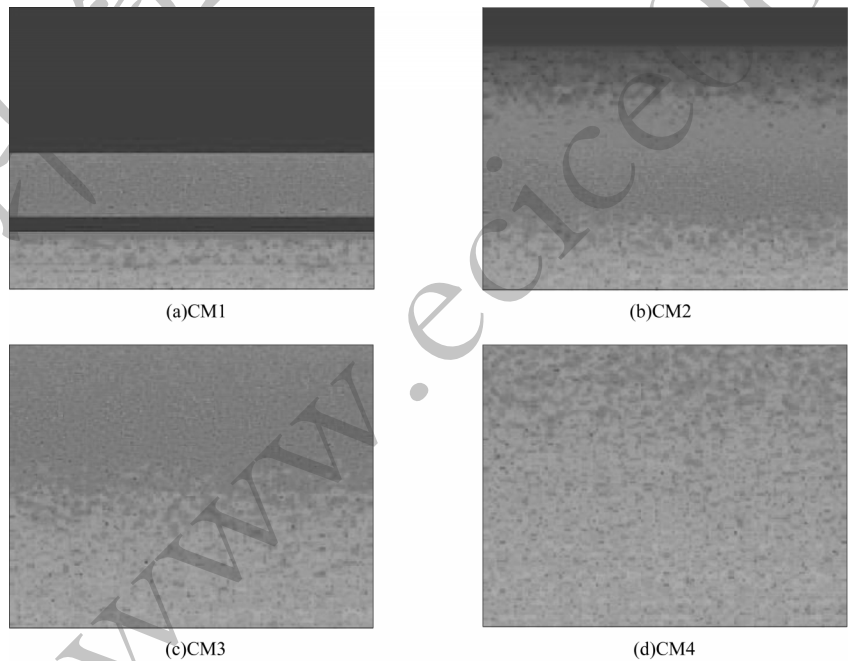


图2 STFT处理后的冲激响应

Fig.2 Impulse responses after STFT processing

将短时傅里叶变换后的图像作为数据集进行训练识别。CM1~CM4信道环境的数据集规模均为48 000个数据,其中38 400个数据作为训练集,剩余数据作为测试集。

图3为卷积神经网络对信道冲激响应的识别率

曲线,其中:2conv_1fc表示两卷积层一全连接层;2conv_2fc表示两卷积层两全连接层;3conv_1fc表示三卷积层一全连接层;3conv_2fc表示三卷积层两全连接层。可以看出,该方法对于理想情况下视距和非视距信道的识别率最高可达98.24%。

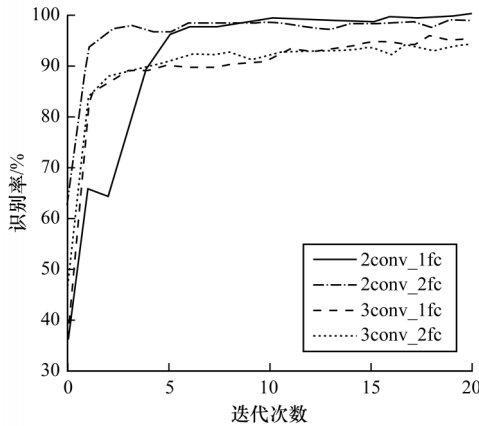


图3 卷积神经网络对信道冲激响应的识别率

Fig.3 Recognition rate of CNN for channel impulse response

3 OFDM-UWB 信道环境识别

本文 OFDM 方案的 UWB 通信系统通过 QPSK 星座调制的 128 个载波来符合“500 MHz 带宽”的要求,合成信号占用一个 528 MHz 的信道。仿真中利用 IEEE 802.15.3a UWB 模型所生成的冲激响应构建

信道环境。

OFDM 系统一个重要的优势在于可以利用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)生成,极大地降低了系统的复杂度。数据比特被调制为 QPSK 符号,随后通过逆 FFT(IFFT)被转化为时域数据发送到无线信道中。由于无线信道的影响,接收信号通常会发生失真,多径传播的频域模型由式(2)表示:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{Z} \quad (2)$$

其中: \mathbf{Y} 表示接收端的信号向量; \mathbf{X} 表示发射端的信号向量; \mathbf{H} 表示信道频率响应; \mathbf{Z} 表示高斯白噪声。为消除无线信道对信号传输的影响,必须在接收端对信道频率响应 \mathbf{H} 进行估计从而对接收信号进行补偿。根据式(2),使用 LS(最小二乘)信道估计得出信道频率响应:

$$\mathbf{H}_{LS}[k] = \frac{\mathbf{Y}[k]}{\mathbf{X}[k]}, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3)$$

其中, $\mathbf{X}[k]$ 表示第 k 个子载波上的导频信号, $\mathbf{Y}[k]$ 表示接收到的导频信号, $\mathbf{H}_{LS}[k]$ 表示估计出的频率响应。

对频率响应的估计结果做 IFFT 变换后得到 4 种信道环境下的冲激响应,分别如图 4 所示。

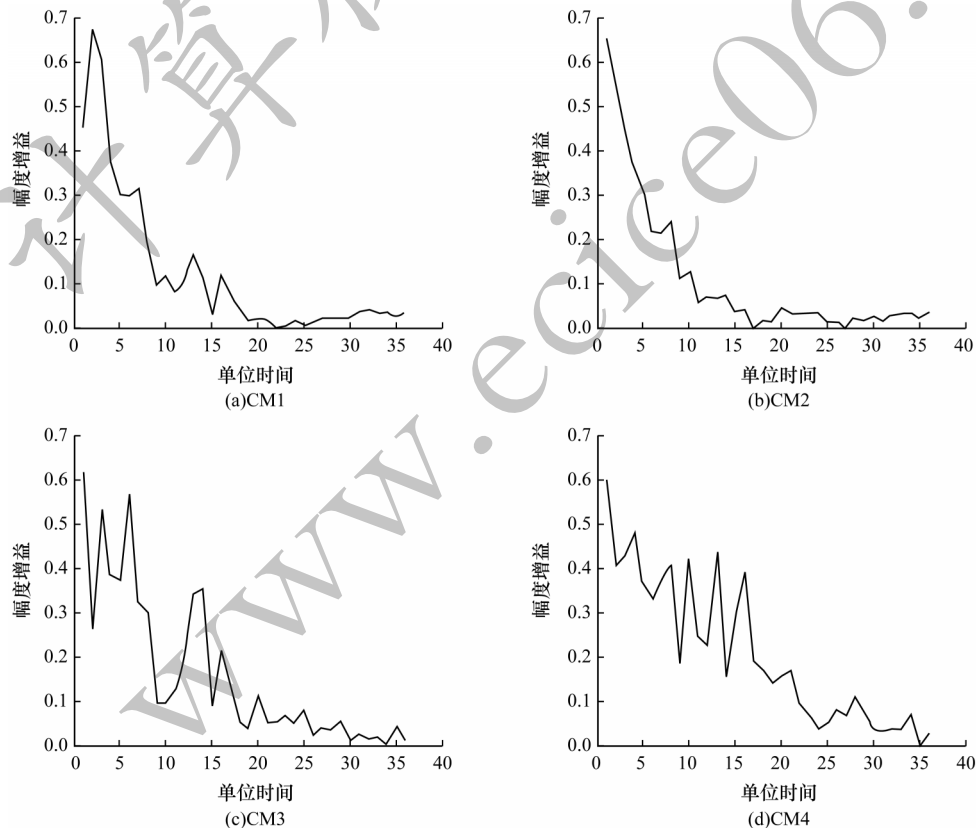


图4 信道估计冲激响应

Fig.4 Impulse responses estimated by the channel

STFT 将一维的 h_{LS} 转换为二维时频图,这有利于信道环境的识别。离散的 STFT 表达式为:

$$S = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h_{LS}(m)w(m-n)e^{-jom} \quad (4)$$

其中, $w(m-n)$ 表示窗函数, n 表示窗长。在时域用窗

函数将 h_{LS} 截取为多段,对每一段做傅里叶变换,求出各段的频域特性,从而求出 h_{LS} 的时频特性。为克服窗与窗内数据的关联性,相邻两窗部分重叠,仿真中重叠大小参数为 Noverlap。

Hamming 窗能够有效减小频谱泄露问题,本文

选取 Hamming 窗函数,如式(5)所示:

$$w(k)=0.54-0.46\cos\left(2\pi\frac{k}{n-1}\right)$$
 (5)

其中, $0\leq k\leq n-1$ 。经 STFT 处理所得不同信道下 h_{LS} 时频图如图 5 所示。

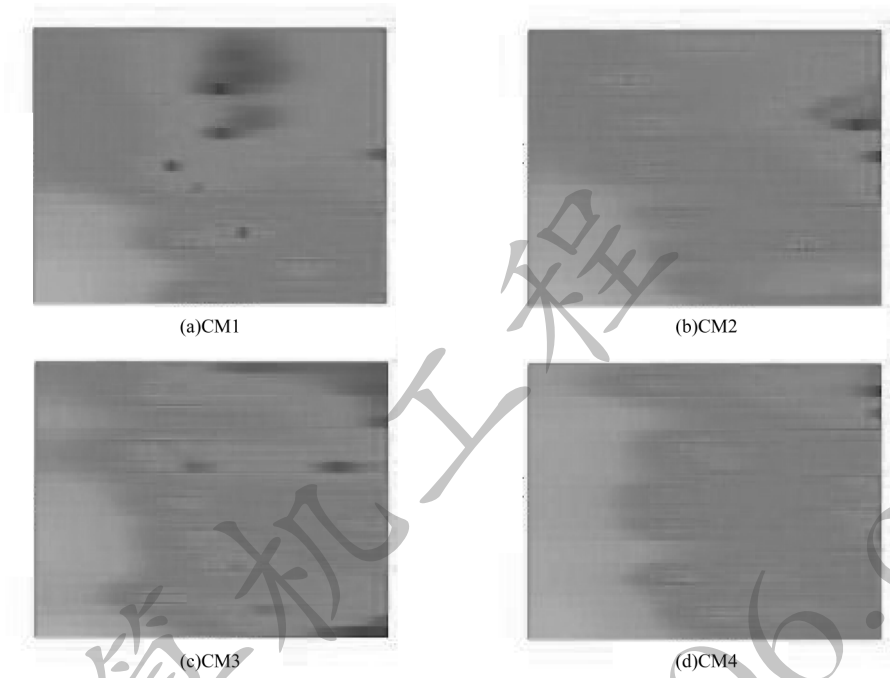


图 5 STFT 处理后的信道估计冲激响应

Fig.5 Impulse responses estimated by the channel after STFT processing

在 STFT 处理过程中,不同的窗长 n 以及参数 Noverlap 会使图像的分辨率发生改变,导致图像特征有所差异。本文在多次仿真测试基础上,选择长度 n 为 8 的 Hamming 窗,将参数 Noverlap 设置为 7。

在 OFDM 方案的 UWB 系统中,不同的比特信噪比(EbN0)下信道估计的准确性也会随之浮动。仿真在最高效的 STFT 参数下基于不同的 EbN0 值进行。

4 仿真与结果分析

在不同的 STFT 参数下,使用不同结构卷积神经网络的识别率如表 2 所示。该部分测试中 EbN0 为 30 dB。数据显示,基于线性变换的参数 n 和 Noverlap,相同结构神经网络下的信道识别率呈非线性变化。使用不同的窗长 n 和 Noverlap 会使 STFT 的结果具有不同的时域解析度及频域解析度,两者相互冲突,无法同时获得高解析度。使用短窗 STFT 则时间分辨率高,使用长窗则频率分辨率高。原始数据被窗函数分割后,窗口两端位置的信息就会减少,Noverlap 的存在改善了这种边缘效应。在相同的窗长 n 下,重叠度越高,则 STFT 的时频分析图像越平滑,结果越准确。

表 2 各 STFT 参数下卷积神经网络的识别率

Table 2 Recognition rate of CNN under different STFT parameters

n	Noverlap	不同神经网络结构下识别率/%			
		2c1f	2c2f	3c1f	3c2f
30	20	29.947 9	35.416 7	30.078 1	29.036 5
25	20	62.760 4	63.776 0	61.921 9	54.947 9
15	10	64.322 9	60.416 7	63.281 2	67.447 9
9	8	66.666 7	64.322 9	68.750 0	66.536 5
8	7	88.224 0	90.278 6	90.177 1	85.958 3
7	6	81.623 0	83.661 5	81.182 3	67.968 8
6	5	71.224 0	70.052 1	71.354 2	65.755 2
5	4	71.484 4	67.838 5	67.447 9	72.786 5

根据表 2 所示数据,选取结果最优值为: $n=8$, Noverlap=7,使用两个卷积层两个全连接层的神经网络进行仿真。在不同 EbN0 下的识别率如图 6 所示。从中可以看出,随着 EbN0 值的增大,本文方法对信道环境的识别率稳定上升,在 EbN0 值为 20 dB 左右趋于稳定,此时识别率为 90.572 9%。

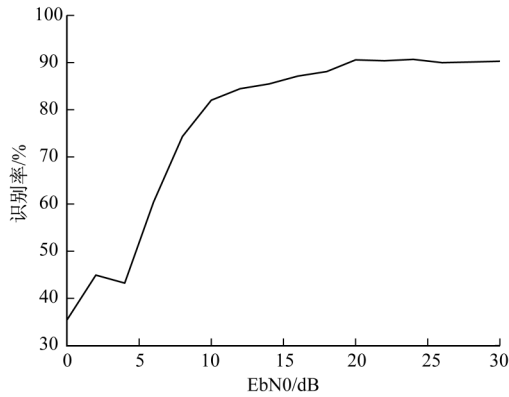


图6 不同EbN0下4种信道环境的识别率

Fig.6 Recognition rate of four channel environments under different EbN0

根据参考文献[21]提取以下信道特征参数:

1) 平均附加时延。此项参数即信道冲激响应功率延迟分布的一阶矩,表达式如下:

$$\tau_m = \frac{\sum_{n=1}^N \tau_n |\alpha_n|^2}{G} \quad (6)$$

其中: G 表示信道总能量; α_n 表示幅度增益; τ_n 表示附加时延。

2) 均方根时延扩展。此项参数与平均附加时延的本质相似,其由平均附加时延的标准差所计算得出,表达式如下:

$$\tau_{rms} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N \tau_n |\alpha_n|^2}{G} - \left(\frac{\sum_{n=1}^N \tau_n |\alpha_n|^2}{G} \right)^2} \quad (7)$$

3) 幅度高于峰值50%的径的数量。此项参数反映了信道多径的分布情况,表达式如下:

$$N_1 = \sum_n \text{sgn}(|r(n)| > 0.5 \times h_{\max}) \quad (8)$$

其中, h_{\max} 表示冲激响应最大幅度。

4) 占据信道85%能量的径的数量表达式如下,该参数同样表征了信道中多径的分布情况。

$$N_2 = I_{\text{index}} \left(\min(E_{cc}(n) > 85\% E_r) \right) \quad (9)$$

其中, $E_{cc}(n)$ 表示累积能量分布。

使用较为传统的信道识别方式,基于信道特征参数,利用支持向量机对信道环境进行识别,识别结果与本文方法识别结果的对比如图7所示。可以看出,在加入噪声的多带OFDM超宽带信道识别问题中,CNN的识别能力同样优于SVM的识别能力,通过横向对比,进一步验证了本文方法的有效性。

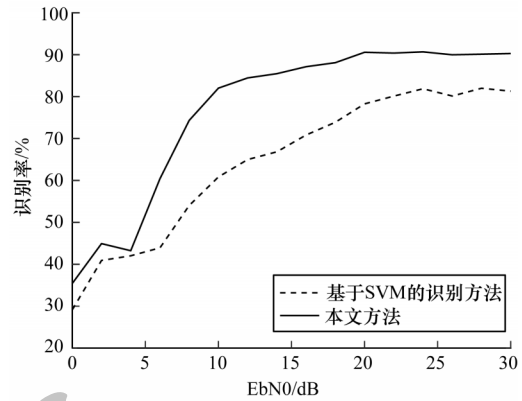


图7 不同EbN0下2种方法的识别率对比

Fig.7 Comparison of recognition rates between two methods under different EbN0

5 结束语

本文提出一种基于CNN的LOS/NLOS信道环境识别方法。对信道脉冲响应图像做短时傅里叶变换处理后,作为CNN的输入进行模型训练,把信道识别问题转化为图像识别问题。针对4种室内UWB信道环境,在OFDM方案的UWB系统下进行仿真,结果表明,随着EbN0的增加,该方法的识别率逐渐提高,在EbN0为20 dB左右趋于稳定,识别率达到90.572 9%。与传统识别方法的比较结果也验证了该方法的有效性和优越性。后续将进一步验证本文方法对于其他类型无线通信链路的实用性,同时不仅局限于加入高斯白噪声,而将考虑加入干扰等非理想因素,设计用于OFDM超宽带信道识别的神经网络。

参考文献

- [1] MARIA G, DI B, GUERINO G. 超宽带无线电基础[M]. 葛利嘉,朱林,袁晓芳,等译. 北京:电子工业出版社,2005. MARIA G, DI B, GUERINO G. Understanding ultra wide band radio fundamentals [M]. Translated by GE L J, ZHU L, YUAN X F, et al. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005. (in Chinese)
- [2] KIM D H, KWON G R, PYUN J Y, et al. NLOS identification in UWB channel for indoor positioning [C]// Proceedings of 2018 IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [3] MENG W, HUANG B, GAODFRAG G. A novel approach to NLOS identification in sensor localization [C]// Proceedings of the 26th Chinese Control and Decision Conference. Changsha, China: [s. n.], 2014: 876-880.
- [4] YAN L B, LU Y, ZHANG Y R. An improved NLOS identification and mitigation approach for target checking for wireless sensor networks [J]. IEEE Access, 2017, 5: 2798-2807.
- [5] WU C S, YANG Z, ZHOU Z M, et al. PhaseU: real-time

- LOS identification with WiFi[C]//Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Communications. Washington D. C. , USA:IEEE Press, 2015: 1-5.
- [6] ABBASI A, LIU H. Improved line-of-sight/non-line-of-sight classification methods for pulsed ultrawideband localization[J]. IET Communications, 2014, 8(5): 680-688.
- [7] ALMAZROUEI E, SINDI N A, AL-ARAJI S R, et al. Measurement and analysis of NLOS identification metrics for WLAN systems [C]//Proceedings of 2015 IEEE International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communication. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2015: 1-5.
- [8] 张浩,梁晓林,吕婷婷,等. 一种新颖的基于偏度的非视距区分算法[J]. 电讯技术, 2015, 55(5): 484-490.
ZHANG H, LIANG X L, LÜ T T, et al. A novel non-line-of-sight identification algorithm based on skewness[J]. Telecommunication Engineering, 2015, 55(5): 484-490. (in Chinese)
- [9] TABAA M, DIOU C, AROUSSI M E, et al. LOS and NLOS identification based on UWB stable distribution [C]//Proceedings of International Conference on Microelectronics. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2014: 1-5.
- [10] AFIF J A, SEONG L K, KRISHNAN S. A SVM approach to UWB-IR based positioning under NLOS conditions [C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Communication Systems. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2011: 1-5.
- [11] CHITAMBIRA B, ARMOUR S, WALES S, et al. NLOS identification and mitigation for geolocation using least-squares support vector machines [C]//Proceedings of 2017 IEEE Wireless Communications & Networking Conference. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2017: 1-5.
- [12] LEE K, OH J, YOU K. Closed-form solution of TDOA-based geolocation and tracking: a recursive weighted least square approach[J]. Wireless Personal Communications, 2016, 94(4): 1-14.
- [13] CHU H, WU C D. A non-parametric propagation condition identification method and non-line of sight mitigation algorithm for wireless sensor network[J]. Open Electrical & Electronic Engineering Journal, 2016, 10(1): 80-87.
- [14] YANG X F, ZHAO F, CHEN T J. NLOS identification for UWB localization based on import vector machine[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2018, 87: 128-133.
- [15] TABAA M, SAADAOU S, CHEHAITLY M, et al. NLOS identification for UWB body communications[J]. International Journal of Computer Applications, 2015, 124(6): 12-17.
- [16] MIAOZ M, ZHAO L W, YUAN W W, et al. Application of one-class classification in NLOS identification of UWB positioning [C]//Proceedings of International Conference on Information System and Artificial Intelligence. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2016: 1-5.
- [17] TANG S Q, PAN Z S, ZHOU X Y. Low-rank and sparse based deep-fusion convolutional neural network for crowd counting[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2017, 2017(9): 1-11.
- [18] YU Y H, LIN H F, MENG J N, et al. Assembling deep neural networks for medical compound figure detection[J]. Information (Switzerland), 2017, 8(2): 48.
- [19] ABDULNABI A H, WANG G, LU J W, et al. Multi-task CNN model for attribute prediction[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2015, 17(11): 1949-1959.
- [20] KECELI A S. Viewpoint projection based deep feature learning for single and dyadic action recognition [J]. Expert Systems with Applications, 2018, 104: 235-243.
- [21] WANG F, XU Z, ZHI R X, et al. LOS/NLOS channel identification technology based on CNN [C]//Proceedings of Nafosted Conference on Information and Computer Science. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2019: 1-5.

编辑 金胡考