

基于神经网络的可见光通信接收系统的研究

关伟鹏¹ 文尚胜^{1,2} 黄伟明^{1,2} 陈颖聪^{1,2} 张广慧¹

¹华南理工大学材料科学与工程学院, 广东 广州 510640

²华南理工大学发光材料与器件国家重点实验室, 广东 广州 510640

摘要 由于码间干扰的影响,导致可见光通信系统的误码率提升。为此,提出了一种基于人工神经网络(ANN)的接收系统,采用角度分集接收技术采集信号,并通过神经网络对所获得的多组数据进行合并优化构成总的输出信号。该接收系统可以有效地降低码间干扰对系统的影响,提高接收信号的信噪比(SNR),降低系统的误码率(BER)。采用 Matlab 软件模拟仿真信号传输实验以验证该系统的性能及优越性。仿真结果表明,在信源与环境的信噪比相同情况下,基于神经网络均衡处理的分集接收系统误码率比传统的使用单输入单输出(SISO)技术的系统误码率更低,并且可以减弱码间干扰所带来的影响。优化了可见光通信(VLC)系统的信道性能,具有广阔的应用前景。

关键词 光通信; 可见光通信; 人工神经网络; 角度分集接收; 误码率; 码间干扰

中图分类号 TN929.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201542.1105002

Research on Visible Light Communication Receiving System Based on Artificial Neural Networks

Guan Weipeng¹ Wen Shangsheng^{1,2} Huang Weiming^{1,2} Chen Yingcong^{1,2}

Zhang Guanghui¹

¹*School of Materials Science and Engineering, South China University of Technology,*

Guangzhou, Guangdong 510640, China

²*State Key Laboratory of Luminescence Materials and Devices, South China University of Technology,*

Guangzhou, Guangdong 510640, China

Abstract As the inter symbol interference increases the bit error rate(BER) of the visible light communication system, a new artificial neural network (ANN) equalization receiving system is proposed. Based on angle diversity receiving technology and artificial neural networks, the system can not only reduce the influence of inter symbol inference, but also improve the signal to noise ratio (SNR) and decrease the bit error rate. The signal transmission test is simulated by Matlab. The simulation results show that the proposed system has lower bit error rate compared with the traditional system which uses single input and single output technology(SISO), what's more, the former can weaken the influence of inter symbol interference under the same signal to noise ratios of the environment and signal source. This advanced system can optimize the channels performance of visible light communication system, and it obviously has a vast application prospect.

Key words optical communications; visible light communication; artificial neural networks; angle diversity reception; bit error rate; inter symbol interference

OCIS codes 060.2605; 060.4510; 220.4830

收稿日期: 2015-04-20; 收到修改稿日期: 2015-06-29

基金项目: 广东省战略性新兴产业专项(2011A081301017, 2012A080304012, 2012A080304001)、广州市科技计划(2013J4300021)、国家级大学生创新创业训练计划项目(201510561003)

作者简介: 关伟鹏(1993—),男,本科生,主要从事可见光无线通信方面的研究。E-mail: gwpscut@163.com

导师简介: 文尚胜(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事LED及OLED等方面的研究。E-mail: shshwen@scut.edu.cn

1 引言

近年来,被誉为“绿色照明”的半导体(LED)照明技术迅速发展。LED具有效率高、价格低、寿命长、绿色环保等优点^[1],被广泛用于照明、显示等领域。与此同时,白光LED更具有调制性能好、响应灵敏度高特性,可以将人眼无法识别的高频信号加载到LED灯具上并进行传输,使白光LED从照明领域扩展到通信领域,进而催生出一门能够实现照明与通信一体化的新兴无线通信技术——可见光通信(VLC)技术。

与传统的红外和无线通信相比,VLC具有发射功率高、无电磁干扰、无需申请频谱资源和信息的保密性高等优点^[2-3]。然而,VLC仍然面临不少挑战,其中最大挑战之一是码间干扰(ISI)限制了VLC系统数据传输速率。用于照明的白光LED一般为LED阵列形式,不同的点光源LED对应着不同的光路径,而光路径间信号传输的延迟会导致码间干扰的产生^[4]。同时当系统数据传输速率比较高时,LED带宽的限制增加,进而使对一个信号的影响扩展到相邻信号上,产生码间干扰,从而导致系统误码率(BER)大大提升^[5]。一般情况下,可通过改变编码方式,如将开关键控(OOK调制)方式中不归零编码改为归零码^[6]或使用正交频分复用(OFDM)技术,来降低码间干扰^[7],但这样却大大地增加了VLC系统的复杂程度。本文基于简单基带调制技术(OOK调制),使用角度分集接收技术,并通过人工神经网络(ANN)来优化分集接收的合并模块,以降低码间干扰对系统的影响。

2 VLC系统原理

2.1 角度分集接收技术

在散射、中继、微波等通信领域中,常使用分集接收技术来解决由于信道参数的不稳定性而导致的多径衰落^[8]。分集接收技术是同一信号通过不同的路径、时间、角度、频率等方式分散传输,接收端获得多组独立信号,并通过合适的合并方式(如选择合并、等增益合并或最大比值相加等)将多组独立信号合并成总的接收信号。然而,由于无线信道的时变性与随机性,不同的环境下所选取的合并方式不同,且所接收的数据是信道中受干扰的原始数据,并没有对数据进一步优化处理。故本文提出使用人工神经网络来对分集接收所获得的多组数据进行合并及优化,优化了VLC的信道性能。

基于角度分集接收技术的VLC系统如图1所示。该系统分为3个部分:发射子系统、传输子系统、接收子系统。发射子系统中,摄影机接收实时视频信号通过第1个现场可编程门阵列(FPGA 1)传输到液晶显示屏(LCD 1),显示原始视频信号,并经过调制和相应视频信号处理技术,传输到驱动电路中,驱动LED灯发射光信号。光信号分别经过不同的信道传输到光电探测器(PD)中。由前置与后置放大电路进行滤波放大处理,再由合并模块进行整合输出到FPGA 2中进行解调处理。最后通过LCD 1与LCD 2中信号的比较,可测试出系统的误码率,用于验证系统的操作。

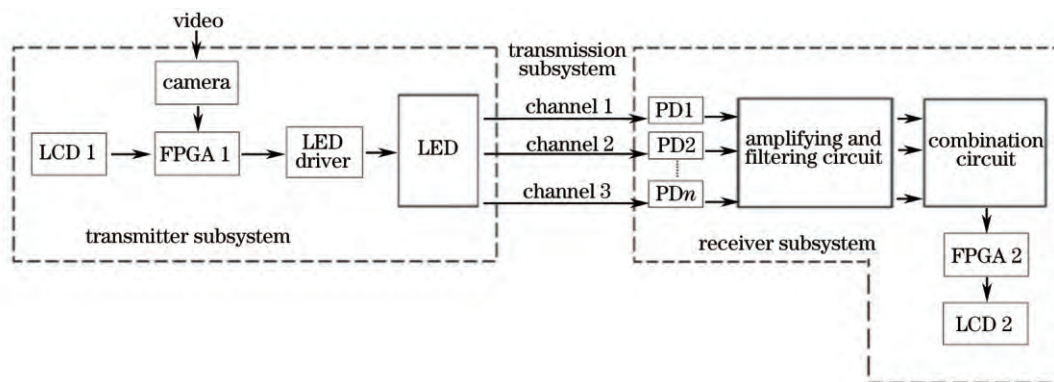


图1 VLC系统框图

Fig.1 VLC system block diagram

通过软件仿真出分集接收的信道容量($n=4$),可得出4条信道通信质量,并用品质因子(Q -factor,如图2)来衡量VLC信道性能。当数据传输速率比较低时,直射信道(即channel 1)的品质因子最高,即误码率最小(图中,当比特率为10 Mb/s时,channel 1的 $Q=4.7$,对应系统误码率约为 10^{-6} ,为VLC中较为理想的误码率^[9])。但随着速率提升,4条信道的品质因子均下降,即系统的误码率会随着数据传输速率的增大而增大,故对于

高速的分集接收技术系统所获得的数据必须经过进一步的优化;与此同时,由于无线信道具有时变性与随机性,需要使用自适应的合并模块,故提出使用人工神经网络来优化分集接收技术所获得的数据,进一步优化 VLC 的信道性能,降低系统误码率。

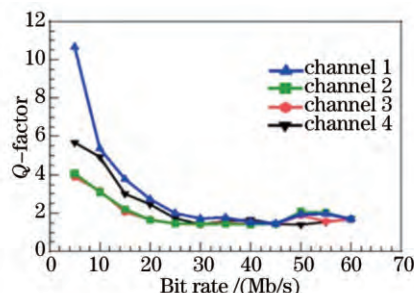


图 2 角度分集接收技术的各信道品质因子变化曲线

Fig.2 Variation of Q -factor of each channel in the angle diversity receiving technology

2.2 人工神经网络

人工神经网络(ANN)是对人脑的信息处理方式进行模拟的产物。通过模仿人脑神经系统来对输入的标准信息进行学习,实现对外界信息的非线性映射^[10]。神经网络的一般结构如图 3 所示。

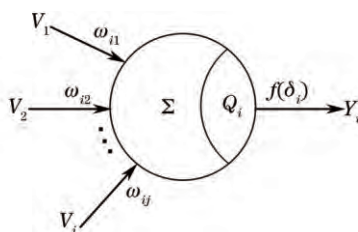


图 3 神经元结构示意图

Fig.3 Schematic diagram of neurons

在无线通信领域中,诸如多层感知器(MLP)、径向基函数(RBF)以及功能连接神经网络(FLANN)等也已经用作信道的均衡处理以消除码间干扰。通过对不同的神经网络在减轻 VLC 系统码间干扰的性能研究中发现:比起其他类型的神经网络结构,多层感知器(MLP)不仅结构简单而且有优越的均方差收敛以及较低的误码率,具有较好的均衡处理能力^[11-12]。由于任何函数均可通过 1 个 3 层感知器进行任意精度的逼近^[13],故此,选用三层 MLP 神经网络来对由分集接收技术所接收到的信号进行均衡处理(如图 4 所示)。对于第 i 个神经元的输出状态 Y_i 为

$$Y_i = f\left(\sum_{j=1}^n \omega_{ij} V_j - Q_i\right), \quad (1)$$

式中 ω_{ij} 是第 i 个神经元与第 j 个神经元的连接加权取值, V_j 是第 j 个神经元的输出, Q_i 是第 i 个神经元的阈值, f 为激活函数。

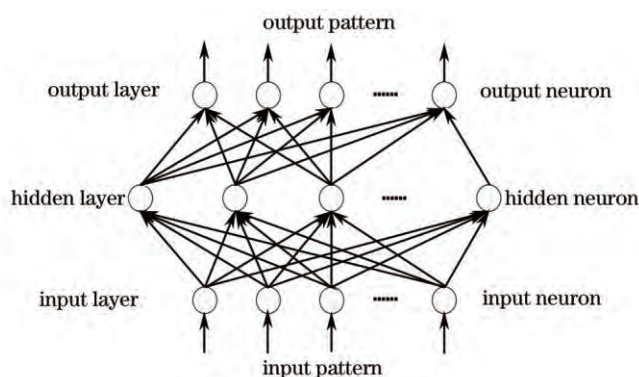


图 4 MLP 神经网络

Fig.4 Multilayer perception neural network

反向传播法(BP)是最常用的神经元训练算法^[14]。训练时,把1组输入值和与之相匹配期望值给予神经网络,按训练数据来调整链接加权。通过期望值与正向传播的输出值对比可得到误差信号 $E(x)$:

$$E(x)=[y(x)-F(x)]^2, \quad (2)$$

式中 x 和 $y(x)$ 分别代表输入信号以及与之相应的实际输出信号, $F(x)$ 为期望输出信号。利用梯度下降法进行误差反向传播和权值校正,通过反复学习使误差信号达到或低于设定值。权值的校正通过(3)式实现:

$$\omega_{ij}(n+1)=\omega_{ij}(n)-\gamma \frac{\partial E(x)}{\partial \omega_{ij}(n)}, \quad (3)$$

式中 ω_{ij} 代表连接加权值, γ 表示学习速率。通过调整(2)式和(3)式的加权值,可使神经网络的实际输出与期望输出间的均方误差最小。经过 BP 算法训练后,对于任意输入值,神经元均能给出相对较为合适的输出,进而实现了对信道的均衡处理。

3 VLC 系统的仿真及结果分析

3.1 Matlab 实验模型的设计

3.1.1 VLC 信道与接收系统模型设计

Matlab 是一种用于算法开发、数据可视化、数据分析及数值计算的高级技术语言和交互式环境。在无线通信系统的处理和分析上具有强大功能。采用 Matlab 分别模拟仿真基于 BP 神经网络的分集接收的 VLC 系统,以及传统的使用单输入单输出(SISO)技术的 VLC 系统,并对其结果进行对比分析。

如图 5 所示,通过 Matlab 生成 1 组伪随机二进制序列(PRBS),然后将该序列编码为 OOK 调制格式 a_i ,再通过 1 个单位振幅矩形脉冲整形滤波器 $p(t)$,输出数据 $a(t)$,然后通过偏置源加入 1 个直流(DC)信号以保证所传输的信号为非负(保证信号在光源中没有丢失)。LED 属于朗伯光源^[15],LED 辐射的辐照度 $I(\theta)$ 可以定义为

$$I(\theta)=\frac{(m+1)}{2\pi}\cos^m(\theta), \quad (4)$$

式中 θ 代表光源与接收机的连线相对于垂直方向的偏移角(也称辐射角), m 表示朗伯发光阶数。VLC 信道的直射增益 $H(0)$ 可表示为

$$H(0)=\frac{A}{d^2}I(\theta)\cos(\theta), \quad (5)$$

式中 A 表示光电探测器的有效面积, d 表示 LED 光源与接收机间的距离, $I(\theta)$ 表示朗伯辐射强度(这里 $\theta=0^\circ$), φ 表示入射角。光源的功率设为 P , 光信号通过基带信道的直射增益由(5)式给出,则有

$$s(t)=P(t)\otimes H(0). \quad (6)$$

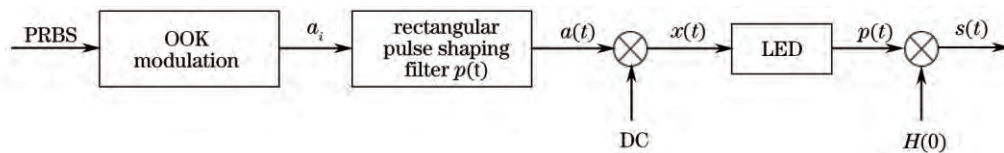


图 5 Matlab 中 VLC 信道模型

Fig.5 Channel model of VLC in Matlab

VLC 系统角度分集接收系统的仿真设计如图 6 所示,假设有 N 条信道且信道间互相独立,每条信道均受到加性高斯白噪声的处理。于是,VLC 系统的等效接收信号 r_N 表示为

$$r_N=\forall_n \exp(-j\varphi_n)s(t)+A_n(t), n=1,2,\cdots,N; m=0,1, \quad (7)$$

式中 $\forall_n \exp(-j\varphi_n)$ 表示 n 条信道的衰减因子和相移, $A_n(t)$ 表示第 n 条信道上受到加性高斯白噪声的干扰。光电探测器的光电转换效率设为 R ,且在神经元的输出端设置一个阈值为 0.5 以产生二进制代码。最后,将输出 a_i' 与所发送的原始数据 a_i 进行误码率的测量。

3.1.2 神经元合并模块及实验参数设置

图 7 为 MLP 神经网络结构示意图。光电探测器接收的信号作为 MLP 的输入层信号,MLP 的输出层作为神经元的输出,神经网络的学习过程通过(3)式来调整各层的连接权值,使实际输出与期望输出间的均

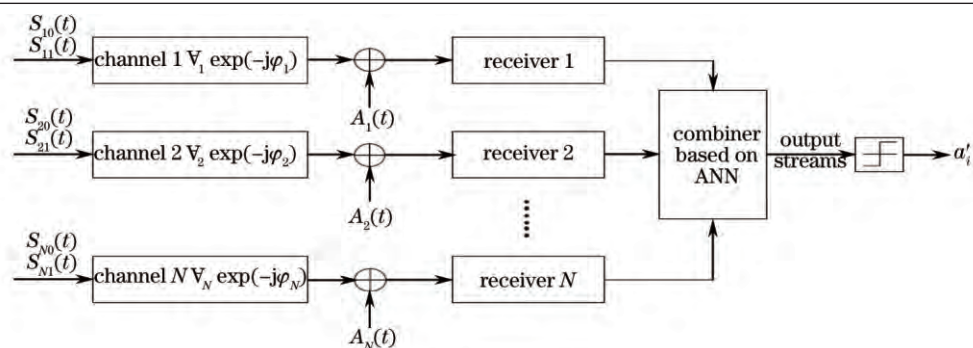


图6 Matlab 中的角度分集接收模块

Fig.6 Block diagram of the angle diversity reception in Matlab

方差最小。系统的主要仿真参数如表 1 所示,表中 FOV 为视场角。



图7 Matlab 中 MLP 神经网络模型

Fig.7 Model of multilayer perceptron in Matlab

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

	Model 1 (SISO system)	Model 2 (Diversity reception system based on ANN)
Illumination power of each LED /W	0.6	0.6
Number of channel	1	4
Number of photoelectric detector	1	4
Transmitter FOV /(°)	60	60
Receiver FOV /(°)	60	60
Each PD area /cm ²	1.0	1.0
Optical filter gain	1.0	1.0
Wavelength /nm	550	550
Photoelectric conversion efficiency /(A/W)	0.35	0.35
Modulation	OOK	OOK
Types of ANN	--	multilayer perceptron
Learning algorithm of ANN	--	back-propagation
Number of training symbols	--	300
Number of nodes in the hidden layer	--	20
Learning rate of ANN	--	0.05
Activation function of ANN	--	Sigmoid function
Minimum error training target of ANN	--	0.001

3.2 仿真结果及分析

模拟仿真中的 2 个可见光通信系统分别为 SISO 传输的 VLC 系统(model 1)以及基于 BP 神经元均衡处理的分集接收系统(model 2)。采用的调制方式均为 OOK 调制,受到的噪声干扰均默认为加性高斯白噪声。仿真了 VLC 信号传输的过程,并得出系统的误码率与信噪比(SNR)关系曲线如图 8、图 9 所示。

比较 2 个曲线可发现,基于神经网络合并模块的分集接收技术系统的误码率关系曲线比传统的使用 SISO 传输的 VLC 系统的误码率关系曲线更陡。这意味着信噪比相同时,误码率更低,在相同器件带宽的前提下,提高了无线通信的质量。这主要是分集接收技术有多个光电探测器,相当于增大了接收器光接收的

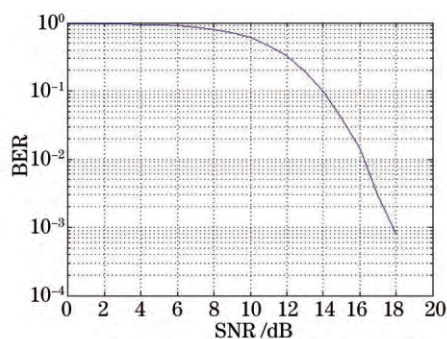


图8 Model 1的误码率与信噪比关系曲线

Fig.8 BER and SNR of model 1

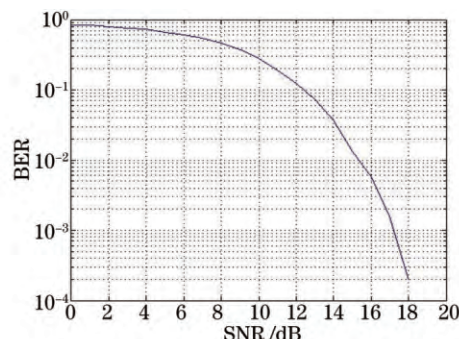


图9 Model 2的误码率与信噪比关系曲线

Fig.9 BER and SNR of model 2

有效面积,故在信源的信噪比相同的情况下增大了接收信噪比,从而使到系统误码率更低、容错性更强,满足室内可见光通信的要求,具有较好的通信性能。

用 Matlab 分别模拟有/无神经网络合并模块的分集接收技术,得出系统的误码率与比特率(Bit rate)关系曲线如图 10 所示。由图 10 可得,在比特率相同的情况下,具有神经元均衡处理的分集接收技术的误码率比传统的分集接收技术的误码率要低。这主要是由于神经元均衡模块可以对受到干扰的信号进行滤波处理、对信道进行相移的估计与补偿,大大减少了系统码间干扰的影响,进而使误码率大大降低。本文使用了角度分集接收技术,从多个角度安装光电二极管,相当于无形中增加了光电二极管的有效面积,从而增加了接收模块的信噪比,降低了系统的误码率。同时运用了 BP 神经网络作为分集接收的合并模块,既解决了传统分集接收技术因信道参数的时变性与随机性所导致的合并形式多样性;也对所获得的信号进行优化,起到后均衡处理的作用,进而大大降低了系统的误码率,同时还可以降低码间干扰对 VLC 系统的影响。

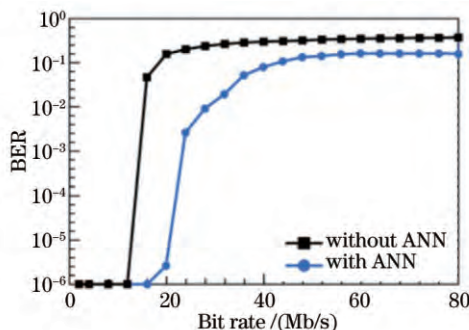


图 10 VLC 系统误码率与比特率关系曲线

Fig.10 Bit error rate and bit rate of VLC system

3.3 神经元合并模块的影响因素分析

影响神经元的信号处理性能因素主要有神经网络的隐含层节点数、学习速率、激活函数。隐含层的节点个数太少会影响识别率,但太多会增加运算量,影响数据处理速率。而学习速率的设置,偏小可以保证网络收敛,但是收敛较慢;相反学习速率设置偏大则有可能导致网络训练不收敛,影响识别效果。但可以通过自适应的算法来选择神经元隐含层节点的数目以及学习的速率^[16]。而激活函数则选择 S 型函数,虽然计算量比较大,但其精度高,保证了最终所获得神经网络的可靠性^[17]。进一步,为了探究神经元合并模块中隐含层神经元数目对本系统信道性能的影响,通过设置不同的隐含层节点数目,分别为{5,10,20,30,40},其他参数设置不变(如表 1 中 model 2 所示),得出 VLC 系统的误码率与比特率关系曲线如图 11 所示。

由图 11 可知,在相同数据传输速率情况下,隐含层中神经元数目越多,系统的误码率就越低,系统信道的容量越大,信道的稳定性则越强。这主要是由于隐含层中神经元数目增多可以增大神经元识别率,提高神经元对分集接收数据的处理能力,减弱了由于器件带宽所造成的码间干扰对系统的影响,进而降低了系统的误码率。由此可得,隐含层的节点个数太少会影响识别率,但隐含层节点数太多又会增加运算量,影响训练速率,对于要求高速响应的 VLC 系统也造成一定的限制。故应根据实际的运算需求以及应用场合选用

不同的隐含层节点数目,以达更好均衡处理的效果。

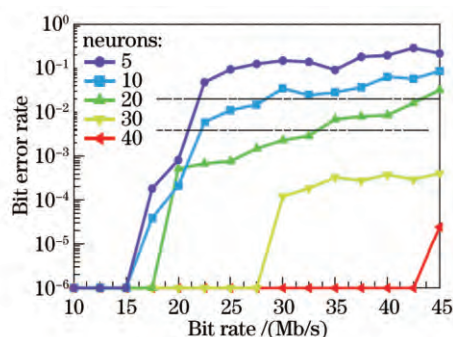


图 11 隐含层中神经元数目对分集接收系统误码率性能的影响

Fig.11 BER performance of the diversity reception system versus number of neurons in the hidden layer

4 结 论

通过理论分析与模拟仿真相结合,提出了1个基于BP神经网络的可见光通信接收系统,通过运用角度分集接收技术来减弱码间干扰对系统的影响,并使用人工神经元网络对分集接收所获得的数据进行合并和优化,降低了系统的误码率。本系统克服了传统的分集接收技术在不同环境下合并方式的多样性,进一步优化了VLC系统信道性能。

通过Matlab软件仿真了信号传输实验,分别仿真了传统的SISO的VLC系统和基于神经网络的分集接收VLC系统。结果表明,本文所提出的基于神经网络均衡处理的分集接收的VLC系统更具优势,在信源与环境信噪比相同的情况下,误码率比起传统的使用SISO接收技术的VLC系统误码率更低,且可以克服码间干扰以及由于物体移动导致的阴影效应对系统所带来的影响。

参 考 文 献

- 1 Tang Danying, Li Honglei, Chen Xiongbin, *et al.*. Effects of detector's nonlinearity on frequency response of visible light communication system[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(4): 0405002.
唐丹颖, 李洪磊, 陈雄斌, 等. 探测器非线性对可见光通信系统幅频响应的影响[J]. 中国激光, 2014, 41(4): 0405002.
- 2 M Kavehrad. Sustainable energy-efficient wireless applications using light[J]. IEEE Communications Magazine, 2010, 48(12): 66-73.
- 3 Fu Hongshuang, Zhu Yijun. Analysis of the correlation of optical multiple-input multiple-output channel using white LED lighting in indoor line of sight environments[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(9): 0906002.
付红双, 朱义君. 室内直射环境下白光LED的多输入多输出信道相关性分析[J]. 光学学报, 2013, 33(9): 0906002.
- 4 Moreira A J C, Valadas R T, Oliveira Duarte de A M. Optical interference produced by artificial light[J]. Wireless Networks, 1997, 3(2): 131-140.
- 5 Paul Anthony Haigh, Zabih Ghassemlooy, Sujun Rajbhandari, *et al.*. Visible light communications: 170 Mb/s using an artificial neural network equalizer in a low bandwidth white light configuration[J]. J Lightwave Technol, 2014, 32(9): 1807-1813.
- 6 Zhang Jiankun, Yang Yu, Chen Hongda. Modulation scheme analysis of indoor visible light communications[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(4): 0405003.
张建昆, 杨宇, 陈弘达. 室内可见光通信调制方法分析[J]. 中国激光, 2011, 38(4): 0405003.
- 7 Azhar A H, Tran T A, O'Brien D, *et al.*. Demonstration of High-Speed Data Transmission Using MIMO-OFDM Visible Light Communications[C]. 2010 IEEE Globecom Workshops Optical Wireless Communications, 2010: 1052-1056.
- 8 Chen Xueyan. Research on Doppler Diversity Reception Technology for OFDM Communications [D]. Shenyang: Shenyang Ligong University, 2012: 6-9.
陈雪艳. OFDM通信系统中的多普勒分集接收技术研究[D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2012: 6-9.
- 9 Haigh Paul Anthony, Ghassemlooy Zabih, Le Minh, *et al.*. Exploiting equalization techniques for improving data rates in organic optoelectronic devices for visible light communications[J]. J Lightwave Technol, 2012, 30(19): 3081-3088.
- 10 Shi Xiaowei. Research on Indoor Positioning Technology Based on BP Neural Network and the Improved Centroid Algorithm[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2012: 29-31.

- 石晓伟. 基于BP神经网络和改进质心算法的室内无线定位技术的研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2012: 29-31.
- 11 Burse K, Yadav R N, Shrivastava S C. Channel equalization using neural networks: A review[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2010, 40(3): 352-357.
 - 12 Rajbhandari Sujun, Faith Joe, Ghassemlooy Zabih, *et al.*. Comparative study of classifiers to mitigate intersymbol interference in diffuse indoor optical wireless communication links[J]. Optik, 2013, 124(20): 4192-4196.
 - 13 Wang Ping, Zhu Lei, Zhu Qiujun, *et al.*. An application of back propagation neural network for the steel stress detection based on Barkhausen noise theory[J]. NDT and E Int, 2013, 55: 9-14.
 - 14 G Lera, M Pinzolas. Neighborhood based Levenberg-Marquardt algorithm for neural network training [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(5): 1200-1203.
 - 15 Kahn J M, Barry J R. Wireless Infrared Communications[C]. Proc IEEE, 1997, 85(2): 265-298.
 - 16 Behera L, Kumar S, Patnaik A. On adaptive learning rate that guarantees convergence in feedforward networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 17(5): 1116-1125.
 - 17 Haykin S. Neural networks: A comprehensive foundation[J]. Inform Process Manag, 1999, 31(5): 785-786.

栏目编辑: 王晓琰