激光雷达距离估计技术

夏文泽,韩绍坤,曹京亚,王 亮,翟 倩

(北京理工大学 光电学院,北京 100081)

摘 要:距离估计技术一直是激光雷达技术中的核心技术,对整个激光雷达系统性能的优劣性起到决定性作用。提出了一种基于人工神经网络的距离估计算法,使用的人工神经网络由两层网络构成。与交叉相关距离估计算法的对比实验证明:基于人工神经网络的距离估计算法在实际应用中有更高的距离估计精度;对强度像进行了仿真实验,实验结果证明:基于人工神经网络的距离估计算法相比极值判别法能够获得更精准的回波强度信息;对神经网络隐含层中神经元个数与距离估计精度之间的关系进行了实验分析,实验结果证明:过多或过少的神经元个数均会降低距离估计精度。

关键词:激光雷达; 距离估计技术; 人工神经网络

中图分类号:TN591 **文献标志码**:A **DOI**:10.3788/IRLA201645.0906005

Ladar range estimation technology

Xia Wenze, Han Shaokun, Cao Jingya, Wang Liang, Zhai Qian

(School of Optoelectronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Range estimation technology, which plays a decisive role on the properties of the laser radar system, is always the core technology of laser radar technology. A range estimation technology based on Artificial Neural Network which contains two layers of network was proposed. The contrast experiment with the Cross-correlation range estimation technology demonstrates this technology can provide more accurate range estimation result. A simulation experiment on intensity image was conducted, and experiment result show this technology can provide more accurate intensity data than the peak judgment technology. The correlation between the neuron amount of hidden layer and range estimation accuracy was also analyzed, and the result shows too many or too few neurons will decrease the range estimation accuracy.

Key words: ladar; range estimation; artificial neural network

收稿日期:2016-01-18; **修订日期**:2016-02-15

基金项目:国家自然科学基金(61275018);国家部委研究基金(9140A07040913BQ01104);国际科技合作项目(2015DFR10830)

作者简介:夏文泽(1990-),男,博士生,主要从事激光雷达方面的研究。Email:bitwzxia@163.com

导师简介:韩绍坤(1965-),男,教授,博士生导师,博士,主要从事激光雷达方面的研究。Email:skhan@bit.edu.cn

0 引 言

自 20 世纪 60 年代世界上第一台激光雷达在美国诞生以来[1],激光雷达技术已经获得了长足的发展。在激光雷达技术发展初期,主要以激光测距机为主,直到 70 年代,单点扫描成像激光雷达技术才被提出来[2-3]。然而单点扫描成像激光雷达本身拥有一些难以克服的缺点,所以在 90 年代多种以面阵探测器为代表的成像激光雷达被提出来[4-5]。这其中便包含基于 APD 面阵的成像激光雷达,它被认为是最有希望实现实用化的三种成像方式之一[6]。如今激光雷达技术早已走出实验室,凭借其独特的优势,在工业生产、地质测绘、气象探测、生物医学、交通运输和军事领域发挥着重要的作用。

鉴于 APD 面阵成像激光雷达技术的重要性,世界上主要发达国家均已加大了在此方面的投入。2001 年,美国林肯实验室的盖革模式 APD 成像激光雷达研发成功,到目前为止,林肯实验室已经推出了四代盖革模式 APD 成像激光雷达。2009 年,日本三菱公司推出了自己的 3D 激光雷达成像系统,并对其进行了实验,其采用了 100×100 的阵列。2011 年,在法国国防部的资助下,CEA-Lei 和 DEFIR 实验室推出了采用自主研发的 320×256 APD 阵列的成像激光雷达。与国外相对成熟的激光雷达技术相比,国内激光雷达技术起步较晚,现在主要处于实验室研究阶段,国内主要有北京理工大学、哈尔滨工业大学、国防科技大学和浙江大学等机构从事成像激光雷达技术的研究。

距离估计技术是 APD 面阵成像激光雷达技术中的核心技术,对整个 APD 面阵成像激光雷达系统性能的优劣性起到决定性作用,是激光雷达技术研究领域中的热点研究课题。2007 年,英国的 Gerald S. Buller 等人[7]提出了多种针对扫描成像激光雷达的距离估计算法,包括:阈值法、最大似然估计法、Bump-hunting 法和 RJMCMC 法等。2010 年,美国 McMahon 等人[8]提出了一种用于非扫描激光雷达目标距离估计的算法,但其只考虑了单像素单表面目标返回的情况,并且该算法没有直接对目标距离信息进行估计,而是先通过估计激光脉冲回波波形,然后通过脉冲匹配的方法得到目标距离信息。当前应用最为广泛的距离估计算法是基于贝叶斯理论的交叉相关距离估计算法[9],在假定激光回波信号没有发生形变的情况下,它具有非常高的距离估计精度,但在实际应用中,受到大气湍流等因素的影响,激光回波信号将会发生比较大的形变[10],所以此种距离估计算法在实际应用中表现并不出色,此外,这种距离估计算法无法得到激光回波信号的强度信息。文是提出了一种基于人工神经网络(ANN)的激光雷达距离估计算法,它不受回波信号形变的影响,并且能够得到激光回波信号的强度信息,这样 APD 面阵成像激光雷达一次就能够获取目标的四维信息 (三维距离信息+二维强度信息),扩大了 APD 面阵成像激光雷达的应用范围。实验结果表明在激光回波信号有较大形变时,该算法的距离估计精度优于交叉相关距离估计算法,同时该算法在强度信息获取精度上也要优于极值判别法。

1 理 论

1.1 人工神经网络

1943 年,美国心理学家 Warren Mcculloch 和数学家 Walter Pitts 联合提出第一个人工神经网络的数学模型。经过 70 多年的发展,人工神经网络理论已在现代科学研究领域中占据了举足轻重的地位,当前人工神经网络在模式识别、图像处理、非线性系统识别与优化、信号处理、系统控制、机器人视觉和遥感技术等各个领域发挥着重要的作用[11-12]。Back-propagation(BP)网络是当前应用最为广泛的神经网络之一,它是一个多层网络,采用后向传播算法进行训练[13]。

两层的后向传播神经网络可以用作曲线拟合,并且理论研究表明,当两层后向传播神经网络的隐含层传输函数为 S 形函数,输出层传输函数为线性函数时,只要隐含层有足够多的单元可用,则此两层网络几乎可以以任意精度逼近感兴趣的函数[14]。文中使用的神经网络是如图 1 所示的 1-3-1 后向传播神经网络,其中隐含层传输函数为 S 形对数传递函数,输出层传输函数为线性函数,隐含层包含 3 个神经元,网络训练算法为贝叶斯正则化算法,训练次数为 150 次。

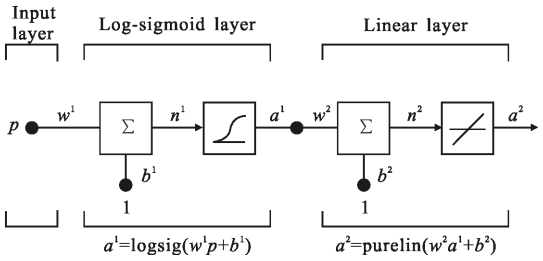

图 1 后向传播神经网络

Fig.1 Back-propagation neural network

1.2 激光雷达距离方程

激光雷达的性能取决于激光雷达距离方程，这也是衡量其有效工作的重要指标。文中通过激光雷达距离方程仿真了 APD 面阵成像激光雷达的回波信号[9]。同时为了简化对回波功率的计算，对传输路径作如下假设：激光在大气中的传播遵循几何光学的规律；大气是均匀和各向同性的；目标是朗伯辐射体，其反射系数均匀；激光光束能量分布均匀；此时激光雷达距离方程[9]可以写为：

$$P_{\det}(t)=\frac{\tau_0\tau_a^2D_R^2\rho_t(\mathrm{d}A)}{R^2\theta_R(\theta_tR)^2}\cdot H(t-2R/c)\cdot P_0+N(t) \qquad (1)$$

式中：$P_{\det}(t)$为单像素接收到的回波信号；τ_0 为接收光学系统的传递效率和探测器的量子效率；τ_a 为大气传播损耗因子；D_R 为接收光学系统的口径；ρ_t 为目标的反射率；dA 为激光照射范围；P_0 为激光器发射脉冲的峰值功率；R 为探测器与目标之间的距离；θ_t 为激光光束的发散；θ_R 为激光辐射在目标表面的反射分散角；$N(t)$为激光雷达噪声，噪声的计算方式在参考文献[9]中有详细的描述，其中噪声的强度是由所选择的成像环境决定的，参考文献[9]认为直接探测激光雷达噪声主要由激光散斑噪声、热噪声和背景噪声组成，并分别对每个噪声进行了分析与计算，激光雷达噪声计算过程中所需的部分参数可以在表 1 中找到。$H(t)$为发射激光的波形，波形由如下公式描述：

$$H(t)=\left(1-\frac{4t^2}{p_w^2}\right)\mathrm{rect}\left(\frac{2t+p_w/2}{p_w}\right)+\mathrm{e}^{-\frac{t^2}{2\sigma_w^2}}\mathrm{rect}\left(\frac{t-5\sigma_w/2}{5\sigma_w}\right) \qquad (2)$$

因为高斯模型和抛物线模型均不是最合适的激光脉冲模型，所以文中选择高斯模型与抛物线模型组成的混合模型来描述激光脉冲[9]，混合模型峰值点出现在 t=0 时刻，峰值为 1。其中 p_w 和 σ_w 为形状参数，分别用来调节激光脉冲波形上升沿和下降沿的陡峭程度，其具体取值详见表 1。

表 1 仿真参数

Tab.1 Simulation parameters

Parameters	Values	Parameters	Values
Laser peak power P_0/MW	54.4	Size of detector/um	100
Received pulse width t_W/ns	10	Temperature of detector T/K	300
Transmit beam divergence θ_t	0.005	Quantum efficiency of detector	0.075
Atmospheric transmission τ_a	1	Capacitance of detector circuit C/pF	1
Receiver optics transmission τ_0	1	Receiver optics aperture diameter D_R/m	0.1
Shape factor σ_W (p_W)	5.5×10^{-9} (10^{-8})	Target reflectivity ρ_t	0.25
Focal length f	1m	Range gate/m	20

1.3 ANN 距离估计算法

距离估计算法就是以探测电路输出的一维强度信号为输入，以一个确定的距离值为输出的数学计算系统。文中提出了一套基于人工神经网络的距离估计算法，它首先利用 1.1 节中的 1-3-1 后向传播神经网络对一维强度信号进行拟合，然后取拟合波形的极大值点作为鉴别点，取极大值点的横坐标作为时刻估计值；取极大值点的纵坐标作为强度估计值。如图 2 所示，点线波形为通过公式(1)仿真的理想情况下的激光回波波形，实线波形为加入噪声后的激光回波波形，噪声的强度取决于所选择的成像条件，虚线波形为经过 1.1 节人工神经网络拟合后的波形。

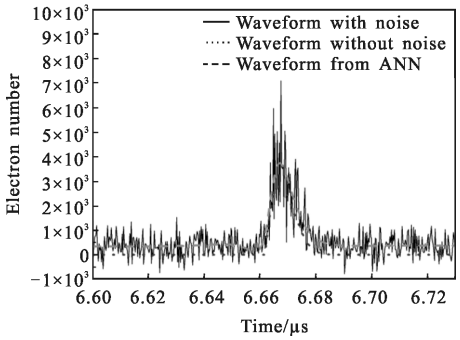

图 2 激光雷达回波信号

Fig.2 Received ladar signal power

2 仿真实验与分析

为了验证 ANN 距离估计算法的性能，同时考虑到国内硬件水平难以实现高带宽的跨阻放大电路[15]，

所以文中按照公式(1)对激光雷达回波信号进行仿真,其中部分仿真参数的设定如表 1 所示。此节所列出的部分参数在之前的公式中并未提及，其具体物理解释出现在参考文献[9]中,其作用为计算公式(1)中的回波噪声。

2.1 ANN 距离估计算法的距离像获取实验

为了对比 ANN 距离估计算法和交叉相关距离估计算法在不同成像条件下的距离估计性能,分别选择在 4 种不同的成像条件下进行实验数据仿真，成像距离 R、背景光强度 S、暗电流强度 I 和激光自由度 M 分别作为实验变量。由于交叉相关距离估计算法是基于贝叶斯理论的距离估计算法，在算法执行之前必须提前设定期望脉冲宽度 E_W,在实际应用中,激光器发射脉冲宽度是已知的,而回波信号脉宽则是一个大于发射脉宽的未知信号,成像距离越远，脉冲的形变越严重。为了观察交叉相关距离估计算法在不同回波期望脉冲下的性能，回波脉冲的期望脉冲宽度 E_W 同样被设定为实验变量。在每种成像条件下分别进行 200 组实验,对于每种算法,取 200 组实验结果的均值作为最终的距离估计误差，实验结果如表 2 所示，表中第二行为使用极值判别法所得到的距离估计误差。

表 2 不同算法的距离估计误差

Tab.2 Range estimation error of various algorithms

Experiment 200 times (error unit/m)	R=103 m S=10^3 W/m^2 I=5×10^{-9} A M=5	R=103 m S=10^3 W/m^2 I=0 A M=2.5	R=103m S=0 W/m^2 I=5×10^{-9} A M=2.5	R=500 m S=10^3 W/m^2 I=5×10^{-9} A M=2.5
1-3-1 ANN	0.130	0.137	0.143	0.146
Max	0.241	0.248	0.266	0.264
E_W=5 ns	0.283	0.281	0.298	0.270
E_W=5.5 ns	0.236	0.238	0.250	0.233
E_W=6 ns	0.201	0.201	0.211	0.197
E_W=6.5 ns	0.168	0.167	0.178	0.164
E_W=7 ns	0.143	0.141	0.149	0.137
E_W=7.5 ns	0.116	0.114	0.119	0.110
E_W=8 ns	0.094	0.092	0.096	0.089
E_W=8.5 ns	0.069	0.072	0.074	0.068
E_W=9 ns	0.052	0.058	0.058	0.054
E_W=9.5 ns	0.036	0.048	0.044	0.041
E_W=10 ns	0.028	0.044	0.038	0.036

从表 2 中可以发现，在第 1 种和第 3 种成像条件下,当期望脉冲宽度 E_W 小于 7.5 ns 时,交叉相关距离估计算法的距离误差要高于 1-3-1 ANN 距离估计算法;而在第 2 种和第 4 种成像条件下,相应的临界脉冲宽度值为 7 ns。综合以上 4 种情况,在期望脉冲宽度小于 7 ns 时 (即实际激光回波脉冲宽度相对于期望脉冲宽度展宽了 3 ns),1-3-1 ANN 距离估计算法的性能优于交叉相关距离估计算法，而在实际长距离成像应用中，这样的脉冲展宽状况是相当普遍的[10],所以在实际应用中,1-3-1 ANN 距离估计算法的性能更优秀。

为了研究隐含层神经元个数对距离估计精度的影响,分别在 4 种不同的成像条件下,以隐含层神经元个数为变量进行实验。在神经网络结构和成像条件确定的情况下，组织 200 次距离估计实验，并取 200 组实验结果的均值作为最终的距离估计误差，实验结果如图 3 所示。

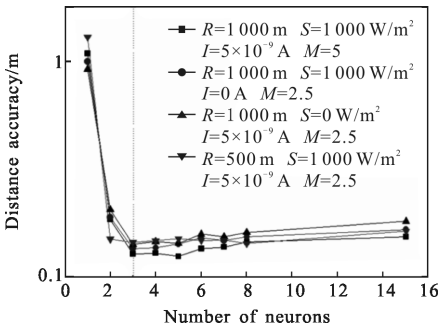

图 3 不同神经网络的距离估计误差

Fig.3 Range estimation error of various neural networks

由图 3 可以看出:在任意一种成像条件下,距离估计误差的整体变化趋势均为先减小后增大。在隐含层神经元数量大于一个临界值时，距离估计误差会随着隐含层神经元数量的增加而变大，这主要是由于随着隐含层神经元数量的增加，神经网络的描述能力会增强，而太强的描述能力则会降低网络的滤噪能力。而在隐含层神经元数量小于这个临界值时，距离估计误差会随着隐含层神经元数量的减少而变大，这是由于过少的神经元数量降低了神经网络的描述能力,使其不足以拟合出基本的回波波形。因此，隐含层中神经元的数量既不能太多也不能太少,在所设定的成像条件下,隐含层中包含 3 个神经元时,距离估计算法有着更好的性能。

2.2 ANN 距离估计算法的强度像获取实验

ANN 距离估计算法相对于交叉相关距离估计算法的另外一个优点在于其可以获得回波信号的强度信息,能够实现四维信息的获取。当前获取强度信息最通用的办法为极值判别法[16],为了证明在强度信息获取上,ANN 距离估计算法相对于极值判别法有更好的稳定性,在相同的成像条件下进行了 1000 组实验,分别计算两种算法所获得所有强度值的方差,以此作为稳定性评价标准,其中成像参数的选择为:R=1 000 m,S=1000 W/m^2,I=5×10^{-9} A,M=2.5。最终实验结果为 e_{ANN}=0.002 6,e_{MAX}=0.024 4,所以 ANN 距离估计算法不仅能够获得强度信息, 其强度信息获取精度要远远优于极值判别法,原因在于 ANN 距离估计算法能够很好地抑制噪声。

为了进一步说明 ANN 距离估计算法在强度信息获取中的优异性,在如上相同的成像条件下,通过调整公式(1)的目标反射率 ρ_t 仿真了一幅卡车的强度像,图像的分辨率为 30×40。结果如图 4 所示,图 4(a)为理想情况下的强度像,图 4(b)为 ANN 距离估计算法所得到的强度像,图 4(c)为极值判别法所得到的强度像。为了对两幅强度像进行比较,采用公式(3)计算两幅强度像相对于理想像的相似度,公式(3)为:

$$\text{result}(i,j)=\text{sum}|im_1-ra_i\times(im_2-tr_j)|$$

$$\text{similarity}=\min(\text{result}(i,j)) \qquad (3)$$

式中:im_1 为理想强度像;im_2 为待比较强度像;ra 为图片放大率;tr 为图片平移量。最终计算结果为 Similarity_{ANN}=101,Similarity_{MAX}=146,这个值越小证明两幅图片的相似度越强,实验结果说明 ANN 距离估计算法相对于极值判别法有更好的强度信息获取精度。为了在不同的成像条件下验证以上结论的正确性,重新组织了实验。在实验中,笔者的成像条件与上面完全相同, 只是这次选择以成像距离作为实验变量,实验结果如图 5 所示。从图中,可以发现,在不同成像距离下,ANN 距离估计算法相对于极值判别法均具有更好的强度信息获取精度。

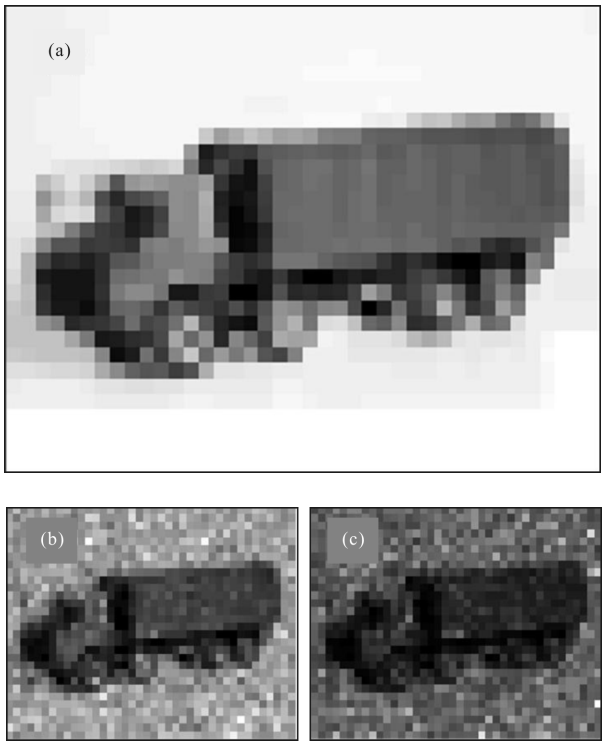

图 4 强度像仿真结果

Fig.4 Simulation result of intensity image

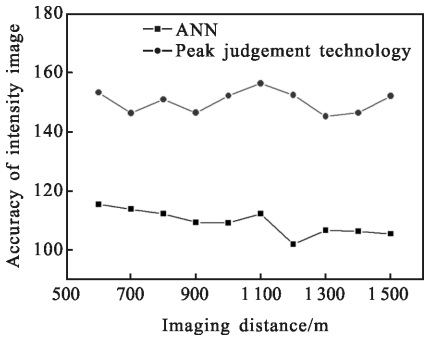

图 5 不同成像距离的强度像采集精度

Fig.5 Intensity image accuracy with different imaging distances

3 结 论

文中提出了一种基于人工神经网络的距离估计算法,它不仅能够获得距离信息,还能够获得强度信息。与交叉相关距离估计算法的对比实验显示:ANN 距离估计算法有更高的距离信息获取精度; 与极值判别法的对比实验显示:ANN 距离估计算法有更高的强度信息获取精度。实验结果同时显示:在网络拟合过程中要选取适当的隐含层神经元个数, 不宜选择过多的隐含层神经元个数, 否则将会出现过度拟合的结果,导致人工神经网络噪声抑制能力的下降;同时,也不宜选择过少的隐含层神经元个数,否则将会出现拟合能力不足的问题。

参考文献:

[1] Wei J S. Imaging technology of streak tube lidar [D].

Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013. (in Chinese)

[2] Northend C A, Honey R C, Evans W E. Laser radar for meteorological observations [J]. ***Review of Scientific Instruments***, 1966, 37(4): 393-400.

[3] Allen R J, Evans W. E. Laser radar for mapping aerosol structure[J]. ***Review of Scientific Instruments***, 1972, 43(10): 1422-1432.

[4] Zhao W, Han S K. Cramer-Rao lower bound for the range accuracy of 3D flash imaging lidar system [J]. ***Transactions of Beijing Institute of Technology***, 2014, 34 (5): 501-505. (in Chinese)

[5] Li F, Wu S Y, Yang H G, et al. Multi-element array detecting technology of ladar [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2009, 38(2): 295-299. (in Chinese)

[6] Gelbart A, Redman B C, Light R S, et al. Flash Lidar based on multiple-slit streak tube imaging lidar [C]//Proceedings of Laser Radar Technology and Applications VII. 2003: 9-18.

[7] Buller G S, Wallace A M. Ranging and three-dimensional imaging using time-correlated single-photon counting and point-by-point acquisition [J]. ***Journal of Selected Topics in Quantum Electronics***, 2007, 13(4): 1006-1015.

[8] McMahon J R, Martin R K, Cain S C. Three-dimensional flash laser radar range estimation via blind deconvolution [J]. ***Journal of Applied Remote Sensing***, 2010, 4(1): 043517.

[9] Richmond R D, Stephen C C. Direct-Detection LADAR Systems [M]. Bellingham: SPIE Press, 2009: 15-25.

[10] Ye J S, Shi R, Tian Y, et al. Time domain characteristics study in laser target echo simulator [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2015, 44(2): 471-476. (in Chinese)

[11] Zhao H Q, Zeng X P, He Z Y. Low-complexity nonlinear adaptive filter based on a pipelined bilinear recurrent neural network [J]. ***IEEE Transactions on Neural Networks***, 2011, 22(9): 1494-1507.

[12] Hong L, Zhang Y X. Two value image pattern recognizing technology of ANN [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2001, 30(6): 431-437. (in Chinese)

[13] Zhang F, Zhou Q. Ensemble detection model for profile injection attacks in collaborative recommender systems based on BP neural network [J]. ***Information Security***, 2015, 9(1): 24-31.

[14] Hornik K M, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward network are universal approximators [J. ***Neural Networks***, 1989, 2(5): 359-366.

[15] Li M, Song Y S, Yu J, et al. High precision laser pulse distance measuring technology [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2011, 40(8): 1469-1473. (in Chinese)

[16] Sun J F, Wei J S, Liu J B, et al. Target reconstruction algorithm for streak imaging lidar [J]. ***Chinese Journal of Lasers***, 2010, 37(2): 510-513. (in Chinese)