

基于深度学习的脉冲激光测距回波时刻解算方法

胡善江^{1,2}, 贺岩¹, 俞家勇³, 吕德亮⁴, 侯春鹤¹, 陈卫标^{1*}

¹中国科学院上海光学精密机械研究所空间激光传输与探测技术重点实验室, 上海 201800;

²中国科学院大学, 北京 100049;

³山东科技大学测绘科学与工程学院, 山东 青岛 266590;

⁴杭州中科天维科技有限公司, 浙江 杭州 310026

摘要 为了提高脉冲激光测距回波时刻解算方法的应用场景适应性, 将回波时刻解算问题转换为波形分类的问题, 采用深度学习的新方法实现回波时刻的解算。通过仿真模拟计算产生 0.1 ns 时间分辨率的不同距离、信号幅度、波形形状和噪声的样本回波数据, 训练一维卷积神经网络模型, 在样本测试集上获得了 99.85% 的分类精度; 采用深度学习方法和高斯拟合方法处理同样的机载激光雷达回波数据, 墙面线扫数据解算结果相关系数为 0.99981, 外场飞行试验数据平面拟合残差均在 20 mm 左右, 两种方法回波时刻解算效果相当。结果表明, 新方法能够满足机载脉冲激光测距回波时刻解算要求, 具备进一步提高解算精度和适应更多应用场景的潜力。

关键词 遥感; 脉冲激光测距; 回波时刻解算; 深度学习; 卷积神经网络; 激光雷达

中图分类号 TN958.98

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201946.1010001

Method for Solving Echo Time of Pulse Laser Ranging Based on Deep Learning

Hu Shanjiang^{1,2}, He Yan¹, Yu Jiayong³, Lü Deliang⁴, Hou Chunhe¹, Chen Weibiao^{1*}

¹Key Laboratory of Space Laser Communication and Detection Technology, Shanghai Institute of Fine Mechanics and Optics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

³Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China;

⁴Hangzhou Tianwei Technology Co., Ltd., Hangzhou, Zhejiang 310026, China

Abstract To improve the application adaptability of the method used for solving the echo time of pulse laser ranging, this study transforms the echo time solving problem into a waveform classification problem and uses a novel deep learning method to solve the echo time. Further, a one-dimensional convolutional neural network model is trained by simulating the sample echo data containing different distances, signal amplitudes, waveform shapes, and noises with a time resolution of 0.1 ns, and a classification accuracy of 99.85% is obtained using the sample test set. Using the deep learning method and the Gaussian fitting method to process the airborne lidar echo data, the correlation coefficient of the wall surface sweep measurement results is 0.99981. Further, the plane fitting residuals of the field flight test data are approximately 20 mm; the effects of the two methods are observed to be equivalent. The results denote that the proposed method can satisfy the requirements for solving the echo time of airborne pulse laser ranging and can improve the solution accuracy and adapt to several application scenarios.

Key words remote sensing; pulsed laser ranging; echo time solving; deep learning; convolutional neural network; lidar

OCIS codes 280.3400; 200.4260; 010.3640

收稿日期: 2019-04-03; 修回日期: 2019-04-23; 录用日期: 2019-05-21

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC1400902)、国家重大科学仪器设备开发专项(2013YQ120343)

* E-mail: wbchen@mail.shcnc.ac.cn

1 引 言

激光测距技术被广泛应用于三维成像、地形测绘、目标跟踪、着陆导航、空间交会对接和空间碎片探测等相关领域,主要采用脉冲激光测距方法,即飞行时间测量法,测量系统发射的激光脉冲和从目标返回的回波脉冲之间的时间差,计算目标距离,回波信号的时刻鉴别精度决定了测距精度。时刻鉴别精度受回波信号幅度、动态范围和回波形状等影响,特别在远距离激光测距中,受目标距离变化、目标种类和反射率变化等的影响,信号动态范围很大,例如在激光测深应用中,信号动态范围可达5~6个数量级^[1]。对于回波信号的时刻鉴别处理,常用的方法有上升沿判别、恒比阈值判别、多点平均法、双阈值差分信号法、信号自相关高斯拟合法、高斯拟合法和高斯回波信号分解法等^[2-6]。这些方法都取得了比较好的结果,但应用条件都有一定的要求,比如多点平均法不适合应用于快速扫描,信号自相关高斯拟合法、高斯拟合法和高斯回波信号分解法都要求回波信号为高斯形状,而在机载激光雷达测绘应用中,地形和反射率变化对激光脉冲信号前后沿的影响不同,导致回波波形出现严重的不对称性^[1]。此外,大多数方法提取固定的一些特征,如宽度和上升斜率等,以这些特征作为判别依据,在复杂的应用环境下,一旦出现不符合特征的回波数据,即需重新改进研究新算法,不利于复杂场景的数据处理。

深度学习通过学习一种深层非线性网络结构,表征输入数据,实现复杂函数逼近,并展现了强大的从少数样本集中学习数据集本质特征的能力,即用数据学习特征,减少了手工设计特征的庞大工作量。近年来,深度学习算法得到了迅速发展,被广泛应用于语言识别、图像识别和自然语言处理等领域,且已被应用于激光雷达的数据处理和应用领域,如建筑物的建模^[7]、土地覆盖或物体的分类^[8-10]、自动着陆飞机^[11]和自动驾驶目标识别^[12-15]等。

本课题组长期从事车载激光测距、机载激光测距和机载激光测深研究,不同场景下的激光测距回波各异,在回波信号时刻鉴别解算上通常采用恒比插值法或高斯波形拟合法,这些方法在饱和信号、不同海域海水信号展宽和多回波等情况下通用性较差,需针对不同情况作优化。因此,迫切需要一个具备泛化能力的处理方法,可适应各种应用场景。笔者以所在单位研制的 Mapper5000 机载双频激光雷达^[16]的陆地雷达回波波形为研究对象,将全波形采

样的脉冲激光测距回波时刻解算问题转换为深度学习的分类问题,验证了深度学习方法在脉冲激光测距回波时刻鉴别处理上的潜力。

2 数据和方法

2.1 激光雷达参数

Mapper5000 是国家重大科学仪器设备开发专项支持的产品化机载双频激光雷达^[16],可以同时对陆地地形和海底地形进行测绘,陆地雷达和海洋雷达共用定位定姿系统(POS),可联合或独立工作。海洋雷达具备 0.25~51 m 的测深能力,5 kHz 的激光重复频率。陆地雷达质量为 9 kg,测距量程为 100~1500 m,系统框图如图 1 所示,包括激光器、收发器、塔镜扫描机构、串行接口固态硬盘(SATA SSD)存储单元和基于现场可编程门阵列(FPGA)的高速采集控制单元。激光器为高重复频率光纤激光器,波长为 1550 nm,重复频率(可调)为 100~400 kHz,脉冲宽度为 4 ns,脉冲能量为 20 μ J;光学收发器的发射激光发散角为 0.4 mrad,接收视场角为 1.3 mrad,接收透镜通光口径为 70 mm,滤光片带宽为 50 nm;四面塔镜扫描结构的最高转速为 2000 r/min;主波信号采用 PIN 探测器接收,回波信号采用雪崩光电二极管(APD)探测器接收;高速采集控制单元采用两通道全波形采样技术,分别采集激光发射的主波信号和从目标返回的回波信号,各通道最高采样率达 1.25 GHz(通常工作在 1 GHz 采样率下),10 bit 分辨率,可实时完成数据采集、压缩和存储。

图 2 为理想高斯形状回波波形和 1 GHz 采样率下数字化后的回波波形的对比,横轴为采样时间,纵轴为数字化后的幅度。可以看出,离散数字化后,饱和信号和非饱和信号的最大值时刻均发生了变化,特别是饱和信号变化超过 1 ns,空气中 1 ns 的变化对应约 150 mm 的距离变化。

图 3 为雷达实际采集到的信号,横轴为采样时间,纵轴为数字化后的幅度,主波和回波之间的飞行时间差即对应测距值。由于测量范围大,为了压缩数据存储量,主波和回波之间的无用本底数据在数字化时被自动丢弃。图 3(b)为经过方波整形后的主波信号,图 3(c)~(i)为回波信号,可以看出,回波信号形状不同程度地偏离了高斯形状。

2.2 处理方法

机载激光雷达的测距量程为 100~1500 m,对应飞行时间为 667~10000 ns。为了便于表述,假设

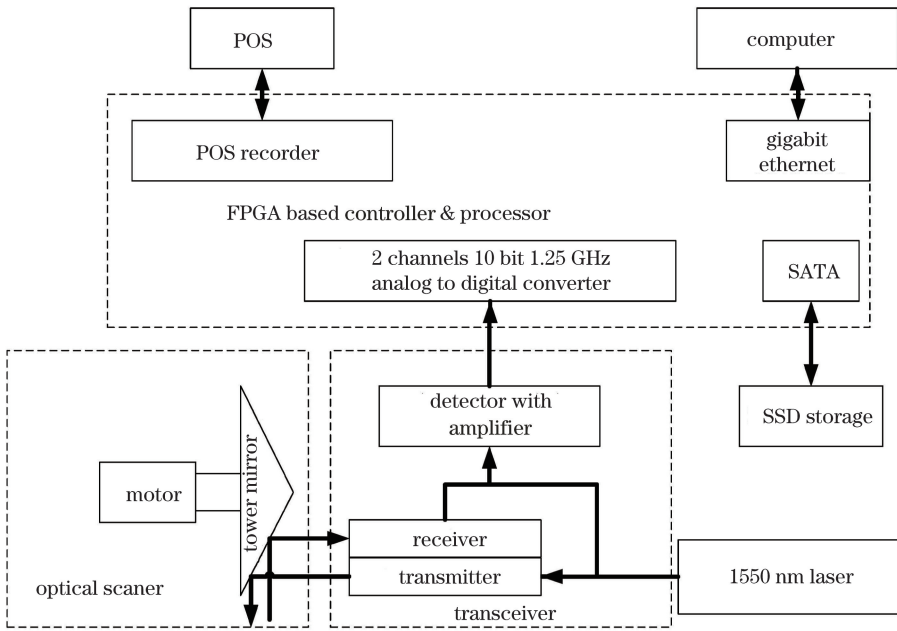


图 1 陆地雷达系统框图

Fig. 1 System schematic of land radar

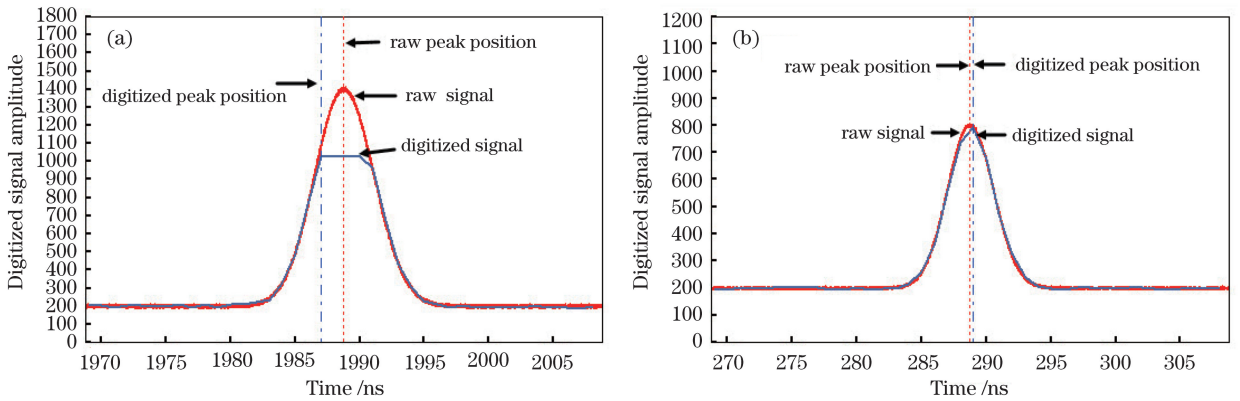


图 2 原始回波波形和数字采样后波形对比。(a)饱和信号;(b)非饱和信号

Fig. 2 Comparison of raw signal waveform and digitized signal waveform. (a) Saturated signal; (b) unsaturated signal

主波的时刻为 0 ns, 回波时刻为 1~10000 ns, 回波为高斯形状, 则回波时刻高斯波形的中心位置和回波的幅度、宽度没有关系。如果把每个不同时刻(高斯波形的中心位置)认为是一个类别, 例如以 1 ns 为时间分辨率, 则 10000 ns 对应 10000 个类别, 对应类别标签号为 1~10000; 把回波波形按回波时刻划分类别, 则不同回波时刻的回波波形属于不同的类别, 同一回波时刻的回波波形属于同一类别; 获得回波波形所属类别, 即获得了该波形对应的回波时刻; 而深度学习可自动学习出回波时刻和回波所属类别的关系, 从而将回波时刻的解算问题转化为对回波波形分类的问题。

一般机载激光测绘应用的垂直精度需要优于 150 mm(包含测距精度、POS 精度和测角精度等),

测距精度需要优于 15 mm(时间分辨率 0.1 ns)。0.1 ns 时间分辨率下, 10000 ns 对应 100000 个类别, 如果测距范围更大, 或者测距精度要求更高, 则类别数量需对应增加。每个类别里的训练样本数量越多、类型越多, 深度学习分类的效果就越好。在类别非常多的情况下, 收集足够多的训练样本波形, 在工程实现上是不现实的。每次测量时, 不考虑解算精度可简单获取回波的粗时刻, 而回波的精确时刻一定在该粗时刻附近的一定范围内, 因此可以把分类工作限制在粗时刻所处的小范围内, 大幅降低飞行时间的范围, 从而降低分类类别的数量; 相应地, 不能采用回波的绝对时刻计算分类号, 需采用回波绝对时刻相对范围起点的时间差值计算分类号, 从而保证不同测距值波形的分类都在同一范围内, 进

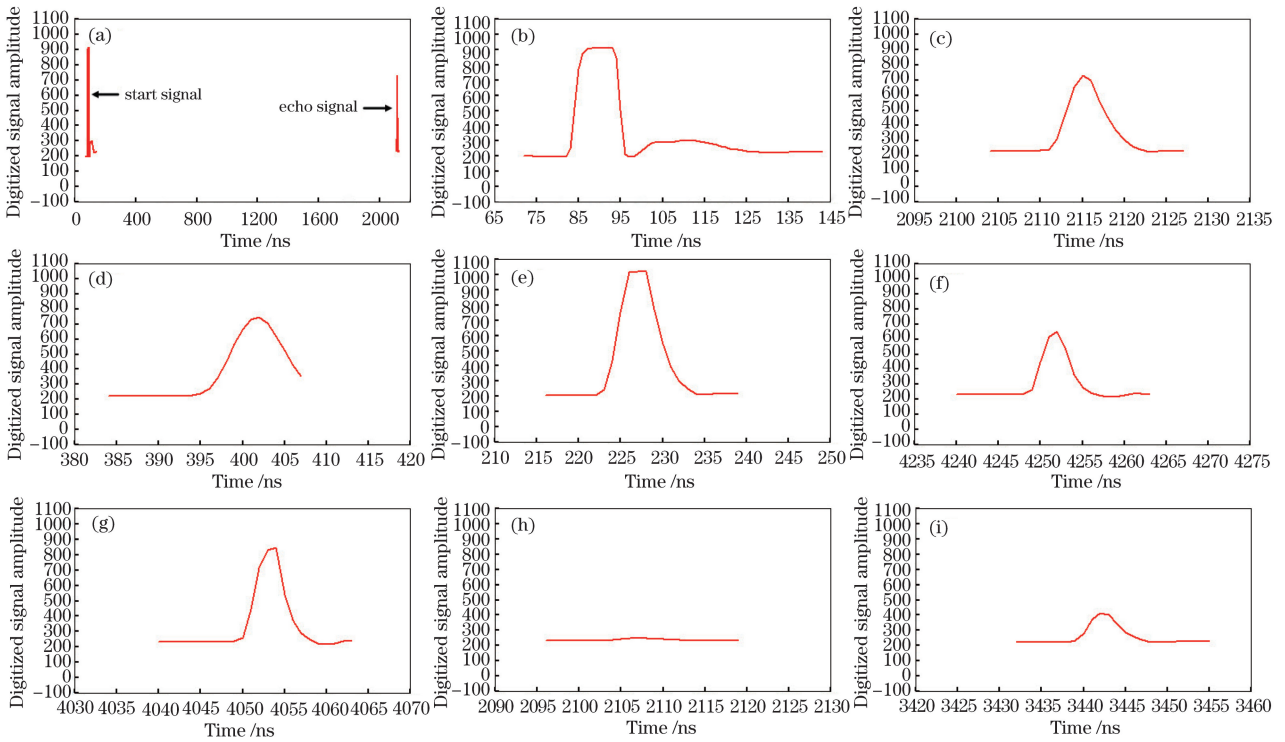


图 3 激光雷达测量信号。(a)主波回波;(b)主波细节图;(c)~(i)回波细节图

Fig. 3 Signal waveforms from lidar. (a) Main signal and echo signal; (b) main signal detail; (c)-(i) echo signal details

而基于深度学习方法实现自动学习特征。综合考虑陆地波形可能展宽的范围和保留足够的本底信号,只截取能完全覆盖回波波形的 40 ns 内的波形进行分类处理,相对 40 ns 的 0 点,回波时刻范围为 0~40 ns,在 0.1 ns 解算分辨率下,对应 400 个类别。因为主波信号变化非常小,时刻是很容易计算获得,故采用高斯拟合的方法进行处理。在 1 GHz 采样率下(波形数据点间隔 1 ns),距离解算的具体步骤如下:

- 1) 在已知回波时刻为 t 的一次测量的完整波形数据中搜索回波信号最大信号幅值对应的时刻 k ;
- 2) 从 $(k-20 \text{ ns})$ 时刻开始向后截取 40 个采样点长度的波形数据,存储作为深度学习样本数据集中的数据;根据已知回波时刻计算对应样本波形的分类标签号 $\{[t - (k - 20 \text{ ns})] / 0.1\}$ 取整后的值,将该值作为深度学习的样本标签集中的标签;
- 3) 重复以上步骤,产生足够数量的样本数据集和标签集;
- 4) 用样本数据集和样本标签训练神经网络模型;
- 5) 在一次测量获得的完整波形数据中搜索回波信号最大信号幅值所对应的时刻 k (ns);
- 6) 从 $(k-20 \text{ ns})$ 时刻开始向后截取 40 个采样点长度的波形数据,存储作为解算对象数据;
- 7) 用训练所得的神经网络模型对解算对象数

据分类,获取对应的分类标签 m ;

8) 计算获得本次测量的主波时刻 n (ns);

9) 则本次测量飞行时间为 $[(k-20 \text{ ns}) + m \times 0.1 - n]$,根据介质中的光速即可算出本次测量的距离。

2.3 训练和测试数据集

上述处理方法的关键在于训练出高分类精度的神经网络模型,而模型的好坏取决于所提供的训练数据和测试验证数据的质量。训练和测试数据集要求包含覆盖各种可能波形情况的波形数据和对应的真实时刻的标签数据,提供的回波波形类型越多,标签数据精度越高,则训练效果越好。真实环境下若要提供覆盖各种波形情况,时间精度为 0.1 ns 的真实时间标签,则需要采集不同目标、各个方向各个距离上的回波波形,通过测量真实距离,从而标记真实时刻标签,工作量巨大,且难以覆盖所有的真实情况。若进一步提高解算精度,则工作量更大。从工程实现的角度考虑,回波波形是在高斯形状基础上的变形,回波时刻是变形前的高斯形状的中心位置,参照激光发射波形和激光雷达实际工作条件,在 100~10000 ns 测量范围,2~10 ns 脉冲宽度,信号实际幅度为 20~1500 条件下,采用理论仿真产生基于高斯形状的各种回波波形,并叠加随机噪声和随机非对称,对仿真波形进行 1 GHz 数字化(数字化

饱和上限为 1023,本底为 200)采样生成样本波形,以理论时刻位置为分类标签,批量产生了数量比例为 1:5 的训练数据集和测试数据集,共 60000 个样

本波形,用以训练深度学习神经网络模型。图 4 为典型的几种理论仿真计算的样本回波波形图(虚线为理论时刻位置),覆盖了常见的回波类别。

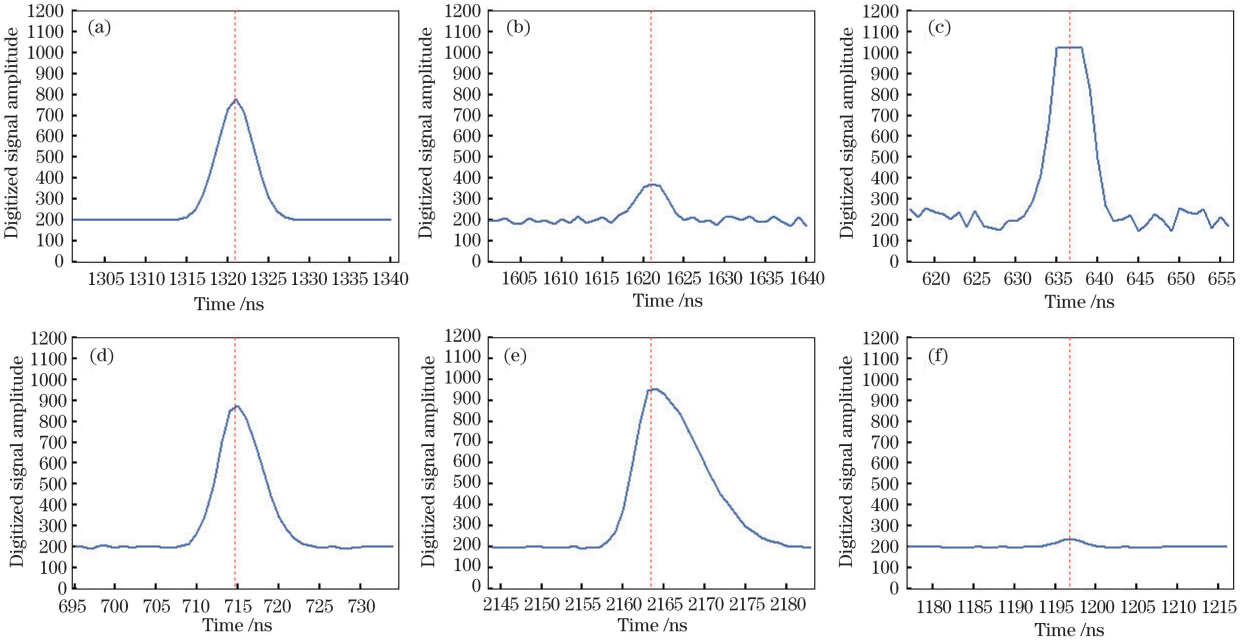


图 4 理论仿真计算样本回波。(a)理想回波;(b)小信号较大噪声;(c)饱和信号较大噪声;(d)非对称性较小;(e)非对称性较大;(f)极小信号

Fig. 4 Sample echoes obtained by theoretical simulation calculation. (a) Ideal echo; (b) small signal with large noise; (c) saturated signal with large noise; (d) small asymmetry; (e) large asymmetry; (f) very small signal

2.4 深度学习工具和卷积神经网络模型

深度学习工具为 Google 公司的深度学习框架 Tensorflow。Tensorflow 为用于高性能数值计算的开源软件库,可为机器学习和深度学习提供强大支持。由于架构灵活,用户可以轻松地跨多个平台(CPU,GPU,TPU)和设备(台式机、服务器群集、移动设备和边缘设备等)部署计算工作(<https://www.tensorflow.org>)。该工具是目前主流的深度学习工具之一。

卷积神经网络(CNN)是深度学习中常用的神经网络类型,广泛使用的神经网络结构是 LeNet-5^[17] 结构或其变体,但该结构为二维卷积神经网络,适用于图像处理等领域。一维卷积神经网络非常适合处理时间序列的信号^[18-19],而脉冲激光测距的回波即强度信号为随时间变化的时间序列。因此,笔者参考二维卷积神经网络,设计了一维卷积神经网络的结构,如图 5 所示。第 1 层为包含 1×40 个神经元的输入层;第 2 层和第 3 层为卷积层,包含 256 个滤波器,卷积核尺寸为 3×1 ;第 4 层为最大值池化层,尺寸为 2×1 ,用于完成特征压缩和主要特征提取;第 5 层和第 6 层为卷积层,包含 512 个滤波器,卷积核尺寸为 3×1 ;

第 7 层为平均值池化层,尺寸为 2×1 ,用于完成特征压缩和主要特征提取;第 8 层为具有 2048 个神经元的全连接层,将输出值送给分类器;最后一层为含 400 个神经元的 softmax 分类器层,输出最终分类结果,对应间隔 0.1 ns 的 400 个分类。这个一维卷积神经网络共有 3248784 个参数需要训练。

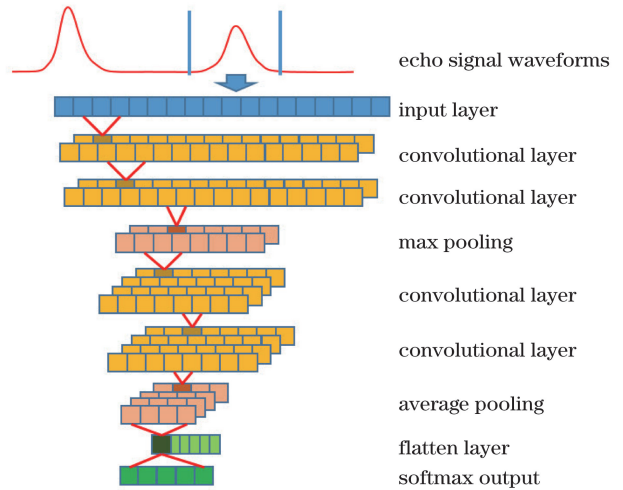


图 5 一维卷积神经网络模型结构

Fig. 5 Structure of one-dimensional convolutional network model

通过深度学习标准的训练、测试评估和参数优化三个步骤对模型进行循环训练。该过程包括使用训练数据集训练模型、使用测试数据集的测试模型、通过 Tensorflow 中的 Tensorboard 图形模块直观地评估分析训练效果,调整模型参数,然后循环上述过程。

本研究尝试使用不同梯度下降优化器、学习速率、激活函数和损失函数等改善学习效果;训练期间,还对层数和神经元数量进行调整,用于比较模型精度和性能,上述层数和神经元数量为最终优化后的结果。

深度学习方法采用的是随机梯度下降算法,因此每个循环训练后的模型参数都不一样,分类精度也不确定。本文循环训练了 50 组神经网络模型参数,最终选择在测试数据集上分类精度最高的模型参数作为应用模型所用参数。

2.5 应用测试评估

用所选应用模型对不同环境下的真实测量数据进行回波时刻解算,对最终解算的飞行时间(测距值)进行分析和评估,同时对比激光雷达目前采用的高斯拟合方法的解算结果,评估新深度学习方法的效果。

应用测试的数据包括实验室内静态定点测量数据、平整墙面线扫测量数据和外场机载飞行试验数据。静态定点测试虽然是测量固定长度,但回波信号受激光能量起伏、激光触发抖动、探测器噪声和数字化走离等因素的影响也会有变化,可以用来评估测距解算方法的误差和稳定性;墙面线扫测量数据和飞行试验数据的回波信号宽度、幅度会产生较大的跳动,并且会产生信号饱和,该数据可以用来评估仿真样本训练下,深度学习算法处理宽度和幅度剧烈变化的实际波形时的效果。

3 实验结果

3.1 训练和测试

在神经网络的训练中,一个训练批次指使用部分数据完成一次前向传播和一次后向传播计算后更新一次参数权重的过程,一个训练代次指所有训练数据集都训练一次,一个训练代次包含多个训练批次。图 6 为 Tensorboard 记录的训练过程中分类精度和损失变化趋势,从图 6(a)、(b)可见,每批次训练中分类精度和分类损失都趋于收敛;从图 6(c)、(d)可见,20 个代次迭代训练后的分类效果较好,

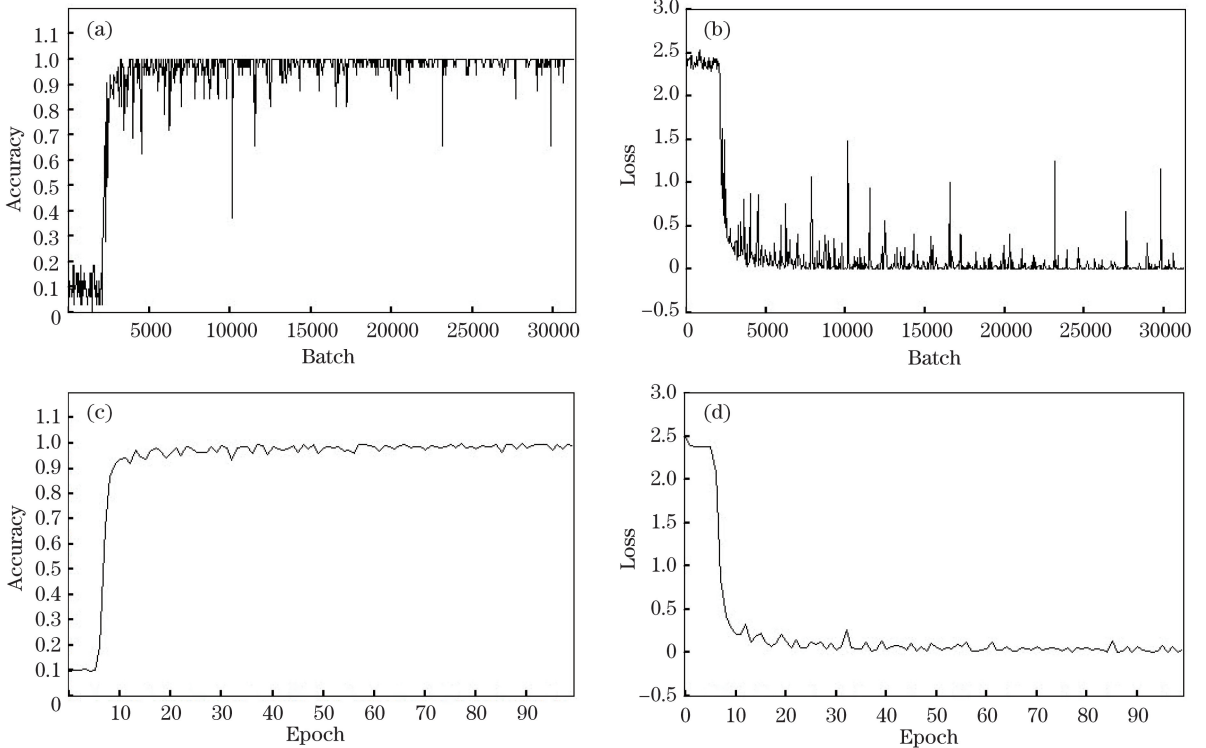


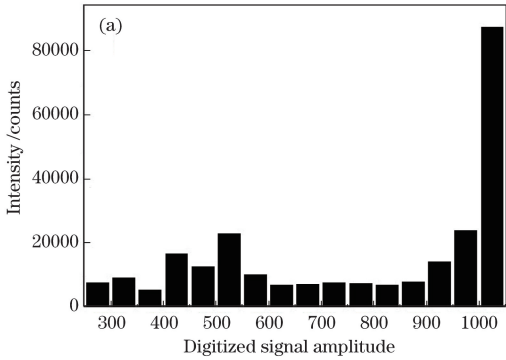
图 6 训练过程中分类精度和损失变化趋势。(a)分类精度随训练批次的变化;(b)分类损失随训练批次的变化;(c)分类精度随训练代次的变化;(d)分类损失随训练代次的变化

Fig. 6 Trends of classification accuracy and loss in training. (a) Classification accuracy versus training batch; (b) classification loss versus training batch; (c) classification accuracy versus training epoch; (d) classification loss versus training epoch

100 个代次训练后,未出现过拟合现象。应用模型在测试集上的分类精度达 99.85%,分类损失低至 0.49%。结果表明,通过仿真模拟计算的数据训练模型在仿真模拟计算的测试数据集上的分类精度较高,方法本身实现了自洽。不同的学习迭代速率、梯度下降优化器、激活函数和损失函数基本不影响最终分类精度,仅影响模型的学习速度。

3.2 应用测试

静态定点测量共有 1285248 个测量数据,高斯



拟合方法解算的飞行时间(测距值)统计均方差为 0.04799 ns(7.4 mm),采用深度学习方法解算的飞行时间(测距值)统计均方差为 0.07949 ns(11.9 mm)。

平整墙面线扫描测试共 246702 个测量数据,雷达离墙面约 3.8 m,扫描角为 $\pm 38^\circ$,回波波形的信号幅度和宽度统计分布直方图如图 7 所示,可以看出,在 5.3 m 长的测线上,信号幅度有 5 倍的变化,信号宽度有 2 倍的变化。

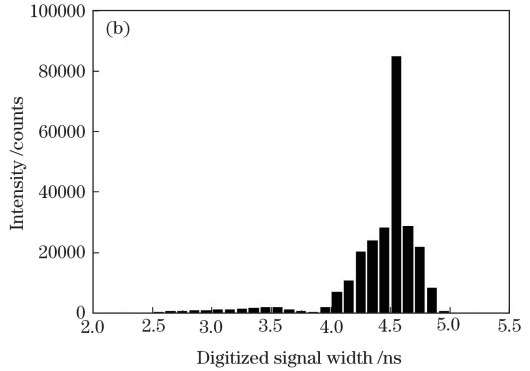


图 7 回信信号参数分布统计。(a)信号幅度直方图;(b)信号宽度直方图

Fig. 7 Echo signal parameter distributions. (a) Signal amplitude histogram; (b) signal width histogram

计算每个数据用高斯拟合方法和深度学习方法解算的飞行时间(测距值)的差值,对所有差值进行统计后获得的均方差为 0.05289 ns(7.9 mm);图 8 为两种方法解算的飞行时间的对比,直线拟合相关系数为 0.99981,这验证了该方法在处理信号幅度和宽度大范围变化波形时的有效性。

图 9 为用深度学习方法处理外场飞行试验中一个岛屿数据生成的点云图,可清晰分辨岛屿上面的建筑物、风力发电机和水塔等设施。

为评估成图效果,选取其中平顶建筑物的顶面上的点云数据进行平面拟合,计算平面拟合误差,再将点云数据投影到拟合平面上,计算每个数据点到投影点的 x 、 y 、 z 三个方向的残差(d_x 、 d_y 、 d_z)和距

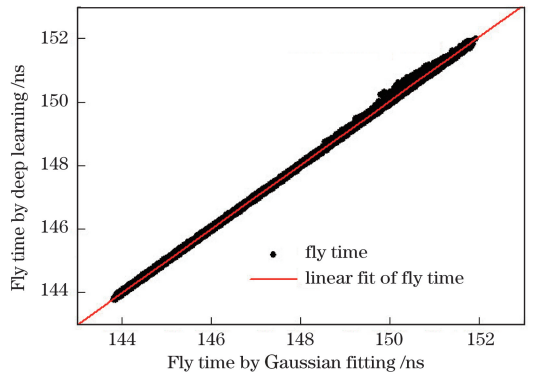


图 8 高斯拟合解算的飞行时间和深度学习解算的飞行时间对比

Fig. 8 Comparison of fly time of Gaussian fitting and fly time of deep learning

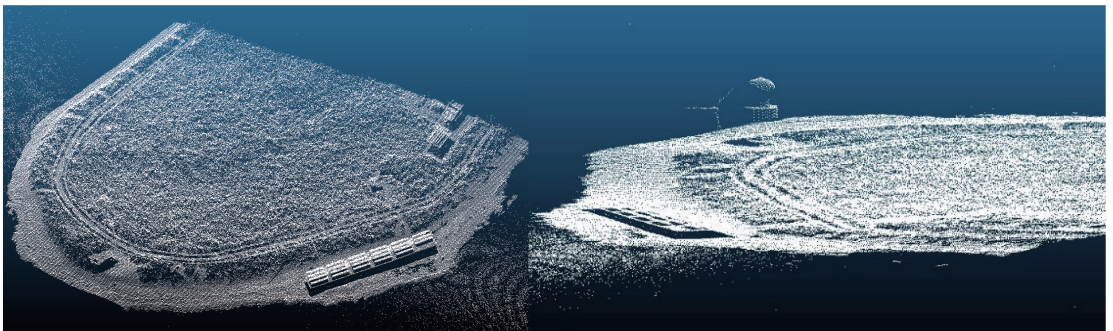


图 9 外场飞行试验岛屿部分点云图

Fig. 9 Partial point clouds of an island in field flight experiment

离残差(d_i),结果如表 1 所示。两种方法的结果差别较小,残差约为 20 mm,表明深度学习处理方法

已经可以应用在机载陆地激光雷达的波形数据处理中;偏移量和残差分布直方图如图 10 所示。

表 1 高斯拟合方法和深度学习方法平面拟合残差对比

Table 1 Comparison of plane fitting residuals of Gaussian fitting method and deep learning method

Plane No.	Method	d_x /m	d_y /m	d_z /m	d_i /m
1	Gaussian fitting	0.0179106	0.0073286	0.000557259	0.01936
1	Deep learning	0.017962	0.00741816	0.000428873	0.0194383
2	Gaussian fitting	0.0142145	0.00470787	0.000255477	0.014976
2	Deep learning	0.0188207	0.00621683	0.000309911	0.0198233
3	Gaussian fitting	0.00818693	0.0176261	0.00556437	0.0202155
3	Deep learning	0.00967157	0.0209746	0.00652921	0.0240022

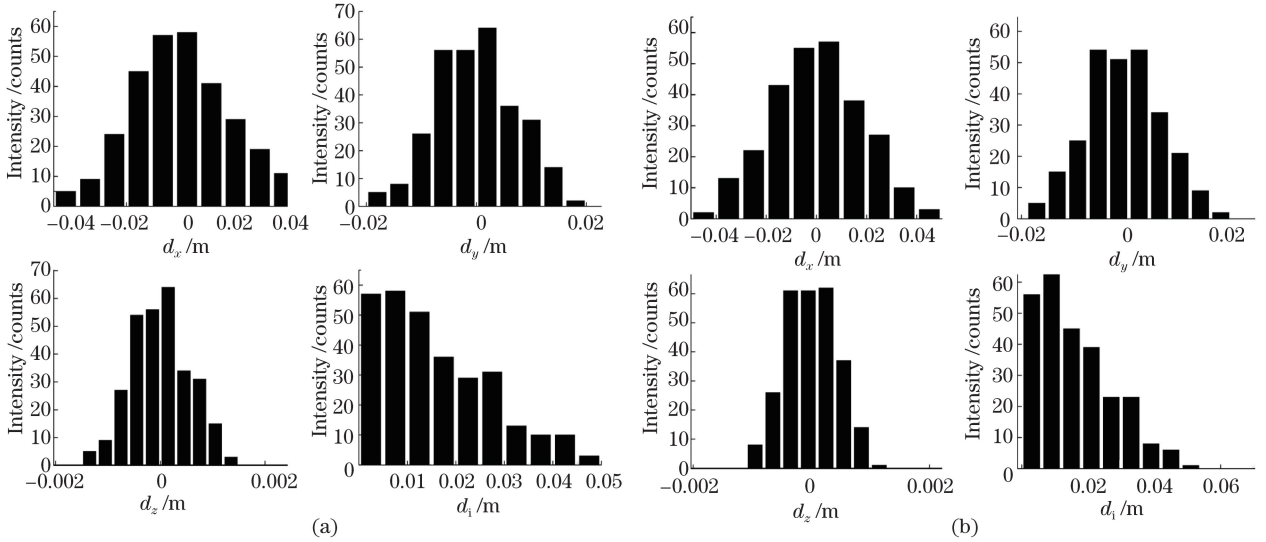


图 10 平面拟合残差分布直方图。(a)高斯拟合方法;(b)深度学习方法

Fig. 10 Plane fitting residual distribution histograms. (a) Gaussian fitting method; (b) deep learning method

4 分析与讨论

从单点测距精度、与现有高斯拟合算法的比较和实测点云图平面拟合结果可知,本方法可以满足机载激光测绘的应用需求。

定点测量中,深度学习方法解算分辨率为 0.1 ns,这是其均方差比高斯拟合方法大的原因。本文主要验证基于深度学习的分类方法在机载激光雷达回波波形距离解算上的可行性,为机载激光雷达的波形处理探索新思路,后续将开展更高分辨率分类方法的研究,进一步提升该方法的距离解算精度。提升解算分辨率虽然会大幅增加神经网络的规模、计算资源需求和训练时间,但模型参数训练完毕后,不同解算分辨率的解算速度差别较小,这是深度学习方法的优点。

对少量非正确解算的波形进行分析发现,采集的回波波形严重变形,而仿真计算产生的波形未覆盖该类型,导致不能正确进行分类;同样,高斯拟合

方法也不能正确处理这种情况;后续可结合硬件参数理论仿真此类波形,或人工将此类波形进行分类标注后,添加到训练样品数据集中,提高模型的识别能力;穿过树木的激光会产生多回波现象,同样不能正确分类,后续可通过理论仿真多回波波形或进行人工标注增加训练样本,提高深度学习算法在林业应用中的多回波处理能力。

5 结 论

所用的一维卷积神经网络深度学习方法能够解算脉冲激光测距的回波时刻,且精度和适应性能满足机载测绘应用的要求。与高斯拟合方法相比,深度学习方法的**最大优势**是可通过人工标注增加训练样本,适应更加复杂应用下的波形处理。通过仿真计算可产生大量类型丰富的训练数据集,大幅降低数据标注的工作量和难度,以极小的成本实现模型训练,并且在实际波形处理中实现了较高的回波位置提取精度。可见,本方法适合机载激光雷达复杂

波形的处理。

本文的深度学习方法仅用来提取目标回波距离,在林业资源和地形调查中,激光回波波形还能够反映目标的坡度、材质和种类等信息,采用深度学习方法,可以对这些信息进行进一步提取,这将是课题组下一步的工作方向。

参 考 文 献

- [1] Zhu J, Zang H G, He Y, *et al.* Study on large dynamic range compression in airborne laser bathymetry[J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, 26(8): 1172-1176.
朱坚, 臧华国, 贺岩, 等. 激光测深系统中大动态范围压缩技术的实验研究[J]. *光学学报*, 2006, 26(8): 1172-1176.
- [2] Huang M S, Long T Y, Liu H H, *et al.* A high-precision pulsed laser ranging time interval measurement technology based on sine curves method [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2014, 41(8): 0808002.
黄民双, 龙腾宇, 刘慧慧, 等. 基于正弦曲线的高精度脉冲激光测距时间间隔测量技术[J]. *中国激光*, 2014, 41(8): 0808002.
- [3] Cai G X, Qian W X, Yang J Q, *et al.* Pulse laser ranging technique based on differential signal time identification [J/OL]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018 [2019-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1261.TN.20181225.1205.014.html>.
蔡贵霞, 钱惟贤, 杨锦清, 等. 差分信号时刻鉴别法的脉冲激光测距技术分析[J/OL]. *红外与激光工程*, 2018 [2019-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1261.TN.20181225.1205.014.html>.
- [4] Chen X Y, Li M. An improved algorithm for pulsed laser ranging [J]. *Journal of Huanggang Normal University*, 2016, 36(3): 66-70.
陈小宇, 李明. 一种改进的脉冲激光测距算法[J]. *黄冈师范学院学报*, 2016, 36(3): 66-70.
- [5] Wagner W, Ullrich A, Ducic V, *et al.* Gaussian decomposition and calibration of a novel small-footprint full-waveform digitising airborne laser scanner[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2006, 60(2): 100-112.
- [6] Shen J, Shang J H, Sun J T, *et al.* Waveform decomposition of echoes for airborne lidar based on seeker optimization algorithm[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(11): 1110004.
沈俊, 尚建华, 孙嘉瞳, 等. 基于人群搜索算法的机载激光雷达回波波形分解[J]. *中国激光*, 2018, 45(11): 1110004.
- [7] Nahhas F H, Shafri H Z M, Sameen M I, *et al.* Deep learning approach for building detection using LiDAR-orthophoto fusion [J]. *Journal of Sensors*, 2018, 2018: 7212307.
- [8] Hu X Y, Yuan Y. Deep-learning-based classification for DTM extraction from ALS point cloud [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(9): 730.
- [9] Arief H, Strand G H, Tveite H, *et al.* Land cover segmentation of airborne LiDAR data using stochastic atrous network[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(6): 973.
- [10] Zhao Z Y, Cheng Y L, Shi X S, *et al.* Terrain classification of LiDAR point cloud based on multi-scale features and PointNet [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(5): 052804.
赵中阳, 程英蕾, 释小松, 等. 基于多尺度特征和 PointNet 的 LiDAR 点云地物分类方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(5): 052804.
- [11] Maturana D, Scherer S. 3D convolutional neural networks for landing zone detection from LiDAR[C] // 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 26-30, 2015, Seattle, WA, USA. New York: IEEE, 2015: 15278418.
- [12] Velas M, Spanel M, Hradis M, *et al.* CNN for very fast ground segmentation in velodyne LiDAR data[C] // 2018 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC), April 25-27, 2018, Torres Vedras, Portugal. New York: IEEE, 2018: 17822925.
- [13] Matti D, Ekenel H K, Thiran J P. Combining LiDAR space clustering and convolutional neural networks for pedestrian detection [C] // 2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), August 29-September 1, 2017, Lecce, Italy. New York: IEEE, 2017: 17287303.
- [14] Dewan A, Oliveira G L, Burgard W. Deep semantic classification for 3D LiDAR data[C] // 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), September 24-28, 2017, Vancouver, BC, Canada. New York: IEEE, 2017: 3544-3549.
- [15] Wang A L, He X, Ghamisi P, *et al.* LiDAR data classification using morphological profiles and convolutional neural networks[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(5): 774-778.
- [16] He Y, Hu S J, Chen W B, *et al.* Research progress of domestic airborne dual-frequency LiDAR detection technology[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(8): 082801.
贺岩, 胡善江, 陈卫标, 等. 国产机载双频激光雷达

- 探测技术研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(8): 082801.
- [17] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, *et al.* Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [18] Dai W, Dai C A, Qu S H, *et al.* Very deep convolutional neural networks for raw waveforms[C] // 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), March 5-9, 2017, New Orleans, LA, USA. New York: IEEE, 2017: 421-425.
- [19] Zhao M, Chen S, Yuen D. Waveform classification and seismic recognition by convolution neural network [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2019, 62(1): 374-382.
- 赵明, 陈石, Dave Yuen. 基于深度学习卷积神经网络的地震波形自动分类与识别[J]. 地球物理学报, 2019, 62(1): 374-382.