

基于参数化盲反卷积的三维非扫描激光雷达距离估计

赵 文 韩绍坤 康艳艳 夏文泽 李保卫

(北京理工大学光电学院, 北京 100081)

摘要 三维(3D)非扫描激光雷达具有多表面目标距离分辨能力,可以用于对隐藏和伪装目标的识别。为了快速、准确地估计 3D 非扫描激光雷达多表面目标距离信息,提出了基于期望值最大化(EM)的单像素多表面目标的距离估计算法,通过对系统点扩展函数的参数化,该算法可以同时估计出成像系统点扩展函数和目标的距离信息。仿真实验结果表明,相比于传统的混合高斯匹配算法和维纳空间滤波算法,该算法在系统点扩展函数未知的条件下,可以将目标的距离估计精度分别提升大约 70% 和 40%。

关键词 成像系统;三维非扫描;激光雷达;距离估计;盲反卷积

中图分类号 TN958.98 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201434.0711002

Three Dimensional Flash Imaging Ladar Range Estimation Via Parameterized Blind Deconvolution

Zhao Wen Han Shaokun Kang Yanyan Xia Wenzhe Li Baowei

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

Abstract Multi-surface ranging with the use of three dimensional (3D) flash ladar can be useful in accurately discriminating camouflaged targets of interest. In order to estimate multiple surfaces in 3D flash imaging ladar well and truly, a multiple surfaces' range estimating algorithm in 3D flash imaging ladar via expectation maximization (EM) is proposed. This algorithm can estimate the point spread function of imaging ladar and the target range information simultaneously. Simulation results show that the multiple surfaces' range estimating algorithm can improve range estimation over traditional mixed Gaussian matching and Wiener filter by up to 70% and 40% respectively.

Key words imaging systems; three dimensional flash; laser radar; range estimate; blind deconvolution

OCIS codes 110.2970; 110.3010; 110.6880

1 引 言

三维(3D)非扫描激光雷达具有小型化、集成化、高帧频和高精度的优点,在军事领域得到了广泛应用^[1-2],如小型灵巧炸弹和巡航导弹的精确制导、巡航导弹的地形跟随和障碍物回避、直升机避障、飞行器导航、水下鱼雷的探测和识别、战场中的敌我识别、目标跟踪与目标瞄准等。3D 非扫描激光雷达通过测量脉冲激光往返时间得到目标距离信息,其距离估计精度受到多种因素的影响,如光学空间脉冲响应、探测器模糊效应、光子噪声、时间抖动、系统读出噪声等,这些因素都会导致接收信号的波形偏离

真实的回波信号波形,如果不通过相应的距离估计算法对这些效应进行校正,则系统的距离估计会产生较大的误差,影响后期的目标识别概率。

目前针对 3D 成像激光雷达的距离估计算法的研究主要集中在扫描激光雷达^[3-4],对于 3D 非扫描激光雷达距离估计算法的研究较少。Sundaramurthy 等^[5]提出了一种针对 3D 扫描成像激光雷达的 Viterbi 算法,该算法对每个扫描阶段的回波信号进行智能搜索,产生 Viterbi 路径,Viterbi 路径给出了 3D 扫描成像激光雷达的距离信息。由于该算法的复杂性以及时间上的限制,使得无法应

收稿日期: 2014-01-15; **收到修改稿日期**: 2014-02-23

基金项目: 国家自然科学基金(61275018)、国家部委基金(9140A07040913BQ1020)

作者简介: 赵 文(1986—),男,博士研究生,主要从事激光三维成像方面的研究。E-mail: wenzhaobj@163.com

导师简介: 韩绍坤(1965—),男,博士,教授,主要从事光电探测方面的研究。E-mail: skhan@bit.edu.cn

用于非扫描激光雷达成像。Hernandez-Marín 等^[6]提出了一种针对扫描激光雷达目标的单像素多表面返回的贝叶斯分析算法,用基于贝叶斯理论的可逆跳变蒙特卡罗(RJ-MCMC)技术,对单像素多目标返回的激光雷达信号进行了分析,得到了目标的个数、距离以及回波信号的振幅。然而,由于 3D 非扫描激光雷达受到系统空间脉冲响应的效应比较明显,而 3D 扫描成像激光雷达是单点扫描成像,对系统空间脉冲响应的影响基本可以忽略,因此其距离估计算法相比于 3D 非扫描成像激光雷达系统有很大的区别。McMahon 等^[7-8]提出了一种 3D 非扫描激光雷达目标距离估计算法,但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,而是先通过估计回波脉冲波形,然后通过脉冲匹配的方法得到目标距离信息,该距离估计算法相比于传统的高斯匹配方法,距离精度有了较大的提高,但由于只考虑了单像素单目标的情况,因此对于隐藏目标的识别率较低。

为提高 3D 非扫描激光雷达系统对隐藏目标的识别能力,本文提出了一种基于参数化盲反卷积的 3D 非扫描激光雷达多表面目标距离估计算法,通过对 3D 非扫描回波信号进行建模,利用期望值最大化(EM)方法得到目标的距离和目标个数信息,并将该算法与传统的混合高斯匹配算法和维纳空间滤波算法^[9]进行了对比。

2 3D 非扫描成像激光雷达成像原理

基于雪崩二极管(APD)阵列探测器的 3D 非扫描激光雷达成像原理如图 1 所示。

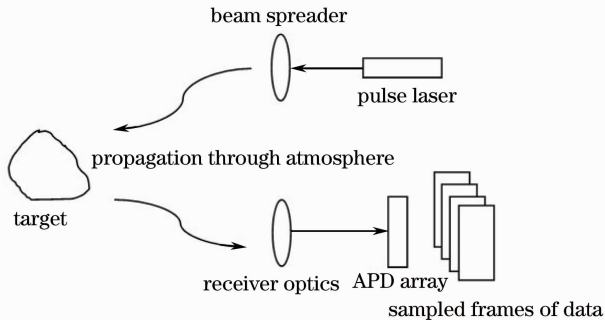


图 1 3D 非扫描激光雷达系统原理示意图

Fig. 1 Principle of 3D flash imaging lidar

脉冲激光经发射光学系统准直、整形和扩束后照射到目标场景上,接收光学系统收集目标回波信号并投射到接收端的 APD 阵列上,读出集成电路(ROIC)对 APD 阵列中每一个像元的数据进行并行

处理,每个像元单独测量激光脉冲的往返时间、目标方位、目标强度信息,从而得到目标的 3D 图像。

在实际的 3D 非扫描激光雷达的应用中,大气湍流条件通常是未知的,因此盲反卷积技术将最终应用于 3D 非扫描激光雷达成像系统。3D 图像的盲反卷积和 2D 图像的盲反卷积是有明显区别的,由于相对慢的图像获取时间,导致对应不同的大气湍流,2D 被动电子光学成像图像反卷积场景通常是一个目标和多个不同的模糊函数,使得 2D 图像盲反卷积成为一个病态问题^[10-11]。而 3D 非扫描激光雷达系统,由于其具有极快的图像获取速度,成像系统的反卷积场景通常是多个不同的目标和一个模糊函数,使得 3D 图像盲反卷积变成了一个超定问题。

3 3D 非扫描成像激光雷达多表面回波信号模型

在激光主动探测领域中,回波信号模型主要采用高斯模型(单一表面)和混合高斯模型(多表面)^[12-13],考虑到距离门的宽度,只对单像素最多只有两个表面的目标进行讨论,则回波信号脉冲 $o(x, y, r_k)$ 为

$$o(x, y, r_k) = \sum_{n=1}^2 o^{(n)}(x, y, r_k), \quad (1)$$

式中

$$o^{(n)}(x, y, r_k) = A^{(n)}(x, y) p^{(n)}(x, y, r_k), \quad (2)$$

$$p^{(n)}(x, y, r_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{pd}} \exp\left\{-\frac{[r_k - r^{(n)}(x, y)]^2}{2\sigma_{pd}^2}\right\}, \quad (3)$$

$$\sigma_{pd} = c\sigma_{pt}/2, \quad (4)$$

式中 (x, y) 为目标平面坐标, $A^{(n)}(x, y)$ 为距离是 $r^{(n)}(x, y)$ 的目标回波信号强度, $p^{(n)}(x, y, r_k)$ 为距离是 $r^{(n)}(x, y)$ 的回波信号波形, σ_{pd} 和 σ_{pt} 均为高斯脉冲宽度的标准偏差,单位分别为 m 和 s, r_k 代表 3D 非扫描成像激光雷达的距离采样能力。

Goodman 的研究结果表明,对于激光主动探测系统,探测器在采样间隔内探测的信号光子数近似服从泊松分布^[14]。在探测器接收的光子中,除了脉冲激光返回的信号光子,还有背景噪声、暗电流噪声等噪声,这些噪声光子也近似服从泊松分布。由于泊松分布具有叠加性,则探测器在每个采样时刻探测的总光子数服从泊松分布。由于每个采样间隔探测的光子数分别是相互独立的,则探测光子数的联

合概率密度分布函数(PDF)为

$$P[D(z, \omega, r_k) = d(z, \omega, r_k); \forall z, \omega, k] = \prod_{z=1}^M \prod_{\omega=1}^M \prod_{k=1}^K \frac{I(z, \omega, r_k) d(z, \omega, r_k) \exp[-I(z, \omega, r_k)]}{d(z, \omega, r_k)!}, \quad (5)$$

式中

$$I(z, \omega, r_k) = \sum_{n=1}^2 \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M o^{(n)}(x, y, r_k) \times h(z-x, \omega-y | r_0) + B(z, \omega), \quad (6)$$

式中 (z, ω) 为探测器阵列坐标, $I(z, \omega, r_k)$ 为接收信号平均信号光子数, B 为回波噪声信号的平均光子数, 可以通过实验测定。

点扩展函数 $h(x, y)$ 主要由两部分组成: 光学系统脉冲响应和大气的脉冲响应, 即

$$h(x, y) = h_{\text{opt}}(x, y) * h_{\text{atm}}(x, y), \quad (7)$$

进行傅里叶变换, 得到频域的表达式:

$$\mathcal{F}\{h(x, y)\} = H(u, v) = H_{\text{opt}}(u, v) \times H_{\text{atm}}(u, v), \quad (8)$$

当大气的曝光时间小于 $1/100$ s 时, 大气传递函数 H_{atm} 可以等效为短曝光传递函数 H_{se} , 令 $v = \sqrt{(\lambda f u)^2 + (\lambda f v)^2}$, 则^[15]

$$H_{\text{se}}(v) = \exp\left\{-3.44 \left(\frac{\bar{\lambda} f v}{r_0}\right)^{5/3} \left[1 - \left(\frac{\bar{\lambda} f v}{D}\right)^{1/3}\right]\right\}, \quad (9)$$

式中 r_0 为 Fried 参数, r_0 越小湍流越强。

由于 3D 非扫描激光雷达系统接收端的采样间隔在纳秒量级, 因此其大气传递函数可以等效为短曝光传递函数, 而对于固定的光学系统, 由光学系统产生的点扩展函数, 可以通过实验确定, 则系统点扩展函数 $h(x)$ 简化为 Fried 参数 r_0 的函数。

由(5)式可得探测光子数的联合概率密度函数的对数分布函数为

$$L = \sum_{z=1}^M \sum_{\omega=1}^M \sum_{k=1}^K \{d(z, \omega, r_k) \ln[I(z, \omega, r_k)] - I(z, \omega, r_k) - \ln[d(z, \omega, r_k)!\}, \quad (10)$$

式中 $I(z, \omega, r_k)$ 是 r_0 的函数, $d(z, \omega, r_k)!$ 与 r_0 无关, 则

$$L(r_0) = \sum_{z=1}^M \sum_{\omega=1}^M \sum_{k=1}^K [d(z, \omega, r_k) \ln[I(z, \omega, r_k)] - I(z, \omega, r_k)]. \quad (11)$$

由(11)式可知, 对数似然函数 $L(r_0)$ 是 Fried 参数 r_0 的函数, 在后面的距离估计算法中, (11)式用于估计系统的点扩展函数。

4 多表面目标距离估计算法

提出的 3D 非扫描激光雷达多表面目标距离估计算法的实质是通过二维空间强度像的复原, 还原各像素回波脉冲的原始波形, 从而提高目标距离估计精度。EM 算法是一种迭代算法^[16], 利用 EM 算法估计振幅 $A^{(n)}(x, y)$, 距离 $r^{(n)}(x, y)$ 和噪声 $B(z, \omega)$ 。算法分两步完成: E 步骤是构建完备数据(通过已知数学模型得到的数据)和不完备数据(实际得到的数据), 并建立完备数据和不完备数据之间的统计关系, 寻找完备数据对数似然函数的期望值。M 步骤是由最大化完备数据对数似然函数期望值, 得到振幅、距离和噪声的迭代关系式。

4.1 构造完备数据和不完备数据

3D 非扫描激光雷达回波数据(不完备数据)服从泊松分布, (5)式给出了不完备数据的联合概率分布函数, 由于噪声的存在, 不完备数据包含两部分: 回波信号数据 $\tilde{d}^{(n)}(z, \omega, x, y, r_k)$ 和噪声数据 $\tilde{q}_B(z, \omega, t_k)$, 不完备数据和完备数据之间的关系如下:

$$d(z, \omega, r_k) = \sum_{n=1}^2 \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M \tilde{d}^{(n)}(z, \omega, x, y, r_k) + \tilde{q}_B(z, \omega, r_k), \quad (12)$$

由于完备数据服从泊松分布, 则

$$E[\tilde{d}^{(n)}(z, \omega, x, y, r_k)] = A^{(n)}(x, y) p^{(n)}(x, y, r_k) h(z-x, \omega-y | r_0), \quad (13)$$

$$E[\tilde{q}_B(z, \omega, r_k)] = B(z, \omega), \quad (14)$$

则完备数据的联合概率密度分布函数为

$$P_J = \prod_{n, x, y, z, \omega, k} P^{(n)}[\tilde{d}^{(n)}(z, \omega, x, y, r_k)] P_B[\tilde{q}_B(z, \omega, r_k)], \quad (15)$$

式中

$$P^{(n)}[\tilde{d}^{(n)}(z, w, x, y, r_k)] = \frac{[A^{(n)}(x, y)p^{(n)}(x, y, r_k)h(z-x, w-y | r_0)]\tilde{d}^{(n)}(z, w, x, y, r_k)\exp\{-[A^{(n)}(x, y)p^{(n)}(x, y, r_k)h(z-x, w-y | r_0)]\}}{\tilde{d}^{(n)}(z, w, x, y, r_k)!}, \quad (16)$$

$$P_B[\tilde{q}_B(z, w, r_k)] = \frac{B(z, w)\tilde{q}_B(z, w, r_k)\exp[-B(z, w)]}{\tilde{q}_B(z, w, r_k)!}, \quad (17)$$

则完备数据的似然函数为

$$L = \sum_{n, x, y, z, w, k} \tilde{d}^{(n)}(z, w, x, y, r_k) \ln[A^{(n)}(x, y)p^{(n)}(x, y, r_k)h(z-x, w-y | r_0)] - [A^{(n)}(x, y)p^{(n)}(x, y, r_k)h(z-x, w-y | r_0)] + \tilde{q}_B(z, w, r_k) \ln[B(z, w)] - B(z, w). \quad (18)$$

4.2 构造条件期望函数(E步骤)

完备数据似然函数的条件期望为

$$Q = \sum_{n=1}^2 Q^{(n)} + Q_B, \quad (19)$$

式中

$$Q^{(n)} = \sum_{z, w, x, y, k} E[\tilde{d}^{(n)}(z, w, x, y, r_k) | d(z, w, r_k), o_{\text{old}}^{(n)}(x, y, r_k), B_{\text{old}}(z, w)] \times \ln[A^{(n)}(x, y)p^{(n)}(x, y, r_k)h(z-x, w-y | r_0)] - [A^{(n)}(x, y)p^{(n)}(x, y, r_k)h(z-x, w-y | r_0)], \quad (20)$$

$$Q_B = \sum_{z, w, k} E[\tilde{q}_B(z, w, r_k) | d(z, w, r_k), o_{\text{old}}^{(n)}(x, y, r_k), B_{\text{old}}(z, w)] \ln[B(z, w)] - B(z, w), \quad (21)$$

完备数据相对于不完备数据的条件期望为^[17]

$$E[\tilde{d}^{(n)}(z, w, x, y, r_k) | d(z, w, r_k), o_{\text{old}}^{(n)}(x, y, r_k), B_{\text{old}}(z, w)] = \frac{d(z, w, r_k)o_{\text{old}}^{(n)}(x, y, r_k)h(z-x, w-y | r_0)}{I_{\text{old}}(z, w, r_k)}, \quad (22)$$

$$E[\tilde{q}_B(z, w, r_k) | d(z, w, r_k), o_{\text{old}}^{(n)}(x, y, r_k), B_{\text{old}}(z, w)] = \frac{d(z, w, r_k)B_{\text{old}}(z, w)}{I_{\text{old}}(z, w, r_k)}, \quad (23)$$

式中

$$I_{\text{old}}(z, w, r_k) = \sum_{n, x, y} o_{\text{old}}^{(n)}(x, y, r_k)h(z-x, w-y | r_0) + B_{\text{old}}(z, w). \quad (24)$$

4.3 最大化条件期望(M步骤)

期望最大化步骤的M步骤是求使得回波信号完备数据的条件期望最大的振幅、距离和噪声的值,得到迭代关系式。

由 $\partial Q/\partial A^{(n)}(x_0, y_0) = 0$ 可得振幅迭代关系式:

$$A^{(n)}(x_0, y_0) = \frac{\sum_{z=1}^M \sum_{w=1}^M \sum_{k=1}^K \left[\frac{d(z, w, r_k)o_{\text{old}}^{(n)}(x_0, y_0, r_k)h(z-x_0, w-y_0 | r_0)}{I_{\text{old}}(z, w, r_k)} \right]}{\sum_{z=1}^M \sum_{w=1}^M \sum_{k=1}^K [p^{(n)}(x_0, y_0, r_k)h(z-x_0, w-y_0 | r_0)]}. \quad (25)$$

假定脉冲完全位于距离门范围内,则

$$\sum_{z=1}^M \sum_{w=1}^M \sum_{k=1}^K [p^{(n)}(x_0, y_0, r_k)h(z-x_0, w-y_0 | r_0)] = 1, \quad (26)$$

(25)式可简化为

$$A^{(n)}(x_0, y_0) = \sum_{k=1}^K o_{\text{old}}^{(n)}(x_0, y_0, r_k) \sum_{z=1}^M \sum_{w=1}^M \frac{d(z, w, r_k)h(z-x_0, w-y_0 | r_0)}{I_{\text{old}}(z, w, r_k)}, \quad (27)$$

由 $\partial Q/\partial r^{(n)}(x_0, y_0) = 0$ 可得:

$$\frac{\partial Q}{\partial r^{(n)}(x_0, y_0)} = \sum_{n, z, w, x, y, k} \frac{d(z, w, r_k)o_{\text{old}}^{(n)}(x_0, y_0, r_k)h(z-x_0, w-y_0 | r_0)}{I_{\text{old}}(z, w, r_k)} \times \frac{\partial}{\partial r^{(n)}(x_0, y_0)} \ln[A^{(n)}(x_0, y_0)p^{(n)}(x_0, y_0, r_k)h(z-x_0, w-y_0 | r_0)], \quad (28)$$

由于假定脉冲完全位于距离门范围内,则距离迭代关系式为

$$r^{(n)}(x_0, y_0) = \frac{\sum_{k=1}^K r_k o_{\text{old}}^{(n)}(x_0, y_0, r_k) \sum_{z=1}^M \sum_{w=1}^M \frac{d(z, w, r_k) h(z - x_0, w - y_0 | r_0)}{I_{\text{old}}(z, w, r_k)}}{\sum_{k=1}^K o_{\text{old}}^{(n)}(x_0, y_0, r_k) \sum_{z=1}^M \sum_{w=1}^M \frac{d(z, w, r_k) h(z - x_0, w - y_0 | r_0)}{I_{\text{old}}(z, w, r_k)}}, \quad (29)$$

同理,由 $\partial Q/\partial B(z_0, w_0) = 0$ 可得:

$$B(z_0, w_0) = B_{\text{old}}(z_0, w_0) \sum_{k=1}^K \frac{d(z_0, w_0, r_k)}{I_{\text{old}}(z_0, w_0, r_k)}, \quad (30)$$

根据(27)、(29)和(30)式迭代得到各个像素的振幅、距离和噪声估计,迭代停止条件由下式给出:

$$\sum_{k=1}^K \sum_{z=1}^M \sum_{w=1}^M [d(z, w, r_k) - I_{\text{new}}(z, w, r_k) - B_{\text{new}}(z, w)]^2 < \sum_{k=1}^K \sum_{z=1}^M \sum_{w=1}^M V(z, w, r_k), \quad (31)$$

式中 $V(z, w, r_k)$ 为接收数据的方差。

4.4 目标个数判别方法

多表面目标距离估计算法需要同时估计出目标的距离信息和单像素目标的个数,通过设定虚警概率,确定回波信号中含有目标的最低阈值 D_T ,其中虚警概率 P_{fa} 的计算公式为^[18]

$$P_{\text{fa}} = \sum_{D_B = D_T}^{\infty} P(D_B | H_0), \quad (32)$$

式中 D_B 为探测到的回波噪声信号光子数,服从泊松分布,即

$$P(D_B | H_0) = \frac{B^{D_B} \exp(-B)}{D_B!}, \quad (33)$$

式中 B 为噪声平均信号光子数,由(30)式迭代得到,则最低阈值 D_T 为虚警概率 P_{fa} 的函数,在设定了虚警概率后,就可以得到回波信号中含有目标的最低阈值 D_T 。通过比较回波信号振幅值与 D_T 的大小,就可以得到单像素回波目标个数。

4.5 多表面目标距离估计算法步骤

通过以上的讨论,整个算法的步骤分为如下几步进行:

1) 初始化 $A^{(1)}(x, y), A^{(2)}(x, y), r^{(1)}(x, y), r^{(2)}(x, y)$ 和 $B(z, w)$;

2) 初始化 r_0 ,并将 r_0 以间隔0.1 cm递增,通过(27)、(29)和(30)式的迭代,使(11)式的似然函数达到最大,从而估计出 r_0 ,得到系统的点扩展函数 $h(z - x_0, w - y_0 | r_0)$;

3) 重复步骤2)中(27)、(29)和(30)式的迭代直到满足迭代停止条件(31)式;

4) 估计出 $A^{(1)}(x, y), A^{(2)}(x, y), r^{(1)}(x, y), r^{(2)}(x, y)$ 和 $B(z, w)$;

5) 设定虚警概率 P_{fa} ,计算出满足虚警概率的阈值 D_T ;

6) 将 $A^{(1)}(x, y), A^{(2)}(x, y)$ 与 D_T 比较,若大于

D_T 为信号,若小于 D_T 则判定为噪声。

5 仿真实验结果与分析

5.1 仿真参数及目标

为验证提出的3D非扫描激光雷达多表面目标距离估计算法的准确性,对两种不同的目标进行仿真验证,假定目标位于系统正前方且目标为朗伯反射体。

系统仿真参数如表1所示。

表1 3D非扫描成像激光雷达仿真参数

Table 1 3D flash lidar simulation parameters

Parameters	Value
Detector array	50×50
Aperture diameter /cm	1.596
Mean wavelength /nm	1064
Focal length /m	3
Target range /m	300.4
Transmit energy /mJ	25
Pulse standard deviation /ns	3
Detector Spacing /μm	100
Fried seeing r_0 /cm	3
Sample period /ns	2
Time samples	17

图2分别给出了两种不同的目标距离像以及单像素含有两目标的像素位置,其中目标(a)为阶梯目标,背景距离为300.4 m,阶梯目标距离依次为301、301.3、301.6、301.9 m。目标(c)为遮挡目标,背景距离为300.4 m,被遮挡区域目标距离为301.6 m。

5.2 多表面目标距离估计算法性能评价

在对比多表面目标距离估计算法优劣时,需要综合考虑单一表面距离估计的精度以及单像素表面个数的判别精度,所提的3D非扫描激光雷达多表面目标距离估计算法,可以使虚假表面的振幅值小于设定的阈值 D_T ,因此在评价算法时应该综合考虑

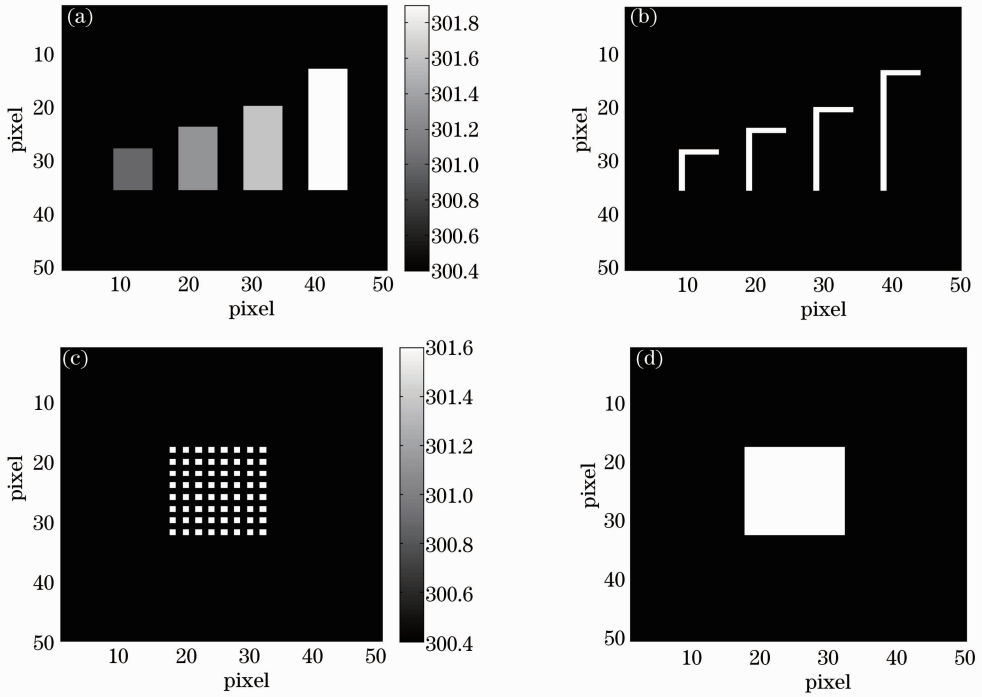


图 2 两种不同仿真目标距离像及单像素含两目标位置。(a)阶梯目标；(b)单像素含两目标位置-阶梯目标；(c)遮挡目标；(d)单像素含两目标位置-遮挡目标

Fig. 2 True range for two simulation targets and the pixel contain two surfaces. (a) Ladder; (b) pixel contain two surfaces-ladder; (c) obscured; (d) pixel contain two surfaces-obscured

距离信息和振幅信息,通过如下方法进行度量(以单像素最多两个表面为例):

$$\epsilon_{\text{pixel}} = A^{(1)}(x, y)[R^{(1)}(x, y) - R^{(1)(\text{true})}(x, y)]^2 + A^{(2)}(x, y)[R^{(2)}(x, y) - R^{(2)(\text{true})}(x, y)]^2, \quad (32)$$

$$\epsilon_{\text{pixel}} = A^{(1)}(x, y)[R^{(1)}(x, y) - R^{\text{true}}(x, y)]^2 + A^{(2)}(x, y)[R^{(2)}(x, y) - R^{\text{true}}(x, y)]^2, \quad (33)$$

$$\epsilon_{\text{pixel}} = A^{(1)}(x, y)[R^{(1)}(x, y) - R^{\text{true}}(x, y)]^2, \quad (34)$$

(32)式给出了单像素含有两个表面距离估计误差,(33)式给出了单像素只含有一个表面,但错误的估计为两个表面的距离估计误差,(34)式给出了单像素只含有一个表面,而且被正确估计的距离估计误差。通过(32)~(34)式分别计算每个像素的距离估计误差,距离估计均方根误差(RMSE, ϵ_{RMSE})由下式给出:

$$\epsilon_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M \epsilon_{\text{pixel}}(x, y)}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M [A^{(1)}(x, y) + A^{(2)}(x, y)]}}. \quad (35)$$

5.3 仿真实验结果及分析

图 3 分别给出了两种不同目标在大气参数 $r_0 = 3 \text{ cm}$, 虚警概率 $P_{\text{fa}} = 0.001$ 的条件下,通过传统的高斯混合匹配算法以及提出的多表面目标距离估计算法得到的各像素距离估计误差 ϵ_{pixel} 示意图。

图 3 中各像素距离估计误差 ϵ_{pixel} 由(32)~(34)式计算得到,从图 3(a)和(c)可以看出,在单像素含两表面的区域和单像素含单一表面的远离边缘区域,混合高斯匹配算法和 EM 算法的像素距离估计精度相差不大,但在单像素只含有一个表面的边缘区域和靠近边缘区域,由于没有考虑系统脉冲响应造成虚假目标的影响,使得在衍射效应比较明显的这些区域,像素的距离估计误差较大,而从图 3(b)和(d)可以看出,由于提出的 EM 算法引入了系统脉冲响应的因子,因此可以有效抑制虚假目标的干扰,对目标边缘像素点的距离估计误差有明显的改善。

表 2 给出了在 $r_0 = 3 \text{ cm}$ 和 $r_0 = 5 \text{ cm}$ 的条件下,混合高斯匹配算法,维纳滤波算法以及提出的 EM 算法的均方根误差 ϵ_{RMSE} 。

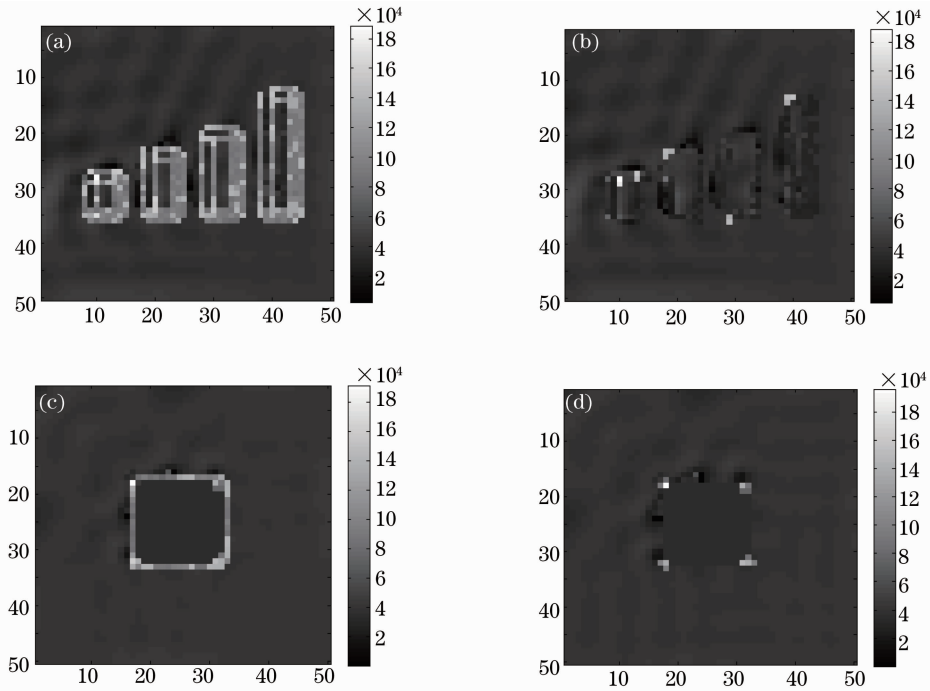


图 3 不同估计算法的各像素距离估计误差示意图。(a)阶梯目标各像素距离估计误差-混合高斯匹配算法；(b)阶梯目标各像素距离估计误差-EM 算法；(c)遮挡目标各像素距离估计误差-混合高斯匹配算法；(d)遮挡目标各像素距离估计误差-EM 算法

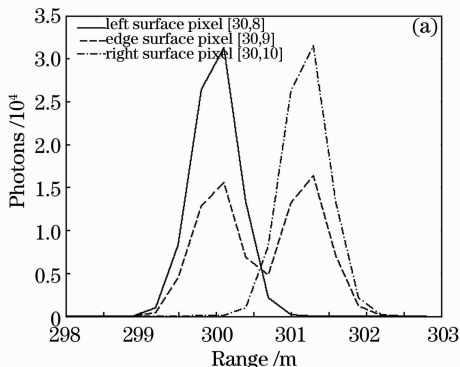
Fig. 3 Schematic of pixel error with different estimating algorithms. (a) Ladder pixel range estimating error-mixed Gaussian; (b) ladder pixel range estimating error-EM; (c) occluded objects range estimating error-mixed Gaussian; (d) occluded objects range estimating error-EM

表 2 不同距离估计算法的 ϵ_{RMSE} 比较

Table 2 RMSE comparison for different range estimating algorithms

Target	Fried seeing r_0/cm	Gaussian mixture	Winer filter	EM
Ladder	3	0.857	0.453	0.251
	5	0.823	0.413	0.221
Occluded	3	0.573	0.257	0.172
	5	0.397	0.212	0.121

表 2 中的维纳滤波算法是通过每一采样时刻



的强度像进行维纳滤波空间复原,然后通过高斯匹配得到目标距离信息。从表 2 可以看出,相比于传统的高斯混合匹配算法和维纳滤波算法,提出的算法可以将距离精度分别提升大约 70%和 40%。

为进一步说明提出的算法的优越性,对单一像素的回波脉冲信号进行研究,图 4 分别给出了没有衍射和有衍射情况下,阶梯目标像素[30,8],[30,9],[30,10]的回波信号波形,其中[30,9]为单像素含有两目标的边缘像素。

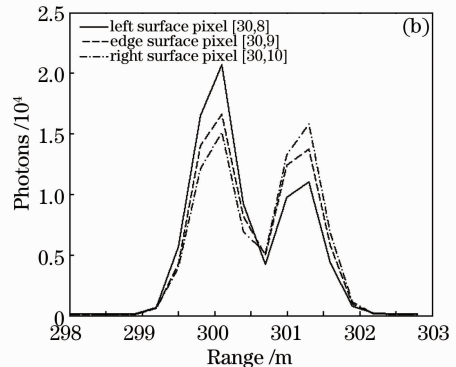
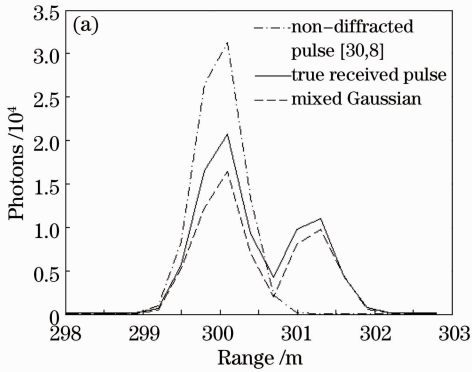


图 4 单像素回波脉冲示意图。(a)无衍射时回波脉冲；(b)有衍射时回波脉冲

Fig. 4 Received pulse for single pixel. (a) Received pulse for non-diffraction; (b) received pulse for diffraction

由图 4 可以看出,衍射会导致单一目标回波变成多目标回波,即导致虚假目标的产生,图 5 给出了分别利用高斯混合匹配算法及提出的 EM 算法,对



只含有单目标的边缘像素 [30, 8] 进行距离估计得到的结果。

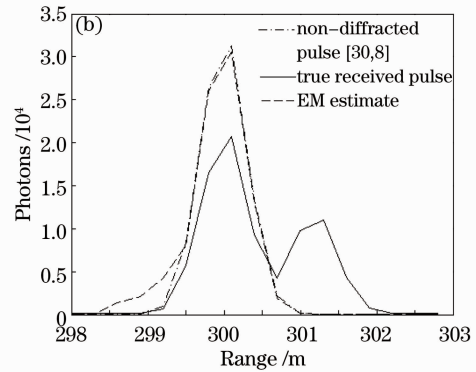


图 5 不同距离估计算法结果示意图。(a)混合高斯匹配算法;(b)EM 估计算法

Fig. 5 Schematic of different range estimating algorithms. (a) Mixed Gaussian; (b) EM

从图 5(a)可以看出,传统的高斯匹配算法没有考虑系统衍射对回波信号的影响,因此会将系统衍射造成的虚假目标,错误地估计为目标的目标距离信息。从图 5(b)可以看出,由于提出的目标距离估计算法考虑了系统衍射效应对目标距离信息的影响,因此可以有效的去除虚假目标,很好地还原出目标的真实距离信息。

提出的多表面目标距离估计算法,具有对系统点扩展函数估计的能力,表 3 提出的算法对 Fried 参数 r_0 的估计结果。

表 3 提出的算法对 Fried 参数 r_0 的估计

Table 3 Estimation of fried parameter r_0 by proposed algorithm

Simulated r_0 /cm	Estimated r_0 /cm
3	2.8
5	5.1

由表 3 可以看出,提出的基于参数化盲反卷积的多表面目标距离估计算法,不仅可以有效地估计出目标的距离信息,而且可以比较准确地估计出系统的点扩展函数。

6 结 论

针对 3D 非扫描激光雷达多表面目标距离估计问题,提出了一种基于参数化盲反卷积的多表面目标距离估计算法,该算法通过对系统点扩展函数进行参数化,利用 EM 算法对目标距离和目标个数进行估计。相比于传统的高斯混合匹配算法以及维纳空间滤波算法,提出的算法能在系统点扩展函数未知的条件下,将距离估计精度进行大幅度提升。另

外,能比较准确地估计出系统的点扩展函数,该算法对 3D 非扫描激光雷达的实际应用有较大的实用价值,尤其对军事隐藏目标的识别。

参 考 文 献

- X Zhu, P Church, M Labrie. Lidar for obstacle detection during helicopter landing [C]. SPIE, 2008, 6950: 69500T.
- V Mitra, C J Wang, S Banerjee. Lidar detection of underwater objects using a neuro-SVM-based architecture [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(3): 717-731.
- Ma Chenning, Zhao Wen, Han Shaokun, *et al.*. Data extraction algorithm for streak tube imaging lidar [J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(4): 0414002.
马晨宁, 赵文, 韩绍坤, 等. 条纹管成像激光雷达条纹数据提取算法[J]. 中国激光, 2012, 39(4): 0414002.
- Sun Jianfeng, Wei Jingsong, Liu Jinbo, *et al.*. Target reconstruction algorithm for streak tube imaging lidar [J]. Chinese J Lasers, 2010, 37(2): 510-513.
孙剑峰, 魏靖松, 刘金波, 等. 条纹管激光成像雷达目标重构算法[J]. 中国激光, 2010, 37(2): 510-513.
- P Sundaramurthy, M A Niefeld. Super-resolved laser ranging using the Viterbi algorithm [C]. Quantum Electronics and Laser Science Conference, 2005, JTh1: JTh17.
- S H Marin, A M Wallace, G J Gibson. Bayesian analysis of lidar signals with multiple returns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(12): 2170-2180.
- J R McMahan, R K Martin, S C Cain. Three-dimensional FLASH laser radar range estimation via blind deconvolution [J]. J Appl Remote Sens, 2010, 4(1): 043517.
- J R McMahan, S C Cain, R K Martin. Improving 3-D LADAR range estimation via spatial filtering [C]. IEEE Aerospace Conference, 2009: 1-9.
- Rafael C Gonzalez, Richard E Woods. Digital Image Processing [M]. New Jersey: Prentice Hall PTR, 2007.
- D A Fish, A M Brinicombe, E R Pike. Blind deconvolution by means of the Richardson-Lucy algorithm [J]. J Opt Soc Am, 1995, 12(1): 58-65.
- Guo Lingling, Wu Zepeng, Zhang Liguang, *et al.*. Multichannel blind deconvolution-based on-orbit estimation of point spread function for space optical remote sensors [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(4): 0428001.

- 郭玲玲, 吴泽鹏, 张立国, 等. 基于多通道盲反卷积的空间光学
遥感器在轨点扩展函数估算[J]. 光学学报, 2013, 33(4):
0428001.
- 12 B J Neff, S C Cain, R K Martin. Discrimination of multiple
ranges per pixel in 3-D FLASH LADAR while minimizing the
effects of diffraction [C]. SPIE, 2011, 8165: 81650J.
- 13 Zhao Wen, Han Shaokun. Range resolution of a streak tube
imaging lidar system [J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(7):
0714004.
- 赵 文, 韩绍坤. 条纹管成像激光雷达距离分辨率[J]. 中国激
光, 2013, 40(7): 0714004.
- 14 J M Goodman. Introduction to Fourier Optics [M]. Englewood;
Roberts & Co Publishers, 2005.
- 15 J W Goodman. Statistical Optics [M]. New York: Wiley-
Interscience, 1985. 567.
- 16 A P Dempster, N M Lard, D B Rubin. Maximum likelihood from
incomplete data via EM algorithm [J]. Journal of the Royal
Statistics Society, 1977, 39(1): 1-37.
- 17 L A Shepp, Y Vardi. Maximum-likelihood reconstruction for
emission tomog-raphy [J]. IEEE Transactions on Medical
Imaging, 1982, 1(2): 113-122.
- 18 R D Richmond, S C Cain. Direct-Detection LADAR Systems
[M]. SPIE, 2010.

栏目编辑: 张浩佳