

精细导星仪星点定位系统误差的高精度补偿方法

陈怀宇^{1,2,3}, 尹达一^{1,2,3}

- (1. 中国科学院上海技术物理研究所 红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083;
2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083)

摘要: 针对精细导星仪 (Fine Guidance Sensor, FGS) 姿态测量精度受星点提取系统误差影响的问题, 提出了一种基于梯度提升决策树 (Gradient Boosting Decision Tree, GBDT) 拟合法的高精度星点定位系统误差补偿方法。为了解决拟合样本少、输入特征差别大等问题, 采用对输入范围不敏感、易于训练的决策树作为基模型, 并根据当前模型拟合残差梯度, 结合集成学习中的提升方法生成新的基模型得到系统误差与探测器填充率、采样窗口尺寸、星斑束腰半径以及星点质心坐标计算值之间的函数关系, 以此函数关系为基础对星点质心坐标估计值进行系统误差校正。实验结果表明: 与支持向量回归机 (Support Vector Regression, SVR) 相比, 基于 GBDT 的高精度星点定位算法的误差减小了 60.6%, 经该算法补偿后的质心误差为 0.014 5 pixel, 相比于质心法误差减小了 61.5%。

关键词: 精细导星仪; 系统误差; 梯度提升决策树; 星点定位; 亚像素质心细分算法
中图分类号: TP319 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201948.1113005

High-precision systematic error compensation method for star centroiding of fine guidance sensor

Chen Huaiyu^{1,2,3}, Yin Dayi^{1,2,3}

- (1. Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. Shanghai Institute of Technical Physics of the Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

Abstract: Aiming at the problem that the attitude measurement accuracy of Fine Guidance Sensor (FGS) was affected by the error of star point extraction system, a high-precision star point positioning system error compensation method based on Gradient Boosting Decision Tree (GBDT) fitting method was proposed. In order to solve the problems of less fitting samples and large differences in input characteristics, a decision tree that was insensitive to the input range and easy to train was used as the base model. Combining the boosting method in ensemble learning to generate a new base model to obtain the functional relationship between the systematic error and the detector fill rate, sampling window size, Gaussian width of star image and star point centroid coordinate calculation value, and based on this function relationship to the star point centroid. The coordinate estimate was systematically corrected. The

收稿日期: 2019-07-01; 修订日期: 2019-08-14

基金项目: 国家自然科学基金(40776100)

作者简介: 陈怀宇(1992-), 男, 博士生, 主要从事空间望远镜精细导星解算技术方面的研究。Email: dantehy@mail.ustc.edu.cn

导师简介: 尹达一(1976-), 男, 研究员, 博士生导师, 博士, 主要从事空间紫外成像和光谱技术、空间望远镜精密稳像技术等方面的研究。Email: yindayi@mail.sitp.ac.cn

experimental results show that compared with the support vector regression machine, the error of the high-precision star point localization algorithm based on GBDT is reduced by 60.6%. The corrected centroid error is 0.014 5 pixel, and the error is reduced by 61.5%.

Key words: fine guidance sensor; systematic error; gradient boosting decision tree; star centroiding; subpixel centroid subdivision algorithm

0 引言

空间天文望远镜作为研究宇宙起源、恒星演化和暗物质等前沿物理学问题的重要实验观测设备,需要对目标保持长时间凝视来获得高质量的天文观测结果^[1]。然而望远镜的工作环境复杂,视轴稳定度会受到内外部多种扰动因素的影响,故设计专门的精密稳像系统来保持望远镜的视轴稳定。精密稳像系统的视轴扰动检测原理是在望远镜的视场边缘配置精细导星仪(Fine Guidance Sensor,FGS)单独对恒星进行成像,利用短时间内恒星天球位置不变的原理,通过不同帧之间提取的星点位置偏差来解算出视轴的相对姿态变化^[2-3]。因此,精细导星仪的星点定位精度直接决定了整个精密稳像系统的最终性能。

因为质心算法计算量小、性能稳健的特点被广泛应用于星点提取定位中。然而,星斑几何质心与星点能量中心始终存在偏差即系统误差,它表现为随星点能量中心位置、以像元长度为周期类似正弦 S 曲线变化的误差。为了消除系统误差的影响许多研究者从两个方面来解决:一是推导系统误差的理论解析式,贾辉^[4]和魏新国^[5]等人从频域上推导了质心算法系统误差的数学近似解析式,姜亮等人^[6]提出以非高斯函数的星斑分布模型来代替传统星斑高斯模型,最后根据推导的解析式进行后校正。但误差解析表达式难以包含所有影响因素如像元填充率等,以及推导近似过程也缺乏统一标准;二是采用统计学习(Statistical Learning)方法拟合得到系统误差与星点真实位置、开窗大小等因素的函数关系,再利用此函数关系进行后校正。最早有 Rufino 等人^[7]采用神经网络模型来校正系统误差,但未考虑星斑大小且神经网络训练过程复杂。唐圣金等人采用三次样条插值函数^[8]、进一步有杨君^[9-10]和刘南南^[11]等人提出最小二乘支持向量机(LSSVM)的方法来得出系统误差与星点真实位置的关系,仿真实验中达到

了 0.005 pixel 的星点定位精度,但是在训练和预测过程中都将星点能量中心位置作为输入量,而在实际实验过程中星点真实位置无法直接获得,使得以上方法有较大的局限性。

继续结合已有研究中采用回归拟合来确定系统误差关系的方法,考虑到拟合样本数量小且不同输入特征之间差别大等问题,采用易于训练的决策树作为基模型。并针对单个基模型拟合精度差的问题,引入集成学习中(Ensemble Learning)的提升(Boosting)方法,根据当前模型拟合残差梯度生成新的基模型,最后组成梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree,GBDT)的集合模型进一步提升拟合精度。GBDT 以回归树为基底模型非常适用于小样本问题,且有对输入范围不敏感以及可以处理离散特征等特点,同时训练完成之后的预测校正可以离线进行,满足精细导星检测系统的实时性要求。

1 质心算法的系统误差分析

最早有 Stanton 等人就特定窗口大小下进行了关于系统误差与理论质心位置关系的实验,得出了类似 S 曲线的周期性关系的系统误差实验结果^[12], Hancock 等人讨论了不同采样窗口大小对系统误差的影响^[13]。国内有国防科技大学的贾辉^[4]进一步在不考虑像元光敏填充率的情况下完善了系统误差的近似式。谭迪等^[14]补充分析了光学像差对系统误差的影响。

采用质心法计算星斑质心,结合积分的傅里叶性质^[15],求解过程为:

$$x_d = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} xg(x)dx}{\int_{-\infty}^{\infty} g(x)dx} = -\frac{G'(0)}{2\pi jG(0)} \quad (1)$$

式中: $g(x)$ 为星斑灰度值; $G(0)$ 为 $g(x)$ 在原点处的频域结果。于是得到与真实星点位置的系统误差为:

$$\delta_x = x_d - x_c = -\frac{G'(0)}{2\pi jG(0)} - x_c \quad (2)$$

星光能量信号 $I(x)$ 转化为探测器像素值 $g(x)$ 的过程分为三步^[4]:

$$g(x)=I(x)\otimes p(x)\times s(x)\times w(x) \quad (3)$$

式中: $p(x)$ 为像元的响应函数,设像元尺寸为 T 、有效光敏区域为 Pa ,则 $p(x)$ 可以表示为周期为 T ,脉冲宽度为 Pa 的矩形脉冲函数; $s(x)$ 为像元采样函数。

在不限采样窗口情况下 $s(x)$ 可以写成无限冲激函数的求和式:

$$s(x)=\sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta(x-kT) \quad (4)$$

式中: $\delta(x-kT)$ 为脉冲函数; $w(x)$ 为离散采样之后的加窗函数,可以表示成限定范围内的脉冲函数求和式,开窗像元数为 $2n+1$ (保证窗口内像元数是奇数)时有:

$$w(x)=\sum_{k=-n}^n \delta(x-kT) \quad (5)$$

用中心在 x_c 的高斯分布模型来近似星光能量信号 $I(x)$,将公式(3)的频域结果代入公式(2)中,得到系统误差表达式为:

$$\delta_x = \frac{\sum_{k=1}^{\infty} \sin(2\pi x_c k) F_g' \left(\frac{2\pi}{T} k \right)}{1 + 2 \sum_{k=1}^{\infty} \cos(2\pi x_c k) F_g \left(\frac{2\pi}{T} k \right)} \quad (6)$$

其中:

$$F_g(v)=I(v) \frac{\sin(Pa \cdot v)}{v} \quad (7)$$

式中: $I(v)$ 为星斑分布 $I(x)$ 的频域表达式。

包含了多种因素的系统误差解析公式(7)非常复杂,若不考虑像元填充率($Pa=T$)同时星斑分布 $I(x)$ 近似为中心在 x_c ,束腰半径为 σ 的高斯分布,则公式(6)可以写成:

$$\delta_x = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^k}{2\pi k} \sin(2\pi x_c k) \exp(-2\pi^2 \sigma^2 k^2) \quad (8)$$

当星斑能量集中在采样窗口内时,系统误差随星斑能量中心 x_c 有类似正弦 S 曲线的关系,同时星斑分布的像元越多系统误差越小。

对系统误差的推导可以看出,理论解析式极其复杂而且当星斑分布超出采样窗口时,系统误差为截断误差呈现近似线性关系,得到完整包含所有情况的解析式十分困难,近年来基于统计学习发展起来的一系列机器学习方法在诸如数据分析、回归预测问题上展现了巨大优势,针对系统误差先拟合再

校正的方法还有进一步提高的空间。

2 梯度提升决策树数学模型

GBDT 的模型是将 $M-1$ 个已有的回归树(弱学习器)预测结果相加,模型的表达式可以写成:

$$F_{M-1}(x)=\sum_{i=1}^{M-1} \gamma_i h_i(x, \theta_i)+F_0(x) \quad (9)$$

式中: $h_i(x)$ 表示第 i 个回归树; γ_i 为权重系数; θ_i 为回归树的参数,那么模型的第 M 次更新式即为:

$$F_M(x)=F_{M-1}(x)+\gamma_M h_M(x, \theta_M) \quad (10)$$

(1) 初始化模型 $F_0(x)$ 为常数 C :

$$F_0(x)=\operatorname{argmin}_C L(y, C) \quad (11)$$

式中: y 为模型的理想输出; $L(y, C)$ 表示当前模型的损失值。

(2) 生成第 $M(M>0)$ 个回归树:

新引入 $h_M(x, \theta_M)$ 的目的是为了让现有模型的损失函数进一步减小,即 $h_M(x, \theta_M)$ 的参数 θ_M 可以写成:

$$\theta_M = \operatorname{argmin}_{\theta_M} \sum_{i=1}^n L(y_i, F_{M-1}(x_i)+h_M(x_i, \theta_M)) \quad (12)$$

用二阶泰勒展开来近似上式中的目标损失函数 $L(y, F_{M-1}(x_i)+h_M(x, \theta_M))$,令:

$$g_i = \frac{\partial L(y_i, F_{M-1}(x_i))}{\partial F_{M-1}(x_i)}, p_i = \frac{\partial^2 L(y_i, F_{M-1}(x_i))}{\partial^2 F_{M-1}(x_i)} \quad (13)$$

则目标损失函数 $L(y, F_{M-1}(x)+h_M(x, \theta_M))$ 可以近似写成:

$$\sum_{i=1}^n L(y_i, F_{M-1}(x_i)+h_M(x_i, \theta_M)) = \sum_{i=1}^n L(y_i, F_{M-1}(x_i)) + \sum_{i=1}^n g_i h_M(x_i, \theta_M) + \frac{1}{2} p_i h_M^2(x_i, \theta_M) \quad (14)$$

作为基底模型的回归树是一个叶子结点具有权重的二叉决策树,其中非叶子结点相当于分段函数的分割点如图 1 所示。

图中椭圆框代表非叶子结点对特征数据进行分割,矩形框代表叶子结点。回归树的计算过程将输入的样本 $x=(x_1, x_2)$ 经过非叶子结点的分割选择,最后得到某一叶子结点的值 w 作为输出,用表达式描述为:

$$h_M(x, \theta_M) = w_{q(x)} \quad (15)$$

式中: $q(x)$ 表示将输入 x 映射到叶子结点上, $q:R^x \rightarrow \{1, 2, \dots, T\}$ 。

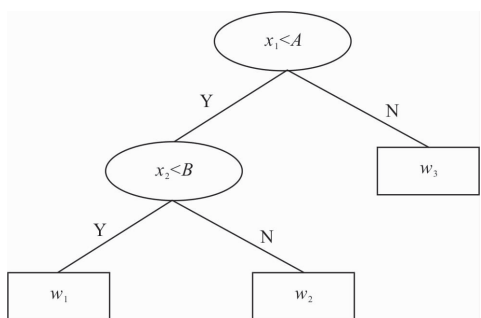


图 1 回归树计算过程示意图

Fig.1 Schematic diagram of calculation principle of regression tree

回归树具有对输入范围不敏感、不需要对输入归一化、能够学习特征之间高维度的相互关系和易拓展等优点。通常为了避免模型过拟合,目标损失函数还应包括模型正则项 $\Omega(\theta_M)$,由树的节点个数 T 和所有子节点上权重 w 的 L_2 范数决定:

$$\Omega(\theta_M) = \beta T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{i=1}^T w_i^2 \quad (16)$$

将公式(14)、(16)合并得到完整的目标损失函数 O_{M-1} :

$$O_{M-1} = \sum_{i=1}^n L(y_i, F_{M-1}(x_i) + h_M(x_i, \theta_M)) + \Omega(\theta_M) \quad (17)$$

用 I_j 来表示第 j 个叶子结点里的样本集合,则上式可以进一步写成:

$$O_{M-1} = \sum_{j=1}^T \left[\left(\sum_{i \in I_j} g_i \right) w_j + \frac{1}{2} \left(\sum_{i \in I_j} p_i + \lambda \right) w_j^2 \right] + \beta T \quad (18)$$

由目标损失函数对参数求偏导,得到使目标函数取极值的参数如下:

$$w_j^* = - \frac{G_j}{P_j + \lambda} \quad (19)$$

式中: $G_j = \sum_{i \in I_j} g_i$, $P_j = \sum_{i \in I_j} p_i$, 通过公式(19)即得到了完整的回归树模型 $h_M(x, \theta_M)$ 。

回归树的结构是通过不断对结点分割的结果,对于一个结点的分割有多种不同方法,选取使分割之后回归树的增益最大的分割方法,如在某种方法分割之后为:

$$Obj_{split} = - \frac{1}{2} \left[\frac{G_L^2}{H_L + \lambda} + \frac{G_R^2}{H_R + \lambda} \right] + \beta T_{split} \quad (20)$$

节点分割之前:

$$Obj_{split} = - \frac{1}{2} \left[\frac{G^2}{H + \lambda} + \frac{G^2}{H + \lambda} \right] + \beta T_{split} \quad (21)$$

代入公式(20)、(21)计算该分割方法的增益值:

$$Gain = Obj_{nosplit} - Obj_{split} \quad (22)$$

(3) 更新集成模型 $F_M(x)$:

$$F_M(x) = F_{M-1}(x) + \gamma_M h_M(x, \theta_M) \quad (23)$$

从上面 GBDT 的更新原理可以看出,根据已有模型的误差建立下一个弱学习器(回归树),即集成学习中的提升迭代方法,每一个新的回归树都用来拟合当前损失函数的梯度值。

3 算法仿真结果与分析

3.1 模型训练过程

GBDT 模型 $F(x)$ 来拟合系统误差,由公式(2)有:

$$x_c = x_d - F(x) \quad (24)$$

式中: x_c 为真实星点的位置; x_d 为通过质心算法计算得到的星点质心位置,质心系统误差的影响因素包括了星斑束腰半径、开窗大小、填充区域大小和真实质心位置,而真实质心的位置正是系统误差校正的目的无法直接获取,因此将束腰半径 σ 、开窗大小 n 、填充率 Pa 和计算得到的质心位置 x_d 作为校正模型的输入,即: $X = (\sigma, n, x_d, Pa)$ 。于是总样本数为 N 的目标损失函数可以写成:

$$L(X) = \sum_{i=1}^N (x_d^{(i)} - F(X^{(i)}) - x_c^{(i)})^2 \quad (25)$$

考虑到质心的 x 和 y 坐标的对称性,单独就 x 坐标的系统误差补偿作分析。通过仿真计算产生训练样本,设定星斑束腰的取值有 $\sigma = [0.5:0.02:1.0]$, 填充率取值有 $Pa = [0.8:0.05:1.0]$, 开窗大小 n 为 5×5 , 接着让真实质心坐标 x_c 在一个像元中心为起点以 0.01 pixel 为步长递增 100 次,在每个位置通过质心法计算出质心位置 x_d , 这样对应一组 (σ, Pa, n) 就可以生成 100 个样本。于是输入样本写成 $X \in \{X^{(i)} | i=1 \dots k\}$, 其中 $X^{(i)}$ 为:

$$X^{(i)} = [\sigma^{(i)} \quad Pa^{(i)} \quad n^{(i)} \quad x_d^{(i)}] \quad (26)$$

输出数据为系统误差 $Y \in \{Y^{(i)} | i=1 \dots k\}$, 对应 $Y^{(i)}$ 为:

$$Y^{(i)} = [x_d^{(i)} - x_c^{(i)}] \quad (27)$$

在模型训练完成之后,由于公式(26)输入的特征都是可以通过直接测量和质心算法计算获得,将待校正的样本输入模型即可预测输出此时对应的系统误差,代入公式(24)即可得到校正之后的质心位置 x_c 。

GBDT 模型中需要设定的超参数有回归树的最

大深度 D_{max} , 增益的阈值 G_{th} , 正则化系数 λ, β 。采用 k 折交叉验证的方法来确定最优超参数的取值, 具体是将样本集划分为 k 个容量大小相等的子集, 然后每次用 $k-1$ 个子集作为训练集, 剩下的子集作为训练集。依此划分 k 次即可获得 k 组训练/测试集, 于是进行 k 次训练和测试最终取 k 次返测试结果的均值, 文中仿真实验取 $k=5$ 。最后得到最优超参数取值为 $D_{max}=5, G_{th}=0.1, \lambda=1, \beta=1$ 。

3.2 算法仿真分析

在填充因子 $Pa=0.8$, 采样窗口为 5×5 , 星斑束腰半径分别取 $\sigma=[0.5, 0.9]$ 时, 模型通过质心法计算的位置 x_d 预测得到系统误差, 同时使用 SVR 进行训练预测作为比较, 如图 2 所示。

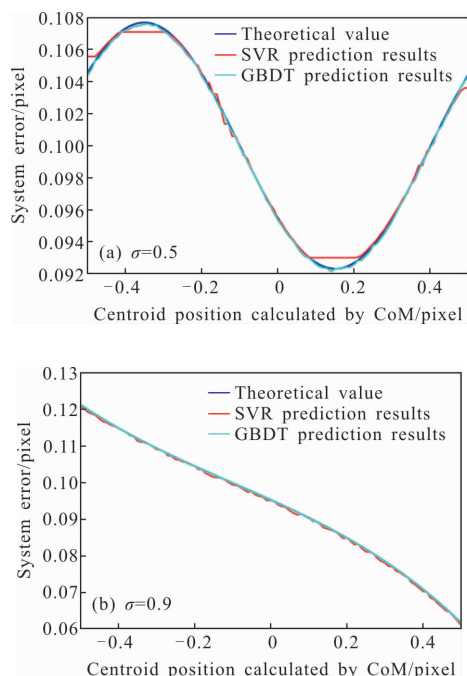


图 2 在不同星斑大小下两种方法的系统误差拟合曲线
Fig.2 System error fitting curve of the two methods under different star spot sizes

在图 2(a)中 $\sigma=0.5$ 时, 因为星斑大部分能量分布都集中在采样窗口之内, 系统误差呈现 S 曲线, 可以看出 GBDT 模型的预测结果与理论值重合的较好, 而 SVR 对非线性理论值的拟合度稍弱。在图 2(b)中当 $\sigma=0.9$ 时, 系统误差主要是因为星斑分布范围较大超出采样窗口而产生的截断误差, 理论值接近线性关系, 两种方法的拟合效果接近, 但 GBDT 预测结果的重合度仍然高于 SVR。

两种方法预测结果与理论值的误差如图 3 所示, 可以看出基于 GBDT 模型的拟合误差在小于 5×10^{-4} pixel 范围内, 对比 SVR 模型误差最大达到了 1.5×10^{-3} pixel, 减小了约 60%。

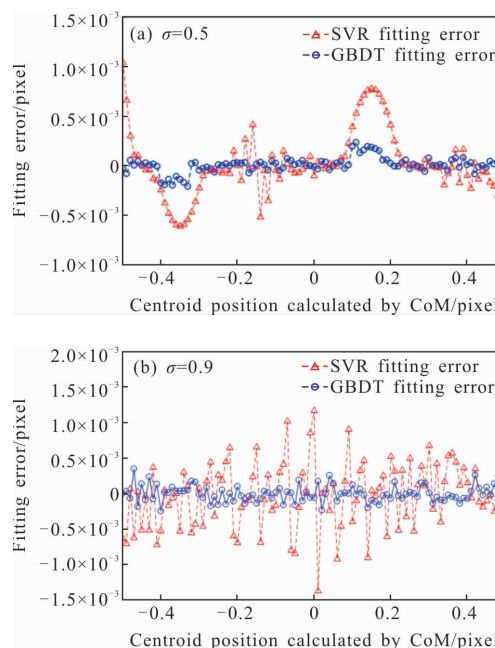


图 3 在不同星斑大小下两种方法的拟合误差
Fig.3 Fitting error of the two methods under different star spot sizes

仿真分析算法在多星点星图上的性能, 使用美国海军天文台导航星表(UCAC4), 选取天球坐标赤经为 0° 、赤纬为 175° 附近天区内 10~12 等星的坐标位置来仿真生成星图, 导星视场角区域为 $0.3^\circ \times 0.3^\circ$, 星斑的束腰半径为 $\sigma=0.6$, 生成的星图如图 4 所示。

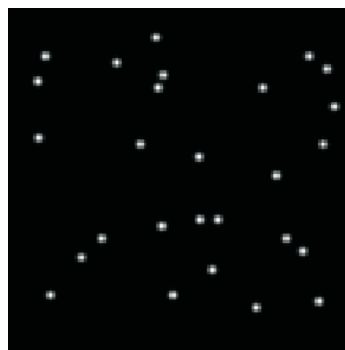


图 4 导星视场内的仿真星图
Fig.4 Simulated star map in the view of FGS

在该视轴方位的视场内存在有 27 颗导航星, 选择中间 10 颗来比较经过 GBDT 算法补偿系统误差前后

的质心精度如表 1 所示。作为对比,在表中也列出 SVR 补偿后的质心定位精度。

为 10 ms,此时星斑的平均码值为 1 795.1,噪声水平为 21.1,得到信噪比 $SNR=1\ 795.1/21.1=85.1$ 。由参考

表 1 仿真多星点系统误差补偿前后对比表

Tab.1 Comparison of system error compensation before and after simulation of multi-star

| Star number | Ideal×position/pixel | Actual×position by CoM/pixel | Error before compensation/pixel | Error after compensation by SVR /pixel | Error after compensation by GBDT/pixel |
|-------------|----------------------|------------------------------|---------------------------------|--|--|
| 1 | 23.734 82 | 23.746 34 | 0.011 518 | 0.000 315 | 0.000 121 |
| 2 | 16.234 95 | 16.251 86 | 0.016 906 | 0.000 772 | 0.000 031 |
| 3 | 42.470 59 | 42.454 04 | -0.016 552 | 0.000 696 | 0.000 336 |
| 4 | 10.366 93 | 10.358 66 | -0.008 268 | 0.000 125 | 0.000 235 |
| 5 | 21.586 23 | 21.583 92 | -0.002 311 | 0.000 130 | 0.000 087 |
| 6 | 25.866 43 | 25.873 89 | 0.007 462 | 0.000 923 | 0.000 181 |
| 7 | 17.869 19 | 17.882 55 | 0.013 351 | 0.000 782 | 0.000 289 |
| 8 | 44.185 02 | 44.180 12 | -0.004 899 | 0.000 423 | 0.000 129 |
| 9 | 92.097 94 | 92.078 42 | -0.019 51 | 0.000 655 | 0.000 208 |
| 10 | 74.289 36 | 74.302 54 | 0.013 182 | 0.000 722 | 0.000 227 |

经过 GBDT 算法校正系统误差之后,仿真星图的平均星点提取误差为 4.25×10^{-4} pixel,相比于 SVR 校正后误差为 1.08×10^{-3} pixel,基于 GBDT 模型的星点提取误差减小了约 60.6%。

仿真的硬件平台配置为 2.8 GHz i7-7700HQ, 8GB RAMS 的 PC 机,软件平台为 MATLAB R2017a。两种模型的训练与运行时间如表 2 所示。

表 2 两种模型耗时比较

Tab.2 Time comparison of two models

| Model | Training time/s | Running time/s |
|-------|-----------------|----------------|
| GBDT | 625 | 0.02 |
| SVR | 114 | 0.01 |

设定模型的提升幅度小于 1%时停止训练,GBDT 的训练时间耗时较长,但是完成训练后可以离线快速运行,能够满足检测实时性的要求。

4 实验验证结果与分析

搭建硬件平台如图 5 所示,实验平台置于光学隔震台上由激光光源、小孔衰减器、控制星点位置的摆镜和导星相机组成,标定后的镜头焦距为 137 mm,探测器像元大小为 $11\ \mu\text{m}$ 。设定导星相机积分时间

文献[16]给出的噪声信号与质心定位误差关系:

$$\sigma_{x,l} = 7.21 \frac{\sigma_{\text{noise}}}{S} \quad (28)$$

式中: σ_{noise} 为噪声水平; S 为信号总码值;可得实验系统中噪声产生的质心定位误差为 $\sigma_{x,l} = 7.21 \times 21.1 / 166\ 94 = 0.009\ 4$ pixel。

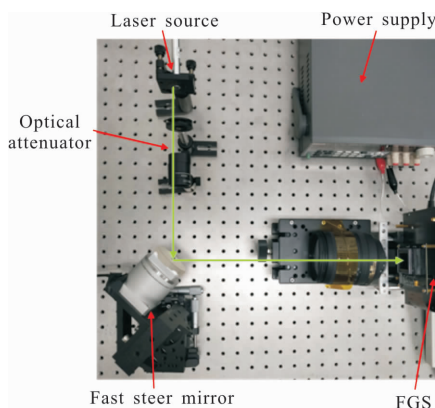


图 5 实验硬件平台

Fig.5 Experimental hardware platform

星点的真实位置无法直接测量,于是采用不断调整摆镜的偏角来间接测量星点的移动距离,见图 6。y 轴为导星相机的视轴,x 轴为探测器像面上过视轴的一条直线,当入射角度沿同一方向改变时星斑始终在 x 轴上移动,同时经过光校尽量使光源的初始

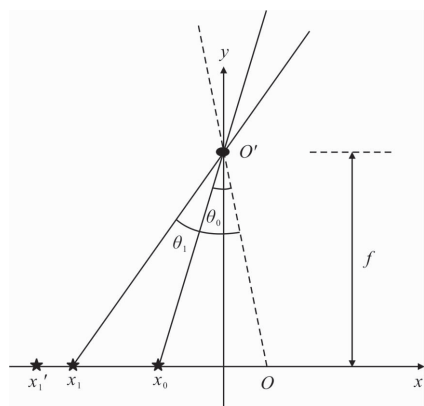


图 6 星点真实位置测量原理

Fig.6 True position measurement principle of the star point

入射方向与视轴重合。

设小块摆初始位置时光源在像面上的位置为 O , O 点的在像面上的位置无法直接测量, 调整转动小块摆 θ_0 相应的入射光线改变 $2\theta_0$, 将此时像面上的位置 x_0 作为基准点, 当小块摆的步进调整角度为 θ_1 时, 由于近轴近似关系, 真实星点的质心位置为:

$$x_1 = x_0 + f \cdot 2(\theta_1 - \theta_0) \quad (29)$$

此时采用质心法估计的位值为 x_0 , 则定位误差为:

$$\Delta x = |x_1 - x_1'| \quad (30)$$

实验中以 $2 \mu\text{rad}$ 为步距递增小块摆角度 21 次, 质心法估计的星点位置与真实星点位置如图 7 所示。

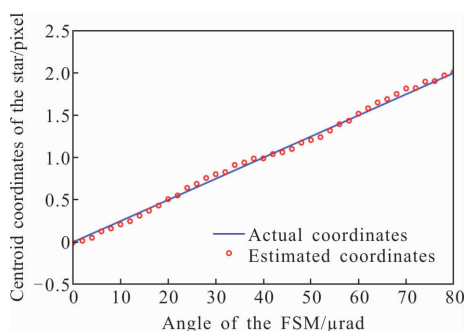


图 7 $2 \mu\text{rad}$ 步距递增下的星点坐标

Fig.7 Star point coordinates under $2 \mu\text{rad}$ step increment

将光斑大小 0.62 pixel 、填充率 90% 及计算的星点坐标代入公式(24)的 GBDT 系统误差校正模型, 得到校正前后的误差曲线如图 8 所示。

经过 GBDT 模型的补偿之后, 星点坐标误差从 0.0377 pixel 减小到 0.0145 pixel 。

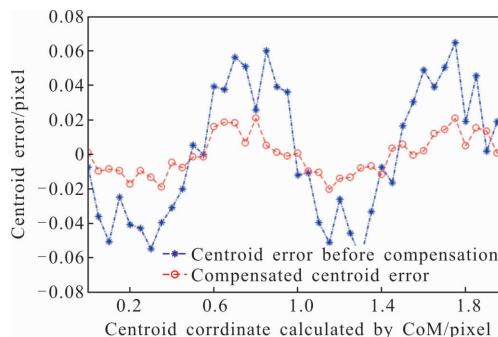


图 8 GBDT 模型校正后的误差比较

Fig.8 Error comparison after compensation of GBDT model

5 结论

文中分析了在多种因素影响下的星点定位系统误差模型, 提出了基于梯度回归决策树的系统误差补偿方法, 与传统方法相比, GBDT 模型适用于小样本问题, 且对输入范围不敏感能处理离散特征如不同采样窗口尺寸。在多星点定位仿真实验中, 文中方法相比于支持向量回归机误差减小了 60.6% , 搭建的精细导星系统验证实验结果表明, 采用 GBDT 模型补偿后的质心误差为 0.0145 pixel , 相比于质心法误差减小了 61.5% , 文中所提方法有效补偿了星点提取的系统误差, 对提高精细导星仪星点提取精度有显著效果。

采用基于 GBDT 模型用于系统误差补偿存在训练开销大的缺点, 但训练完成之后的预测补偿可以离线进行, 满足精细导星检测系统的实时性要求。另外针对不同工作环境如在轨工作等需要重新训练, 可以采用迁移学习^[17]的方法, 将已经训练好的模型参数作为新模型的起始参数加快训练过程, 效果有待进一步实验验证。

参考文献:

- [1] Sabelhaus P A, Campbell D, Clampin M, et al. Overview of the James Webb Space Telescope (JWST) project [C]//UV/ Optical/IR Space Telescopes: Innovative Technologies and Concepts II. International Society for Optics and Photonics, 2005, 5899: 58990P.
- [2] Zheng S H, Evans C. Optical design of the JWST fine guider sensor [C]// Proceedings of SPIE -The International

- Society for Optical Engineering, 2010,77860: 77860Y.
- [3] Meza L, Tung F, Anandakrishnan S, et al. Line of sight stabilization of james webb space telescope [C]//27th Annual AAS Guidance and Control Conference, 2005.
- [4] Jia Hui, Yang Jiankun, Li Xiujian, et al. Systematic error analysis and compensation for high accuracy star centroid estimation of star tracker [J]. *Science in China Series E: Technological Sciences*, 2010, 53(11): 3145–3152. (in Chinese)
- [5] Wei Xinguo, Xu Jia, Zhang Guangjun. S-curve error compensation of centroiding location for star sensors [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(4): 849–857. (in Chinese)
- [6] Jiang Liang, Zhang Yu, Zhang Liguu, et al. Effect of point spread functions on star centroid error analysis [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(11): 3437–3445. (in Chinese)
- [7] Rufino G, Accardo D. Enhancement of the centroiding algorithm for star tracker measure refinement [J]. *Acta Astronautica*, 2003, 53(2): 135–147.
- [8] Tang Shengjin, Guo Xiaosong, Zhou Zhaofa, et al. Modified systematic error compensation algorithm for star centroid sub-pixel detection[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013,42(6):1502–1506.(in Chinese)
- [9] Yang Jun, Zhang Tao, Song Jingyan, et al. High accuracy error compensation algorithm for star image sub-pixel subdivision location [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, 18(4):238–246.(in Chinese)
- [10] Yang J, Liang B, Zhang T, et al. A novel systematic error compensation algorithm based on least squares support vector regression for star sensor image centroid estimation [J]. *Sensors*, 2011, 11(12): 7341–7363.
- [11] Liu Nannan, Xu Shuyan, Hu Jun, et al. Hyper accuracy star location algorithm based on nonsubsampling contourlet transform and mapped least squares support vector machine [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(5): 0512001. (in Chinese)
- [12] Stanton R H, Alexander J W, Dennison E W, et al. Optical tracking using charge-coupled devices [J]. *Optical Engineering*, 1987, 26(9): 930–938.
- [13] Hancock B R, Stirbl R C, Cunningham T J, et al. CMOS active pixel sensor specific performance effects on star tracker/imager position accuracy[C]//Functional Integration of Opto-electro-mechanical Devices & Systems. International Society for Optics and Photonics, 2001.
- [14] Tan Di, Zhang Xin, Wu Yanxiong, et al. Analysis of effect of optical aberration on star centroid location error [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(2): 0217004. (in Chinese)
- [15] Cattermole K W. The Fourier Transform and Its Applications [M]. US: Stanford University, 2000.
- [16] Rufino G, Accardo D. Enhancement of the centroiding algorithm for star tracker measure refinement [J]. *Acta Astronautica*, 2003, 53(2): 135–147.
- [17] Weiss K, Khoshgoftaar T M, Wang D D. A survey of transfer learning[J]. *Journal of Big Data*, 2016, 3(1): 9.