

极限学习机方法在经纬仪空间配准中的应用

杨宏韬^{1,2,3}, 高慧斌¹, 张淑梅¹

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 长春工业大学 电气与电子工程学院, 吉林 长春 130012)

摘要: 针对光电经纬仪测量中多传感器的空间配准问题, 提出了一种基于极限学习机(ELM)的空间配准建模方法。首先介绍了 ELM 算法和 ELM 空间配准模型的建立步骤, 然后使用星体测量数据建立 ELM 空间配准模型, 最后将该模型与单项差修正模型、球谐函数修正模型进行了对比验证。实验结果表明: ELM 空间配准模型可以使光电经纬仪的测量精度从 17" 左右提高到 1" 以内, 与单项差修正模型、球谐函数修正模型相比精度提高 35% 以上。由此可见, 与单项差修正模型和球谐函数修正模型相比, 采用 ELM 算法所建立的光电经纬仪空间配准模型具有更高的精度和更强的泛化能力。

关键词: 极限学习机; 光电经纬仪; 空间配准; 误差修正

中图分类号: V556; TP183 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)12-3517-05

Application of extreme learning machine method in space registration to theodolite

Yang Hongtao^{1,2,3}, Gao Huibin¹, Zhang Shumei¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

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

3. Institute of Electrical and Electronic Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: In order to solve the space registration problems of multi-sensor in the photoelectric theodolite measurement, a space registration model based on the extreme learning machine (ELM) algorithm was proposed in this paper. Firstly, the ELM theory and the modeling steps of ELM space registration model were introduced. Then, the star measurement data was used to build ELM space registration model. Finally, the ELM space registration model was compared with single error correction model and spherical harmonics correction model. Experimental results indicate that ELM space registration method can improve the measuring precision of photoelectrical theodolite from about 17" to less than 1"; the accuracy of the ELM space registration model is improved by more than 35% than single error correction model and spherical harmonics correction model. The results indicate that compare with the single error correction model and spherical harmonics correction model, space registration model based on ELM algorithm has higher prediction accuracy and stronger generalization capability.

Key words: extreme learning machine; photoelectric theodolite; space registration; error correction

收稿日期: 2013-04-11; 修订日期: 2013-05-15

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划(2008AA0047)

作者简介: 杨宏韬(1982-), 男, 博士生, 主要从事光电测量与信息融合方面的研究。Email: hongtao_3110594@126.com

导师简介: 高慧斌(1963-), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事光电测量和精密跟踪控制技术的研究。Email: gaohuibin1@163.com

0 引言

为了使光电经纬仪在单个或多个成像系统失效时仍能可靠、精准的跟踪目标,多传感器数据融合理论被应用到了光电经纬仪中。由于长波红外、中波红外、可见光成像系统各自存在系统误差,直接对测量数据进行融合难以保证最终精度和发挥出多传感器融合的优势,因此在对测量数据进行融合前需要对各路成像系统进行空间配准。空间配准是指利用多传感器对空间共同目标的量测对各路系统偏差进行估计和补偿^[1]。国内外学者为了解决多传感器的空间配准问题进行了大量的研究,迄今为止,总结出了两种类型的解决方案:离线估计法和在线估计法。离线估计法主要以实时质量控制算法,最小二乘方法和最大似然方法为代表^[2-4]。在线估计法主要由基于扩展卡尔曼滤波(EKF)和 Unscented 卡尔曼滤波(UKF)等方法所组成^[5-6]。

系统偏差源于一个固定的偏差集合,是以上空间配准方法得以实施的基础,但是实际情况并非如此,影响系统偏差的因素有很多是无法确定的^[7]。基于以上问题文中提出了一种基于极限学习机(ELM)空间配准建模方法,对光电经纬仪测量数据与测量偏差的关系进行建模,建立了光电经纬仪空间配准模型,通过星体测量数据进行了模型验证,并与单项差修正模型和球谐函数修正模型进行对比。结果表明,采用 ELM 算法所建立的光电经纬仪空间配准模型,具有更高的精度和更强的泛化能力。

1 常用的模型修正方法

1.1 单项差修正模型

通过对实时和事后的数据分析得知,影响光电经纬仪测量精度的系统误差项主要包括:垂直轴倾斜误差、水平轴倾斜误差、照准差、定向差、零位差、垂直轴倾斜方向、主镜下沉量以及大气折光量^[8]。

系统误差对光电经纬仪测量精度的综合影响由公式(1)决定^[9]。

$$\Delta A = V \sin(A_H - A_M) \tan E_M + b \tan E_M + c (\sec E_M - 1) + g$$

$$\Delta E = V \cos(A_H - A_M) + h + d \cos E_M + \Delta p \quad (1)$$

式中: V 为垂直轴倾斜误差; b 为水平轴倾斜误差; c 为照准差; g 为定向差; h 为零位差; A_H 为垂直轴倾

斜方向; A_M 为被测目标的实测方位角; E_M 为被测目标的实测俯仰角; d 为主镜下沉量; Δp 为大气折光量。

$$\Delta p = 60.2 \times \frac{273 \times P_0}{T_0 \times 1013} \tan E_M, \text{ 气压 } P_0(\text{Pa}), \text{ 温度 } T_0(\text{K}).$$

以上这些参数具有明确的物理意义,可以描述经纬仪的主要配准误差。

1.2 球谐函数修正模型

球谐函数的系统误差修正模型中, A, E 表示光电经纬仪测量目标的方位及俯仰值,函数 f_A, f_B 表示方位和俯仰两个方向上的系统误差函数,一个带谱项取到4阶和相应各阶均只有一次的球谐函数模型由公式(2)、(3)表示。

$$f_A(A, E) = A_0 + A_1 \cos E + A_2 \cos A \sin E + A_3 \sin A \sin E + A_4 \cos^2 E + A_5 \cos A \sin E \cos E + A_6 \sin A \sin E \cos E + A_7 \cos^3 E + A_8 \cos A \sin E \cos^2 E + A_9 \sin A \sin E \cos^2 E + A_{10} \cos^4 E + A_{11} \cos A \sin E \cos^3 E + A_{12} \sin A \sin E \cos^3 E \quad (2)$$

$$f_B(A, E) = B_0 + B_1 \cos E + B_2 \cos A \sin E + B_3 \sin A \sin E + B_4 \cos^2 E + B_5 \cos A \sin E \cos E + B_6 \sin A \sin E \cos E + B_7 \cos^3 E + B_8 \cos A \sin E \cos^2 E + B_9 \sin A \sin E \cos^2 E + B_{10} \cos^4 E + B_{11} \cos A \sin E \cos^3 E + B_{12} \sin A \sin E \cos^3 E \quad (3)$$

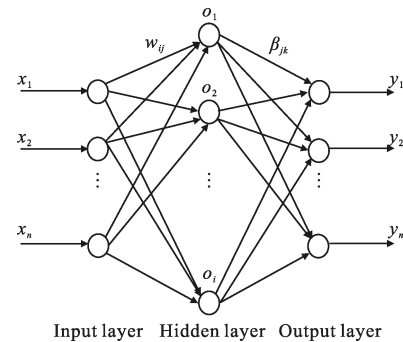
公式(2)、(3)中 A_i, B_i 为待求系数, $i=0, 1, 2, \dots, 12$ 。

针对以上两种配准误差修正模型可以分别使用最小二乘、最大似然等方法对各项误差及系数进行求解。

2 ELM 空间配准模型

2.1 ELM 算法概述

ELM 网络结构如图 1 所示,输入层有 n 个输入



Input layer Hidden layer Output layer

图 1 单隐层前馈神经网络结构

Fig.1 Structure of single hidden layer feedforward neural network

变量,隐含层有 l 个神经元,输出层有 m 个神经元,对应 m 个输出变量^[10]。设输入层与隐含层间的连接权值 w 为:

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ w_{l1} & w_{l2} & \cdots & w_{ln} \end{bmatrix}_{l \times n} \quad (4)$$

其中, w_{ji} 表示输入层第 i 个神经元与隐含层第 j 个神经元间的连接权值。

隐含层与输出层间的连接权值 β 为:

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \cdots & \beta_{1m} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \cdots & \beta_{2m} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \beta_{l1} & \beta_{l2} & \cdots & \beta_{lm} \end{bmatrix}_{l \times m} \quad (5)$$

其中, β_{jk} 表示隐含层第 j 个神经元与输出层第 k 个神经元间的连接权值。

隐含层神经元的阈值 b 为:

$$b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_l \end{bmatrix}_{l \times 1} \quad (6)$$

假设具有 Q 个样本的训练集输入矩阵 X 和输出矩阵 Y 分别为:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1Q} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nQ} \end{bmatrix}_{n \times Q}, Y = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1Q} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \cdots & y_{mQ} \end{bmatrix}_{m \times Q} \quad (7)$$

设隐含层神经元的激活函数为 $g(x)$, 则由图 1 可知, 网络的输出 T 为:

$$T = [t_1, t_2, \cdots, t_Q]_{m \times Q}$$

$$t_j = \begin{bmatrix} t_{1j} \\ t_{2j} \\ \vdots \\ t_{mj} \end{bmatrix}_{m \times 1} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^l \beta_{i1} g(w_i x_j + b_i) \\ \sum_{i=1}^l \beta_{i2} g(w_i x_j + b_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^l \beta_{im} g(w_i x_j + b_i) \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad (8)$$

其中, $j=1, 2, \dots, Q; w_i=[w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]; x_j=[x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]^T$, 则公式(8)可表示为:

$$H\beta = T' \quad (9)$$

式中: T' 为矩阵 T 的转置; H 称为神经网络的隐含层输出矩阵, 形式为:

$$H(w_1, w_2, \dots, w_l, b_1, b_2, \dots, b_l, x_1, x_2, \dots, x_Q)$$

$$\begin{bmatrix} g(w_1 x_1 + b_1) & g(w_2 x_1 + b_2) & \cdots & g(w_l x_1 + b_l) \\ g(w_1 x_2 + b_1) & g(w_2 x_2 + b_2) & \cdots & g(w_l x_2 + b_l) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ g(w_1 x_Q + b_1) & g(w_2 x_Q + b_2) & \cdots & g(w_l x_Q + b_l) \end{bmatrix}_{Q \times l} \quad (10)$$

输入层与隐含层间的连接权值 w 和隐含层神经元的阈值 b 在训练前随机选取, 且在训练过程中保持不变。 H 的广义 Moore-Penrose 逆矩阵 H^+ 求得的 β 可以满足零误差逼近。

$$\hat{\beta} = H^+ T \quad (11)$$

建立 ELM 算法建模步骤如下:

- (1) 随机产生神经网络的输入连接权值 w 和隐含层神经元的阈值 b ;
- (2) 计算隐含层输出矩阵 H ;
- (3) 通过输出矩阵的广义 Moore-Penrose 逆矩阵 H^+ 求输出连接权值 β 。

2.2 ELM 配准模型建立步骤

应用 ELM 方法建立光电经纬仪空间配准模型大体上可以分为以下几个步骤, 如图 2 所示。

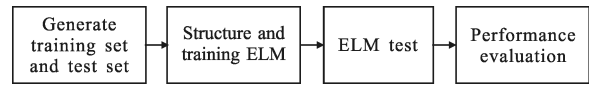


图 2 ELM 建模步骤
Fig.2 Steps of ELM model

- (1) 通过对全天区的一批恒星进行观测, 获得一系列恒星观测位置 A_M, E_M , 以及由恒星历表计算出的对应时刻的理论视位置 A_C, E_C , 从而计算出经纬仪在各个位置上的观测偏差 $\Delta A = A_M - A_C, \Delta E = E_M - E_C$ 。将一部分的经纬仪观测值和观测偏差作为训练集, 其余的作为测试集。

- (2) 构造 ELM 模型结构, 确定输入层的 2 个输入变量 (A_M, E_M), 根据训练样本数确定隐含层神经元个数, 确定 2 个输出变量 ($\Delta A, \Delta E$)。通过训练建立经纬仪观测位置 A_M, E_M 和观测偏差 $\Delta A, \Delta E$ 之间的非线性映射模型。

- (3) 将测试集数据输入到模型中, 计算出相应的观测偏差。并与真实的观测偏差进行对比, 对模型进行性能评价。

3 结果与分析

3.1 建模所采用的数据

应用某型号光电经纬仪对 36 颗恒星进行测量,

这些恒星的方位角均匀分布在 $0^{\circ}\sim 360^{\circ}$ 之间, 俯仰角分布在 $19^{\circ}\sim 61^{\circ}$ 之间。其中每颗恒星采集 10 帧数据。表 1 为 2006 年 11 月 18 日某型号光电经纬仪采集的部分恒星数据, 为了便于分析, 表中采用度($^{\circ}$)为单位。

表 1 恒星数据记录格式(单位: $^{\circ}$)

Tab.1 Recording format of star data(Unit: $^{\circ}$)

| SN | Theoretical value of azimuth | Measuring value of azimuth | Theoretical value of pith | Measuring value of pith | Error of azimuth | Error of elevation |
|----|------------------------------|----------------------------|---------------------------|-------------------------|------------------|--------------------|
| 1 | 0.571 744 | 0.575 982 | 19.457 61 | 19.452 61 | 0.0042 38 | -0.005 01 |
| 2 | 9.756 186 | 9.760 585 | 27.100 28 | 27.095 37 | 0.004 399 | -0.004 91 |
| 3 | 30.511 85 | 30.516 51 | 43.797 63 | 43.793 04 | 0.004 667 | -0.004 59 |
| 4 | 39.470 75 | 39.474 32 | 53.009 59 | 53.005 23 | 0.003 567 | -0.004 36 |
| 5 | 51.793 2 | 51.796 57 | 59.455 36 | 59.451 11 | 0.003 374 | -0.004 26 |

3.2 建立 ELM 配准模型

采用某型号光电经纬仪采集的恒星数据和误差数据, 根据上述方法构建 ELM 配准模型。由于经纬仪的测量值以秒为单位进行记录, 数据波动范围很大, 因此训练样本和验证样本需要准化至 $[-1, 1]$ 之间。选取经纬仪采集的 319 组恒星数据作为训练样本, 设定 ELM 配准模型的隐含层神经元个数为 36。

图 3 是 ELM 配准模型训练时输出的方位误差、俯仰误差与期望误差的差值, 其中方位误差与期望误差的均方根误差、平均绝对百分比误差、平均绝对

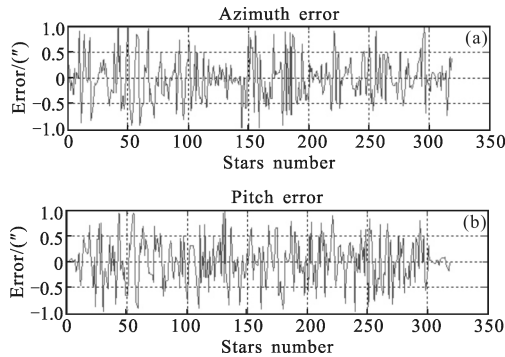


图 3 ELM 模型训练误差图

Fig.3 Training error map of ELM model

误差分别为 $0.418 7$ 、 $2.076 7\%$ 、 $0.325 2$ s; 俯仰误差与期望误差的均方根误差、平均绝对百分比误差、平均绝对误差分别为 $0.426 9$ 、 $1.706 0\%$ 、 $0.339 4$ s。这说明, 该 ELM 空间配准模型, 具有较高的精度, 在一定程度上建立经纬仪观测位置 A_M 、 E_M 和观测偏差 ΔA 、 ΔE 之间的非线性映射模型。

3.3 模型验证

为验证 ELM 配准模型的修正效果, 选用能够提供精确轨道数据的激光卫星, 用某型号光电经纬仪对其进行跟踪测量。图 4 是光电经纬仪对 Ajisai 卫星的原始测量误差与 ELM 空间配准后测量误差对比图。其测量误差就是用光电经纬仪的测量数据与精确轨道数据比对得到的。

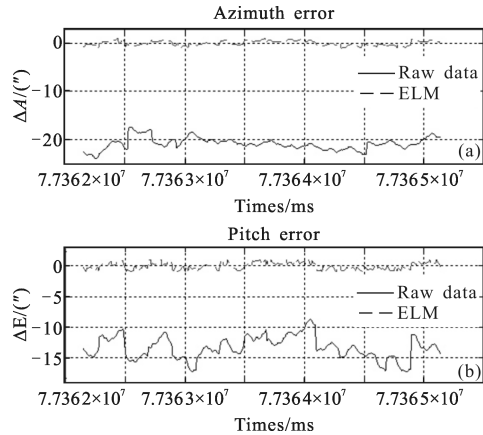


图 4 测量误差曲线

Fig.4 Measurement error curves

从图 4 中可以计算出方位的原始测量数据的平均绝对误差为 $20.821 1$ s, ELM 配准后的平均绝对误差为 $0.414 7$ s; 俯仰的原始测量数据的平均绝对误差为 $13.353 2$ s, ELM 配准后的平均绝对误差为 $0.477 4$ s, 修正效果大幅提高。使用单项差修正模型、球谐函数修正模型、ELM 空间配准模型, 连续对两颗激光卫星 Ajisai 和 Jason1 进行跟踪测量, 修正结果见表 2。

表 2 方位误差列表

Tab.2 Errors of azimuth

| Satellite name | Model | Maximum error/($^{\circ}$) | Minimum error/($^{\circ}$) | Root mean square error/(%) | Mean absolute error/($^{\circ}$) |
|----------------|-------------------------|------------------------------|------------------------------|----------------------------|------------------------------------|
| Jason1 | Single error correction | 1.855 8 | -1.850 0 | 0.803 2 | 0.642 7 |
| | Spherical harmonic | 1.709 4 | -0.174 5 | 0.747 1 | 0.633 3 |
| | ELM | 0.623 4 | -0.551 7 | 0.248 6 | 0.202 7 |
| Ajisai | Single error correction | 2.245 9 | -4.158 2 | 1.613 2 | 1.371 3 |
| | Spherical harmonic | 1.807 5 | -1.889 1 | 0.777 6 | 0.642 9 |
| | ELM | 0.992 6 | -0.984 9 | 0.480 8 | 0.412 0 |

为进一步验证 ELM 配准模型的修正效果,将光电经纬仪对激光卫星 Ajisai 和 Jason1 的测量数据中引入信噪比为 10 dB 的高斯白噪声,使用单项差修正模型、球谐函数修正模型、ELM 空间配准模型进行跟踪测量,修正结果见表 3。

表 3 引入噪声的方位误差列表

Tab.3 Azimuth errors with adding noise

| Satellite name | Model | Maximum error/(") | Minimum error/(") | Root mean square error/(%) | Mean absolute error/(") |
|----------------|-------------------------|-------------------|-------------------|----------------------------|-------------------------|
| Jason1 | Single error correction | 2.268 6 | -2.152 6 | 0.866 0 | 0.695 9 |
| | Spherical harmonic | 1.764 9 | -0.268 2 | 0.760 1 | 0.639 8 |
| | ELM | 0.691 0 | -0.567 6 | 0.252 7 | 0.205 4 |
| Ajisai | Single error correction | 3.032 3 | -4.461 4 | 1.674 5 | 1.415 5 |
| | Spherical harmonic | 1.900 6 | -2.224 5 | 0.797 6 | 0.651 3 |
| | ELM | 0.965 9 | -0.981 6 | 0.489 3 | 0.426 8 |

从表 2 可知,ELM 空间配准后的均方根误差是单项误差模型和球谐函数修正模型的 29%~61%,平均绝对误差是单项误差模型和球谐函数修正模型的 30%~64%,方位误差在 1 s 以内。

从表 3 可知,在引入高斯白噪声后,ELM 空间配准后的均方根误差是单项误差模型和球谐函数修正模型的 29%~61%,平均绝对误差是单项误差模型和球谐函数修正模型的 29%~65%。方位误差在 1 s 以内。由此可见,ELM 空间配准方法的精度比单项误差模型、球谐函数修正模型提高了 35%以上,该配准模型具有较高的精度和泛化能力,可以有效提高光电经纬仪的观测精度。

4 结 论

文中针对如何有效地解决光电经纬仪测量系统中多传感器的空间配准问题,提出了采用极限学习机(ELM)空间配准建模方法,对光电经纬仪的测量数据与测量误差之间的关系进行建模,给出了 ELM 空间配准模型的算法流程,并使用星体测量数据与单项差修正模型、球谐函数修正模型做了对比验证。实验结果表明:ELM 空间配准模型的精度比

单项误差模型、球谐函数修正模型提高了 35%以上,并可以使光电经纬仪的测量精度从配准前的 17"左右提高到 1"以内,表明该模型具有较高的精确度,为提高光电经纬仪的测量精度提供了一种新的方法和思路。

参考文献:

- [1] Song Wenbin. Research progress of spatial registration algorithms for sensor data [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2012, 31(8): 5-8. (in Chinese)
- [2] Wang Chen, Ma Caiwen, Liang Yanbing, et al. Self-stabilization target tracking technology based on mobile platform [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2010, 39(4): 644-648. (in Chinese)
- [3] Peng Chen, Chen Qian, Qian Weixian. Method of correcting the static error of infrared search and track system by using photoelectric theodolite [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(10): 2791-2794. (in Chinese)
- [4] Li Junhui, Yang Feng, Cheng Yongmei, et al. A real-time registration algorithm for multi-sensor[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2010, 23(5): 713-716. (in Chinese)
- [5] Zhou Jun, Dong Peng, Lu Xiaodong. Tracking algorithm for space-based infrared satellites in LEO based on Sigma-point Kalman filters [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(8): 2206-2210. (in Chinese)
- [6] Yang Feng, Pan Quan, Liang Yan, et al. Research on sampling strategies of UT transformation for space alignment of distributed multi-sensor information[J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18(3): 713-717. (in Chinese)
- [7] Karmiyel H, Hava T S. Sensor registration using neural network [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(1): 85-100.
- [8] Qi Lin, Shi Zelin, Su Wenbo. Spatial registration method for the composite guidance system of high resolution radar/IR imaging sensor [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(6): 1181-1186. (in Chinese)
- [9] Wang Tao, Tang Jie, Song Liwei. Correction of the measuring error of vehicular photoelectric theodolite [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(5): 1335-1338. (in Chinese)
- [10] Ding Xiaojian, Zhao Yinliang. A sequential minimal optimization method for optimization extreme learning machine [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2011, 45(6): 7-12. (in Chinese)