

基于改进极根学习机的回转窑煅烧带温度预测方法

孙伟, 聂婷, 杨海群

(中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 针对传统算法预测回转窑煅烧带温度存在精度低、速度慢的问题, 提出了基于改进极限学习机 (ELM) 的回转窑煅烧带温度预测方法; 对 ELM 输入权值矩阵定义了变换系数, 采用黄金分割法在给定区间内搜寻变换系数的最佳值, 改进了 ELM 网络参数的确定方式, 弥补了随机确定输入权值并且不作调整的缺陷, 在保证 ELM 训练速度的前提下提高预测精度、减小模型随机性; 实验结果表明, 改进的 ELM 预测精度高、训练速度快、模型性能优, 可满足工况恶劣的回转窑的生产需要。

关键词: 回转窑; 温度预测; 黄金分割; 极限学习机

Forecasting Method of Rotary Kiln Calcination Temperature Based on Improved ELM

Sun Wei, Nie Ting, Yang Haiqun

(School of Information and Electrical Engineering, CUMT, Xuzhou 221008, China)

Abstract: In view of problems of low test precision and slow training speed in rotary kiln calcination temperature forecasting model with traditional algorithm, we proposed a forecasting method of rotary kiln calcination temperature based on improved extreme learning machine (ELM). A variable of the input weights' transform coefficient of ELM was defined in the method, and golden section method was used to search the best value of the transform coefficient within a given range. The method improved the way to determine the network parameter of ELM, compensated the defects of input weights' random generation and no adjustment, on the premise of ELM's training speed, it increased forecasting accuracy and reduced the randomness of the model. Simulation result showed that the improved ELM model was superior to the original one, and had high accuracy of prediction and fast training speed, it can meet the need of rotary kiln in the bad working environments.

Keywords: rotary kiln; temperature forecasting; golden section; extreme learning machine

0 引言

回转窑煅烧是生产炭素阳极的首要工序, 调节窑内煅烧温度, 可以改变石油焦的物化性能, 使其达到铝用阳极的标准。煅烧温度直接决定煅后焦的质量, 实时准确地预测煅烧温度是节约能源、保证煅烧质量、节约能源的前提^[1]。回转窑煅烧过程机理复杂, 同时受热辐射、热传导和热对流的影响^[2]; 所处工况恶劣, 干扰因素多, 难以对煅烧温度建立准确机理模型。

神经网络的自学习、非线性逼近能力, 使其在建立回转窑煅烧温度预测模型上具有巨大的优势和潜力^[3]。王雷鸣^[4]提出了遗传算法优化 BP 神经网络的温度预测方法, 虽然提高了预测精度, 但网络参数调整复杂、训练时间长; 胡杰^[5]采用自适应遗传算法优化 RBF 神经网络, 并建立了温度预测模型, 同样存在训练时间长的问題。

极限学习机 (extreme learning machine, ELM)^[6]是一种具有 N 个隐含层神经元的单隐层前馈神经网络 (Single-hidden Layer Feed-forward Neural Networks, SLFNs), 学习速度快、泛化能力强, 可弥补一般神经网络预测温度存在训练时间长的缺陷, 但 ELM 随机确定隐含层参数 (输入权值和隐含层偏差值), 势必会降低预测精度、增大模型随机性。因此, 本文提出采用黄金分割法搜寻最优 ELM 输入权值矩阵, 建立回转窑煅烧

温度预测模型, 以提高预测精度^[7], 保证炭素阳极的品质。

1 改进的极限学习机算法

1.1 极限学习机 (ELM)

不同于 SLFN, ELM 仅通过随机选择隐含层参数、最小二乘法求输出权值, 即可获得网络模型。给定 N 个数据样本 (x_i, t_i) , 其中 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]^T \in \mathbf{R}^m$ 为输入, $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T \in \mathbf{R}^m$ 为输出, 则具有 L 个隐含层节点且激活函数为 $g(x)$ 的 SLFNs 的模型可用式 (1) 表示:

$$t_i = \sum_{j=1}^L \beta_j g(x_i) = \sum_{j=1}^L \beta_j g(a_j \cdot x_i + b_j); i = 1, \dots, N \quad (1)$$

式中, $a_j = [a_{j1}, a_{j2}, \dots, a_{jm}]^T \in \mathbf{R}^m$ 为连接第 j 个隐含层节点的输入权值; $\beta_j = [\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jm}]^T \in \mathbf{R}^m$ 为连接第 j 个隐含层节点的输出权值; b_j 为第 j 个隐含层节点的偏差值; $a_j \cdot x_i$ 表示 a_j 和 x_i 的内积。式 (1) 可被简写成:

$$H\beta = T \quad (2)$$

其中:

$$H(a_1, a_2, \dots, a_L, b_1, b_2, \dots, b_L, x_1, x_2, \dots, x_L) = \begin{bmatrix} g(a_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & g(a_L \cdot x_1 + b_L) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ g(a_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & g(a_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L} \quad (3)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m} \quad (4)$$

收稿日期: 2014-06-10; 修回日期: 2014-07-14;

作者简介: 孙伟 (1963-), 男, 江苏徐州人, 教授, 博士, 主要从事复杂工业装置、过程与系统的监测、优化和先进控制等方向的研究。

$$T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (5)$$

式 (3) 中, H 为隐含层输出矩阵。通常训练 ELM, 是希望找到最佳的 $\hat{a}_i, \hat{b}_i, \hat{\beta}_i (i = 1, 2, \dots, L)$ 使得式 (6) 成立:

$$H(\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_L, \hat{b}_1, \dots, \hat{b}_L)\hat{\beta} - T = \min_{\hat{a}_i, \hat{b}_i, \hat{\beta}} H(\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_L, \hat{b}_1, \dots, \hat{b}_L)\hat{\beta} - T \quad (6)$$

Huang^[8] 等人证明, 当激励函数无限可微时, 随机选择确定 a 和 b 后便无需调整。此时, 训练 ELM 模型转化为寻找最小二乘解 $\hat{\beta}$ 使得式 (6) 成立。输出权值 $\hat{\beta}$ 可通过求取输出矩阵的广义逆矩阵获得, 即:

$$\hat{\beta} = H^* T \quad (7)$$

式中, H^* 为 H 的广义逆矩阵, 可使用正交投影法、正交化法、迭代法和奇异值分解法等求取。

训练 ELM 网络过程中, 无需多次迭代求取隐含层参数, 学习速度明显优于传统的神经网络^[9]。但同时, 随机确定隐含层参数, 导致模型存在较大的随机性; 训练过程中不对其进行调整, 将无法获得最优参数, 影响模型性能, 降低预测精度。传统神经网络的特点与 ELM 恰好相反, 权值的不断调整, 虽然保证了模型的精度和稳定性, 但往往在调整参数上消耗过多时间, 降低预测的实时性。

对于回转窑煅烧系统, 同时保证温度预测的准确和快速极其重要。如何实现既调整优化 ELM 的参数, 又不影响模型训练的复杂度、保证训练速度, 成为关键。

1.2 改进算法

针对上述问题, 在建立温度预测模型之前, 采用黄金分割法搜寻最优输入权值矩阵。黄金分割 (0.618) 法, 即按照固定比例缩小取值区间, 以较低成本迅速获得最优方案。基本思想是, 在确定的区间内按照黄金分割比例选取两个试验点, 根据实验结果缩小取值范围、更新试验点取值, 并再次进行试验, 直至实验结果满足要求, 确定寻优结果^[10-11]。

采用黄金分割法优化 ELM 的算法步骤如下。

1) a) 定义 ELM 的输入权值矩阵 a 的变换系数 δ , 并确定初始取值范围 $[a_1, b_1]$, 根据 $x_1 = a_1 + 0.382(b_1 - a_1)$ 和 $y_1 = a_1 + 0.618(b_1 - a_1)$, 确定初始试验点 x_1, y_1 取值; 选择一元函数 $Q(x)$ 用来比较实验结果、缩小取值范围;

b) 当 $Q(x_n) - Q(y_n) \geq \Delta$ 时, 计算 $Q(x_n)$ 和 $Q(y_n)$ 的取值;

c) 比较 $Q(x_n)$ 和 $Q(y_n)$ 的大小:

若 $Q(x_n) > Q(y_n)$, 令 $a_{n+1} = a_n, b_{n+1} = y_n, x_{n+1} = a_{n+1} + 0.382(b_{n+1} - a_{n+1}), y_{n+1} = x_n$, 并重复步骤 b);

若 $Q(x_n) < Q(y_n)$, 令 $a_{n+1} = x_n, b_{n+1} = b_n, x_{n+1} = y_n, y_{n+1} = a_{n+1} + 0.618(b_{n+1} - a_{n+1})$, 并重复步骤 b);

若 $Q(x_n) = Q(y_n)$, 令 $a_{n+1} = x_n, b_{n+1} = y_n, x_{n+1} = a_{n+1} + 0.382(b_{n+1} - a_{n+1}), y_{n+1} = a_{n+1} + 0.618(b_{n+1} - a_{n+1})$, 并重复步骤 b);

d) 当 Δ 满足要求或 $Q(x_n) = Q(y_n)$ 时, 计算最优变换系数:

$$\delta = \frac{(x_n + y_n)}{2} \quad (8)$$

2) 计算网络的隐含层输出矩阵 H :

$$H = \begin{bmatrix} g(\delta a_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & g(\delta a_L \cdot x_1 + b_L) \\ ? & \dots & ? \\ g(\delta a_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & g(\delta a_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L} \quad (9)$$

3) 根据式 (7) 求取输出权值的最小二乘解。

2 建立预测模型及仿真分析

2.1 选取模型变量

回转窑煅烧过程中, 石油焦自窑冷端喂入并逐渐移向热端, 其释放的挥发分与热端喷入的重油发生热反应, 产生的热量随着回转窑的自转, 在窑内形成 3 个温度带: 预热带、煅烧带、冷却带^[12]。其中煅烧带最为关键, 石油焦在此区域完成缩聚反应, 其温度的高低直接影响煅后焦和阳极的质量, 一般控制在 1 250~1 380 °C。本文选取煅烧带温度作为模型预测变量。

众多影响煅烧带温度的因素中, 窑尾负压、石油焦给料量和主排风机转速最为重要。窑尾负压是保证回转窑正常生产的关键, 负压过大, 煅烧带温度降低、废气及窑尾温度升高; 负压过小, 煅烧火焰变短, 直接影响煅烧质量和产量。连续、均匀和稳定的给料量对回转窑煅烧热工的稳定极为重要, 给料量不均易导致煅烧带温度波动, 影响产品质量。主排风机转速主要用于改变二次风速、窑内温度分布, 控制窑尾温度^[13]。

2.2 数据预处理

选取窑尾负压、主排风机转速和石油焦给料量作为 ELM 的输入变量, 回转窑煅烧带温度为输出变量, 采集某铝业公司煅烧车间生产数据, 见表 1。

表 1 现场生产数据

序号	窑尾负压/Pa	主排风机转速/(r/min)	给料量/(t/h)	煅烧带温度/°C
1	-17	840	8.70	1251
2	-17	780	8.62	1 277
3	-15	720	8.56	1 279
4	-14	740	7.46	1 286
5	-14	760	8.03	1 309
6	-12	840	7.32	1 290
7	-12	780	8.01	1 322
8	-17	720	7.05	1 254
9	-15	740	7.74	1 255
10	-15	760	7.42	1 328
...

回转窑所处工况恶劣, 生产数据存在较大误差, 且变量单位不一致, 需要对数据进行标准化处理及筛选。首先对数据进行归一化:

$$x_n = \frac{2(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \quad (10)$$

归一化后的数据取值在 $[-1, 1]$ 内。相应的, 网络训练和预测温度结束后, 根据式 (11) 对数据进行反归一化。

$$x = 0.5(x_n + 1) * (x_{\max} - x_{\min}) + x_{\min} \quad (11)$$

筛选后的数据共有 300 组, 选取 200 组作为训练数据, 100 组为测试数据, 建立样本集。

2.3 建立煅烧带温度预测模型

采用改进的 ELM 建立回转窑煅烧带温度预测模型, 包括两部分: 采用黄金分割法对 ELM 的输入权值进行寻优和采用调整参数后的 ELM 建立预测模型并仿真。其中第一部分通过编写程序实现, 不占用模型预测温度的时间。

对于输入权值矩阵的变换系数 δ , 选择初始范围为 $[-1, 1]$, 一元单峰函数为 $Q(x) = x^2 - x + 2$, 通过迭代计算逐步缩小变换系数的取值范围, 迭代结果见表 2。

表 2 黄金分割法迭代结果

迭代次数 n	$[a_n, b_n]$	x_n	y_n	$Q(x_n)$	$Q(y_n)$
1	$[-1, 1]$	-0.236	0.236	2.292	1.820
2	$[-0.236, 1]$	0.236	0.528	1.820	1.751
3	$[0.236, 1]$	0.528	0.708	1.751	1.790
4	$[0.236, 0.708]$	0.416	0.528	1.757	1.751
5	$[0.416, 0.708]$	0.528	0.596	1.751	1.759
6	$[0.416, 0.596]$	0.485	0.527	1.750	1.750

由表 2, 得出 $\delta = \frac{(0.485 + 0.527)}{2} = 0.506$, 即黄金分割法优化后的输入权值矩阵的变换系数取为 0.506。

改进 ELM 算法的隐含层参数 (输入权值和隐含层节点) 随机确定; 变换系数 δ 已通过程序或计算得出。

为了获得最佳的隐含层节点个数, 选取 5 作为初始值、5 为步长, 逐步增加隐含层节点个数, 在隐含层节点数小于样本数的条件下训练网络。由于输入权值和隐含层偏差值的随机性导致训练结果也存在随机性, 为获得更准确的实验结果, 对标准 ELM 进行 10 次网络训练, 并对训练时间和精度取平均值, 结果见表 3。

表 3 标准 ELM 训练时间及模型精度

隐含层节点数	训练时间/s	训练精度/(%)	测试精度/(%)
5	0.00312	82.065	82.062
10	0.00312	82.482	82.511
15	0.00312	82.579	82.615
20	0.00156	82.195	82.223
25	0.00156	82.360	82.402
30	0.00624	82.953	82.023
35	0.00421	82.823	83.024
40	0.00312	82.666	82.924
45	0.00468	82.879	82.952
50	0.00312	82.878	82.979
55	0.00936	82.726	82.872
60	0.00936	83.385	82.048
65	0.00936	83.509	83.734
70	0.0078	83.245	83.479
75	0.01872	83.354	83.486
80	0.0156	83.283	83.445
85	0.01716	83.544	83.673
90	0.02184	83.91	84.077
95	0.02496	84.273	84.487
100	0.02652	83.599	83.867

由表 3, 当节点数为 65 时, 可获得较短的训练时间和较高的预测精度。确定隐含层节点数为 65。

最后, 选择训练时间、均方根误差 RMSE (root mean square error) 和决定系数 R^2 作为模型精确度的评价标准。其中, 决定系数取值在 $[0, 1]$ 内, 越接近 1, 模型的拟合度越高; RMSE 按式 (12) 计算:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (12)$$

式中, y_i 为实际值, \hat{y}_i 为预测值, n 为预测样本数量, w_i 为权重。

2.4 仿真分析

选取 65 个隐含层节点、“Sigmoid”函数作为激励函数、随机确定输入权值和隐含层节点偏差, 分别采用标准 ELM 和黄金分割法优化 δ 的 ELM 建立煅烧带温度预测模型。为了区分黄金分割法对变换系数的优化效果, 在 $[-1, 1]$ 区间内任意取常数, 作为标准 ELM 模型的输入权值矩阵的变换系数。Matlab 仿真得到的预测结果如图 1。

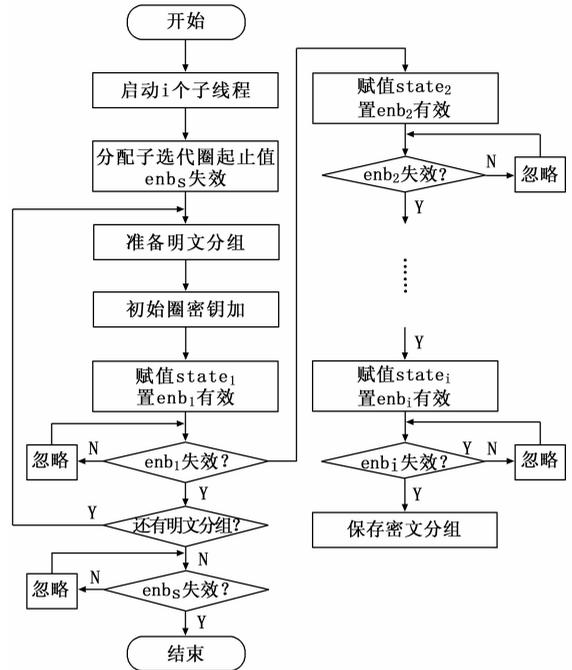


图 1 预测结果

变换系数 δ 取值不同的四种 ELM 温度预测模型在预测结果的快速性和准确性上均存在差异, 本文对不同方法的预测结果做训练速度、精确度和拟合度的对比分析, 见表 4。

表 4 训练速度和预测精度对比

算法	训练时间/s	训练精度/(%)	预测精度/(%)	决定系数
ELM	0.00945	83.589	83.734	0.91613
$\delta = 0.3$ 的 ELM	0.00993	85.621	85.829	0.9311
$\delta = 0.6$ 的 ELM	0.00624	84.342	84.576	0.92383
改进 ELM	0.00963	86.257	86.718	0.93555

由表 4, 通过给定变换系数取值或采用黄金分割法搜索变换系数的最佳值, ELM 的输入权值矩阵得到调整, 给定 δ 的 ELM 及黄金分割法搜寻最优 δ 的 ELM 建立的模型明显提高了对煅烧带温度的训练精度、预测精度和拟合度; 同时, 由于搜寻最优 δ 行为在训练网络之前单独完成, 建立预测模型时无需调整, 未增加 ELM 网络参数调整的复杂度, 因此四种方法预测温度的速度相当, 可以说改进 ELM 保留了标准 ELM 训练速度较快的优点。

回转窑煅烧带温度预测中, 采用黄金分割法优化输入权值矩阵的 ELM 性能优于标准 ELM, 可同时满足预测快速性和准确性的要求。

3 结束语

回转窑煅烧时，实时准确地预测煅烧带温度对稳定工况、提高煅烧质量，节约能源极为关键。针对回转窑煅烧机理复杂、干扰因素多、难以建立精确数学模型的问题，本文采用极限学习机 (ELM) 对煅烧带温度建立预测模型，并采用黄金分割法优化 ELM 的输入权值矩阵取值，调整网络参数，在保证训练速度的前提下提高模型的预测精度。仿真结果表明，改进的 ELM 算法具有预测精度高、训练速度快、模型性能优的特点，可满足工况恶劣的回转窑的生产需要。

参考文献:

[1] 朱世发, 许建华, 罗英涛, 等. 石油焦高温煅烧技术的探讨和实践 [J]. 轻金属, 2010 (3): 33-37.
 [2] 雷先明, 肖友刚. 物料与窑壁间歇接触对回转窑传热过程的强化效应 [J]. 中国工程科学, 2006, 8 (8): 39-44.
 [3] 王思明, 刘伟, 张国斌. 基于 LS-SVM 的陶瓷窑炉温度预测控制 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (6): 1364-1366.
 [4] 王雷鸣. 基于改进 BP 神经网络在氧化球团回转窑温度控制系统中研究 [D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2011.
 [5] 胡杰. 氧化铁红回转窑焙烧温度控制系统研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2011.

(上接第 144 页)

其中:

$$\begin{aligned}
 N &= \frac{a}{\sqrt{1 - e \cdot \sin^2 B}} \\
 N_0 &= \frac{a}{\sqrt{1 - e \cdot \sin^2 B_0}} \\
 D &= e \cdot (N_0 \sin B_0 - N \sin B) \\
 l &= L - L_0 \\
 a &= 6378137.00 \\
 e &= 0.00669437999013
 \end{aligned} \tag{7}$$

上列公式中机载瞄准系统大地坐标 (L, B, H) 为需要坐标变换的数据, 靶标中心点坐标 (L_0, B_0, H_0) 设为切面直角坐标系的原点; N 和 N_0 分别为过变换点和过切面坐标原点的地球卯酉圈曲率半径。

b) 根据解算出来的直角坐标系解算出飞机距靶心的距离 L_i :

$$L_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2} \tag{8}$$

(x_i, y_i, z_i) 为切平面直角坐标值。

2.4 偏心角解算模型

根据切平面直角坐标系转换出来的飞机距离、跟踪偏移靶标的距离算出偏移角度:

$$\theta_i = \arctan(r_i / L_i) \tag{9}$$

其中: r_i 为跟踪偏移量, L_i 为靶标中心距离机载瞄准系统的距离。

2.5 瞄准精度评估统计模型

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \theta_i^2}{n-1}} \tag{10}$$

对一种典型目标, 每次进入的跟踪精度 σ_j 为: 其中 n 为测量图像帧数, 即参与运算的统计点数。

3 实验结果与分析

根据上述测试方案对某机载瞄准系统的跟踪精度进行了评

估, 通过计算给出某日飞行试验跟踪精度的曲线如图 4 所示。

南大学, 2011.
 [6] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks [A]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks [C]. 2004, 2: 985-990.
 [7] 陈华, 章兢, 张小刚, 等. 一种基于 Parzen 窗估计的鲁棒 ELM 烧结温度检测方法 [J]. 自动化学报, 2012, 38 (5): 841-849.
 [8] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006 (70): 489-501.
 [9] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K, et al. Can threshold networks be trained directly [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: express briefs, 2006, 53 (3): 187-191.
 [10] 鲍荣, 何德峰, 郑凯华. 基于黄金分割法的阶梯式约束预测控制 [J]. 上海交通大学学报, 2012, 46 (12): 1940-1944.
 [11] 杨晓东, 李倩, 申长雨. 基于黄金分割法的聚合物熔体黏度模型数据拟合 [J]. 机械工程学报, 2014, 50 (2): 70-76.
 [12] 穆二军, 刘慧. 石油焦煅烧技术方案比较 [J]. 炭素技术, 2013, 32 (2): 13-18.
 [13] 孙玉珠. 基于 DSP 的回转窑控制系统的设计 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2009.

估, 通过计算给出某日飞行试验跟踪精度的曲线如图 4 所示。

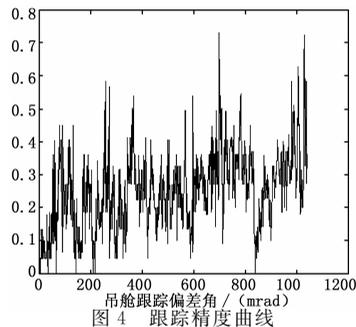


图 4 跟踪精度曲线

4 结束语

本文利用视觉处理及 DGPS 数据综合处理进行机载武器精度瞄准精度的评估, 在测量过程中充分考虑了图形畸变, 选择高精度的图像识别与测量算法, 减小中心坐标 (X, Y) 的检测误差, 可以达到高精度测量的要求。通过 10 多架次数据处理获得了满意的结果, 真实评估出机载瞄准系统的瞄准精度。该处理方法也可应用于其它类似的光电跟踪武

参考文献:

[1] 郭齐胜. 装备效能评估概论 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
 [2] Mahesh Chand. GDI+图形程序设计 [M]. 韩江译. 北京: 电子工业出版社, 2005.
 [3] 胡学刚, 吴永. 基于轮廓结构元素和阈值分割的形态学去噪 [J]. 计算机工程, 2009, 23 (12): 212-213.
 [4] 潘秀琴. 图像处理算法及其在运动目标的检测及跟踪中的研究 [D]. 北京: 北京理工大学, 2002.
 [5] 刘金根. 一种基于现场定标的光电图像畸变校正算法 [J]. 光子学报, 2004, 33 (6): 732-735.
 [6] 刘利生. 外弹道测量数据处理 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2002.
 [7] 黄飞, 王跃科, 明德祥, 等. 测试仪器现状以及对未来仪器的展望 [J]. 计算机测量与控制, 2008, 16 (1): 4-7.