

# 基于激光测距系统的滤波算法研究

王丹 赵鑫\* 邹永刚 马晓辉 李洋 王卫鹏

长春理工大学高功率半导体激光器国家重点实验室, 吉林 长春 130022

**摘要** 针对脉冲型半导体激光测距系统,提出了一种卡尔曼滤波与最小均方差滤波相结合的非线性滤波算法,对测距系统的回波信号进行滤波分析。结果表明,采用所提出的非线性滤波算法对实验数据进行处理,可将精度最高提高 2.1 m,同时使误差降低 65.63%。

**关键词** 激光光学; 激光测距; 精确度; 卡尔曼滤波; 最小均方差滤波

中图分类号 TN249 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP53.101402

## Research on Filtering Algorithm Based on Laser Ranging System

Wang Dan Zhao Xin Zou Yonggang Ma Xiaohui Li Yang Wang Weipeng

State Key Laboratory on High Power Semiconductor Lasers, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130022, China

**Abstract** A nonlinear filtering algorithm based on the combination of Kalman filtering and minimum mean square error filtering is proposed for the pulsed semiconductor laser ranging system, and the echo signal of ranging system is filtered and analyzed. The results show that the accuracy can be improved to 2.1 m, and the error reduces by 65.63% when using the proposed nonlinear filtering algorithm to deal with the experimental data.

**Key words** laser optics; laser ranging; accuracy; Kalman filtering; least mean square filtering

**OCIS codes** 140.5960; 070.2025; 140.2020; 070.4340

## 1 引言

脉冲型半导体激光测距技术具有测距精度高、测量速度快、重复频率高且输出效率高等优点,在现代军事及航空航天等领域具有非常广泛的应用前景<sup>[1-3]</sup>,测量数据的精度是分析激光测距系统性能的关键因素之一<sup>[4-6]</sup>,而对测量数据进行滤波可有效地提高测距系统的测量精度<sup>[7]</sup>。对于线性高斯模型,卡尔曼滤波被公认为最优滤波方法,对激光测距系统所输出的数据进行滤波属于非线性的工程应用问题,可以采用一阶泰勒级数展开对模型进行线性化,再结合卡尔曼滤波,这种方法被称为扩展卡尔曼滤波。但是无论扩展卡尔曼滤波还是无迹卡尔曼滤波,其精度都有提升空间<sup>[8-9]</sup>。

相关研究表明,最小均方差(LMS)算法是一种线性滤波算法,但对半导体激光测距系统等非线性问题仍然有效<sup>[10]</sup>。LMS算法是利用梯度估计值来代替梯度向量的一种快速搜索算法,具有计算量小、易实现的优点;其基本思想是通过调整滤波器的权值参数,使滤波器的输出信号与期望信号之间的均方误差最小<sup>[11]</sup>。但是当激光测距系统输出信号的信噪比很低时,此算法的滤波效果并不明显。

通过卡尔曼算法与LMS算法的研究和对比,本文提出了一种在半导体激光测距系统中的卡尔曼算法与LMS算法相结合的新的非线性滤波算法,并使用Matlab软件编写了相应的程序。该算法采用LMS滤

收稿日期: 2016-05-18; 收到修改稿日期: 2016-06-04; 网络出版日期: 2016-08-31

作者简介: 王丹(1991—),女,硕士研究生,主要从事半导体激光测距方面的研究。E-mail: wangdan6240@sina.cn

导师简介: 邹永刚(1982—),男,博士,副研究员,硕士生导师,主要从事光电子技术及应用方面的研究。

E-mail: zouyg@cust.edu.cn

\* 通信联系人。E-mail: zhaoxin@cust.edu.cn

波算法对测距系统的输出数据进行初始估计,此时的数据服从线性变化,再使用卡尔曼算法进一步滤波。这种新的算法原理简单,同时能够获得较高的估计精度。

## 2 LMS 与卡尔曼相结合的非线性滤波算法原理

定义  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{H}$  为状态变换矩阵,  $\mathbf{A}$  是作用在  $\mathbf{X}(n-1)$  上的  $N \times N$  状态变换矩阵,  $\mathbf{B}$  是作用在控制向量  $\mathbf{U}(n-1)$  上的  $N \times 1$  输入控制矩阵,  $\mathbf{H}$  是观测模型矩阵,将真实状态空间映射成观测空间。  $\mathbf{K}(n)$  称为卡尔曼增益或混合因数,作用是使后验估计误差协方差最小。  $\mathbf{Q}$  为过程噪声协方差矩阵,  $\mathbf{I}$  为  $N$  阶单位矩阵,  $Z(n)$  为观测变量即理想信号,这里取  $Z(n)$  的值为常数<sup>[12]</sup>。

滤波输入可表示为矢量信号

$$\mathbf{X}(n) = |x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)|^T. \quad (1)$$

滤波输出可表示为矢量

$$\mathbf{Y}(n) = \mathbf{W}^T(n) \mathbf{X}(n) = \sum_{i=1}^{N-1} \omega_i(n) x(n-i). \quad (2)$$

权系数矢量为

$$\mathbf{W}(n) = |\omega_0(n), \omega_1(n), \dots, \omega_{N-1}(n)|^T. \quad (3)$$

误差序列为

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{Y}(n) - \mathbf{X}(n). \quad (4)$$

$\mathbf{E}$  为求平均值符号,则误差序列的均方值为

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{E} |e^2(n)| = \mathbf{E} |[Z(n) - \mathbf{Y}(n)]^2|. \quad (5)$$

在变量右上角加'表示先验估计值,则时间更新方程为

$$\mathbf{X}'(n) = \mathbf{A}\mathbf{X}(n-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(n-1), \quad (6)$$

$$\mathbf{X}(n) = \mathbf{X}'(n) + \mathbf{K}(n) [Z(n) - \mathbf{H}\mathbf{X}'(n)]. \quad (7)$$

状态更新方程为

$$\mathbf{K}(n) = \mathbf{P}'(n) \mathbf{H}^T [\mathbf{H}\mathbf{P}(n) \mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1}. \quad (8)$$

估计误差协方差矩阵为

$$\mathbf{P}'(n) = \mathbf{A}\mathbf{P}(n-1) \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}, \quad (9)$$

$$\mathbf{P}(n) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(n) \mathbf{H}] \mathbf{P}'(n). \quad (10)$$

将(2)式代入(5)式可得

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{E} |d^2(n)| + \mathbf{W}^T(n) \mathbf{R} \mathbf{W}(n) - 2\mathbf{W}^T(n), \quad (11)$$

式中  $\mathbf{R} = |\mathbf{X}(n) \mathbf{X}^T(n)|$  为  $N \times N$  自相关矩阵,是输入信号采样值间的相关性矩阵;  $\mathbf{P} = |d(n) \mathbf{X}(n)|$  为  $N \times 1$  互相关矩阵,表示理想信号的  $Z(n)$  与输入信号矢量的相关性。

当均方差最小时,

$$\left. \frac{\partial \boldsymbol{\varepsilon}}{\partial \mathbf{W}(n)} \right|_{\omega(n) = \omega^*} = 0, \quad (12)$$

即

$$\mathbf{R} \mathbf{W}^* - \mathbf{P} = 0, \quad (13)$$

(13)式是一个线性方程组,如果矩阵  $\mathbf{R}$  是一个满秩矩阵,可得到权系数的最佳值满足

$$\mathbf{W}^* = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P}. \quad (14)$$

求出  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{P}$  即可得到  $\mathbf{W}$ ,而  $\mathbf{W}(n-1)$  矢量是  $\mathbf{W}(n)$  矢量按均方误差性能平面的复斜率大小调节相应的一个增量,即  $\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) - u \cdot (n)$ ,其中  $u$  是自适应步长,  $\cdot (n)$  为  $n$  次迭代的梯度,使用瞬时  $-2\mathbf{e}(n) \mathbf{X}(n)$  代替  $\cdot (n)$ ,则可得<sup>[13]</sup>

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + 2\mathbf{e}(n) \mathbf{X}(n). \quad (15)$$

由(6)式和(7)式可得

$$\mathbf{X}(n) = \mathbf{X}'(n) + \mathbf{K}(n) [Z(n) - \mathbf{H}\mathbf{X}'(n)] = |x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)|. \quad (16)$$

将(15)式代入  $\mathbf{R} = |\mathbf{X}(n)\mathbf{X}^T(n)|$  可得  $\mathbf{R} = |\mathbf{J}(n)\mathbf{J}(n)^T|$ ，即

$$\mathbf{X}(n) = \mathbf{J}(n) = \mathbf{X}'(n) + \mathbf{K}(n)\mathbf{Z}(n) - \mathbf{K}(n)\mathbf{H}\mathbf{X}'(n)。 \quad (17)$$

将(6)式代入(16)式可得

$$\mathbf{X}(n) = \mathbf{J}(n) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(n)\mathbf{H}] [\mathbf{A}\mathbf{X}(n-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(n-1)] + \mathbf{K}(n)\mathbf{Z}(n)。 \quad (18)$$

将(17)式代入(15)式可得

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + 2\mathbf{e}(n)\mathbf{J}(n)。 \quad (19)$$

通过上述分析可以得到  $n$  时刻的系统状态变量  $\mathbf{X}(n)$ 、 $(n-1)$  时刻的后验状态估计值  $\mathbf{X}(n-1)$  以及  $n$  时刻的后验状态估计值  $\mathbf{X}(n)$  之间的关系,同时得到了权重系数  $\mathbf{W}$  分别与  $\mathbf{X}(n)$  及  $\mathbf{X}(n-1)$  之间的关系。除此之外,根据(17)~(19)式,可以看出系统在进行自动预估和校正运算的同时还进行着权重系数矢量  $\mathbf{W}$  的迭代运算。

### 3 数据分析

基于自适应 LMS 的卡尔曼滤波算法是一种对数字信号去噪声从而提高数据精确度的方法,可用于半导体激光测距系统所测数据的去噪处理。实际工作中常用信号与噪声的比值,即信噪比(SNR)来描述噪声影响的程度,并定义信噪比  $S_{NR} = \text{信号功率}(S)/\text{噪声功率}(N)$ ,如果测距系统具有较高的信噪比,那么其最小可探测功率越小,最大测量量程就会越大。选取作用距离约为 220 m 的测距系统进行研究,距离数据的更新速率约为 5 kHz,当被测距离约为 220 m 时,测量距离达到了系统上限,回波信号由于光电噪声和背景噪声增强而减弱,此时系统接收模块拥有较低的信噪比,因此,对此时的回波信号进行滤波更具代表性。为了进一步提高数据的普适性,所截取的采样点要大于 1 kHz,即数据个数要大于  $2^{10}$ 。

由于采样点之间的偏差与时间相互独立,所以过程噪声协方差矩阵  $\mathbf{Q}$  可看成是高斯白噪声,状态变换矩阵  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{H}$  是状态变换过程中的调整系数,对于多模型系统,它们为矩阵,而测距系统在  $n$  时刻所测量的数据与  $(n-1)$  时刻是相同的,所以  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{H}$  均取常数 1。 $X$  的值会随着滤波过程而逐渐收敛,因此选取  $X$  的初值  $X(0)$  为 1。 $P$  的值一般不取 0,因为这样会使卡尔曼算法默认  $X(0)$  是系统的最优值,从而使算法不能收敛。

针对本文算法,设计了 Matlab 环境下的应用程序,分别对 50,100,200m 左右的测量结果进行了处理,执行结果如图 1、2 所示。

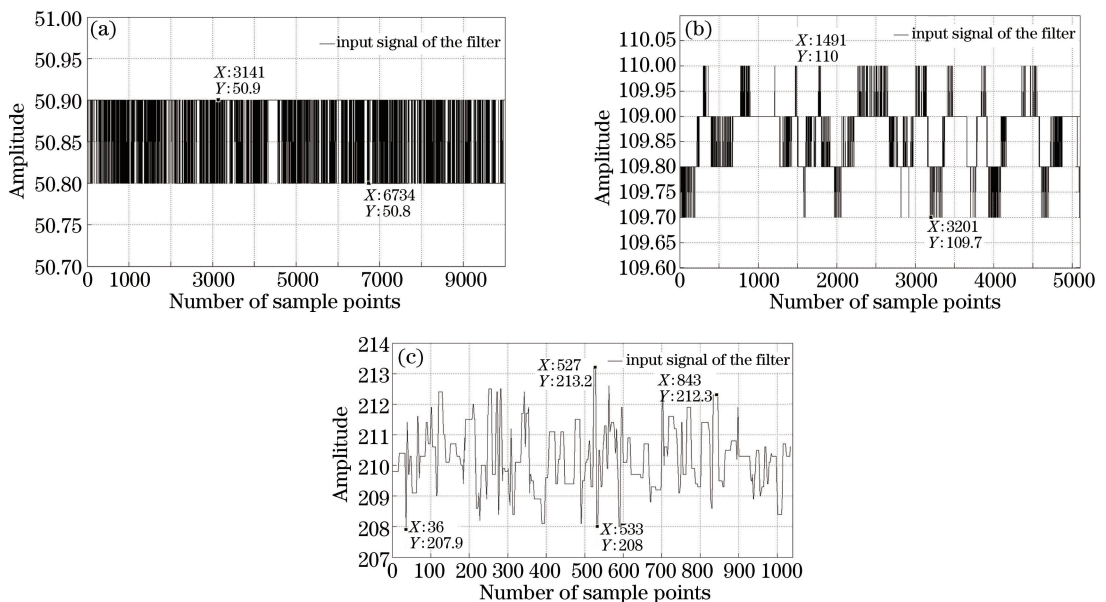


图 1 激光测距系统输出的测量数据。(a) 50.85 m;(b) 109.85 m;(c) 210 m

Fig. 1 Output measurement data of laser ranging system. (a) 50.85 m; (b) 109.85 m; (c) 210 m

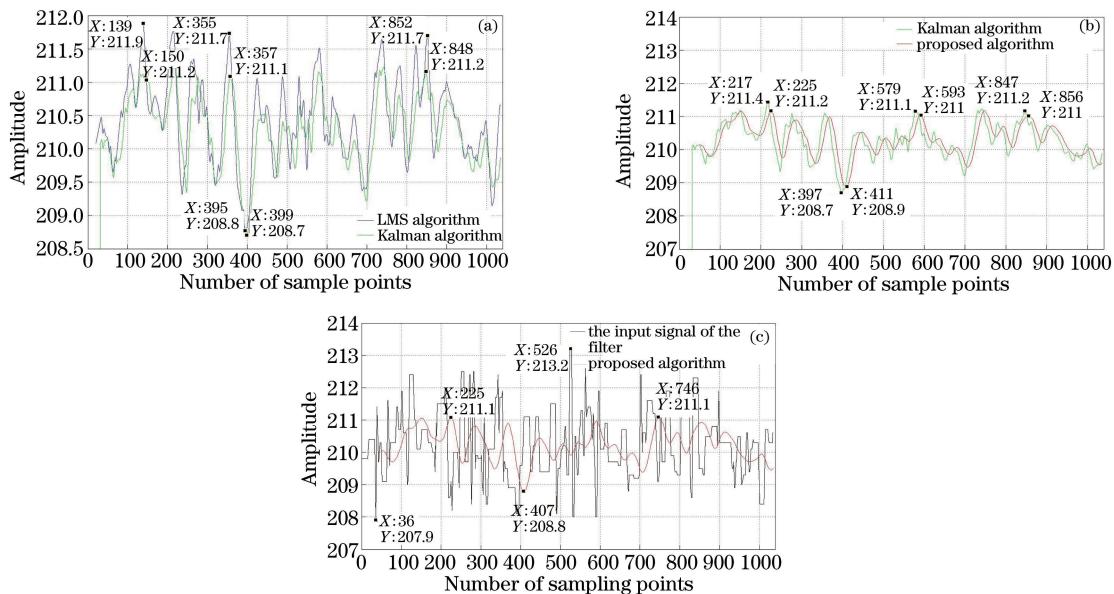


图2 (a) LMS算法与卡尔曼算法单次滤波效果对比;(b)卡尔曼算法与本文算法滤波效果对比;(c)本文算法最终滤波效果  
 Fig. 2 (a) Single filtering result comparison of LMS algorithm and Kalman algorithm; (b) filtering result comparison of Kalman algorithm and the proposed algorithm; (c) final filtering result of the proposed algorithm

## 4 分析与讨论

图1为滤波器的输入信号,数据跳变中心的估计值分别是50.85,109.85,210。图中数据的跳变幅值即为测距系统所探测的距离,单位是m。图1(a)是测量距离约为50m时随机截取的10000个采样点,它的最大值与最小值分别为50.9m和50.8m,误差值为 $\pm 0.05$ m。图1(b)是测量距离约为100m时随机截取的5800个采样点,它的最大值为110m,最小值为109.7m,误差值为 $\pm 0.15$ m。图1(c)是测量距离约为210m时的采样点,大约是1300个,它的最大值与最小值分别为213.2m和207.9m,误差约为 $-2\sim 3$ m。结果如表1所示。

表1 测量距离结果

Table 1 Measurement distance results

Jumping value /m	Distance range /m	Error value /m
50.85	50.9~50.8	$\pm 0.05$
109.85	110~190.7	$\pm 0.15$
210	207.9~213.2	$-2.1\sim 3.2$

由表1可知,当测量距离分别为50m和100m时,误差极小,此时的信噪比较高。因此,本文对210m时的测量数据进行详细滤波分析,此时数据质量较差,信噪比低,即取 $Z(n)=210$ m。图2(a)是将信号矢量分别输入卡尔曼滤波器与LMS滤波器进行单次滤波,从滤波效果来看卡尔曼算法更优,以210m的跳变中心为基准,误差为 $-1.3\sim 1.2$ m,LMS的滤波误差显然大于这个值,而经过卡尔曼算法滤波的数据比输入的原始值精度提高了 $0.7\sim 1.8$ m,误差降低了 $40.63\%\sim 42.85\%$ 。用滤波效果更佳的卡尔曼算法与本文算法的滤波效果进行比较,结果如图2(b)所示,本文算法跳变频率明显降低,与前者相比,精度提高了 $\pm 0.1$ m,而与输入的原始值比较如图2(c)所示,精度最高提高了2.1m,相应的误差降低了 $65.63\%$ 。对比结果如表2所示。

表2 滤波结果对比

Table 2 Comparison of filtering results

	Distance range /m	Error value /m	Error reduction percentage /%
Vector value of input	207.9~213.2	$-2.1\sim 3.2$	—
LMS filtering algorithm	208.8~211.9	$-1.2\sim 1.9$	40.63~42.85
Kalman filtering algorithm	208.7~211.2	$-1.3\sim 1.2$	38.09~62.5
Proposed algorithm	208.8~211.1	$-1.2\sim 1.1$	40.63~65.63

## 5 结 论

脉冲式半导体激光测距仪因其功能强大、操作简单、方便携带等诸多优点被广泛应用于多个领域,但在国内仍有待发展,因此,需要通过研究测距系统的各个细节,从而在测量距离和测量精度上进一步提高。提出了一种可有效提高测距系统精度并明显降低误差的滤波算法,该算法先采用 LMS 滤波算法对状态变量进行初估计,再通过卡尔曼滤波进行线性递推估计。通过对测距系统的距离数据进行计算机仿真实验,将本文算法分别与 LMS 以及卡尔曼算法单次滤波的结果进行比较,对比结果表明,本文算法不仅在估计精度上有所提高,而且在 Matlab 程序中也有可行性。基于以上特点,本文算法可以广泛应用于评价和计算脉冲型半导体激光测距系统等非线性离散模型的稳定性和精确值。所观测变量的值等于选定的跳变中心常数,未来的工作可以将该常数变为实时输入变量。

## 参 考 文 献

- 1 Zhu Jingping. Basis of optoelectronic technology (2 nd ed.) [M]. Beijing: Science Press, 2009: 85-91.  
朱京平. 光电子技术基础(2版)[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 85-91.
- 2 Guo Peiyuan, Fu Yang. Photoelectric detection technology and application (2 nd ed.) [M]. Beijing: Beihang University Press, 2011: 126-127.  
郭培源. 付 扬. 光电检测技术与应用(2版)[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011: 126-127.
- 3 Wang Yamin, Zhang Jingwen. Study of an reverse Fourier laser measurement system [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(2): 021202.  
王亚民, 张婧雯. 一种逆傅里叶激光测量系统的研究[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(2): 021202.
- 4 Kang Minqiang, Deng Ying, Wang Fang, *et al.* Discuss and design of picosecond laser pulse applied in long-distance ranging [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(10): 102203.  
康民强, 邓 颖, 王 方, 等. 皮秒脉冲激光远程测距应用探讨及系统初步设计[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(10): 102203.
- 5 Kou Tian, Wang Haiyan, Wang Fang, *et al.* Model of moving target trajectory detected based on airborne laser radar imaging [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(10): 101002.  
寇 添, 王海晏, 王 芳, 等. 基于机载激光雷达成像的动目标轨迹检测模型[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(10): 101002.
- 6 Wang Wei, Gu Guohua, He Weiji, *et al.* Extraction method of photon Doppler velocimetry signal based on meanshift algorithm [J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(11): 1108006.  
王 玮, 顾国华, 何伟基, 等. 基于 MeanShift 算法的光子多普勒测速信号提取方法研究[J]. 中国激光, 2014, 41(11): 1108006.
- 7 Xia Nan, Qiu Tianshuang, Li Jingchun, *et al.* A nonlinear filtering algorithm combining the Kalman filter and the particle filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(1): 148-152.  
夏 楠, 邱天爽, 李景春, 等. 一种卡尔曼滤波与粒子滤波相结合的非线性滤波算法[J]. 电子学报, 2013, 41(1): 148-152.
- 8 Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- 9 Scharcanski J, Oliveira A B, Cavalcanti P G, *et al.* A particle-filtering approach for vehicular tracking adaptive to occlusions [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(2): 381-389.
- 10 Ma Guangfu, Liu Yaqiu, Jiang Xueyuan. Nonlinear system identification using DWT/LMS orthogonalizing adaptive algorithms [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2004, 36(3): 302-306.  
马广富, 刘亚秋, 姜雪原. 基于 DWT/LMS 直交自适应算法的非线性系统辨识[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2004, 36(3): 302-306.
- 11 Hong Danfeng, Miao Jun, Su Jian, *et al.* An improved variable step-size convex combination of LMS adaptive filtering algorithm and its analysis [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(11): 2225-2230.  
洪丹枫, 苗 俊, 苏 健, 等. 一种变步长凸组合 LMS 自适应滤波算法改进及分析[J]. 电子学报, 2014, 42(11): 2225-2230.

- 12 Peng Dingcong. Pseudo-linear Kalman filter in passive target tracking[J]. Software Guide, 2009, 8(11): 32-34.  
彭丁聪. 卡尔曼滤波的基本原理及应用[J]. 软件导刊, 2009, 8(11): 32-34.
- 13 Li Ning. Convergence performance analysis and applications of the adaptive LMS algorithm [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2014: 23-27.  
李 宁. LMS自适应滤波算法的收敛性能研究与应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2014: 23-27.