

文章编号:1001-9014(2007)03-0217-05

基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合算法及其在可见光与红外线图像融合中的应用

刘盛鹏, 方勇

(上海大学通信与信息工程学院, 上海 200072)

摘要:针对多传感器图像融合这一图像处理领域中的研究热点问题,提出了一种基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合方法. 该融合方法首先利用 Contourlet 对输入图像进行多尺度、多方向稀疏分解,准确地捕获图像中的二维或高维奇异信息,然后在 Contourlet 域充分利用 IPCNN 的同步激发特性,进行基于 IPCNN 的融合策略设计,提高了融合效果. 仿真结果表明,该算法具有很好的融合效果.

关键词:图像融合; Contourlet 变换; 脉冲耦合神经网络; 红外线图像

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

INFRARED IMAGE FUSION ALGORITHM BASED ON CONTOURLET TRANSFORM AND IMPROVED PULSE COUPLED NEURAL NETWORK

LIU Sheng-Peng, FANG Yong

(School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: A fusion algorithm based on contourlet transform and improved pulse coupled neural network was proposed. By using the contourlet transform, the input images were firstly decomposed into a number of sub-images with various scale and directional features. Then, based on the IPCNN, a fusion rule in the contourlet domain was given. The fused coefficients could be generated by the IPCNN based fusion rule and the fused image was obtained by performing the inverse contourlet transform to the fused coefficients. The proposed algorithm was successfully applied for the visible image and infrared image fusion. The simulation results confirm the validity of the proposed method.

Key words: image fusion; Contourlet transform; IPCNN; infrared image

引言

多传感器图像融合是当前图像处理领域一个研究热点. 它将不同类型传感器获得的同一场景的多种信息特征,采用一定的融合算法有机结合起来,产生新图像的技术. 新图像与原图像相比,信息更全面、精确和稳定,新图像包含了原图像的冗余信息和互补信息. 因此,图像融合在军事领域和非军事领域如遥感图像、医学图像、机器视觉上得到了广泛的应用.

目前,通常图像融合分像素级融合、特征级融合和决策级融合 3 个层次. 本文主要研究像素级融合

方法. 对像素级图像融合而言,主要有对应像素的加权平均法、主分量分析法和多尺度融合法,其中以后者最优. 对于多尺度融合法而言,算法的有效性主要由多尺度分解方法和融合策略决定. 在多尺度分解方法方面,主要有高通滤波器组、拉普拉斯塔式法、梯度塔式法和小波多尺度法,其中以小波多尺度最为有效^[1]. 在融合策略方面,主要有平均法、最大值法和区域能量法等,其中以区域能量法为优. 文献[2]和[3]提出了一种基于脉冲耦合神经网络(PCNN)的融合算法. 该算法利用 PCNN 的同步激发特性来进行融合策略设计,具有较好的效果. LI W. 等^[4]在小波域利用 PCNN 进行融合策略设计,提出

收稿日期:2006-04-29,修回日期:2007-02-28

Received date: 2006-04-29, revised date: 2007-02-28

基金项目:国家自然科学基金(60472103),上海市优秀学科带头人基金(05XP14027),上海市重点学科项目(T0102)

作者简介:刘盛鹏(1979-),男(土家族),湖北利川人,博士研究生,主要从事图像处理、小波信号处理和盲信号处理等方面的研究工作.

了一种基于小波变换和 PCNN 的融合方法,在很大程度上提高了融合效果.然而,由于小波变换只能有效地表示一维奇异性即点奇异性,不能有效地描述图像中的二维或高维奇异性,如线、轮廓等重要信息,从而制约了小波多尺度融合法的性能.同时,由于 PCNN 模型对参数比较敏感,参数的恰当选取和调节十分困难,影响了算法的性能.

Contourlet 变换作为一种新的信号分析工具,解决了小波变换不能有效表示二维或更高维奇异性的缺点,能准确地将图像中的边缘捕获到不同尺度,不同频率的子带中.它不仅具有小波变换的多尺度特性,还具有小波变换不具有的方向性和各向异性,因此能很好地应用于图像处理中^[5].同时,在 PCNN 模型的基础上,人们提出了一些新型的 PCNN 模型,如单一连接的 PCNN 模型^[6]、简化 PCNN 模型^[7]等,和一些实现方法^[8],在一定程度上解决了网络调节困难的问题.

本文提出了一种基于 Contourlet 变换和新的改进型 PCNN (IPCNN) 模型的融合算法.算法利用 Contourlet 变换来进行多尺度分解,获取图像中的深度特征信息,同时,在 Contourlet 域中,利用 IPCNN 来进行融合策略设计,提高融合性能.同时,本文将该融合算法应用到可见光与红外线多传感器图像融合,取得了很好的融合效果.

1 基于 Contourlet 变换的图像分析

为了捕获图像中的二维或更高维奇异性, M. N. Do 和 Martin Vetterli 于 2002 年提出了 Contourlet 变换^[5].该变换是一种多尺度、各向异性的图像表示方法,能有效地表示图像中的轮廓信息,解决了由一维小波通过张量积形成的二维可分离小波变换只能很好地捕获一维信号点奇异性、不能很好地捕捉图像中线奇异性的不足,能更稀疏的表示图像中的轮廓特征.

Contourlet 变换将尺度分析和方向分析分步进行.首先,该变换对原始图像进行 LP (Laplacian Pyramid) 分解,生成一路低通子图像和一路带通子图像,其中,带通子图像是由原始图像和预测图像之差的图像.然后利用 DFB (Directional Filter Bank) 对生成的带通图像进行 d_i ($d_i = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, p$) 级方向分解,将频域分解成为 2^{d_i} 个楔型 (Wedge Shape) 子带.对前一次 LP 分解生成的低通采样信号可以进行进一步的 LP 分解,这个过程可以进行 p ($p = 1, 2, \dots, n$) 次迭代,并且每层中的方向

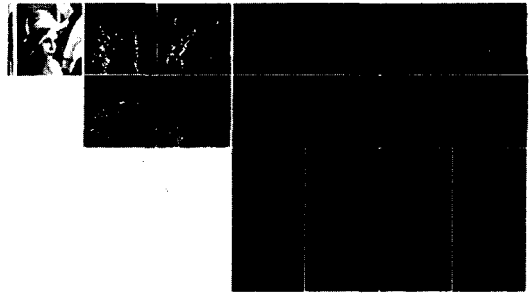


图1 Lena (512x512) 图像的 Contourlet 变换子图像
Fig.1 Decomposition results of the standard image Lena (512 x 512)

分解级数 2^{d_i} 可以不同.变换中,LP 变换对图像进行多尺度分解以“捕获”点奇异,接着由方向滤波器组将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数.因此,Contourlet 变换的最终结果是用类似于线段 (Contour Segment) 的基结构来逼近原图像.图 1 给出了 Lena (512 x 512) 图像的 Contourlet 变换子图像.

由此可见,Contourlet 变换提供了一种多分辨率、各向异性的图像表示方法,能有效地捕捉图像中的奇异信息,如曲线和轮廓等特征等.对图像融合技术而言,图像中的这些奇异信息的利用和保护程度将在很大程度决定融合方法的优劣.因此,本文充分利用 Contourlet 变换能有效地捕获图像奇异信息的特点,在 Contourlet 变换域进行图像融合,以提高融合效果.

2 基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合算法

虽然 PCNN 具有同步激发特性,十分适合于图像处理,特别是图像融合,但是,PCNN 模型对参数比较敏感,参数的恰当选取和调节十分困难.

本文采用一种新的 IPCNN 模型.该 IPCNN 具有良好的脉冲传播特性、参数可控性,参数设置相对方便、易于操作,非常适合于图像处理,具有明显的优势.图 2 给出了构成单个 IPCNN 神经元的基本模型.它由接收域、调制部分和脉冲产生 3 部分组成.其原理数学方程描述为:

$$F_{ij}[n] = \exp(-\alpha_f)F_{ij}[n-1] + I_{ij}, \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = \exp(-\alpha_L)L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{a,b} E_{ijab} Y_{ijab}[n-1], \quad (2)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]), \quad (3)$$

$$\theta_{ij}[n] = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n-1], \quad (4)$$

$$Y_{ij}[n] = 1 \text{ if } U_{ij}[n] \geq \theta_{ij}[n], \text{ or } 0 \text{ otherwise}, \quad (5)$$

式中 F_{ij} 是第 ij 个神经元的反馈输入量, I_{ij} 为外部刺

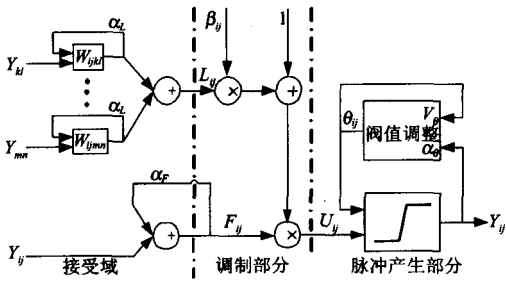


图 2 单个 IPCNN 神经元的基本模型
Fig.2 The basic model of the single IPCNN neuron

激励输入, L_{ij} 为连接输入量, β 为连接系数, M_{ijkl} 和 W_{ijmn} 为突触联接权, α_L 和 α_F 为时间常数, U_{ij} 为内部活动量, θ_{ij} 为动态门限, V_θ 和 α_θ 分别表示阈值的幅度系数与时间常数, Y_{ij} 为第 ij 个神经元的输出. 接受域接受来自周围神经元的反馈输入与外部的输入, 产生两个通道的分量: 反馈输入量 F_{ij} 和连接输入量 L_{ij} , 分别称为 F 通道分量和 L 通道分量, 并且 F 通道的脉冲响应函数随时间的变化比 L 通道慢. 这两个量在调制部分进行调制, 生成内部活动量 U_{ij} . U_{ij} 输入到脉冲产生部分产生神经元的脉冲输出值 Y_{ij} . 在脉冲产生部分, 当 U_{ij} 大于 θ_{ij} 时, 神经元被激活, 输出一个脉冲, 同时, 神经元的阈值就通过反馈迅速得到提高. 当神经元的阈值 θ_{ij} 超过 U_{ij} 时, 脉冲产生器就被关掉, 神经元被灭火, 停止发放脉冲. 接着, 阈值就开始呈指数规律下降, 当阈值 θ_{ij} 再次低于 U_{ij} 时, 脉冲产生器再次打开, 神经元就被点火, 即处于激活状态, 输出一个脉冲或脉冲序列.

IPCNN 用于图像处理时, 通常每个象素点对应一个 IPCNN 神经元, 这些神经元按一定方式连接, 就得到一个单层二维 IPCNN 网络. 把一幅图像输入网络时, 归一化的象素灰度值作为外界刺激信号, 激励网络中的每个神经元. 外部刺激即像素亮度的强度越强, 对应神经元的点火频率就越高. 当某一个象素对应的神经元发生脉冲, 由于各神经元之间的耦合链接, 导致邻域内与它邻近的神经元在这一时刻的内部活动量变大, 如果大于阈值, 则发生点火, 输出脉冲, 产生的脉冲序列 $Y(n)$ 构成一个二值图像序列, 该序列包含有图像的区域、边缘、纹理等信息, 为后续进一步的处理提供了重要信息.

据前面的分析有, Contourlet 变换能有效地捕捉图像中的奇异信息, 而 IPCNN 在图像融合时能很好地保护输入图像中的细节信息. 于是, 本文提出了一种基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的图像融合算法. 该算法首先利用 Contourlet 变换对输入图像进行多

尺度、多方向分解, 分解成一系列含有不同特征和细节的子带. 然后利用 IPCNN 来设计融合规则, 生成融合系数, 最后再对生成融合系数进行 Contourlet 反变换, 从而生成融合图像. 如图 3 所示. 由于本文主要讨论图像融合算法, 因此, 假定输入图像组 I_1, I_2, \dots, I_n 均为精确配准后的图像. 本文融合方法为:

1. 对输入图像组 I_1, I_2, \dots, I_n 进行 Contourlet 变换, 每幅图像 I_i 分解为一幅低频子图像和一系列具有不同分辨率的高频子图像. 高频子图像的个数由 Contourlet 变换的 LP 分解级数和每级中的方向分解数决定.
2. 对相同位置的所有子图像中的每个像素运用基于 IPCNN 的融合规则挑选融合系数, 得到所有 Contourlet 域的融合子图像.
3. 对所有 Contourlet 域的融合子图像进行 Contourlet 反变换, 生成融合图像 I_F .

3 基于 IPCNN 的融合策略设计

在图像融合中, 融合策略的设计和选取直接关系到图像融合效果的好坏. 因此, 融合策略的设计和选取是一个至关重要的问题, 至今还没有一个完美的解决方法. 于是, 本文根据 IPCNN 具有近似灰度的像素对应神经元受连接域的作用而同步激活的特性, 提出一种基于 IPCNN 的融合策略实现图像融合.

基于 IPCNN 模型的融合策略是根据若干次迭代后神经元产生脉冲的频数决定融合系数的选取. 在 IPCNN 模型的基础上, 若干个 IPCNN 神经元相互连接成 IPCNN 网络, 图像中每个象素点对应一个神

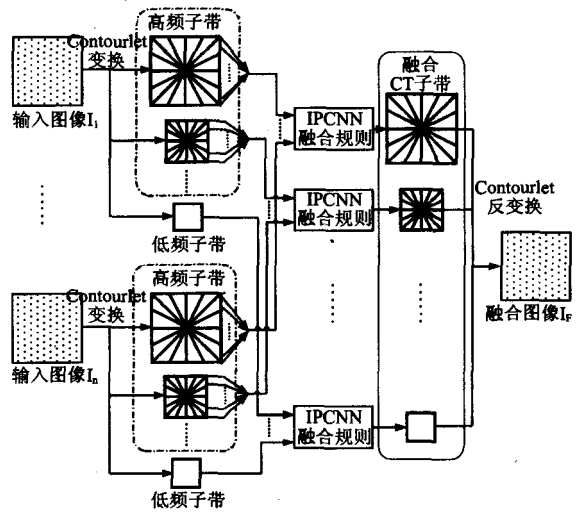


图 3 本文融合算法框图
Fig.3 The diagram of the proposed fusion algorithm

经元,每个待融合源图像分别输入该网络,进行相同次数的迭代后,依据每个神经元产生脉冲的频数,选取频数最大的那个输入图像中对应像素点值.下面就以各幅图像经 Contourlet 变换后相应的第 (k,l) 个子图像 $I_1^{(k,l)}, I_2^{(k,l)}, \dots, I_n^{(k,l)}$ 为例,进一步阐述本文的融合策略.

1. 初始化. 将 IPCNN 网络中 $L_{ij}[0], U_{ij}[0]$ 和 $Y_{ij}[0]$ 初始化为0, $\theta_{ij}[0]$ 初始化为1. 设定 $\alpha_L, V_L, W, \beta, \alpha_\theta, V_\theta$ 和迭代次数 $Niter$.

2. 将 $I_1^{(k,l)}$ 作为输入图像.

3. 归一化. 将输入图像归一化到 $[0, 1, 1]$ 之间.

4. 将归一化的图像输入到 IPCNN 网络,经过 $Niter$ 次迭代后,记录下每个像素点对应的产生脉冲次数,得到一个脉冲次数矩阵 $MI_1^{(k,l)}$.

5. 重复步骤2和3,依次将其他图像 $I_2^{(k,l)}, \dots, I_n^{(k,l)}$ 输入上面的网络,得到每幅图像对应的脉冲产生次数的矩阵 $MI_2^{(k,l)}, \dots, MI_n^{(k,l)}$.

6. 根据上面得到的 $MI_1^{(k,l)}, MI_2^{(k,l)}, \dots, MI_n^{(k,l)}$ 采用如下规则选取融合系数:

$$I_F^{(k,l)}(i,j) = I_m^{(k,l)}(i,j),$$

其中

$$m = \arg \max_h \{ MI_1^{(k,l)}(i,j), \dots, MI_{h-1}^{(k,l)}(i,j), MI_h^{(k,l)}(i,j), MI_{h+1}^{(k,l)}(i,j), \dots, MI_n^{(k,l)}(i,j) \}.$$

4 仿真结果及评价

为了验证本文提出的基于 Contourlet 变换和 IPCNN 融合算法的有效性,本文对一组可见光和红外线图像进行仿真实验. 在仿真实验中,本文对3种方法的仿真结果进行了比较:基于 Wavelet 变换和 IPCNN 的融合算法(算法1)、基于 Contourlet 变换和区域能量的融合算法^[9](算法2)和本文提出的基于 Contourlet 变换和 IPCNN 融合算法.

4.1 评价指标

评价指标的选取对衡量融合算法的有效性至关重要. 为了很好地衡量本文方法的有效性,本文不仅采用基于人眼视觉效果的主观评价指标,除了采用一些经典的、有效客观评价指标,它们为相关系数、互信息、标准差、熵. 同时,还采用了基于通用指数的评价标准(UIBM).

UIBM 是一种基于结构相似性尺度的新图像融合质量评价标准. 此标准反映了待融合图像传递给融合图像显著特征信息的多少, Y. Chen 将它用来衡量融合算法的优劣^[10]. UIBM 定义为

$$UI = \frac{1}{|W|} \sum (\lambda(w) SSIM(I_1, f|w) + (1 - \lambda(w)) SSIM(I_2, f|w)), \quad (6)$$

其中, W 是所有窗口的集合,而 $SSIM(I_1, f|w)$ 和 $SSIM(I_2, f|w)$ 为待融合图像与融合图像之间在窗口 w 内的结构相似性尺度,而 $SSIM(x, y)$ 定义为

$$SSIM(x, y) = \frac{\delta_{xy}}{\delta_x \delta_y} \cdot \frac{2\mu_x \mu_y}{\mu_x^2 + \mu_y^2} \cdot \frac{2\delta_x \delta_y}{\delta_x^2 + \delta_y^2}, \quad (7)$$

此处, μ_x, δ_x^2 和 δ_{xy} 分别表示信号 x 的均值、方差和 x 与 y 的协方差.

4.2 仿真结果及分析

本文对美国军部直升机拍摄到的某道路的可见光和热红外线图像进行仿真试验,仿真结果如图4和表1所示.

图4(a)、图4(b)分别为该道路的可见光图像和热红外图像. 采用3种方法对这两幅图像进行融合. 图4(c)为基于 Wavelet 变换和 IPCNN 融合算法的融合结果,图4(d)为基于 Contourlet 变换和区域能量融合算法的融合结果,而本文提出的基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合算法的融合结果如图4(e)所示. 可见,本文算法更好地融合可见光和热红外线图像各自的信息,生成的融合图像在图像细节表现能力方面明显高于其它两种算法,图像更加清晰,视觉效果更好.

表1给出了3种融合算法的客观评价指标. 从表1可知,本文方法的各项指标均高于其它两种方法,表明本文方法优于其它两种方法. 而在算法运行时间方面,3种算法处理时间分别为18.59秒、23.14秒和27.79秒(具体数值与处理机的配置有关),本文方法相对于前两种方法耗时略有增加. 原因在于 Contourlet 稀疏分解后的子图像较小波变换增多,

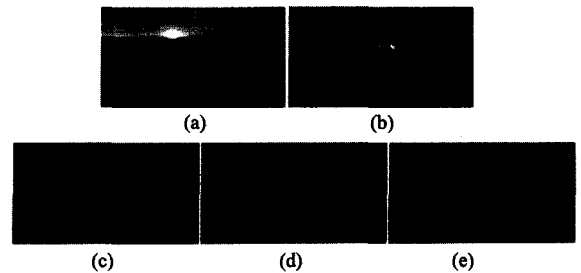


图4 三种算法在道路图像融合中的效果比较 (a)可见光图像(b)热红外图像(c)算法1融合结果(d)算法2融合结果(e)本算法融合结果

Fig. 4 Results comparison of three algorithms

(a) visible image (b) infrared image (c) result of the first algorithm (d) result of the second algorithm (e) result of the proposed algorithms

同时每一个子图像均需要 10 次 IPCNN 网路迭代融合处理。

因此,无论是从视觉效果方面,还是从客观评价方面,本文提出的融合算法显著优于其他两种融合算法,具有更好的融合效果。

表 1 3 种算法在道路图像融合中的效果客观评价表
Table 1 Performance index of the three fusion algorithms

	相关系数	互信息	标准差	熵	UIBM
算法 1	1.0946	1.9287	24.7657	4.2579	1.3801
算法 2	1.3158	1.9266	38.0195	4.7765	1.4351
本文算法	1.3726	1.9577	41.7557	4.9252	1.4596

4 结论

在研究 Contourlet 变换和 IPCNN 的基础上,提出了一种基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合方法.该方法利用 Contourlet 变换来进行多尺度分解,获取图像中的深度特征信息,同时充分利用 IPCNN 同步激发特性,来进行融合策略设计,以提高图像融合质量.经过对可见光与红外线多传感器图像的融合,仿真结果表明本文优于其他融合算法,具有很好的融合效果。

REFERENCES

- [1] DENG Lei, CHEN Yun-Hao, LI Jing. Controllable remote sensing image fusion method based on wavelet transform [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (邓磊, 陈云浩, 李京. 一种基于小波变换的可调节遥感影像融合方法. *红外与毫米波学报*). 2005, 24(01): 34—38.
- [2] Broussard R P, Rogers S K, Oxley M E, et al. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural network [J]. *IEEE Neural Networks*, 1999, 10(3): 554—563.
- [3] XU Bao-chang, CHEN Zhe. A multisensor image fusion algorithm based on PCNN [C], In Proc. of the Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation, Hangzhou, China, 2004: 3679—3682.
- [4] LI Wei, ZHU Xue-feng. A new image fusion algorithm based on wavelet packet analysis and PCNN [C], In Proc. of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, China, 2005: 5297—5301.
- [5] Do M, Vetterli M. The Contourlet Transform: An efficient directional multiresolution image representation [J], *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 14(12): 2091—2106.
- [6] GU Xiao-Dong, ZHANG Li-Ming, YU Dao-Hen. General design approach to unit-linking PCNN for image processing [C], In Proc. of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Montreal, Canada, 2005: 1836—1841.
- [7] BI Ying-Wei, QIU Tian-Shuang. An Adaptive Image Segmentation Method Based on a Simplified PCNN [J]. *ACTA ELECTRONICA SINICA* (毕英伟, 邱天爽. 一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法. *电子学报*), 2005, 33(4): 647—650.
- [8] FANG Yong, QI Fei-Hu, PEI Bing-Zhen. PCNN implementation and applications in image processing [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (方勇, 戚飞虎, 裴炳镇. 一种新的 PCNN 实现方法及其在图像处理中的应用. *红外与毫米波学报*). 2005, 24(4): 291—295.
- [9] LIU Sheng-peng, WANG Min, FANG Yong. A Contourlet Transform based Fusion Algorithm for Nighttime Driving Image [C], In Proceedings of the 3rd International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Lecture Notes on Computer Science, 2006: 491—500.
- [10] YI Chen, Blum R S. Experimental Tests of Image Fusion for Night Vision [C], In Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion, Philadelphia, USA, 2005: 491—498.
- [7] ZHANG Li, CHEN Yu-Wei, HU Yi-Hua. A high performance time interval measurement instrument and its application in laser imaging [J]. *Infrared Technology* (张立, 陈育伟, 胡以华. 高性能时间间隔测量装置及其在激光成像中的应用. *红外技术*), 2004, 26(3): 71—74.
- [8] Acam-messelectronic gmbh. Am Hasenbiel 27-D-76297, Stutensee-Blankenloch-Germany [EB/OL]. http://www.acam.de/Documents/English/DB GP1_e.pdf, 2001-2-12.

(上接 216 页)

时间间隔测量综述, *激光与红外*), 2001, 31(3): 136—139.

- [6] HU Yi-Hua, WEI Qing-Nong, LIU Jian-Guo, et al. Using A/D converter to improve precision of time interval measurement in pulse laser range finder [J]. *Laser Technology* (胡以华, 魏庆农, 刘建国等. 采用模数转换技术提高脉冲激光测距的测时精度. *激光技术*), 1997, 21(3): 189—192.