一种新的基于 PCNN的自适应强去噪方法

刘远民 秦世引

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘 要: 为了实现椒盐噪声的有效去除和图像细节及纹理的有效保留,提出了一种新的基于 PCNN (Pulse Coupled Neural Network)的自适应滤波方法 ADEN (Adapative Denosing method for Extreme Noise) -PCNN. 该方法引入了像素受污染状态的甄别机制,只对被污染的像素进行降噪处理,保证了去噪的同时不损坏图像信息,实现了图像的细节和纹理的有效保留; 为了确保图像质量,在面向图像降噪的 PCNN 神经网络阵列结构中引入了自组织机制,可以自动地估计噪声的强度信息并进行 PCNN 网络中神经元连接方式的自组织转换,此外引入了自适应机制,根据噪声强度的估计信息,自动进行滤波次数的优选,增强自适应能力. 实验结果表明所提方法较常规方法和其他同类方法在去噪效果、保留图像细节方面展现出明显的优势.

关 键 词: 图像去噪; 噪声检测; 脉冲耦合神经网络 (PCNN); 自适应滤波

中图分类号: TP 391. 41

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965 (2009) 01-0108-05

Novel adaptive denoising method for extreme noise based on PCNN

Liu Yuanmin Qin Shiyin

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: To implement the removal of salt and pepper noise effectively and the conservation of image details and textures, a novel adaptive denoising method for extreme noise based-on pulse coupled neural network (ADEN-PCNN) was proposed. A kind of detection mechanism was applied to discriminate whether a given pixel was corrupted or not, and only the corrupted pixels must be denoised so that the original image information could not be damaged and the details as well as the textures of the images clould be conserved effectively. To improve the image quality, the self-organization mechanism was introduced into PCNN array framework, thus the neighboring connection modes of neurons in the PCNN could switch automatically. Furthermore, an adaptive mechanism was used to automatically select the optimal filtering times based on the estimated noise intensity to enhance adaptability of algortihm. Experiment results indicate that this method presented is more preponderant than the conventional methods and other congeneric methods in removing noise and conserving image details.

Key words: image denoising; noise detection; pulse coupled neural network (PCNN); adaptive filtering

椒盐噪声作为一种典型的随机噪声,存在于大多数图像中,它的存在不仅影响图像的质量,而且严重影响后续图像的处理. 传统的中值滤波及其变种尽管能比较好地滤除椒盐噪声,但由于没有对噪声进行检测,不管该像素是否被污染都进行处理,导致了未污染像素降噪后反而被污染,使图像细节信息和纹理特征受损,造成图像模糊.

PCNN (Pulse Coupled Neural Network) 是根据猫的大脑视觉皮层上的同步脉冲发放现象提出来的[1-2],作为第 3代人工神经网络,目前已经广泛地运用于图像处理的各个领域[3],如图像分割[4]、目标检测[5]、图像融合[6]、图像识别[7]、图像去噪[8-9]等领域. 文献 [8]提出的 PCNN 去噪方法,由于它的去噪策略是基于一般情况下的考虑,

收稿日期: 2008-02-29

作者简介: 刘远民 (1972 -),男,湖南新化人,博士生, liu_yuan_min@163. com.

每个神经元连接方式只采用了单一的 3×3的子邻域的连接方式,同时该方法只进行一次滤波,因此该方法只能用于高信噪比图像的去除,对低信噪比图像效果很差. 文献[9]的方法虽然对高强度的椒盐噪声也能去除,但需要进行人机交互来选择子窗口的大小和中值滤波的次数,有赖于观察者对图像质量的主观评判,没有考虑到噪声的统计特性,不但处理速度难以提高,而且由于主观因素的作用,也会影响降噪效果. 本文针对文献[8-9]中降噪方法的弊端,提出了一种新的强降噪方法,本方法既充分考虑了受椒盐噪声污染图像的特点,又考虑了噪声强度的统计信息,旨在去除噪声的同时,能够保留图像细节和纹理信息,实验结果表明了本方法的有效性.

1　PCNN神经元模型

一个 PCNN由 3部分组成:接受部分,调制部分,脉冲发生器,其模型见图 1. 该简化模型的数学形式可用以下 4个方程来描述:

$$F_{ij}(k) = e^{-\alpha_F \Delta t} F_{ij}(k-1) + S_{ij} + V_F \sum M_{ijkl} Y_{kl}(k-1) \quad (1)$$

$$U_{ij}(k) = F_{ij}(k)(1+\beta L_{ij}(k)) \quad (2)$$

$$\theta_{ij}(k) = e^{-\alpha_\theta \Delta t}\theta_{ij}(k-1) + V_\theta Y_{ij}(k-1) \quad (3)$$

$$Y_{ij}(k) = \mathrm{step}(U_{ij}(k) - \theta_{ij}(k)) = \begin{cases} 1 & U_{ij} > \theta_{ij} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

其中,下标 ij为 (i, j)神经元; F_{ij}为馈送输入信号; S_{ij}为受到的外部刺激信号; M_{ijkl}为 (k, l)神经元向 (i, j)神经元的输出权值; L_{ij}为链接输入信号,该信号来自邻域内其它神经元; U_{ij}为内部信号; θ_{ij}为动态阈值(dynamic threshold); Y_{ij}为输出信号; k为第 k时刻; β为连接强度; Δt为采样周期. V_F, V_θ为幅度常数; α_F, α_θ为衰减系数.

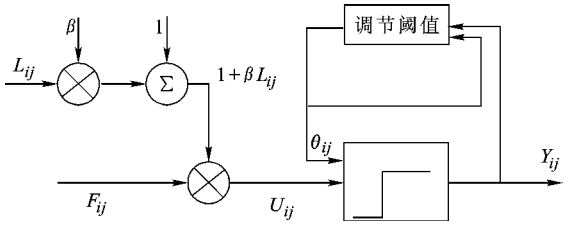

图 1　单 PCNN的基本模型

PCNN是由若干个神经元构成的网络系统,为了深入地理解其动态响应过程和运行机理,有必要对其分析. 为了分析方便,暂讨论两个神经元的情况. 假定这两个神经元 (i, j), (u, v)为零初始态, $\theta_{ij}(0) = \theta_{uv}(0)$为一个较大的值,它们受到的外部激励即图像灰度的作用,其值分别为 x_{ij}, x_{uv} (不妨设 $\theta_{ij}(0) > x_{ij} > x_{uv}$). 显然, $k = 0$时这两个神经元都没点火,由式(3)知,阈值逐渐衰减,当 $\theta_{ij}(k) = \theta_{ij}(0)\exp(-\alpha_\theta k\Delta t) < x_{ij}$,神经元 (i, j)输出 1,发生点火. 这使神经元 (u, v)的 $L_{uv}(k+1)$不再为 0,在 $(k+1)$时刻神经元 (u, v)的 $U_{uv} = x_{uv}(1+\beta L_{uv}(k+1)) > \theta_{uv}$,使神经元 (u, v)提前点火. 此时神经元 (u, v)的点火是由神经元 (i, j)引起,故称捕获点火. 易知 β越大,则越容易捕获到相应的神经元.

当一个神经元处于一个由多个神经元构成的集团中时,那么由于集团中每个神经元都收到集团内其他神经元送来的链接信号,这时就会产生密集的同步脉冲串发放[10],这里不再详述. 由上面的分析可知, PCNN神经元具有点火捕获特性,能将邻域内灰度值相差较少的点捕获到,保证了在去噪的同时,很好地实现图像细节的保护.

2　基于 PCNN的强去噪策略和算法

2.1　基于 PCNN的图像去噪策略

本文所采用的 PCNN网络为一单层二维的局部连接网络,神经元的个数与输入图像的像素点相同并形成一一对应关系,每个神经元的连接方式相同,都与周围邻近神经元相连,神经元的输出状态只有两种:点火或不点火. 图 2所示是神经元 N_{ij}与周围 3×3邻域神经元的连接示意图,图中 F表示各神经元的输入,即各像素点的灰度, W为联结权值,其取值见式(5),链接输入信号 L_{ij}见式(6). 本文根据噪声强度的不同还采用了 7×7邻域的神经元连接方式,其连接方式与图 2类似.

$$W_{pq} = \begin{cases} 0 & \text{神经元 } (p, q) \text{ 不点火} \\ V_{pq} & \text{神经元 } (p, q) \text{ 点火} \end{cases} \quad (5)$$

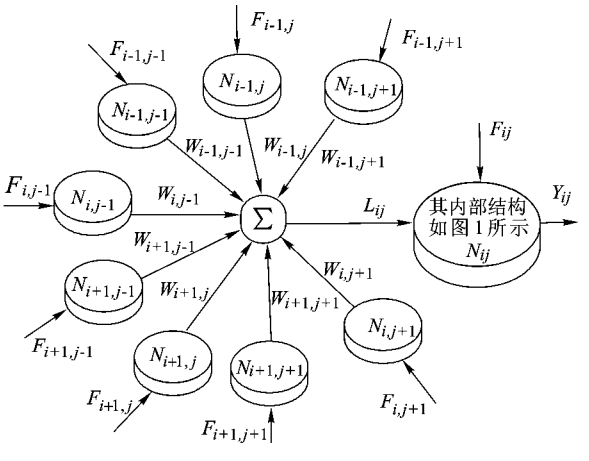

图 2　3×3邻域的连接示意图

$$L_{ij}=\left(\sum_{p=i-1}^{i+1}\sum_{q=j-1}^{j+1}W_{pq}Y_{pq}-W_{ij}Y_{ij}\right) \tag{6}$$

其中,V_{pq}为(p, q)像素点的灰度值;Y_{pq}为神经元(p, q)的输出,点火时$Y_{pq}=1$,否则为0.

一般情况下,被噪声污染像素点的灰度值与周围像素点的灰度值有较大差别.因此,被污染像素点相对应的神经元输出响应和其周围相邻像素点对应的神经元输出响应是不同的,据此可以判定该点是否被污染.具体地说,当某个神经元点火而大多数邻近的神经元不点火,说明对应像素点已经被噪声污染,其灰度值应该比实际值高;当某个神经元不点火而大多数邻近的神经元点火,说明对应像素点同样被污染了,它对应的灰度值比实际值低;其他情况下,说明该像素点没有被污染[8].通过这种噪声检测机制可有效地防止未被污染的像素点被处理,同时能将邻域内灰度值相差较少的点也捕获到,保证了图像的细节和纹理特征的有效保留,防止了未污染像素点因去噪而损伤.这是一种基于一般情况下的去噪策略,其对信噪比要求较高,所以其适应性很有限,对于低信噪比的图像无能为力.为了能够有效地处理低信噪比的图像,本文在PCNN神经网络阵列结构中引入了自组织机制和自适应机制,根据图像污染的等级选用不同的去噪策略,因此污染情况的准确估计是图像噪声有效去除的基础.对8位的灰度图像而言,椒盐噪声只可能出现在灰度值为0或255的像素点,如果单纯地对这些像素点进行统计,那么图像中本来值为0或255的像素点也可能作为噪声加以统计.为了减少误断,采用了一个以被考察的像素点(i, j)为中心的7×7的子窗口$W_{7\times7}$,如果被考察的像素点(i, j)灰度值是0或255,但窗口中又没有一个像素点的灰度值在0到255之间,则认为该像素点未被污染,否则作为噪声加以统计,将图像中的所有被认为污染的点的个数加起来后,再除以整个图像的像素点数,作为噪声强度的一个估计,大量仿真实验表明它的绝对误差在0.003以内,说明了本方法是准确可靠的.为了有效去除噪声,提高图像的质量,可根据噪声强度的估计信息,自动进行PCNN网络中神经元连接方式的自组织转换和滤波次数的优选.

PCNN网络中神经元连接方式的自组织转换遵循如下规则:当噪声强度小于0.5时,每个神经元的连接采用3×3的子邻域方式;当噪声强度大于等于0.5时采用7×7的子邻域连接方式.滤波次数的优选见式(7),它根据噪声强度的不同分为6个等级,每个等级选用不同的滤波次数:

$$l=\begin{cases}1 & 0<\text{噪声强度}\le0.2\\ 4 & 0.2<\text{噪声强度}\le0.3\\ 6 & 0.3<\text{噪声强度}\le0.4\\ 8 & 0.4<\text{噪声强度}\le0.5\\ 10 & 0.5<\text{噪声强度}\le0.6\\ 12 & \text{噪声强度}>0.6\end{cases} \tag{7}$$

2.2 基于PCNN的图像强去噪算法流程

根据前述去噪策略,本文提出了一种自适应强去噪算法ADEN (Adapative Denosing method for Extreme Noise)-PCNN,结合灰度图像中椒盐噪声和PCNN神经网络模型特点,设各神经元的初始阈值$\theta,\beta,\alpha_\theta$等均相同.现将算法ADEN-PCNN的主要步骤陈述如下.

步骤1 边界处理

边界对称延拓,使其变为$m+6$行,$n+6$列的图像,m,n分别为原图像的行数、列数.

步骤2 噪声强度统计

初始化污染点的个数sum=0;对每个像素点(i, j),如果$x(i, j)=255$或0,且存在$x(p, q)\in(0, 255)$,其中$(p, q)\in W_{7\times7}$,则$x(i, j)$被污染了,sum++;噪声强度=sum/$(m\times n)$;据式(7)确定l,由前述的PCNN网络中神经元连接方式的自组织转换规则选择相应的连接方式.

步骤3 PCNN初始化

初始化$\beta=0.001$,遍历次数$N=5$,$\alpha_\theta=0.01$,$V_\theta=0$,$\Delta t=1$,$M_{ijkl}=0$,建立PCNN神经元输出状态表,令每个神经元初始输出态处于熄火状态.

步骤4 污染点检测与处理

for $t=1$ to 2

If $t=1$ then $\theta=255$

If $t=2$ then $\theta=1$

for $p=1$ to N

1) 据式(2)和式(5)算出U_{ij}.

2) 据式(3)调节阈值θ.

3) 由式(4)确定对应神经元是否点火,若点火就在对应的神经元输出状态表中置位,并计算它的点火是否导致了邻域内其他神经元点火.

4) 污染点检测:若一个神经元点火且在其邻域内,有一半以上的邻近神经元不点火或它不点火但在其邻域内有一半以上的邻近神经元点火,都认为该神经元对应的像素点被污染.

5) 污染点处理:污染像素点的灰度值取其邻域内没污染点的灰度的中值.

End for

End for

其中t为循环变量.

步骤 5　程序终止判定

判断滤波是否完成,若没完成则转步骤 4,否则结束并输出去噪后图像.

3　仿真结果与比较分析

基于上面的算法对多幅加了椒盐噪声的图像进行了降噪处理,图 3是 256 ×256的 8位的原始灰度图像,给该原始图像分别加上强度为 0. 4, 0. 5, 0. 6, 0. 7的椒盐噪声,图像的峰值信噪比 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)分别为 9. 12, 8. 19, 7. 40, 6. 7 dB,其相应的图像及处理图像见图 4.

图 3　原始图像

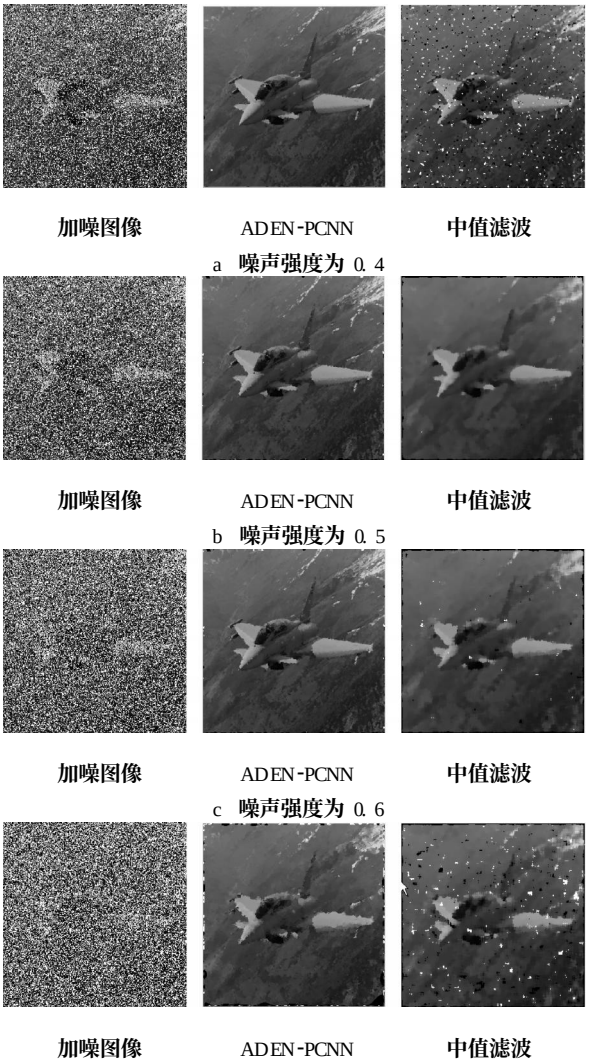

图 4　仿真处理结果定性比较

从图 4中可以看出,处理后图像视觉效果明显有了改善,图像的细节保持较好,图像质量得到了显著提高. 为了保证比较的合理性,中值滤波窗口的大小与 PCNN网络中每个神经元连接邻域的大小是相同的,如当噪声预估强度是 0. 6时,中值滤波的窗口也跟 PCNN一样选用 7 ×7的. 中值滤波的处理效果见图 4,由于文章篇幅的限制均值滤波效果图略. 由图 4可知,本方法对飞机的细节保持较好,噪声去除最干净,而中值滤波方法处理后图像变得模糊. 客观标准的比较结果见表 1,根据表中的 PSNR指标可看出本文所提方法去噪效果较理想,图像质量改善较显著. 所以,本文所提的方法较常规方法在去噪方面具有明显的优势.

本文提出的方法与文献[9]中的相比一个显著不同点是做到了自适应:能够根据噪声强度自动地进行 PCNN滤波次数的优选和改变神经元的连接方式,减少了主观因素的影响,防止了 PCNN滤波的次数过多导致低噪声的图像因平滑而模糊和高噪声图像由于滤波次数过少而导致噪声不能得到有效去除,使图像中出现大量的白块或黑块的现象.

表 1　仿真处理结果定量比较

噪声强度	噪声图像 PSNR /dB	处理后 PSNR /dB		
		ADEN-PCNN	中值滤波	均值滤波
0. 1	15. 17	38. 26	30. 46	23. 08
0. 2	12. 11	35. 35	28. 09	20. 23
0. 3	10. 38	32. 79	22. 82	18. 03
0. 4	9. 12	30. 15	18. 79	16. 55
0. 5	8. 19	27. 88	26. 28	14. 57
0. 6	7. 40	25. 28	24. 31	13. 17
0. 7	6. 70	23. 36	17. 33	11. 43

4　结　论

基于 PCNN的自适应强去噪算法 ADEN-PCNN能够在保留图像细节的同时,提高图像的质量,改善图像的视觉效果. PCNN具有的点火捕捉能力,使得邻域内灰度值相差较少的点也能点火,保证了图像去噪的同时,能够很好地保留细节,不会使图像模糊. 此外利用了噪声强度的统计信息,实现了 PCNN网络中神经元连接方式的自组织转换和自适应滤波,减少了主观因素对去噪效果的影响,使得本文提出的强去噪方法适应性强,去噪效果好.

参考文献 (References)

[1] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of re-

sults from cat cortex [J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293 - 307

[2] John J L, Ritter D. Observation of periodic waves in a pulse - coupled neural network [J]. Opt Lett, 1993, 18(15): 1253 - 1255

[3] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 480 - 498

[4] Liu X, Wang D L. Range image segmentation using a relaxation oscillator networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 564 - 573

[5] 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 Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 554 - 563

[6] 余瑞星,朱冰,张科. 基于 PCNN的图像融合新方法 [J]. 光电工程, 2008, 35(1): 126 - 130
Yu Ruixing, Zhu Bing, Zhang Ke. New image fusion algorithm based on PCNN [J]. Opto-Electronic Engineering, 2008, 35(1): 126 - 130 (in Chinese)

[7] Kinser J M. Foveation by a pulse-coupled neural network [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 621 - 625

[8] 顾晓东,郭仕德,余道衡. 一种基于 PCNN的图像去噪新方法 [J]. 电子与信息学报, 2002, 24(10): 1304 - 1309
Gu Xiaodong, Guo Shide, Yu Daoheng. A new approach for noise reducing of image based on PCNN [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2002, 24(10): 1304 - 1309 (in Chinese)

[9] 张军英,卢志军,石林,等. 基于脉冲偶合神经网络的椒盐噪声图像滤波 [J]. 中国科学 E辑, 2004, 34(8): 882 - 894
Zhang Junying, Lu Zhijun, Shi Lin, et al. Filtering images contaminated with salt and pepper noise with pulse-coupled neural networks [J]. Science in China E, 2004, 34(8): 882 - 894 (in Chinese)

[10] 杨行峻,郑君里. 人工神经网络与盲信号处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003: 14 - 18
Yang Xingjun, Zheng Junli. Artificial neural network and blind signal processing [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003: 14 - 18 (in Chinese)

(责任编辑:刘登敏)

(上接第 64页)

采用超音频直流脉冲 TIG焊,熔池在 1 s要受到上万次脉动的等离子流力作用,使熔池受到电弧超声波振动和强烈的机械搅拌作用[6]. 对于 1Cr18Ni9Ti奥氏体不锈钢焊缝熔池,初生的 δ铁素体枝晶受到电弧超声波振动、搅拌作用,部分正在生长的枝晶被打碎,相当于使形核率增加,即增加了结晶中心,改变了结晶形态,使得在焊缝中心出现了更多的奥氏体等轴晶,并使粗大树枝晶所占区域变得很窄,实现了细化晶粒、改善接头机械性能的目的.

4 结 论

1) 研制开发出新型 IGBT拓扑结构超音频脉冲 TIG焊电源,结合 DSP控制技术,可实现基值电流、峰值电流、脉冲电流频率和占空比相互独立调节的超音频脉冲电流输出;

2) 所研制的超音频脉冲 TIG焊电源最高脉冲电流频率 30 kHz,输出的脉冲上升、下降沿的电流变化率 $di/dt \geq 50\ A/\mu s$;

3) 超音频脉冲 TIG焊工艺具有超声波振动作用,可细化晶粒,弧焊适用性好.

参考文献 (References)

[1] 姜焕中. 电弧焊及电渣焊 [M]. 北京:机械工业出版社, 1988: 165 - 168
Jiang Huanzhong. Electric arc welding & electroslag welding [M]. Beijing: China Machine Press, 1988: 165 - 168 (in Chinese)

[2] 赵家瑞,司树恒. 模拟型晶体三极管焊接电源的研制 [J]. 天津大学学报, 1981(4): 71 - 82
Zhao Jiarui, Si Shuheng. The research and manufacture of a new transistor welding power source [J]. Journal of Tianjin University, 1981(4): 71 - 82 (in Chinese)

[3] Jin Onuki, Yoshisa Anazawa, Masayasu Nihei, et al. Development of a new high-frequency, high-peak current power source for high constricted arc formation [J]. Jpn J Appl Phys, 2002(41): 5821 - 5826

[4] 赵家瑞,李义丹. 高频脉冲 TIG焊的电弧控制及高频效应 [J]. 天津大学学报, 1989(3): 25 - 32
Zhao Jiarui, Li Yidan. Control over arc of pulsed high frequency tig welding and high frequency effect [J]. Journal of Tianjin University, 1989(3): 25 - 32 (in Chinese)

[5] 齐铂金,许海鹰,黄松涛. 超音频方波直流脉冲弧焊电源装置:中国, 200710120831.2 [P]. 2007 - 08 - 27
Qi Bojin, Xu Haiying, Huang Songtao. Ultra-sonic pulse TIG welding power source: Chinese, 200710120831.2 [P]. 2007 - 08 - 27 (in Chinese)

[6] 雅文萃. 高强铝合金高频脉冲钨极氦弧焊的研究 [J]. 焊接学报, 1982, 13(4): 171 - 178
Ya Wencui. A study of high frequency pulsed current helium gas tungsten arc welding of high-strength aluminum alloy [J]. Transactions of the China Welding Institution, 1982, 13(4): 171 - 178 (in Chinese)

(责任编辑:文丽芳)