

基于小波变换与 ICA 结合的 EP 信号提取研究

刘超 林晓焕 廖文 高莹
(西安工程大学电子信息学院 西安 710048)

摘要:针对脑电信号非侵入采集造成被采集信号中含有较多高频噪声信号并且信号难以被干净分离的特点,设计一种将独立分量分析法(ICA)与小波变换法相结合的一种改进型算法,实现对已分离的脑电信号降噪提取作用。通过小波变换,滤除目标信号中的高频信号,将该信号重构为 ICA 算法的输入信号,克服独立分量分析法不能区分噪声的缺点。将两种方法结合提取脑电信号中诱发电位的提取,将小波包滤波后的信号重构为 ICA 的输入信号,有效的降低了噪声信号对 EP 信号的影响,在信源分离中取得了良好的效果。

关键词:EP 信号;独立分量分析;小波变换;信噪分离

中图分类号: TP274 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Independent wavelet transform and component analysis in EP signal extraction

Liu Chao Lin Xiaohuan Liao Wen Gao Ying

(School of Electronics and Inform, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: The EEG acquisition caused by non-invasive acquisition, which make the characteristics of signal contains more high frequency signal and the signal is difficult to separation cleanly, design a new method by combine component analysis (ICA) method with an improved algorithm combined with wavelet transform, to achieve the separation of EEG signal noising. The high-frequency signal in the target signal is filtered by Wavelet transform. And the output signal is reconstructed as the input signal of the ICA algorithm; overcome the independent component analysis method of genetic algorithm cannot distinguish the noise. This paper incorporates wavelet transform with ICA method based on genetic algorithm, and applicate them to evoked potential extraction, the signal after wavelet packet filtering is reconstructed into the input signal of ICA, which get a good effect.

Keywords: EP signal; independent component analysis; wavelet transform; signal-noise separation

0 引言

脑电图反映了大脑组织的电活动及大脑的功能状态,脑电图信号和脑诱发电位信号^[1]采用粗电极记录的神经元的综合电活动^[2]。分别从不同方面反映了大脑的生理状态和活动规律,通过脑-机接口实现脑电信号的提取^[3],其应用范围也越来越广泛,如医学治疗和康复、人工智能、军事设备改进、交通控制甚至休闲娱乐等^[4]。传统的提取脑电波的方法是采用平均叠加技术,该方法由于不确定性因素的影响,精度较低,而且不能有效的排除噪音信号的干扰。而单独采用独立分量法在盲源分离过程中无法有效区分目标源信号与噪音信号,因此采用了小波包静噪与独立分量分析相结合的分析法,有效的降低了噪声信号对

EP 信号的影响,以帮助实现信号的增强和分析,从而提高分析精度及分析效率。

1 脑电信号的测量和处理

1.1 平均叠加技术

诱发电位(EP)是相对于自发脑电图(EEG)而言的,当人体感觉器官受到光、声音等特定的刺激后,产生的与之对应的生物电位的变化称之为诱发电位。对于该电位的测量,广泛应用的是叠加平均技术,假设每次刺激的信号波形完全相同,通过叠加平均的方式提高信噪比,其原理如下:

$$f(t) = NS(t) + (N^{1/2})n_i(t) \quad (1)$$

式中: $f(t)$ 为记录信号, $S(t)$ 为诱发电位信号, $n_i(t)$ 为干扰噪声,经过 N 次叠加,诱发信号增强至原来的 N 倍,而噪

收稿日期:2017-05

声信号由于随机相遇按平方根消减,只增加了 $N^{1/2}$ 倍,同时忽略不同次刺激测量下噪声对信号的干扰,该方法的主要问题在于需要多次刺激之后产生的信号,忽略了各次刺激相应的差异,而且测量了较大,造成被测量者由于长时间测试疲劳导致的误差而影响测量结果。因此设计一种适用于单次或少次的提取技术成为一种发展趋势,本文优化小波包静噪法结合独立分量分析法旨在解决该问题,提高测量精度。

1.2 小波包静噪技术

脑电波信号由于信号较弱,通常只有几十微伏,采集到的脑电信号中含有大量噪声,利用小波分解的系数和阈值对小波进行重构。实现对高频噪声处理的目的^[5],从而提高信号处理的能力^[6]。得到 0~32 Hz 的脑电信号。其原理如下:

设函数 $\Phi(t) \in L^2(R)$ ($L^2(R)$ 表示所有实数轴上平方可积函数集合的线性空间),并且满足:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Phi(t) dt = 0 \tag{2}$$

$$\int_R |\Psi(\omega)|^2 |\omega|^{-1} d\omega < +\infty \tag{3}$$

称 Ψ 为 $\Phi(t)$ 为 $\Phi(t)$ 傅里叶变换, $\Phi(t)$ 为一个小波的母函数或基本小波,把小波的母函数伸缩或者平移就得到:

$$\Phi_{a,b}(t) = |a|^{-1} \Phi\left(\frac{t-b}{a}\right) \tag{4}$$

式中: $a, b \in R$, 且 a 不等于 0, 称为 $\Phi_{a,b(t)}$ 的分析小波。

函数 $f(t)$ 在在尺度 a 的位置 b 的小波变换定义如下内积:

$$Wf(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Phi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \tag{5}$$

式中: a 为尺度参数; b 为平移参数; $\Phi_{a,b(t)}$ 为依赖于 a, b 的小波函数,是由一组 $\Phi(t)$ 经过伸缩平移得到的函数序列。

含噪声的一维信号模型可以表示成如下形式:

$$s(k) = f(k) + \epsilon \otimes e(k), k = 0, 1, 2, \dots, n-1, n \tag{6}$$

式中: $s(k)$ 为含噪信号, $f(k)$ 为原始信号, $e(k)$ 为噪声信号, ϵ 为噪声强度。

一般认为噪声等无序信号主要分布在大多数的小波分量上而且对应的小波系数较小^[7],而小波包分析是从小波分析延伸出来的一种对信号进行更加细致分析与重构的方法,可以采用多小波的脑电信号消噪方法^[8],将信号分解成低频粗略部分和高频细节部分,然后对低频进行二次分解,分成低频部分和高频部分,通过多次分解^[9-10]从而得到分解系数序列。得到该序列后,利用该序列对源信号进行重构,从而得到滤除噪声后的信号。小波包静噪分解原理如图 1、2 所示。

其中信号 S 可以被描述为:

$$S = A1 + AAD3 + DAD3 + DD2 \tag{7}$$

小波包分析的主要优点是,小波包可以对信号的高频部分做了更加细致的刻画,对信号的分析能力更强,但缺

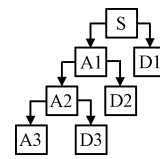


图 1 小波包分析低频分解

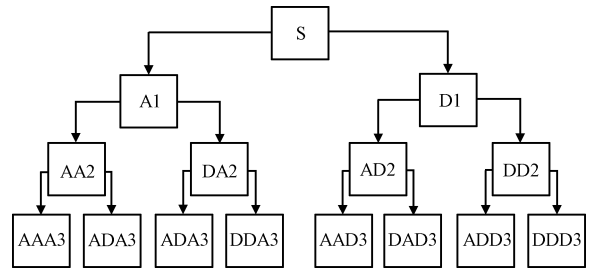


图 2 小波包分析高频分解

点是信号分析的计算量将有所上升。

1.3 独立分量分析算法

独立分量分析是一种对多变量数据的非正交线性坐标变换,在具有较长研究历史的盲源分离问题,中浮现出的新的信号分析技术^[11]。其目的是对未知的线性混合信号进行分析,从而复现出各独立信号。ICA 数学模型假设 n 个信号源构成输入信号,其表达式为 $s(k) = [s_1(k), \dots, s_n(k)]^T$ 的 n 维矢量; $x(k) = [x_1(k), \dots, x_m(k)]^T$ 为 m 维观测数据矢量,其元素是各个传感器得到的输出,观测信号可以表达为:

$$\begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_m(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \dots & A_{1n} \\ A_{21} & A_{22} & \dots & A_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{m1} & A_{m2} & \dots & A_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(k) \\ s_2(k) \\ \vdots \\ s_n(k) \end{bmatrix} \tag{8}$$

式中: A 为 $m \times n$ 维混合矩阵,表示信号的混合情况。ICA 是将混合矩阵 A 和信号源未知的情况下。只根据观测数据 $x(k)$ 确定分离矩阵 W ,使得变换后输出:

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ \vdots \\ y_n(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & \dots & W_{1n} \\ W_{21} & W_{22} & \dots & W_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{m1} & W_{m2} & \dots & W_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_m(k) \end{bmatrix} \tag{9}$$

假设 D 为一对角矩阵, D^{-1} 为它的逆矩阵,由式(8)、(9)可得出:

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ \vdots \\ y_n(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \dots & A_{1n} \\ A_{21} & A_{22} & \dots & A_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{m1} & A_{m2} & \dots & A_{mn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} D_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & D_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & D_{mm} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} D_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & D_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & D_{mm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_m(k) \end{bmatrix} \tag{10}$$

而分离矩阵:

$$W = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1n} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{m1} & A_{m2} & \cdots & A_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D_{11} & 0 & \cdots \\ 0 & D_{22} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ 0 & 0 & D_{mm} \end{bmatrix}^{-1} \quad (11)$$

由于恢复出的信号:

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ \vdots \\ y_n(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_{11} & 0 & \cdots \\ 0 & D_{22} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ 0 & 0 & D_{mm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_m(k) \end{bmatrix} \quad (12)$$

在信号输出的顺序以及幅值有一定的变化,因此,独立分量分析法是针对波形的提取还原,而非源信号的还原。这也是 ICA 算法的一种缺陷。

其原理示意图如图 3 所示。

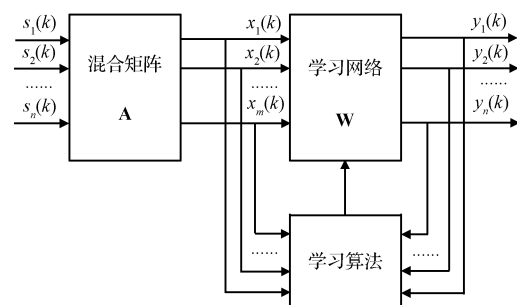


图 3 ICA 原理示意图

在 ICA 的优化算法中常见的有批处理算法和自适应算法,而自适应算又包括很多基于信息论的改进型算法,例如在线学习算法(on-line learning)、基于陡峭度的快速固定点算法(FastICA)。衡量一种算法的好坏取决于目标函数的选择、性能收敛速度、内存占用量以及稳定性。

2 仿真与实验结果分析

该仿真采用三路信号进行混合,采样信号为人脑 EP、EEG 及噪音信号,信号的混合采用随机产生的 3×3 矩阵进行混合,利用小波包静噪技术对 EP 及噪声信号中所包含的高频成分进行滤除,并对原始信号进行重构,将此作为 ICA 的输入信号,利用 ICA 分析法,将输入信号进行分离提取,将其中的 EP 信号作为目标信号,与原始信号进行比较,以确定其提取效果。

具体实验如下:

首先导入三路原始信号并绘制其波形,如图 4 所示。

图 4 波形分别为 EP、EEG、噪音信号,即模拟图 3 所示的源信号 $s(k)$,经过 3×3 随机矩阵 A 混合,生成测量信号 $x(k)$,其波形如图 5 所示。

分别利用并行估计 ICA 分析法与顺序估计 ICA 分析法对混合信号分离得到结果如图 6、7 所示。

由图 6、7 可以看出为 ICA 分解输出波形会出现幅值

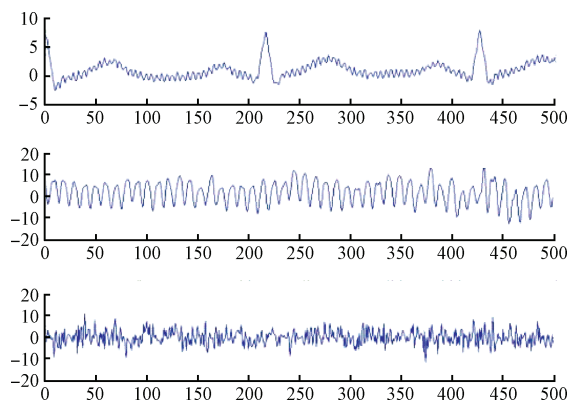


图 4 原始信号

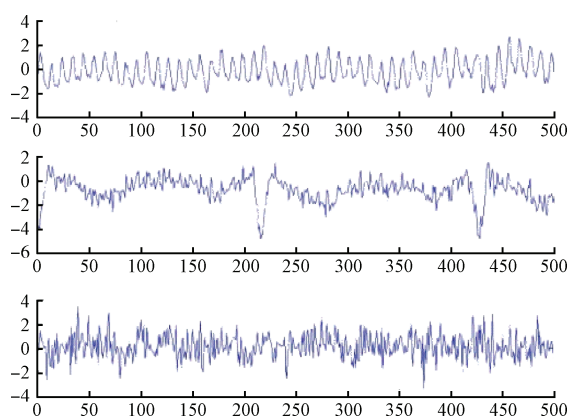


图 5 随机混合信号

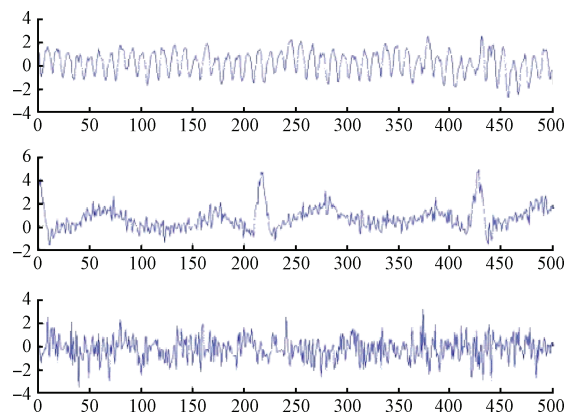


图 6 并行估计分析法

和顺序的变化,并且出现了波形的反转。而且未经滤波的输出结果含有较多的毛刺,但总体趋势与源波形相同^[12]。

然后将图 5 中混合信号进行小波分析和重构得到 ICA 输入信号,小波包采用 db5 将信号 5 层分解,选取小波包函数的一般原则是信号与小波包函数中的小波函数的波形越相近有利于信号的小波包分解,采用 MATLAB 中的 rigorous sureru 软阈值^[13]滤除信号高频成分,该阈值为消噪的相似性最好,经过小波包分析滤除信号中的高频成分后,得到波形如图 8 所示。

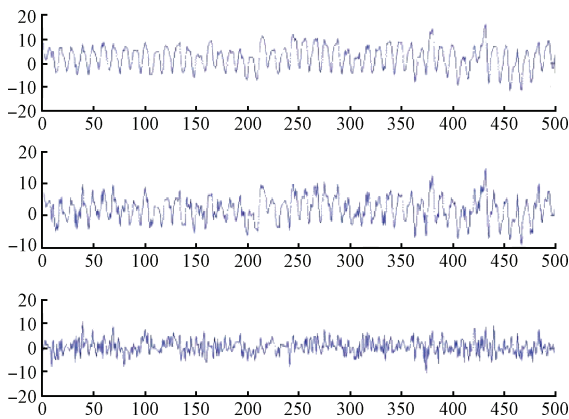


图7 顺序估计分析法

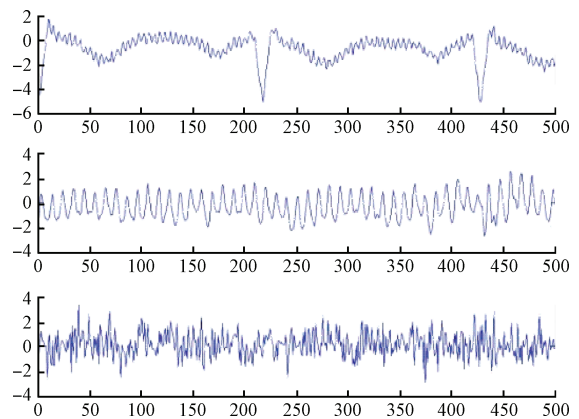


图10 顺序估计分析法

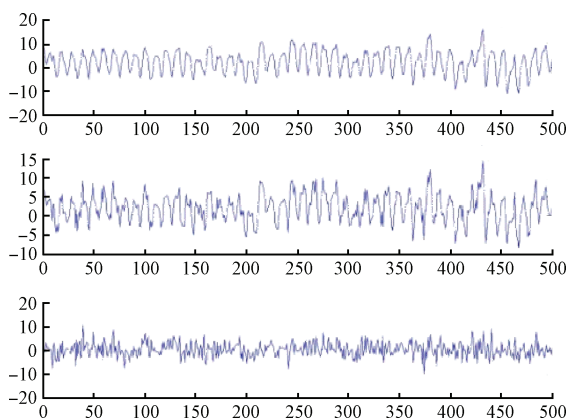


图8 滤波后混合信号

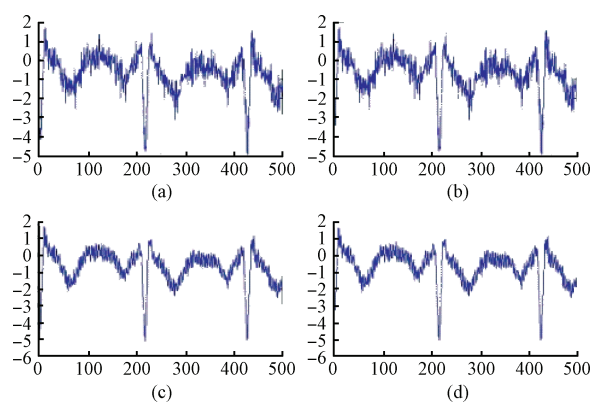


图11 提取结果

再分别利用两种 ICA 分析法分析得到结果如图 9、图 10 所示。

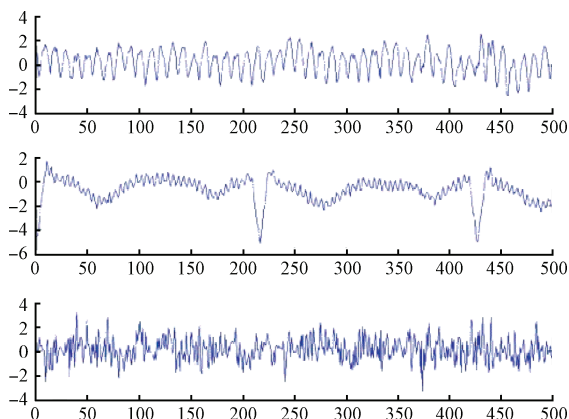


图9 并行估计分析法

图 9 图 10 为滤波后得到的实验结果,对比图 6 及图 4 可以看出,经过小波包滤波后利用 ICA 得出的波形与源波形相比较,得到了较为理想的分离效果,如图 11 所示。

图 11 中(a)、(b)两条曲线为未滤波提取出的波形,(c)、(d)两条曲线为未经过小波包滤波后分离出的波形,与原始波相比,准确度有了一定的提高。

3 结论

通过本文中的改进型算法,实现对脑电信号降噪提取作用。通过小波变换,滤除目标信号中的高频信号,将该信号重构为 ICA 算法的输入信号,克服独立分量分析法不能区分噪声的缺点。实验证明,两种方法结合的改进型算法在提取脑电信号中诱发电位方面,既消除了诱发电位中的高频噪音,又能保证提取的精度^[14],取得了良好的效果。

参考文献

- [1] POSTELNICU C C, TALABA D. P300-based brain-neuronal computer interaction for spelling applications[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(2):534-543.
- [2] 罗志增,周镇定,周瑛,等. 双树复小波特征在运动想象脑电识别中的应用[J]. 传感技术学报, 2014, 27(5):575-580.
- [3] 高上凯. 神经工程与脑-机接口[J]. 生命科学, 2009, 21(2):177-180.
- [4] KRUSIENSKI D J, WOLPAW J R. Brain computer interface research at the wadsworth center develop-

- ments in noninvasive communication and control[J]. International Review of Neurobiology, 2009 (86): 147-157.
- [5] 赵满庆,周慧. 外弹道测量数据的小波阈值去噪方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2012, 31(4): 24-27.
- [6] 徐宅国,宋爱国. 基于小波包变换和聚类分析的脑电信号识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(1): 25-28.
- [7] 石明江,罗仁泽,付元华. 小波和能量特征提取的旋转机械故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(10): 1114-1120.
- [8] 任通,罗志增,孟明,等. 一种基于 SA4 多小波的脑电信号消噪方法[J]. 传感技术学报, 2016, 29(12): 1832-1838.
- [9] 郑敏敏,高小榕,谢海鹤. 心电信号小波去噪的改进算法研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(1): 114-118.
- [10] 齐春辉,李其建. 改进的非线性信号小波消噪方法[J]. 制造业自动化, 2016, 38(2): 14-17.
- [11] 黄艳,黄华. 基于扩展 Infomax 独立分量分析算法的脑电信号消噪[J]. 中国组织工程研究, 2013, 17(9): 1655-1659.
- [12] 李营,艾玲梅. 基于独立分量分析的脑电信号的眼电伪迹消除[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(15): 209-212.
- [13] 靳小强,王建斌,杜云鹏. 改进小波包阈值法在导波信号处理中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2012, 31(6): 55-58.
- [14] 黄璐,王宏. 单导联脑电信号 P300 分类研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(4): 814-819.

作者简介

刘超, 1987 年出生, 硕士研究生, 主要研究方向为脑-机接口、图像处理与识别技术等。
E-mail: 291200423@qq.com

Pickering Interfaces 发布超高密度大规模 PXI 矩阵新系列

继电器密度两倍于当前同类产品的新一代 1 A PXI 矩阵

近日, Pickering Interfaces 作为业内领先的模块化信号开关和电子测试与验证仿真的供应商, 推出 BRIC™ 超高密度大型 PXI 矩阵新系列产品。

超高密度大型 PXI 矩阵模块新系列(型号 40-559)是具有强大的 1 A/20 W 开关容量, 具有多达 4 096 个交叉点的开关模块。可提供 2、4 或 8 槽 3 种尺寸, 设计用于具有高性能矩阵要求的应用。

Pickering Interfaces 公司的 CEO Keith Moore 表示:“这些矩阵使用的均是我们的姐妹公司 Pickering Electronics 生产的最新的 4 mm×4 mm 舌簧继电器, 具有目前业内最高的封装密度。”“通过将这些继电器应用到我们的 BRIC PXI 矩阵上, 我们目前可实现两倍于任何竞争对手的开关电流 1 A 的 PXI 大型矩阵模块密度。”

凭借其超高的切换密度, 这些 PXI 矩阵可允许在单个 3U PXI 机箱内置入完整的功能性 ATE 系统, 并且允许使用成本更低的 8 槽或 14 槽 PXI 机箱。

矩阵设计为带有内置的高性能屏蔽模拟总线, 最大限度地减少了线缆组件的数量并降低了系统的整体成本和复杂度。

该新系列模块包含 Pickering 的内置继电器自诊断 (BIRST) 功能, 也可以应用 eBIRST 开关系统测试工具, 为在模块中查找继电器故障提供了快速简便的方法。

40-559 矩阵可用于多种行业, 而比较典型的是应用于汽车发动机控制单元 ECU 测试和半导体封装测试。双模拟总线结构可以使用户在设备运行中将矩阵按需拆分为 2 个较小规模的独立矩阵, 可在单个模块内进行并行测试。