

# 基于复合型神经网络的非线性 ICA 及其在 SCP 少次提取中应用研究

李晓欧 冯焕清

(中国科学技术大学生物医学工程研究所 合肥 230026)

**摘要:** 该文提出一种基于 MISEP 和 NLFA 方法的复合无监督多层感知神经网络模型解决非线性独立分量分析(ICA)的解混问题, 并对 MISEP 神经网络中用到的两种 Sigmoid 函数及新引入的径向基函数(RBF)作了信号分离性能的对比分析。实验结果表明, 本文方法可以更好地从非线性混合信号中复现源信号, 稳定性高, 同时应用于慢皮层电位(SCP)的少次提取, 经与相干平均法比较, 波形的整体提取效果明显。

**关键词:** 非线性 ICA, 互信息, 全体学习, 慢皮层电位

**中图分类号:** TP391, TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2005)02-0326-03

## Nonlinear ICA Based on a Combined Neural Network and Its Application to Single-Trial Extraction of SCP

Li Xiao-ou Feng Huan-qing

(Institute of Biomedical Engineering, UST of China, Hefei 230026, China)

**Abstract** A combined, unsupervised, multilayer perceptron neural network model based on MISEP and NLFA is presented to resolve the separation problem of nonlinear ICA, the separation performances of signals are compared between two sigmoid functions used in the latent layers of MISEP and introduced RBF. Experimental results show this algorithm can recover sources from nonlinear mixtures better and has good stabilization, it is also applied to single-trial extraction of SCP, the whole effect is evident compared with the averaged method.

**Key words** Nonlinear ICA, Mutual information, Ensemble learning, SCP

### 1 引言

基本的线性独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)模型  $x = As$  过于简单地根据未知非奇异混合矩阵  $A$  和源信号  $s$  来描述观测信号  $x$ , 很自然的扩展是混合模型为非线性, 即  $x = f(s)$ ,  $f$  为未知混合函数。非线性 ICA 的目的是寻求映射  $h$ , 使  $y = h(x)$  中的各分量尽可能相互统计独立, 从而获得独立分量的估计  $y = \hat{s} \rightarrow s$ 。Hyvärinen 等人<sup>[1]</sup>指出非线性 ICA 的解总是存在的; Pajunen 等人<sup>[2]</sup>利用 Kohonen 提出的自组织神经网络实现亚高斯源非线性盲分离; Karhunen 等人<sup>[3]</sup>利用基于可扩展拓扑映射的极大似然法解决非线性 ICA 问题; Tan 等人<sup>[4]</sup>用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)网络完成非线性盲源分离。

多层感知器(MultiLayer Perceptron, MLP)是目前应用最广泛的神经网络结构, 它在非线性 ICA 的无监督学习中有着很好的应用背景, Martin-Clemente 等人正是采用双隐层 MLP 结构, 通过极小化 MLP 输出的互信息解混非线性模型<sup>[5]</sup>。本文就是基于采用 MLP 结构的 MISEP 和 NLFA(Non-

Linear Factor Analysis)法, 提出了一种复合无监督多层感知神经网络模型来解决非线性 ICA 的解混问题。Almeida<sup>[6]</sup>提出的 MISEP 算法适用于线性和非线性 ICA 问题, 它是 Infomax 算法的扩展, 通过对分量概率密度的估计, 以估计分量的互信息为目标函数, 实现非线性 ICA。Lappalainen 等人<sup>[7]</sup>提出的 NLFA 算法利用贝叶斯全体学习优化模型, 源信号分布设为高斯混合模型, 所有未知参数后验分布由全体学习估计, 避免了过学习。

本文之所以采用复合结构, 是因为 MISEP 方法处理后的非线性 ICA 结果有不唯一性, 将获得的较优结果再经过学习速度较快的 NLFA 方法的迭代, 可进一步提高分离精度。同时还引入以学习的方式选取中心的 RBF 用于 MISEP 方法的学习中, 以提高算法收敛速度和克服局部极小问题, 并与另外两种 Sigmoid 函数作了信号分离性能的对比分析。实验结果表明, 本文方法可以更好地从非线性混合信号中复现源信号, 稳定性高, 泛化能力强。最后探讨了本文算法在慢皮层电位(Slow Cortical Potentials, SCP)少次提取中的应用,

经与150次相干平均结果的比较,波形的整体提取效果明显,同时也减少了刺激次数。

## 2 复合学习网络模型

MISEP所要解决的基本问题是通过极大化输出熵来优化一个非线性网络,这个网络由非线性混合体 $F$ 和在神经网络的输出端所引入的非线性环节 $\varphi$ 所组成,即极大化

$$\langle \log |\det J| \rangle \approx \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \log |\det J^k| = E, \quad J = \partial Z / \partial O$$

为网络完成转换的雅可比阵。其中, $Z$ 为输出量, $O$ 为观测量。具体方法是通过寻找求解 $J^k$ 的网络计算 $E$ 相对于网络参数的梯度,然后再反向传播计算。

在NLFA方法中由未知源信号到观测信号的非线性映射也采用MLP网络模型化,由于只有MLP网络的输出已知,学习方式是无监督贝叶斯全体学习。对于非线性ICA,过于简单和复杂的模型都不适宜,解决的方法就是将可能的解释都考虑进去,并按照它们的后验概率加权,这就是贝叶斯学习的思想。实际上抽取出模型的后验概率是不可能的,但可以通过高斯分布的构造由全体学习估计出,这就是NLFA方法的主要学习思想。

MISEP方法处理后的非线性ICA结果存在不唯一性,将获得的较优结果再经过学习速度较快的NLFA方法进一步迭代以提高分离稳定性和精度,得到如下的复合学习算法:

(1) 进行参数的初始化,创建相应的MLP网络模型。

(2) 进入MISEP方法流程,测试目标函数性能是否提高,如不行进行如下循环:(a) 动态步长及梯度、权值的惯性调整,输出权矢量的正则化;(b) 前向传播计算,求解隐层单元导数及雅可比阵;(c) 反向传播并计算目标函数梯度;(d) 条件不满足,返回;如满足输出结果供下一步使用。

(3) 在进入NLFA之前,可先对输入量进行主分量分析(PCA),获得更佳初始值。

(4) 高斯混合模型对应隐含的源,计算K-L散度,通过MLP网络反向更新所有未知量的后验均值和方差,循环直至算法收敛。

在MISEP方法中,以学习的方式选取中心的RBF网络被引入<sup>[8]</sup>,与其他神经网络相比,它具有最佳逼近和能够较好克服局部极小问题的性能。本文引入的方法不同于以训练集中的某些样本点或样本的聚类中心确定RBF网络隐层神经元中心参数,而是通过学习的方法获得,能够更好地反映训练集数据所包含的信息。算法的基本思想是每个隐层神经元的中心有不同的取值,并且相应调节中心对应的宽度,使

不同的输入信息特征被不同的隐层神经元最大程度地反映。中心初值经过网络的训练学习,自动调整到比较满意的取值。

为了检验本文算法的有效性,针对3个难易程度不同的非线性混合实例进行了解混实验。源信号为正弦波和锯齿波,样本点为500。MISEP结构隐层神经元数为10个,NLFA结构隐层神经元数为15个,其隐层神经元函数为tanh。MISEP隐层神经元函数分别取tanh和反正切(arctangent),以及结合以学习的方式选取中心的RBF网络进行信号分离。

对于两源的Post-nonlinear混合问题,即 $x = \tanh(As)$ ,3种情况下都较好地提取出了源信号。采用tanh的MISEP结合NLFA提取出的正弦波效果最好;采用RBF网络的MISEP结合NLFA提取出的锯齿波效果最好;而利用RBF网络算法收敛速度更快,平均时间是前两者的1/3。对于非线性ICA的难问题,即 $x = A_1 \tanh(A_2 s)$ ,由于是非线性ICA较难问题,在分离精度上较前者差一些,但在整体效果上还是一定程度地复现了源信号。3种情况下提取出的正弦波效果接近;采用tanh的MISEP结合NLFA提取出的锯齿波效果最好。对于加入规则噪声的非线性ICA问题,即 $x = \tanh(As) + n$ ,采用tanh的MISEP结合NLFA一般地能提取出源信号的基本趋势。

## 3 SCP少次提取

SCP反映了脑皮层的诱发性活动,持续时间由几百毫秒到几秒。例如当受试者在计算机屏幕上控制光标的移动,视觉诱发反馈会产生他的SCP,皮层正电位代表屏幕上光标的下移,皮层负电位代表屏幕上光标的上移。

### 3.1 仿真计算结果

SCP仿真信号与EEG信号(噪声源)按式 $x = \text{EEG} + 0.5 \times \text{SCP}^2$ 进行非线性混合,图1给出了基于复合神经网络提取的SCP与仿真的SCP比较,MISEP和NLFA的隐层神经元函数均取tanh。从图1(d)中可以看出本文所采用的方法可以较好地从中背景噪声中提取出原SCP。

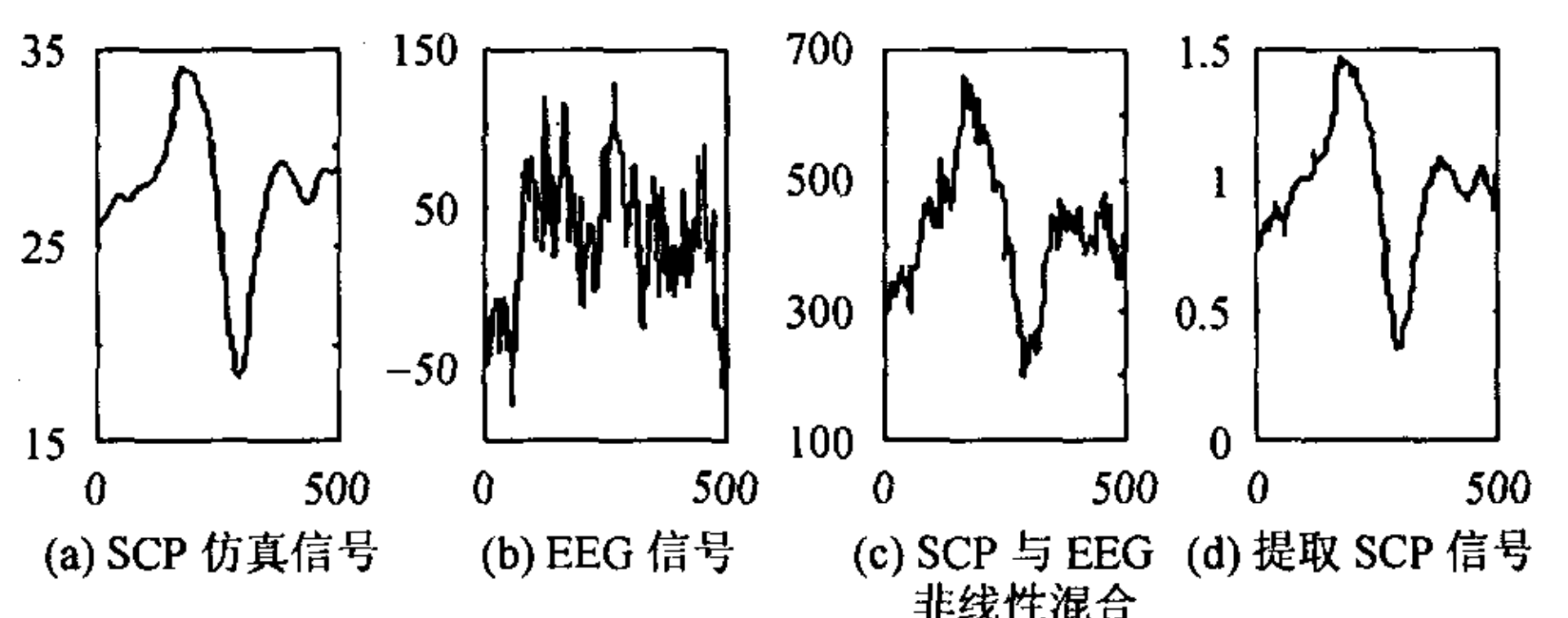


图1 仿真结果比较



### 3.2 实际应用结果及分析

本实验用到的 SCP 信号是由德国 Tubingen 大学提供的 self-regulation of SCPs 数据<sup>[9]</sup>, 健康受试者通过视觉在计算机屏幕上定位光标的位置(屏幕的顶端或底端)诱发产生 SCP。电极安放位置满足标准的 10~20 系统, 采样频率 256Hz, 取类别为 1 的 A1-Cz 导联 500ms 数据。从中选 6 组 SCP 作为本文算法的原始信号, 做 5 组的平均与另一组 SCP 结合提取。图 2 (a) 是相干平均 150 次提取的 SCP, 图 2 (b) 是利用本文算法从 6 组 SCP 中提取出的结果, SCP 几乎完全显现, 特征清晰。经比较可以看出, 复合神经网络在少次提取的情况下得到的 SCP 特征接近于相干平均 150 次得到的结果, 也大大降低了重复多次刺激所造成的受试者生理上的疲劳和适应, 提高了测量的准确性。

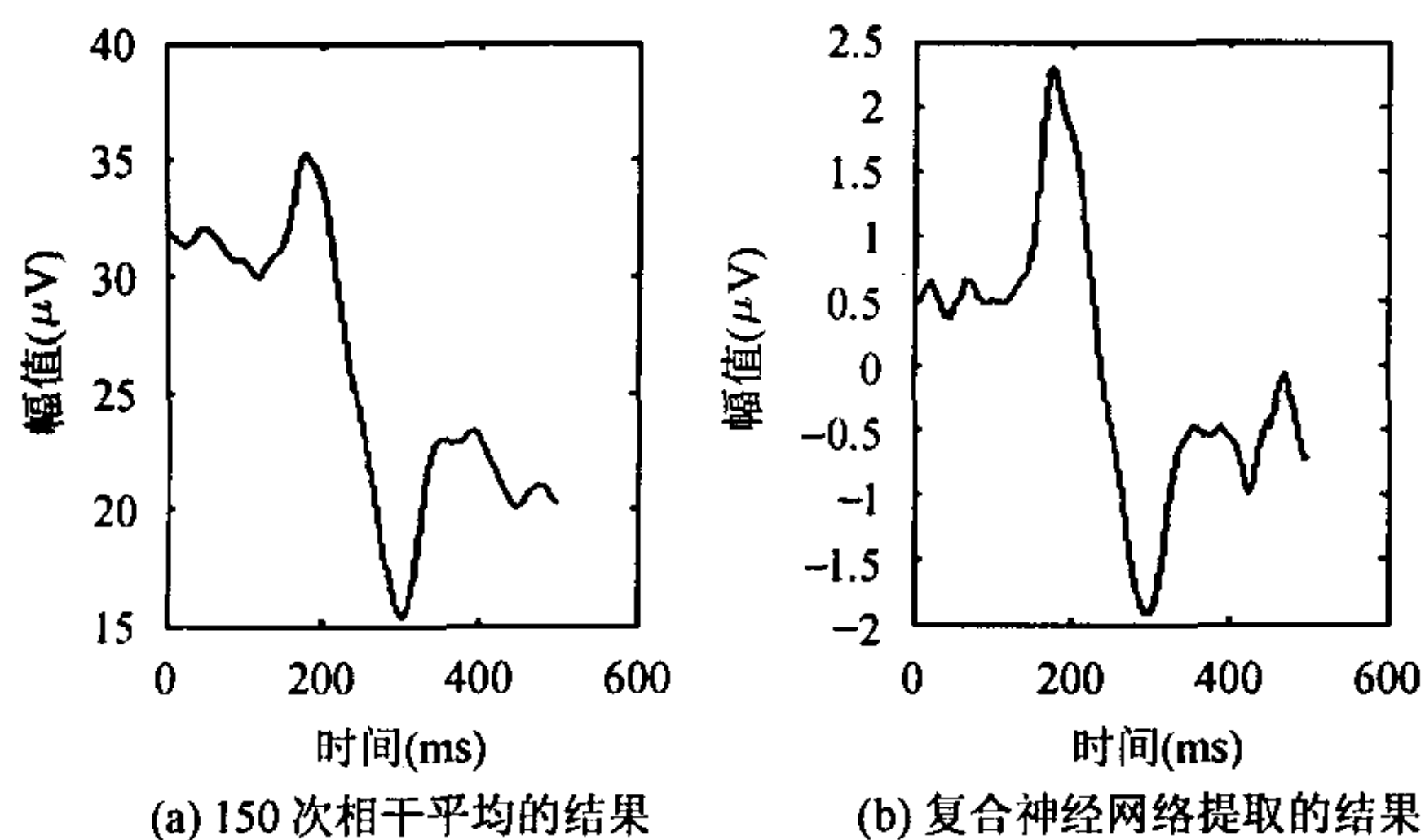


图2 不同方法对 SCP 实际数据处理结果比较

## 4 讨论

通过以上对复合神经网络实现非线性 ICA 的原理分析及实验结果可以看出, 本文提出的算法综合了 MISEP 和 NLFA 方法的特长, 很好地解决了非线性 ICA 问题, 稳定性高, 泛化能力强。实验结果证明, MISEP 隐层神经元函数取 tanh 的复合网络对非线性 ICA 难易问题处理能力都很强; RBF 网络对 Post-nonlinear 问题的局部处理能力强(例如对锯齿波), 其速度较快。本文算法也有效地用于 SCP 少次提取, 减少了刺激次数, 特征提取效果较好。

但是, 其不足之处是对有噪声非线性 ICA 问题的处理能力不够, 对 SCP 少次提取只做了初步的工作, 这些有待进一步改进提高。

## 参考文献

- [1] Hyvärinen A, Pajunen P. Nonlinear independent component analysis: Existence and uniqueness results. *Neural Networks*, 1999, 12(3): 429 – 439.
- [2] Pajunen P, Hyvärinen A, Karhunen J. Nonlinear blind source separation by self-organizing maps. In *Progress in Neural Information Processing, Proc. of the International Conference on Neural Information Processing, Hong Kong, 1996*, 2: 1207 – 1210.
- [3] Karhunen J. Nonlinear independent component analysis. ICA: Principles and Practice. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2001: 113 – 134.
- [4] Tan Y, Wang J, Zurada J. Nonlinear blind source separation using a radial basis function network. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2001, 12(1): 124 – 134.
- [5] Martin-Clemente R, Hornillo-Mellado S, Acha J I, et al.. MLP-based source separation for mlp-like nonlinear mixtures. In *4th International Symposium on ICA and BSS, Nara, Japan, 2003*: 155 – 160.
- [6] Almeida L B. Faster training in nonlinear ICA using MISEP. In *4th International Symposium on ICA and BSS, Nara, Japan, 2003*: 113 – 118.
- [7] Lappalainen H, Honkela A. Bayesian nonlinear independent component analysis by multi-layer perceptrons. In Girolami M, editor, *Advances in Independent Component Analysis*, Springer, Berlin, 2000: 93 – 121.
- [8] 殷勇, 邱明. 一种基于高斯核的 RBF 神经网络学习算法. *计算机工程与应用*, 2002, 38(21): 118 – 119.
- [9] Data sets Ia: self-regulation of SCPS. available at: <http://ida.first.fraunhofer.de/~blanker/competition/>

李晓欧: 男, 1975 年生, 博士生, 研究方向: 生物医学信息处理、盲信号处理。

冯焕清: 男, 1945 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向: 生物医学信息处理、智能医疗仪器、医学图像处理等。