

基于 ICA 的有噪图像特征提取研究

陈增境, 汪西原, 马润渊

(宁夏大学 物理电气信息学院, 宁夏 银川 750021)

摘要: 讨论了基于 ICA 的图像去噪方法, 给出了基于 ICA 的图像边缘检测算法, 该算法应用于高斯噪声图像, 并与传统的边缘提取算法进行了比较。实验结果表明, 该算法即使在高水平噪声图像中, 也能够提取出比较清晰的图像边缘信息。

关键词: 独立分量分析; 去噪; 特征提取

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Research of noisy image feature extraction based on ICA

CHEN Zeng Jing, WANG Xi Yuan, MA Run Yuan

(School of Physics and Electrical Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: This paper discusses the image denoising method based on ICA, and gives the ICA-based image edge detection algorithm. The algorithm is applied to Gaussian noise image, and the traditional edge detection algorithms are compared. Experimental results show that the algorithm, even in high noise image, also able to extract a clearer image edge information.

Key words: ICA; denoising; feature extraction

独立分量分析 ICA (Independent Component Analysis) 是近年来兴起的信号处理技术, 它在图像处理方面的应用主要是对输入图像数据进行 ICA 分析, 从数据间的高阶统计相关性角度出发, 提取图像内部边缘特征, 能更有效地利用输入数据在统计关系上的边缘特征。即使在噪声存在的条件下, ICA 算法也能很好地提取图像的边缘特征。

1 ICA 模型

在 ICA 问题中, 可用以下模型来表示观测信号:

$$X(t) = As(t) + n(t) \quad (1)$$

其中, $s(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$ 是 N 个未知的源信号, 经过线性系统 A 混合, 再叠加 M 个高斯白噪声信号 $n(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_M(t)]^T$ 后, 得到 M 维观测信号 $X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 。对观测信号 $X(t)$ 进行预处理后, 得到白化信号 $\hat{X}(t) = [\hat{x}_1(t), \hat{x}_2(t), \dots, \hat{x}_M(t)]^T$ 。ICA 的目标就是要估计一个分离矩阵 W , 使 $y(t) = W\hat{X}(t)$ 为源信号的一个估计, 其各个分量尽可能独立, 且逼近于 $s(t)$ 。ICA 的原理框图如图 1 所示。

2 基于 ICA 的噪声消除方法

传统的去噪方法虽然取得了一定效果, 但由于图像

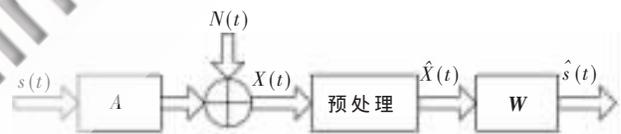


图 1 独立分量分析原理

和噪声通常不会在某个域上完全处于不同的范围, 而是交叠在一起, 因此这类方法存在两个方面的问题: 一是不能滤除设定噪声区间外的噪声, 二是同时抹去了该区间内的图像信息。

ICA 变换可以把随机变量分解为多个相互间尽可能独立的分量的组合, 而分量之间尽可能独立等价于各个分量的非高斯性最强, 因此采用 ICA 处理带噪声数据, 可以加强信号分量的非高斯性, 在使用最大似然估计时有利于减小估计误差。图像数据和噪声数据之间一般是相互独立的, 也符合噪声图像的特点。该方法在去除 Gaussian 噪声时既能最大程度地去除噪声, 又能尽量保留图像原有的信息。由于现实世界中有用信号与噪声通常是独立的, 因此 ICA 在降噪上有着很大的潜力。

设观测图像 $i(x, y)$ 由目标图像 $r(x, y)$ 和噪音 $n(x, y)$ 组成, 则带噪声的图像模型为:

$$i(x,y)=r(x,y)+n(x,y) \quad (2)$$

(1) 估计噪声块图像均值 μ 和方差 σ^2 分别为:

$$\mu = \frac{1}{NM} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M i(x,y) \quad (3)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{NM} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (i^2(x,y) - \mu^2) \quad (4)$$

式中, $M \times N$ 是图像中每个像素的 $M \times N$ 领域的块图像的大小。

(2) 估计噪声图像为:

$$\hat{n}(x,y) = \frac{\nu^2}{\sigma^2} (i(x,y) - \mu) \quad (5)$$

式中, ν^2 是噪声数据的方差, 用所有块图像的估计方差的均值代替。

用 ICA 变换把 x 分解为 n 个相互间独立分量的组合, 此时各个分量的非高斯性也最大。根据最大似然估计法则, 就可以对各个独立分量进行最大似然估计, 得到估计误差最小的去噪分量, 再经过反变换, 即可得到图像去噪后的估计。

3 ICA 图像边缘提取

边缘检测是图像处理中基础而又重要的课题, 目前已有梯度算子、拉普拉斯算子、Robert 算子、Sobel 算子、Marr 算子等众多方法。下面就对图像模型做出说明, 给出 ICA 图像边缘提取算法。

3.1 图像模型表示

在 ICA 线性图像合成模型中, 每个图像块用向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 表示, 它是由 n 个基图像线性组合而成, 这些基图像构成了一个常数矩阵的所有列, 即 $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T$ 。线性组合的权系数值(每个图像是不同的)由向量 $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 构成, 权系数值中不同的元素对应不同的基图像, 并表示成图像形成的一个潜在原因。因此任何图像都可用下列线性模型表示:

$$X = AS \quad (6)$$

这里 X 中的元素表示该位置上图像的灰度值。

应用 ICA 提取图像特征, 就是要找到一个滤波矩阵 W , 对混合图像 X 进行线性变换, 使得经过滤波器后分解出的分量相互之间尽可能独立。

$$U = WX \quad (7)$$

其中, $U = (u_1, u_2, \dots, u_n)^T$ 是对 S 的一种估计, 就是所提取的图像特征向量。这里

$$-W = A^{-1} \quad (8)$$

3.2 ICA 图像边缘提取算法

Bell 和 Sejnowski 为 ICA 提出了一种神经网络学习的 Infomax 算法, 用该学习规则来推导变换矩阵 W 并使用自然梯度法优化 W 的迭代过程, 其方法是使随机梯度上升的联合熵最大时输出变量间相互独立。神经网络输出 y_1, y_2, \dots, y_N 的联合熵定义如下:

$$H(y_1, y_2, \dots, y_N) = H(y_1) + H(y_2) + \dots + H(y_N) - I(y_1, y_2, \dots, y_N) \quad (9)$$

式中, $H(y_i)$ 是网络输出的边缘熵, $I(y_1, y_2, \dots, y_N)$ 是输出间的互信息。

Infomax 算法是一种基于神经网络无监督学习思想和信息传输极大准则的学习规则, 通过调整权值 W , 达到最大化联合熵的目的。得到 W 的学习规则:

$$\Delta W \propto \frac{\partial H(y)}{\partial W} = W^T W = (I + g(u)u^T)W \quad (10)$$

4 仿真实验

4.1 ICA 的噪声消除仿真

为了验证本文方法的有效性, 实验分别采用均值去噪、中值去噪、Wiener 去噪和本文的基于 ICA 的去噪 4 种算法对含有均值为 0, 方差为 0.02 高斯噪声的 256×256 大小的“cameraman.tif”图进行噪声去除, 去噪结果如图 2 所示。



图 2 图像去噪结果

为了进一步比较实验结果, 定量描述 ICA 去噪方法的有效性, 定义图像的峰值信号噪声比 (PSNR) 如下:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{\max_{i,j} \{I(i,j)\}^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i,j} (\hat{I}(i,j) - I(i,j))^2} \quad (11)$$

其中, $\hat{I}(i,j)_{M \times N}$ 是去噪后的复原图像, $\max_{i,j} \{I(i,j)\}$ 是原图像中最大像素灰度值, 在实际计算中通常设定为 255。表 1 中列出了中值去噪、均值去噪、Wiener 去噪和 ICA 去噪 4 种方法对 cameraman 图像进行去噪的实验结果。

表 1 4 种方法对 cameraman 图像去噪后的峰值信噪比

	高斯噪声图像	均值滤波	中值滤波	Wiener 滤波	ICA 去噪
PSNR/dB	17.398 6	22.598 5	22.401 6	24.132 3	25.42

从表 1 可以看出, 对于相同强度的加性高斯噪声, 中值滤波、均值滤波的去噪效果相对较差, Wiener 去噪的结果相对较好, ICA 去噪方法最优。由于 ICA 去噪算法利用图像和噪声之间的独立性, 结合独立分量分析的良好分离数据, 可获得较好的去噪效果, 能显著提高复原图像的质量。

4.2 ICA 图像边缘提取仿真

仿真实验首先利用本文提出的基于 ICA 的 Infomax 算法对有噪图像边缘进行提取, 然后与基于传统的 Sobel 算法、Log 算法、Prewitt 算法和 Canny 算法提取的图像边缘进行比较, 得到的实验结果如图 3 所示。

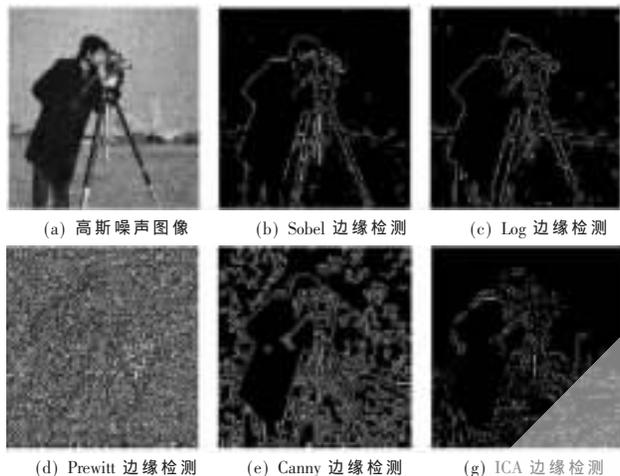


图 3 图像边缘检测

从图 3 可以看出, Infomax 算法对图像边缘提取的效果比用传统的 Canny 算法、Robert 算法、Prewitt 算法以及 Sobel 算法对图像边缘提取效果好, 该算法不仅提取出了人物边缘信息, 就连建筑物背景边缘都能看清楚, 充分体现了 ICA 的高阶统计特性的优势, 尤其是很好地抑制了高斯噪声的影响, 但是没有将人的鼻子、嘴唇及眼睛的边缘提取出来。传统的边缘提取方法中 Canny 算法要比其他算法提取的边缘信息要多些, 但同时将噪声也一起检测到, 为下一步工作带来了难度。而本文的方法在噪声环境中有很好的鲁棒性, 既能保存大多数图像的边缘, 又能去除大部分噪声。

本文对 ICA 在图像特征提取方面的应用进行了探讨, 提出的算法对有噪图像边缘检测具有很好的鲁棒性, 较好地保持了图像的基本信息和图像的原有视觉特性, 极大程度上满足了人类视觉特性的要求, 为图像的进

一步处理提供了方便, 其性能也优于传统的边缘检测方法。目前, ICA 已经广泛应用于特征提取、盲源信号分离、生理学数据分析、语音信号处理、图像处理 and 人脸识别等方面, 并已取得很多研究成果, 使 ICA 在信号处理中的应用成为研究热点。

参考文献

- [1] 姚敏. 数字图像处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.
- [2] 西考克. 自适应盲信号与图像处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [3] PU Yi Fei. Research on application of fractional calculus to modern signal analysis and processing[D]. Sichuan: dissertation of Sichuan university, 2006.
- [4] HAN X H, NAKAO Z, CHEN Y W, et al. An ICA-domain shrinkage based poisson-noise reduction algorithm and its application to penumbral imaging[J]. IEICE Trans. Inf. & Syst., 2005, E88-D(4): 750-757.
- [5] NAO Y O, ATSUSHI I. Independent component analysis of optical flow for robot navigation[J]. Neurocomputing, 2008.
- [6] 杨福生, 洪波. 独立分量分析的原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [7] MITIANOUDIS N, STATHAKI T. Pixel-based and region-based image fusion schemes using ICA bases[J]. Information Fusion, 2007.
- [8] 黄启宏, 刘钊. 基于独立分量分析的图像边缘特征提取[J]. 红外, 2006, (5): 1672-8785.

(收稿日期: 2009-12-15)

作者简介:

陈增境, 男, 1984 年生, 硕士, 主要研究方向: 信息电子电路与系统。

汪西原, 女, 1964 年生, 教授, 主要研究方向: 信号与信息处理理论方法, 无线通信系统关键技术研究。

马润渊, 女, 1982 年生, 硕士, 主要研究方向: 图像处理及应用。