

快速单像素多目独立成分设计

余 堃^{1,2}, 蒲红梅³, 郑方伟¹, 周明天^{1,2}

(1. 电子科技大学计算机科学与工程学院 成都 610054; 2. 四川省计算机软件重点实验室 成都 610066;
3. 重庆通信学院第四系 重庆 沙坪坝区 400035)

【摘要】分析了LCNN的约束项的物理意义,认为约束项 λ 是有监督学习的加速度,使得整个算法无论是学习矩阵还是独立成分的求解效率都可达到 $O(n)$ 。针对不同的 λ 和源信号、观测信号对的不同特性,提出了4种快速LCNN算法,分析了静态图像独立成分分析模型,建立了单像素内的独立模型,并总结了其优势。

关键词 Helmholtz自由能; 独立成分分析(ICA); Lagrange约束神经网络; 单像素内独立成分模型
中图分类号 TP389.1 文献标识码 A

Fast Design of Independent Component Based on Single Pixel under Multisensing

SHE Kun^{1,2}, PU Hong-mei³, ZHENG Fang-wei¹, and ZHOU Ming-tian^{1,2}

(1. School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054;
2. Sichuan KeyLab on Computer Software Chengdu 610066;
3. 4th Department, Chongqing Communication College Shapingba Chongqing 400035)

Abstract The traditional independent component analysis is based on statistics mean of all aposteriori data and dismissed geometry. The classical lagrange constraint neural network (LCNN) employs Helmholtz free energy to unify supervised and unsupervised learning, and uses aprior and multi-sensing to solve independent components in one pixel, whose geometrical grain reached single pixel. The operations among pixels can be completely run parallely. However, the constraints of classical LCNN bring ill-conditional matrix. In this paper, the real meaning of the constraints λ is discussed, four fast LCNN algorithms are proposed, the independent component (IC) models of still image is analyzed, and a new sub-pixel IC model is presented.

Key words Helmholtz free energy; independent component; lagrange constraint neural network; sub-pixel independent component model

文献[1]提出了语音和一维信号的盲源分离系统(Blind Source Separation, BSS)及独立成分分析(ICA)方法;文献[2]解释了著名的“鸡尾酒会问题”,成为ICA发展道路上的里程碑;国际上有4个研究小组提出了以他们名字命名的“BSAO”方法:利用衡量统计独立的目标函数,如最大化熵^[3]、最小互信息^[4]、峭度绝对值最大^[5]和最大差熵^[3]等,解决ICA问题。

“BSAO”方法的问题,来自于所有后验知识的统计平均和后验概率,以静态图像为例,像素平均要损失几何信息,因此求解是不精确的。

1 LCNN的目标函数和结构

1999年, Harold Szu研究了无监督学习和有监

督学习并发学习的可能性,利用Helmholtz自由能 $Q=E-TH$ 等同于人工神经网络(ANN)的李雅普诺夫函数^[6]的特性,统一了最小化有监督学习能量 $E(Y)$ 和最大化输出熵 $H(W)$ 的无监督学习模型。把最小化转化为最大化, Helmholtz自由能方程成为Lagrange最优化函数:

$$\max_{\lambda, A} L(s, A) = T_0 H(s) - \lambda E(s, A) \quad (1)$$

考虑两个约束,令 $T_0=1$,有:

$$\begin{cases} \mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} \\ \sum_{i=1}^n s_i = 1 \end{cases} \quad (2)$$

收稿日期: 2006-11-18; 修回日期: 2007-04-05

基金项目: 四川省学术带头人后备人才基金(Y02001010601011)

作者简介: 余 堃(1967-), 男, 教授, 主要从事智能中间件方面的研究。

加入 λ 约束, 得:

$$\lambda E(\mathbf{s}, \mathbf{A}) = \lambda^T (\mathbf{A}\mathbf{s} - \mathbf{x}) + (\lambda_0 - 1) \left(\sum_{i=1}^n s_i - 1 \right) \quad (3)$$

$$L(\mathbf{s}, \mathbf{A}) = - \sum_{i=1}^n s_i \ln(s_i) - \sum_{j=1}^m \lambda_j \left(\sum_{i=1}^n \alpha_{ji} s_i - x_j \right) - (\lambda_0 - 1) \left(\sum_{i=1}^n s_i - 1 \right) \quad (4)$$

求得的黎曼空间的Hebb学习规则为:

$$\mathbf{A}(k+1) = \mathbf{A}(k) + \Delta \mathbf{A} = (\mathbf{I} + \eta \lambda \mathbf{X}^T) \mathbf{A}(k) \quad (5)$$

式(4)中的第二项, 加上与第一个接收信号有 x_j 相关的Lagrange乘子 λ_j 形成一个误差项, 第一项为独立成分的熵。当式(4)的目标函数达到最大 $\max L(\mathbf{s}, \mathbf{A})$, 独立成分的先验概率的熵为最大, 而约束条件的误差项(第二和第三项)达到最小, 这样熵和误差函数被统一在一个目标函数的框架内。对 \mathbf{s} 用最大化熵来度量, 而对 \mathbf{A} 用最小化误差来度量, 这是无监督和有监督学习的组合目标。

因此, 称此神经网络方法为Lagrange约束神经网络(lagrange constraint neural network, LCNN)

2 快速自适应LCNN(FALCNN)

经典LCNN的计算复杂度是 $O(n^2)$, 平方项的最大贡献来自于 $\Delta \lambda$ 的求逆。

事实上, $\mathbf{A}\mathbf{s} - \mathbf{x}$ 的有监督变化, 就是 $\Delta \mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} - \mathbf{x}$ 的变化, 对式(4)的 $\Delta(\Delta \mathbf{x})$ 求导, 得到有监督学习的加速度 $\lambda^{[8]}$:

$$\frac{\partial(\Delta \mathbf{x})}{\partial t} = - \frac{\partial L}{\partial(\Delta \mathbf{x})} = \lambda \Rightarrow \Delta \mathbf{x}(k+1) = \Delta \mathbf{x}(k) + \eta_\lambda \lambda \quad (6)$$

因为 \mathbf{A} 在黎曼空间收敛, 对式(5)乘以修正项 $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$, 得:

$$\mathbf{A}(k+1) = \mathbf{A}(k) + \eta (\mathbf{A}\mathbf{s} - \mathbf{x}) \mathbf{x}^T \mathbf{A} = (\mathbf{I} + \eta (\mathbf{A}\mathbf{s} - \mathbf{x}) \mathbf{x}^T) \mathbf{A}(k) \quad (7)$$

式(5)~(7)之间的关系在文献[8]中有详细讨论。

由于 \mathbf{s} 的不确定, 有监督学习 $|\mathbf{A}\mathbf{s} - \mathbf{x}|$ 的最小化, 导致式(7)分为四类LCNN算法。

(1) 唯无监督学习: 初始化 \mathbf{s} 之后, \mathbf{s} 就不变了, $\mathbf{A}\mathbf{s} - \mathbf{x}$ 只生产迭代步长, 后面就都属纯粹的无监督的学习了; 学习算法非常简单, 求 \mathbf{A} 算法复杂性为 $O(n)$, 但求 \mathbf{s} 需要 $O(n^2)$ 。

(2) 带检验的无监督学习: 已知一对或多对 (\mathbf{s}, \mathbf{x}) , 这时的有监督过程, 实际上是对无监督的直接约束; 算法复杂性同上。

(3) 有监督/无监督并发学习: 新公式只用于 \mathbf{A} 的无监督学习, λ 作为常数确定, 它的选择至关重要,

如果 λ 太大, 有监督很快收敛, 效果不太好; 该算法的复杂性同上。

(4) 自适应有监督/无监督并发学习: 前三种法, 虽然很快求出了学习矩阵 \mathbf{A} , 但对独立成分 \mathbf{s} 的求解, 更像一个分类问题, 增加了算法复杂性。可以考虑结合经典LCNN的方法, 当算法收敛的同时, 自适应地给出独立成分和学习矩阵, 而且保证算法复杂度在 $O(n)$ 范围^[7]。

3 FALCNN的特性

FALCNN特性如下:

(1) 黎曼空间的Hebb学习规则。 \mathbf{A} 的学习不依赖病态的 $\Delta \lambda$ 。

(2) 有监督学习局部收敛, 无监督学习全局收敛。因此, 尽量安排小的步长和小的 λ , 避免局部收敛。安排合适的步长, 可以使得在全局收敛前找出所有的局部收敛。

(3) 当 \mathbf{A} 的列向量逼近与 \mathbf{x} 正交时, 收敛是全局最优收敛。其他不是最优的学习, 说明知识 \mathbf{A} 的表示是欠缺的, 知识结构不纯。

(4) 唯无监督学习、带检验的无监督学习和有监督/无监督并发学习, \mathbf{A} 的学习是 $O(n)$ 的, 但 \mathbf{s} 的计算是 $O(n^2)$ 的。这些简化了一些参数的设置, 很容易偏向有监督学习, 收敛于局部极值点。

(5) 带检验的无监督学习, 如果有足够的有监督学习对 (\mathbf{s}, \mathbf{x}) , 该算法可以达到全局最优, 并避免过多的 (\mathbf{s}, \mathbf{x}) 学习对的影响。

(6) 唯无监督学习、带检验的无监督学习和有监督/无监督并发学习。无监督与有监督的融合不再是图1所描述的串行的方案了, 而是图2所描述的统一方案, 虽然从图2的外表看不出与标准神经网络的差异。

(7) 自适应算法遵循标准LCNN的图1和图2的描述, 效率更高。

(8) 自适应算法达到无监督与有监督真正的统一, 学习过程既是加速度为 λ 的有监督的学习(前馈过程), 也是对学习矩阵 \mathbf{A} 的无监督的学习(反馈过程)。单从网络结构图和算法描述和实现来看, 无监督、有监督很难区分了。从图2可以看出, 无监督与有监督的融合, 针对神经网络三要素来说, FALCNN与BSAO的差别, 主要在于学习算法上, FALCNN使用先验信息, 而BSAO使用后验所有像素的统计平均。

(9) 一个样本也能工作, 这主要表现在带检验的

无监督学习算法中。有监督的学习一般需要多个样本才能收敛；而无监督的参与，即使只有一个样本，无监督的迭代会自动生成多个样本，供有监督学习。多个样本的优势，使得学习矩阵尽可能全局收敛。

(10) 考虑到自适应算法和带检验算法的优势，可以设计一个自适应带检验的学习算法，既照顾有监督学习，也能加快无监督的全局收敛。这样，有监督学习实际上提供了很好的初始样本。

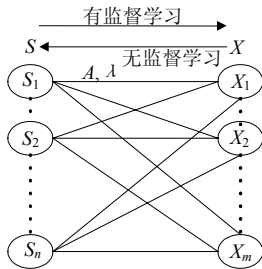


图1 ALCNN的ICA方法

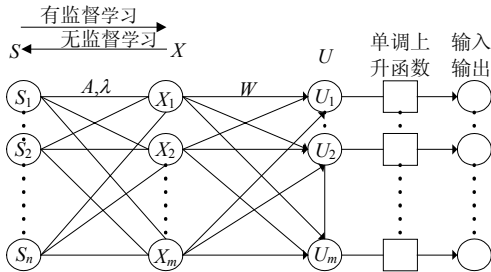


图2 ALCNN与BSAO的关系

4 静态图像独立成分模型

BSAO求解图像BS问题时的使用方式为： \mathbf{x} 来自于观测的图片，每幅图片按照Z字型。将像素拉成一维向量，然后有两种方式构成 \mathbf{x} ：

(1) 图像间独立模型。每幅图片的一维向量，构成新矩阵的一行， \mathbf{x} 成为一个矩阵。因此，所有训练图片可以构成一个训练集矩阵 \mathbf{x} 。ICA分析得到独立的基图像，这些基图像形成特征空间。

(2) 像素间独立模型。每幅图片的一维向量构成一个列向量 \mathbf{x} ，对每个样本图像进行无监督学习，获得每个样本的独立像素，所有样本学习后，得到稳定的学习矩阵 \mathbf{W} 。该方法是空间上的独立，适合样本空间很小的场合，如只有一个样本的情况。实际上，对于一个样本的情况，图像间独立模型和像素间独立模型是等价的，但对两个样本以上的情况，在计算量和存储量上有很大不同。

经过大量的测试，这两种方式的效果非常接近。出于计算的目的，图像间独立模型会形成非常大的病态矩阵，而病态矩阵又很难判断，因此最后会经

过很长的计算才发现不能收敛。像素间独立模型形成的矩阵规模小，计算快速，一般都使用这种方式。为避免大向量、大矩阵的巨大计算，BSAO方法一般都要进行白化预处理，这样既对 \mathbf{x} 降维，又去相关(去除 \mathbf{x} 一阶和二阶统计信息)，并归一化。

BSAO的问题，来自于所有像素的统计平均和后验概率，而且损失了图像的几何信息。LCNN走向了另外一个极端，它对每个像素进行分析，甚至考虑先验信息的情况：每个像素有不同的混合传输矩阵，但同一个像素不同传感器同一时间的混合传输矩阵是一样的，像素间的不同混合矩阵的细节差异，实际上带来了环境空间的几何信息。针对静态图像、视频之类视觉信息，多个不同传感器同时采集图像，类似于多只“眼睛”在观察，因此，也被称为“多目”传感器技术。显然，两个不对称的传感器称为“双目”。

实际上，LCNN系列算法给出了一种基于单像素的像素内独立成分模型。

5 小结

FALCNN单像素独立成分分析特点如下：

- (1) 使用先验概率，每个像素的独立成分的熵 $H(s_i)$ 最大为目标。
- (2) 对每个像素进行分析，与周围像素无关。它获取每个像素的独立成分和学习矩阵，进而找出哪怕只有几个点的关键像素。
- (3) 每个像素也是独立的，因此每个像素的分解可以并行处理。
- (4) 单个像素的小计算。单个像素的分解，最小的混合矩阵 2×2 就行了，这样每次计算可以模拟双目的 2×2 传输矩阵，一次看清一个目标(独立成分)的思想，逐渐叠加为多个独立成分(目标)，多目通道(多传感器)的分离。
- (5) 使得实时逐像素分析大尺寸图像成为可能。
- (6) LCNN把原始信号成分(先验信息)的瞬时最大化熵作为衡量 \mathbf{s} 中各个成分之间的独立性，表现了无监督学习的思想；与后验信息 \mathbf{x} 的估计误差最小作为另一个对目标的约束，体现了有监督学习的思想。这使得无监督和有监督学习的并行收敛作为学习规则，不仅从技术上统一了两种学习模式，而且说明了两种学习模式能够低能耗地同时进行，进一步揭示了“鸡尾酒会问题”的本质。

(下转第449页)

- composite synthesized by mechanical alloying[J]. Journal of Magnetic Materials, 2003, 256 (13): 13-19.
- [4] PAL M, BIDB S, PRADHANBP S K, et al. Synthesis of nanocomposites comprising iron and barium hexaferrites[J]. Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 2004, 269: 42-47.
- [5] SUDAKAR C, SUBBANNA G N, KUTTYB T R N. Hexaferrite-FeCo nanocomposite particles and their electrical and magnetic properties at high frequencies[J]. American Institute of Physics, 2003, 94(9): 6030-6033.
- [6] WALSER R M, WIN W, VALANJU P M. Fabrication and properties of microforged Ferromagnetic nanoflakes[J]. IEEE Trans Magn, 1998, 34: 1390.
- [7] 姚光俊, 胡国光, 尹萍, 等. $(\text{MnZnCo})_2$ -W和 $(\text{MnZnCo})_2$ -Y型复合铁氧体材料吸收微波特性的研究和比较[J]. 功能材料, 1999, 30(4): 361-363.
- [8] 胡国光, 姚学标, 尹萍, 等. $\text{Zn}_{2-x}\text{Co}_x$ -W型铁氧体微波吸收剂的制备和特性研究[J]. 磁性材料及器件, 1998, 29(3): 8-11.
- [9] 阮圣平, 吴凤清, 王永为, 等. 钡铁氧体纳米复合材料的制备及其微波吸收性能[J]. 物理化学学报, 2003, 19(6): 275-277.
- [10] 韩志全, 许小文, 任仕晶. 微波铁氧体材料的晶粒细化[J]. 磁性材料及器件, 2001, 32(5): 10-13.

编辑 张俊

(上接第423页)

(7) LCNN一样可以建立像素间独立模型和图像间独立模型, 因为无论Helmholtz自由能还是 L 函数, 都是颠扑不破的自然定律, 在任何环境下都适用。

参 考 文 献

- [1] HERAULT J, JUTTEN C. Space or time adaptive signal processing by neural network models[C]//Neural Networks for Computing, AIP Conference Proceeding 151. New York: American Institute for Physics, 1986.
- [2] BELL A J. An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. Neural Computation, 1995, (7): 1129-1159
- [3] LEE T W. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for subGaussian and super-Gaussian sources[J]. Neural Computation, 1999, 11(2): 409-433.
- [4] AMARI S I. New learning in structural parameter space — a natural Riemannian gradient[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1997, (9): 127-133.
- [5] HYVARINEN A, OJA E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. IEEE Trans on Neural Network, 1999, 10(3): 626-634.
- [6] 斯华龄, 张立明. 智能视觉图像处理[M]. 上海: 上海科技教育出版社, 2002.
- [7] 余堃. 鲁棒图像多目数字水印技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2006.
- [8] 余堃, 蒲红梅. 自适应多目独立成分分析[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(1): 11-13.

编辑 税红

(上接第445页)

- [5] BEARD P C, MILLS T N. Optical detection system for biomedical photoacoustic imaging[J]. Proceedings of SPIE—The International Society for Optical Engineering, 2000, 3916: 100-109.
- [6] WANG C H, MANDELIS A, GARCIA J A. Pd/PVDF thin film hydrogen sensor system based on photopyroelectric purely-thermal-wave interference[J]. Sensors and Actuators B, 1999, 60(2-3): 228-237.
- [7] JIANG Z, FUNAI K, TANAKA M, et al. Development of soft tribo-sensor using PVDF film for skin surface contour measurement[J]. J Intell Mater Sys Struct, 2000, 10(6): 481-488.
- [8] WAKIZAKA D, FUSHIMI T, OHKITA H, et al. Hole transport in conducting ultrathin films of PEDOT/PSS prepared by layer-by-layer deposition technique[J]. Polym, 2004, 45: 8561-8565.
- [9] HARASZTI T, DEKANY I, FENDLER J H. Measurements of interaction forces between polycations, between clay nanoplatelets, and between polycations and clay nanoplatelets by atomic force microscopy[J]. Journal of Physical Chemistry B, 2001, 105(43): 10579-10587.
- [10] SAUERBREY G. The use of quartz oscillators for weighing thin layers and for microweighing [J]. Z Phys, 1959, 155(11): 206-222.
- [11] 张福学, 王丽坤. 现代压电学[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [12] 叶芸, 蒋亚东, 吴志明, 等. 电极化对Ag/PVDF薄膜间相互作用的XPS研究[J]. 功能材料, 2006, 37(9): 1378-1380, 1385.

编辑 漆蓉