

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)01-0129-06

论文索引信息: 于红芸, 姜涛, 关键. SAR 图像目标检测的互信息非负矩阵分解算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 129-134

SAR 图像目标检测的互信息非负矩阵分解算法

于红芸^{1),2)}, 姜涛³⁾, 关键²⁾

¹⁾(鲁东大学数学与信息学院, 烟台 264025) ²⁾(海军航空工程学院信息融合研究所, 烟台 264001)

³⁾(海军航空工程学院兵器科学与技术系, 烟台 264001)

摘要: 提出了满足指数分布的概率模型框架下实现非负矩阵分解的目标函数和相应的算法。同时针对非负矩阵分解方法中的基向量无序性这一特点, 将基于互信息的特征选择算法与其结合起来解决了基向量的排序问题。利用目标的先验知识获得有利目标表示的特征向量组, 然后用该特征向量组进行滤波, 分别获得待测图像的特征图, 通过加权的方式将所有的特征图合并为一个总的特征图, 最后在特征图上通过选取合适的阈值将目标提取出来。使用 MIT 林肯实验室 ADTS(advanced detection technology sensor)高分辨率机载 SAR 目标数据进行仿真, 结果表明该方法是一种精度较高的目标检测算法。

关键词: 非负矩阵分解; 互信息; 特征选择; 目标检测; 合成孔径雷达图像

Non-negative matrix factorization based on mutual information for detecting target in SAR images

Yu Hongyun^{1),2)}, Jiang Tao³⁾, Guan Jian²⁾

¹⁾(School of Mathematics and Information Ludong University, Yantai 264025 China)

²⁾(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001 China)

³⁾(Department of Ordnance Science and Technology Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001 China)

Abstract: Non-negative matrix factorization (NMF) method is an effective method which decomposes the nonnegative matrix into two non-negative factor matrices. New iterative formulas of the two non-negative factor matrices are proposed based on the exponent distribution in this paper. The bases acquired by this method are disordered. But the order is very important for target detection. A new NMF approach combined Mutual Information is proposed, which used for the detection of SAR images. In the algorithm, priori knowledge of targets is used to obtain the favorable feature vector groups, the feature maps about the test image are respectively gained by using the feature vector groups. All the feature the maps are weighted into a general characteristic map. Finally, the targets are extracted in the characteristic of the map by choosing a suitable threshold. Experimental results of ADTS target high-resolution airborne SAR data show that this method is effective and feasible.

Keywords: Non-negative matrix factorization; Mutual Information; feature selection; target detection; synthetic aperture radar image

收稿日期: 2009-06-22; 修回日期: 2010-01-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(60672140); 全国优秀博士学位论文作者专项资金(200237); 教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-05-0912); 鲁东大学校基金(LY20065901)。

第一作者简介: 于红芸(1971—), 女, 讲师。海军航空工程学院信息融合研究所读博士研究生, 主要研究方向为图像处理、目标检测和模式识别。E-mail: Xiaofish_er@163.com。

0 引言

合成孔径雷达(SAR)不仅具有全天时、全天候工作等多种功能,同时还具有成像面积大、数据丰富和速度快等优点^[1]。面对不断增长的 SAR 图像数据收集能力,如何对这些图像进行自动或半自动快速、准确地解译已经越来越引起人们的关注和重视^[2]。

国内外学者已在 SAR 图像的特征提取与目标检测识别方面做了很多工作。恒虚警处理(CFAR)技术是传统的 SAR 图像目标检测方法,其核心是寻找与背景相比亮度异常的像元^[3]。该算法在很大程度上依赖于对杂波背景统计模型的匹配。在实际应用中,当背景杂波的分布很难准确估计或目标与背景杂波的差异较小时,CFAR 的检测性能会大大降低。为此国内外的一些研究人员提出利用子空间的方法设计检测器。常用的子空间方法有主成分分析和独立分量分析^[4]。但是这些方法分解的结果(包括基向量和系数)常常会含有负值。从计算的角度来看,矩阵分解的结果中可以存在负值,但负值元素在实际问题中往往缺失物理意义。并且在以往的子空间分析技术中,SAR 的检测与识别是基于全局信息来实现的,然而基于局部特征较全局具有更好的性能。非负矩阵分解(NMF)^[5]方法就可以有效地解决上述的问题。NMF 算法在图像处理、音乐信号分析、生物信息等许多领域都有成功的应用例子,但是在 SAR 图像处理中的应用并不多见。

NMF 算法不同于主成分分析和独立分量分析的一个特点是对于所分解得到的基是无序的。而实际上在检测的过程中,不同的基对于区分是目标还是非目标所起的作用显然是不同的。本文将基于互信息的特征选择算法与 NMF 算法结合起来,解决了基图像对于区分目标和背景的重要程度不同这一关键的问题。同时考虑到针对雷达输出的信号,其分布在某些情况下会满足指数分布,推导了在指数分布概率模型下的非负矩阵分解的目标函数和相应的算法。最后利用 MIT 的 Lincoln 实验室提供的 ADTS^[6]数据对该算法进行了仿真实验并给出相应的仿真结果。

1 非负矩阵分解以及滤波器选择

1.1 非负矩阵分解原理

假设处理 m 个 n 维空间的样本数据,用 $X_{n \times m}$ 表示。该数据矩阵中各个元素都是非负的,表示为 $x_{ij} \geq 0, 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m, i, j$ 都是整数。对矩阵进行如下的线性分解

$$X_{n \times m} = W_{n \times r} H_{r \times m} \quad (1)$$

式中, $W_{n \times r}$ 称为基矩阵, $H_{r \times m}$ 称为系数矩阵。 X 的每一个数据列向量近似等于矩阵 W 的列向量的线性组合,权值系数为 H 的各个分量。若选择 r 比 n 小,用系数矩阵代替原数据矩阵,就可以实现对原矩阵的降维。

为了实现矩阵的非负分解,首先需要定义一个损失函数来刻画分解前后的逼近程度,然后在非负性约束下求解。非负矩阵分解归结为求解下式的约束优化问题

$$\begin{aligned} \min f(W, H) \\ \text{s. t. } W \geq 0, H \geq 0 \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $f(W, H)$ 为某一损失函数。若采用欧氏距离作为 NMF 问题的目标函数,将 NMF 问题转化为下式的最优化问题

$$\begin{aligned} \min f = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [X_{ij} - (WH)_{ij}]^2 \\ \text{s. t. } W_{ij} \geq 0, H_{ij} \geq 0, \sum_i W_{ij} = 1 \end{aligned} \quad (3)$$

对于矩阵 W, H 的值可以用迭代的方法求得。

1.2 指数分布的非负矩阵分解的概率模型

将矩阵分解看成下式所示的含加性噪声的线性混合体模型^[7]

$$X_{n \times m} = W_{n \times r} H_{r \times m} + E_{n \times m} \quad (4)$$

式中, $E_{n \times m}$ 为噪声矩阵。为了求解因子矩阵 W, H , 相当于求解下式的最大似然解^[7]

$$\begin{aligned} \{W, H\} = \arg \max_{w, h} p(X | W, H) = \\ \arg \min_{w, h} [-\log p(X | W, H)] \end{aligned} \quad (5)$$

假设噪声服从不同的概率分布,就可以得到不同类型的目标函数。

通常,雷达接收机输出的小信号服从指数分布。当噪声服从指数分布时,可以得到下式的似然概率

$$p(X_{ij} | W, H) = \frac{1}{(WH)_{ij}} \exp \left\{ -\frac{X_{ij}}{(WH)_{ij}} \right\} \quad (6)$$

令

$$p(\mathbf{X} | \mathbf{W}, \mathbf{H}) = \prod_{ij} p(X_{ij} | \mathbf{W}, \mathbf{H})$$

得到其最大似然解是最小化如下的损失函数

$$L(\mathbf{W}, \mathbf{H}) = - \sum_{ij} \log \frac{1}{(\mathbf{WH})_{ij}} + \sum_{ij} \frac{X_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}} \quad (7)$$

用下式所示的梯度法求解因子矩阵

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial W_{ik}} &= \sum_{j=1}^m \frac{H_{kj}}{(\mathbf{WH})_{ij}} - \sum_{j=1}^m \frac{X_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}^2} H_{kj} \\ \frac{\partial L}{\partial H_{kj}} &= \sum_{i=1}^n W_{ik} \frac{1}{(\mathbf{WH})_{ij}} - \sum_{i=1}^n W_{ik} \frac{X_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}^2} \end{aligned} \quad (8)$$

于是可以得到下式的加性迭代规则

$$\begin{aligned} W_{ik} &\leftarrow W_{ik} + \phi_{ik} \left(\left[\sum_{j=1}^m \frac{H_{kj}}{(\mathbf{WH})_{ij}} - \sum_{j=1}^m \frac{X_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}^2} H_{kj} \right] \right) \\ H_{kj} &\leftarrow H_{kj} + \varphi_{kj} \left(\left[\sum_{i=1}^n W_{ik} \frac{1}{(\mathbf{WH})_{ij}} - \sum_{i=1}^n W_{ik} \frac{X_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}^2} \right] \right) \end{aligned} \quad (9)$$

如果假设

$$\begin{aligned} \phi_{ik} &= \frac{-W_{ik}}{\sum_{j=1}^m \frac{X_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}^2} H_{kj}} \\ \varphi_{kj} &= \frac{-H_{kj}}{\sum_{i=1}^n W_{ik} \frac{X_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}^2}} \end{aligned} \quad (10)$$

式(9)加性迭代规则就变成了下式的乘性迭代规则

$$\begin{aligned} W_{ik} &\leftarrow W_{ik} \frac{\sum_{j=1}^m \frac{X_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}^2} H_{kj}}{\sum_{j=1}^m \frac{H_{kj}}{(\mathbf{WH})_{ij}}} \\ H_{kj} &\leftarrow H_{kj} \frac{\sum_{i=1}^n W_{ik} \frac{X_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}^2}}{\sum_{i=1}^n W_{ik} \frac{1}{(\mathbf{WH})_{ij}}} \end{aligned} \quad (11)$$

在式(11)的迭代规则中,对基的各列向量进行范数 1 的归一化处理,即要求

$$\sum_i W_{ik} = 1, \quad \forall k \quad (12)$$

从上述的 NMF 分解的原理中可以看出,对于分解出的基向量是没有次序的,也就是说,所得到的基向量没有主次之分。对于检测任务来说,很显然这些基对于区分目标和非目标的重要程度是不相同的。在本文算法应用中,采用基于互信息的特征选择方法解决此问题。

1.3 基于互信息的特征选择

特征选择的目的是试图从数据集合的特征集合中选择一个子集,并使得从这个子集建立的模型可以较好地刻画所面对的模式。互信息 (mutual information) 是衡量两个随机变量之间相关性的有效度量,能够很好地解决特征选择问题。常用的方法主要是贪婪选择算法^[8]。其算法流程如下:首先进行初始化,将原始数据输入到特征空间然后计算每个特征与类别的互信息;选择互信息最大的特征;将剩下的特征继续计算与类别信息的互信息,直到选择够 n 个特征。在整个算法过程中最主要的就是计算特征与类别的互信息。根据 Shannon 熵定义的随机变量 x 和 y 之间的互信息 $I(x, y)$ 满足下式的关系。

$$I(x, y) = \iint p(x, y) \log \frac{p(x)p(y)}{p(x, y)} dx dy \quad (13)$$

p 是概率分布密度函数。为了计算 x 和 y 之间的互信息,需要估计 x 和 y 的概率密度函数以及二者之间的联合概率密度函数。本文采用直方图近似变量的概率密度估计。

在 NMF 分解后获得一组表示原始图像的基后,通过计算这些基与背景图像和目标图像的互信息进行基的选择,使得所选择的基更有利于将目标和背景分离开。并按照互信息的大小对基进行排序,使得在进行特征图融合时,能够根据基的重要程度进行权值的赋值。

1.4 基于 NMF 分解的 SAR 图像滤波

考虑到环境因素在目标检测过程中有非常重要的作用,所以利用当前的待测数据加上目标数据形成训练样本集。对训练样本集作 NMF 分解时能够突出图像的局部特征,可以将分解所得的基作为滤波器。然后针对目标和背景进行特征选择,利用所选择的滤波器进行检测场景的滤波。

具体的步骤如下:

1) 取若干幅不包括目标的背景图像,随机地在其不同的位置处提取大量尺寸较小的图像切片(例如 9×9 像素)。

2) 将若干幅包含目标的图像(45×45 像素)进行剖分为 9×9 的图像切片。考虑到在检测的场景中目标的大小可能存在着差别,将包含目标的图像依次的缩小为原来图像的 80%、60%、40%、20%,然后进行剖分,得到 9×9 的图像切片。

3) 将所有包含目标的图像切片与将所有的不包含目标的图像切片合到一起,再加上在待检测的图像

中随机抽取的 9×9 的图像切片一起形成训练样本集。对此训练样本集进行 NMF 分解,得到可以用来表示原始图像的一组基图像和在基图像的投影系数。

4) 滤波器的选择(特征选择)。将第 3)步得到的投影系数,利用 1.3 节所介绍的方法进行滤波器的选择。在实验中选择前 10 个滤波器。具体的过程如图 1。

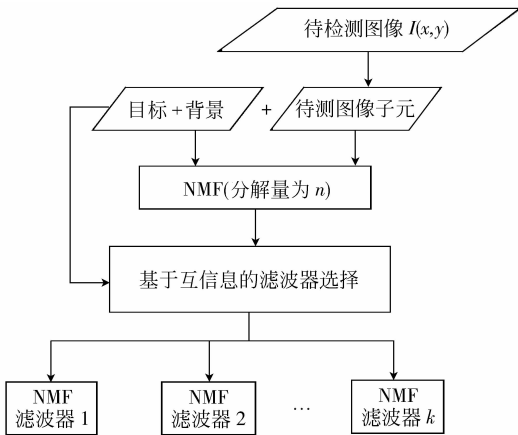


图 1 基于目标的滤波器选择

Fig. 1 Object-based filter options

5) 用选择好的滤波器对需要检测的场景进行滤波。

6) 多特征图的融合。因为所选取的特征利用互信息进行了排序,所以对滤波值采用不同的加权和作为输出值形成特征图。在实验中对于所选取的前 5 个特征取其权值为 $\alpha_i = (5 - i)/i, 1 \leq i \leq 5$; 后 5 个特征取其权值为 $\alpha_i = 1/i, 6 \leq i \leq 10$ 。具体流程如图 2 所示。

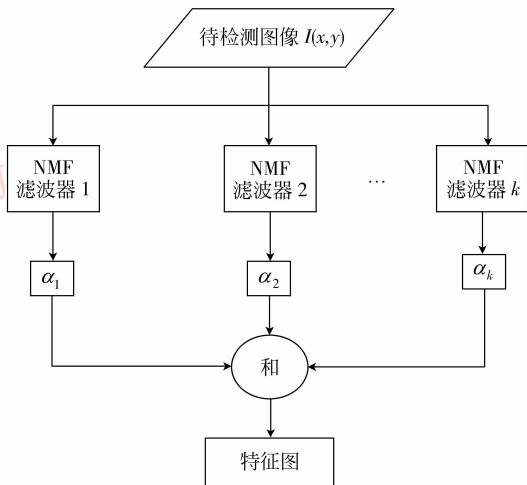


图 2 基于 NMF 滤波的特征图的形成

Fig. 2 NMF-based filtering features of map

2 SAR 图像目标检测

2.1 数据的预处理

SAR 图像是地物对雷达波散射特性的反映。雷达发射的是纯相干波,这种信号照射目标时,目标的随机散射信号与发射信号的干涉产生斑点噪声,模糊了图像的精细结构,使图像解释能力降低。因此,在对 SAR 图像进行自动检测之前必须进行去噪处理。为了抑制噪声、改善图像质量,要对图像进行平滑处理。利用下式的高斯低通滤波器滤除噪声。

$$g_{\sigma} = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

高斯滤波器的宽度(决定着平滑程度)是由参数 σ 表征的。 σ 越大,高斯滤波器的频带就越宽,平滑程度就越好。当 σ 过大时会引起图像特征分量模糊,也就是过平滑。因此在滤波的过程中需要根据实际情况,合理地选择参数 σ 的取值。实验中取 $\sigma = 1.5$ 。

2.2 仿真实验及结果分析

利用美国 MIT Lincoln 实验室提供的 ADTS 高分辨率机载 SAR 目标数据进行仿真实验。图像的大小为 512×2048 ,距离分辨率和方位分辨率均为 0.3 m 。共有 16 幅,其中 6 幅场景图像不包含目标,其余的包含军用目标的场景图像总计含有 51 个目标。包含目标的图像中目标种类、目标摆放位置以及摆放方向不同,且场景内容也不同。图 3(a)(b)为实验中的其中两幅原始 SAR 图像,其中(a)包含有 8 个目标,其中有两个是角反射体等干扰物;(b)中不包含目标。

特征滤波器的学习阶段,从包含目标的 3 幅场景图像中取出 16 幅以目标质心为中心的 45×45 维的包含目标的图像切片。对这些包含目标的图像切片进行 1.4 节的处理,获得 992 个 9×9 的图像切片。从不包含目标的图像中随机的抽取 1000 幅 9×9 的图像切片。最后从待检测的图像中随机的抽取 200 个 9×9 的图像切片。将所有的 9×9 的图像切片合在一起构成训练样本集,对此样本集进行 NMF 的特征提取。实验中取特征基的个数为 $9 \times 9 = 81$ 个,迭代的次数为 800。然后通过 1.3 节的特征选择算法,选取其中的前 10 个特征。图 3(c)(d)为图像用 NMF 滤波器的检测结果,其中(c)将所有的目标和干扰物都检测出来,而且基本上保持了原

目标的基本形状;(d)所对应的原场景中没有目标,检测图像中只有一个虚警。从上述实验结果可以得出以下结论:本文所建立的 MI_NMF 实验

模型适用于 SAR 图像的目标检测。无论是有目标还是没有目标的场景图像都能够获得较好的检测结果。

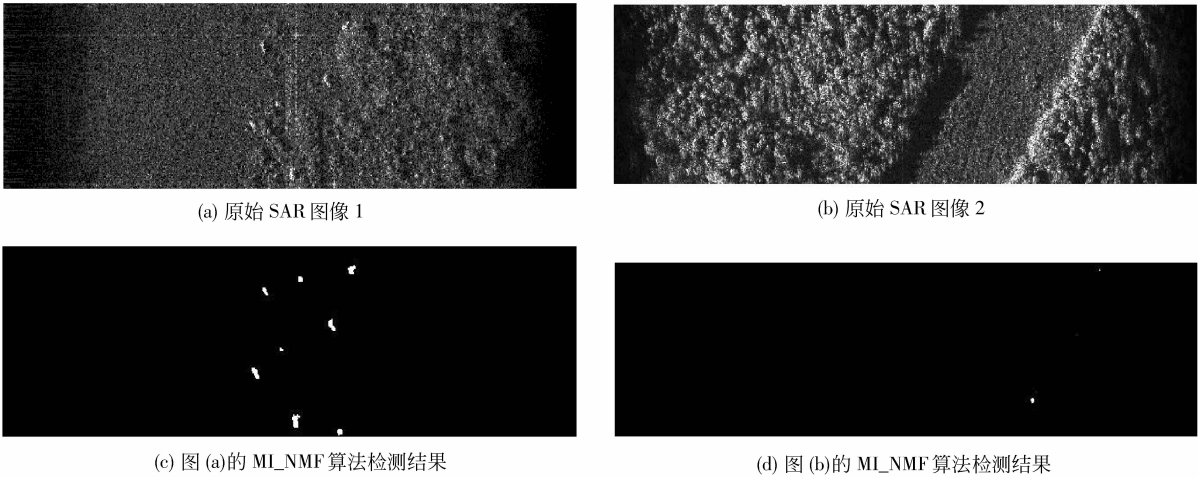


图 3 原始的 SAR 图像以及检测结果
Fig.3 The original SAR images and detection results

2.3 算法性能分析

将本文提出的基于指数分布的 MI_NMF 检测算法与经典的 Gaussian CFAR 和 Weibull CFAR 统计检测算法的性能比较,如表 1 所示。

表 1 MI_NMF 模型检测与传统检测方法的总体性能比较
Tab.1 The performance comparison of MI_NMF model and traditional detection methods

算法	总目标数	目标个数	虚警个数	运行时间/s
MI_NMF	8	8	0	2.047 0
Gaussian CFAR	8	8	0	4.281 0
Weibull CFAR	8	8	0	8.219 0

在计算机硬件环境为 AMDsempo3000, 1.61GHZ,2G 内存,并都采用未优化的 Matlab 代码的条件下,MI_NMF 算法的运行时间大约是 Gaussian CFAR 的 1/2,是 Weibull CFAR 的 1/4。由表 1 可以看出,MI_NMF 检测算法具有一定的实用性。

表 2 给出了算法对于所有实验数据(共 16 幅图像)3 种算法的检测结果。由表 2 可见,本文所建立的 MI_NMF 模型在处理 SAR 图像的目标检测时,其虚警率明显低于 Gaussian 和 Weibull CFAR,其鉴别的精度优于传统的检测算法。

表 2 MI_NMF 模型检测与传统检测方法的检测结果比较
Tab.2 The result comparison of MI_NMF model and traditional detection methods

不同的算法	总目标数	目标个数	虚警个数
MI_NMF	51	50	43
Gaussian CFAR	51	51	464
Weibull CFAR	51	50	223

3 结 论

基于互信息特征选择的 MI_NMF 的 SAR 图像检测方法能够有效地将 NMF 分解得到的基向量根据需要进行排序,使所选择的特征更加有利于区分目标与背景。实验结果表明,与传统的 CFAR 目标检测法相比,该算法的计算量小,且能有效地抑制背景杂波,突出目标,提高 SAR 图像中目标的检测性能。

参考文献 (References)

[1] Zhu Junjie, Guo Huadong. Water detection with high-resolution SAR image based on texture and imaging knowledge [J]. Advances in Water Science, 2006,17(4): 525-530 . [朱俊杰, 郭华东. 基于纹理与成像知识的高分辨 SAR 图像水体检测 [J]. 水科学进展, 2006,17(4): 525-530.]

- [2] Yang Guang, Chen Kexiong. Study evolution of detection and recognition on target in SAR image [J]. Progress in Geophysics, 2007, 22(2): 617 ~ 621. [杨杭, 陈克雄. SAR 图像中目标的检测和识别研究进展 [J]. 地球物理学进展, 2007, 22(2): 617-621.]
- [3] Sun Nongliang, Yu Wenwen, Cao Maoyong. An iris recognition algorithm based on principle component analysis and independent component analysis [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(9): 1701-1706. [孙农亮, 于雯雯, 曹茂永. 基于 PCA 和 ICA 的虹膜识别方法 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(9): 1701-1706.]
- [4] He Zhiguo, Lu Jun, Kuang Gangyao. A survey on feature extraction and selection of SAR images [J]. Signal Processing, 2008, 24(5): 813-821. [贺志国, 陆军, 匡纲要. SAR 图像特征提取与选择研究 [J]. 信号处理, 2008, 24(5): 813-821.]
- [5] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects with nonnegative matrix factorization [J]. Nature, 1999, 401: 788-791.
- [6] Air Force Research Laboratory, Model Based Vision Laboratory. Sensor Data Management System [EB/OL]. (1999- 08- 08) [2009- 10- 07]. [http:// www. mbvlab. wpafb. af. mil/public/sdms/datasets/mstar](http://www.mbvlab.wpafb.af.mil/public/sdms/datasets/mstar).
- [7] Sajda P, Du S, Parra L, et al. Recovery of constituent spectra using non-negative matrix factorization [J]. Proceedings of SPIE, 2003, 5207: 321-331.
- [8] Battiti R. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning. IEEE Transactions on Neural Networks 1994(5): 537-550.