

基于判别式受限玻尔兹曼机的医学图像分类法

陈娜 蒋芸 邹丽 沈建 胡学伟 李志磊

(西北师范大学计算机科学与工程学院 兰州 730070)

摘要 随着计算机技术的发展,越来越多的医学图像分析技术应运而生。利用数据挖掘方法对医学图像做分析是目前研究的热点之一,该方法首先从医学图像中提取统计特征,在此基础上进一步挖掘,这种方法对所提取的特征有很强的依赖性而且受到经验等主观因素的影响。针对乳腺 X 光图像,采用一种可以从图像中自动学习特征并利用学习到的特征对图像进行分类的医学图像分析新方法——判别式受限玻尔兹曼机(Discriminative Restricted Boltzmann Machine, DRBM)。DRBM 是一种无向判别模型,它可以自动地从图像中学习特征。在乳腺 X 光图像标准数据集上的实验结果表明,DRBM 对医学图像的分类准确率明显高于其它基于统计特征提取的医学图像分类方法。

关键词 数据挖掘,判别式受限玻尔兹曼机,特征学习,乳腺 X 光图像,无向判别模型

中图分类号 TP183 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.064

Medical Image Classification Method Based on Discriminative Restricted Boltzmann Machine

CHEN Na JIANG Yun ZOU Li SHEN Jian HU Xue-wei LI Zhi-lei

(College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

Abstract With the development of computer techniques, an increasing number of analytic techniques on medical images by using computers have been developed. Nowadays, applying data-mining methods to the analysis of medical images is becoming popular. The classification performance of these methods usually has a strong dependence on the statistical features extracted from medical images in advance. However, the process of feature extraction is often influenced by many subjective factors such as personal experience. We applied a new method to mammography called discriminative restricted boltzmann machine, which is recently developed in machine learning. Discriminative restricted boltzmann machine can learn the features automatically from the labeled data and can also perform as a classifier. Discriminative is a kind of undirected discriminative model. The experimental results show that DRBM outperforms other methods based on feature extraction in the aspect of classification accuracy rate.

Keywords Data mining, Discriminative restricted boltzmann machine (DRBM), Feature learning, Mammography, Undirected discriminative model

1 引言

乳腺疾病是女性常见的疾病之一,同时乳腺癌的多发性和危害性严重影响着女性的健康甚至生命,因此,乳腺疾病的早期诊断直接关系着女性的人身健康。尤其对于乳腺癌,现在人们还不能完全确定其病发机理。目前乳腺癌的临床诊断方法主要包括触摸式诊断、组织学诊断、细胞学诊断和影像学诊断。影像学以其诊断的方便性、科学性和相对较高的可操作性被广泛采用。乳腺 X 光摄影技术是最常见的乳腺癌早期诊断技术^[1],对于这种方法,我们需要从 X 光片中分析乳腺的患病情况。随着计算机技术的快速发展,对 X 光片的分析也实现了从传统人工分析到计算机辅助分析的转换,这种转换可以使乳腺癌的诊断更快速、更准确。

目前人们主要从两个方面对医学图像进行分析,一方面

人们选择直接从图像的处理中发现病灶,比如对图像进行纹理分析研究^[2]、对图像进行结构的研究^[3]等。另一方面,随着计算机技术的发展,人们还选择通过数据挖掘的方法对医学图像进行分析,例如 Claudio Marrocco^[4]等人选择一个树形结构的马尔科夫随机域算法对图像进行分割,然后再用基于经验原则和组合分类器的(Course-to-fine)方法对分割的各个区域进行聚类分析,并取得了较好的结果。J. Jiang^[5]等人总结了各种类型的神经网络在医学图像分析中的多种应用,进一步说明了神经网络方法在医学图像分析中的重要用途。另外 Quellec G^[6]等人还在基于内容的信息检索框架中利用决策树技术通过医学图像实现了一些医学诊断。目前很多数据挖掘方法已经成功应用在了医学图像的分类中,但这些方法大部分都是先提取医学图像中的统计学特征,然后再在此特征数据集的基础上对图像进行分析,从而实现对医学图像的

到稿日期:2014-07-16 返修日期:2014-09-18 本文受国家自然科学基金项目(61163036,61163039),2012 年度甘肃省高校基本科研业务费专项资金项目,甘肃省高校研究生导师项目(1201-16),西北师范大学第三期知识与创新工程科研骨干项目(nwnu-kjcxgc-03-67)资助。

陈娜(1987-),女,硕士生,主要研究方向为数据挖掘与机器学习,E-mail:chenna_dm@126.com;蒋芸 博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为数据挖掘、粗糙集理论及应用;邹丽 硕士生,主要研究方向为支持向量机;沈建 男,硕士生,主要研究方向为支持向量机;胡学伟 男,硕士生,主要研究方向为粗糙集;李志磊 女,硕士生,主要研究方向为粗糙集。

诊断。目前这种通过特征提取来对医学图像进行分析的方法主要有关联规则^[7]、决策树、遗传算法、人工神经网络^[8]、贝叶斯、粗糙集、支持向量机^[9]等。但是基于统计特征提取的医学图像分析方法中特征提取的好坏直接影响着图像的分析结果,而且特征的选择会受到经验等主观因素的影响。

本文采用一种新的医学图像分析方法判别式受限玻尔兹曼机^[10]对医学图像进行分类分析。DRBM 是 Hugo Larochelle 等人提出的一种新的概念,它的基础模型是受限玻尔兹曼机 (Restricted Boltzmann Machine, RBM)^[11],RBM 是 Hinton 提出的一种无向生成模型,是目前研究较热的深度学习算法模型的基础模型,主要充当其他分类算法的特征提取器^[11,12],而不是直接充当分类器。Hugo Larochelle 等人提出的 DRBM 模型可以直接充当分类器,DRBM 相当于一个深度学习模型的最后一层,目前 DRBM 模型已经被成功应用在数字识别^[10]、文本分类^[10]和邮件分类中,且都取得了相对较好的结果。鉴于 DRBM 的特征学习能力,本文选择用 DRBM 对医学图像进行分析,DRBM 可以直接从图像中学习特征并利用这些特征对图像进行分类,通过学习得到的特征更能客观真实地反映图像的真实信息。实验结果表明,相对于基于统计学特征提取的分析方法,DRBM 能够对图像进行更好的分类。

2 受限玻尔兹曼机

受限玻尔兹曼机是一种无向生成模型^[12,13],这个模型用一层隐藏层对可视层的分布进行建模,是一种用于无监督学习的基于能量的模型。确切的说它有一个二部图结构,即它包括两层二进制单元:一层为可视层,用来代表数据;一层为隐藏层,用来提高学习能力。隐藏层和可视层之间是无向连接的,但隐藏层各单元之间没有连接,可视层各单元之间也没有连接,具体模型如图 1 所示,受限玻尔兹曼机的结构特征说明各隐藏单元和各可视单元之间是相互独立的。

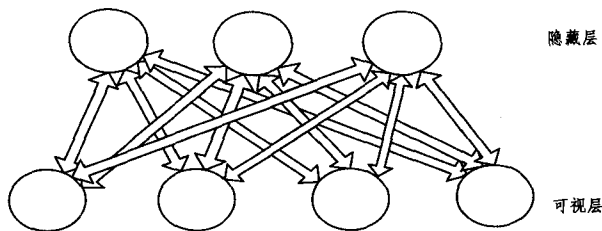


图 1 受限玻尔兹曼机的结构模型

通常用 i 表示可视单元的索引,用 j 表示隐藏单元的索引。如果 v_i 表示第 i 个可视单元的状态, h_j 表示第 j 个隐藏单元的状态,那么定义在状态上的能量函数为:

$$E(v, h) = -\sum_{i,j} v_i h_j w_{ij} - \sum_i v_i b_i - \sum_j h_j b_j \quad (1)$$

其中, w_{ij} 表示第 i^{th} 可视单元和第 j^{th} 隐藏单元的连接强度,也表示第 i^{th} 可视单元和第 j^{th} 隐藏单元的依赖程度, b_i 、 b_j 表示偏置。根据可视单元和隐藏单元的任意配置,我们可以定义一个能量函数:

$$E(v, h; \theta) = -\sum_i^{N_v} b_i v_i - \sum_j^{N_h} b_j h_j - \sum_{i,j}^{N_v N_h} w_{ij} v_i h_j \quad (2)$$

其中, $\theta = \{w, b, c\}$ 是模型的参数。学习到的模型参数通过能量函数在 $\{v, h\}$ 上定义了这样一个概率分布:

$$p(v, h; \theta) = \frac{\exp^{-E(v, h)}}{Z(\theta)} \quad (3)$$

其中, $\exp^{-E(v, h)}$ 是系统处于状态 $\{v, h\}$ 的相对概率; $Z(\theta)$ 是系统的归一化常数, $Z(\theta) = \sum_{v, h} \exp^{-E(v, h)}$ 。通常训练受限玻尔兹曼机即对模型的参数进行不断的调整,从而选择数据的对数似然函数作为目标函数:

$$\begin{aligned} \log p(x; \theta) &= \log \sum_h \exp^{-E(x, h)} - \log Z(\theta) \\ &= \log \sum_h \exp^{-E(x, h)} - \log \sum_{v, h} \exp^{-E(v, h)} \end{aligned} \quad (4)$$

用梯度下降的方法调整模型参数:

$$\theta^{(t+1)} = \theta^t + \epsilon \frac{\partial \log p(x; \theta)}{\partial \theta} \Big|_{\theta^t} \quad (5)$$

其中, ϵ 是学习率, x 是一个训练向量。

$$\frac{\partial \log p(x; \theta)}{\partial w_{ij}} = x_i \cdot p(h_j = 1 | x) - p(v_i = 1, h_j = 1) \quad (6)$$

虽然上式中的第一项可以由训练数据求得,但是第二项 $p(v_i = 1, h_j = 1)$ 是不可解的,尤其是当观测数据的特征维数较高时。即使是从这个模型分布中用蒙特卡洛抽样方法估计也是很难实施的,因为这个方法需要较大的抽样步数才能达到平衡分布^[14,15]。为了解决这个问题,Hinton^[13]提出了对比散度学习算法即通过最小化两个散度的不同来训练模型,这个方法把最大化数据的对数似然函数转化成最小化数据分布和平衡分布即模型分布 $p(x; \theta)$ 的 Kullback-Leibler 散度。这个方法通过对模型分布 $p(x; \theta)$ 进行多次抽样来形成一个马尔可夫链且建立的马尔可夫链最终会收敛于模型分布 $p(x; \theta)$,这种方法叫马尔可夫链蒙特卡洛方法,也被称为 CD- ∞ ^[14]。Kullback-Leibler 散度^[13]的表达式为:

$$\begin{aligned} KL(p^0 \parallel p_\theta^\infty) &= p^0(x) \log p^0(x) - p^0(x) \log p_\theta^\infty(x) \\ &= p^0(x) \log \frac{p^0(x)}{p_\theta^\infty(x)} \end{aligned} \quad (7)$$

我们用 p^0 、 p_θ^∞ 分别表示数据分布和平衡分布(模型分布)。虽然马尔可夫链在经历无数次 Gibbs 抽样后肯定会收敛到一个平衡分布,但是这个收敛的过程很慢,也很难确定系统是否达到了平衡。为了解决这个问题,Hinton(2002)^[16]提出 CD- n ,即只进行 n 步 Gibbs 抽样也可以得到很好的训练结果。

目标函数是:

$$\begin{aligned} \min KL(p^0 \parallel p_\theta^\infty) - KL(p_\theta^0 \parallel p_\theta^\infty) &= \min KL(p^0 \parallel p_\theta^0) = \\ \min p^0(x) \log p^n(\theta) &= \min CD_n \end{aligned} \quad (8)$$

CD- n 一方面减少了梯度估计的偏差即从开始到达到平衡过程中由于抽样对真实数据所造成的曲解,另一方面解决了无法确定系统是否达到平衡和训练时间长的问题。很多时候我们发现 CD-1 的训练效果也很好,本文就采用 CD-1 方法即只进行一次 Gibbs Sampling。

3 基于判别式受限玻尔兹曼机的医学图像模型

3.1 模型描述

相对于有向网络,用受限玻尔兹曼机对图像建模是一个更好的选择,因为受限玻尔兹曼机的条件分布都是析因的,这是由受限玻尔兹曼机的结构特征决定的,即受限玻尔兹曼机的各层单元之间没有连接,亦即各单元是相互独立的,具体如图 1 所示。我们用二进制形式的隐藏单元对由二进制像素组成的图像进行建模。用受限玻尔兹曼机对要分类的样本和样

本相应的类标签进行训练,就像 Hinton^[12]提出的深度信念网络的最后一层的训练一样,我们把这样的一个受限玻尔兹曼机称为判别式受限玻尔兹曼机。训练集可以表示为 $D_{train} = \{(x_i, y_i)\}$, (x_i, y_i) 是一个训练样本, x_i 为要分类的向量, y_i 为向量 x_i 对应的类标签, $y_i \in \{1, 2, \dots, C\}$ 。本文选择最小化负的对数似然函数作为训练此模型的目标函数:

$$L(y, x; \Theta) = - \sum_{i=1}^{|D_{train}|} \log p(y_i, x_i; \Theta) \quad (9)$$

假设本文的受限玻尔兹曼机是建立在一层隐藏变量 $h = (h_1, h_2, \dots, h_n)$ 以及一层由 $x = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ 和 y 组成的可视变量的联合分布上的一个拥有 n 个隐藏单元的参数模型,那么此模型所确定的分布可以表示为:

$$p(y, x, h; \Theta) = \frac{\exp^{-E(y, x, h)}}{Z(\Theta)} \quad (10)$$

其中, $E(y, x, h) = -h^T Wx - b^T x - c^T h - d^T \vec{y} - h^T U \vec{y}$, $\Theta = (W, b, c, d, U)$, $\vec{y} = (y_{-i})_{i=1}^C$, 即 \vec{y} 为每个样本 x 所属的类别表示。具体模型如图 2 所示。

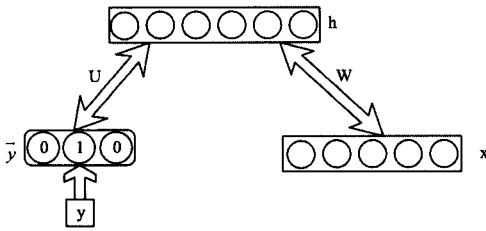


图 2 输入样本和样本类标签联合分布的受限玻尔兹曼机模型

本文只考虑简单的二进制输入变量,但在其他应用中也考虑非二进制输入变量^[19,20]。因为受限玻尔兹曼机的隐藏层是相互独立的,所以可以得到以下概率分布:

$$p(x|h) = \prod_i p(x_i|h), p(x_i=1|h) = \text{sigm}(b_i + \sum_j w_{ji} h_j) \quad (11)$$

其中, sigm 是逻辑 sigmoid 函数: $y = \frac{1}{1+e^{-x}}$, 因为进行的是多分类实验即要把图像分为正常、恶性、良性 3 类,所以类标签单元选择 softmax 单元^[8]。

$$p(y|h) = \frac{\exp^{d_y + \sum_j U_{jy} h_j}}{\sum_{y^*} \exp^{d_{y^*} + \sum_j U_{jy^*} h_j}} \quad (12)$$

$$p(h|y, x) = \prod_j p(h_j|y, x) \\ p(h_j=1|y, x) = \text{sigm}(c_j + U_{jy} + \sum_i w_{ji} x_i) \quad (13)$$

虽然我们并不能得到 $p(x, y)$, 但是可以得到 $p(y|x)$ ^[15], 然后通过对概率分布 $p(y|x)$ 抽样的方式推断类标签。

$$p(y|x) = \frac{\exp^{d_y} \prod_{j=1}^n (1 + \exp^{c_j + U_{jy} + \sum_i w_{ji} x_i})}{\sum_{y^*} \exp^{d_{y^*}} \prod_{j=1}^n (1 + \exp^{c_j + U_{jy^*} + \sum_i w_{ji} x_i})} \quad (14)$$

3.2 模型训练

可以采用训练受限玻尔兹曼机(RBM)的训练方法,类似于 Taylor 等人在文献[16]中采用的训练方法来训练判别式受限玻尔兹曼机(DRBM):

$$\Delta w_{ij} = \epsilon (\langle v_i h_j \rangle_{data} - \langle v_i h_j \rangle_{recon}) \quad (15)$$

$$\Delta c_j = \epsilon (\langle h_j \rangle_{data} - \langle h_j \rangle_{recon}) \quad (16)$$

$$\Delta b_i = \epsilon (\langle x_i \rangle_{data} - \langle x_i \rangle_{recon}) \quad (17)$$

$$\Delta d_i = \epsilon (\langle y_i \rangle_{data} - \langle y_i \rangle_{recon}) \quad (18)$$

其中, ϵ 是学习率, $\langle \cdot \rangle_{data} - \langle \cdot \rangle_{recon}$ 是数据分布和模型分布

的散度差。 $\langle v_i h_j \rangle_{data}$ 表示当把训练集呈现给可视单元进行训练时,可视单元 v_i, h_j 同时被激活的期望值^[14]。 $\langle v_i h_j \rangle_{recon}$ 表示当把重建的数据呈现给可视单元时相应的期望值。同样的解释也适合式(16)一式(18)。但是由于可以得到 $p(y|x)$, 因此可以计算出 $p(y|x)$ 的梯度:

$$\frac{\partial \log p(y_i | x_i)}{\partial \theta} = \sum_j \text{sigm}(o_{yj}(x_i)) \frac{\partial o_{yj}(x_i)}{\partial \theta} - \sum_{j, y^*} \text{sigm}(o_{y^*j}(x_i)) \frac{\partial o_{y^*j}(x_i)}{\partial \theta} \quad (19)$$

其中, $\theta \in \Theta$, $o_{yj}(x) = c_j + \sum_k W_{jk} x_k + U_{jy}$ 。所以可以结合梯度下降和对比散度学习的方法对模型进行训练。下面是模型的具体训练步骤:刚开始假设模型的各项参数为零或者是一组很小的随机值。

(1) 输入

训练样本 (y_i, x_i) , 学习率为 ϵ 。

(2) 正向阶段

$y^0 = y_i, x^0 = x_i, h^0 = \text{sigm}(c + Wx^0 + U \vec{y}^0)$, 从分布 $p(h|y^0, x^0)$ 中抽样得到 h^0 , 计算相应的 $\langle v_i h_j \rangle_{data}, \langle h_j \rangle_{data}, \langle x_i \rangle_{data}, \langle y_i \rangle_{data}$ 。

(3) 负向阶段

从分布 $p(y|h^0)$ 中抽样得到 y^1 , 从分布 $p(x|h^0)$ 中抽样得到 $x^1, h^1 = \text{sigm}(c + Wx^1 + U \vec{y}^1)$ 。从分布 $p(h|y^1, x^1)$ 中抽样得到 h^1 , 计算 $\langle v_i h_j \rangle_{recon}, \langle y_i \rangle_{recon}, \langle x_i \rangle_{recon}, \langle h_j \rangle_{recon}$ 。

(4) 对网络参数进行更新

for $\theta \in \Theta$ do

$$\theta = \theta + \epsilon \left(- \frac{\partial \log p(y_i | x_i)}{\partial \theta} + \langle \cdot \rangle_{data} - \langle \cdot \rangle_{recon} \right)$$

end for

4 实验过程及分析

实验采用的是来自乳腺分析学会的数据库和筛选的乳腺 X 光数字数据库 (Mammographic Image Analysis Society (MIAS) database, Digital Database for Screening Mammography (DDSM)) 中的数据,这是研究乳腺 X 光图像的标准数据集。图像均为 $1024 * 1024$ 的灰度图像,在数据集中总共有 322 个样本(剔除掉一个模糊样本后剩下 321 个),其中有 209 个正常样本,61 个良性样本,51 个恶性样本。

4.1 图像预处理

在乳腺癌的辅助诊断中,图像很容易受到一些客观因素的影响,这样会导致图片信息的不完整和不一致,我们把这些客观因素称为噪声。因为 DRBM 直接采用图像的像素作为训练数据,所以对图像进行预处理显得尤为重要。

首先我们要对图像进行去噪,由于目标物和背景的边界与噪声有着共同的跃变特征,均值滤波器和中值滤波器在处理噪声点的同时本文也对边界点进行了处理,因此我们用 K 近邻(KNN)平滑滤波器对图像进行去噪,它是一种使用边界保存的类滤波器,在处理噪声时加入了边界点和非边界点的确定。KNN 平滑滤波器:以待处理的像素作为中心,取一个 $m \times m$ (m 的值为 3) 的模板,在模板中选择 k (k 的值取 5) 个与待处理像素的值最接近的像素,用这 k 个像素的均值替换原来的像素值。其次,由于医学图像的特性主要是对图像结构

和高亮点的分析,因此要对去噪后的图像进行纹理处理。纹理是一种不依赖于颜色或亮度变化的能够反映图像中同质现象的视觉特征,刻画了图像像素邻域灰度空间分布的规律。Castleman^[21]等人认为,纹理是一种映应图像中一块区域的像素灰度级的空间分布属性,这种空间结构的固有属性可以通过邻域像素间的相关性刻画。最后由于实验的要求,还要对图像进行二值化处理,处理后的图像如图3所示。



(a)原始图像 (b)去噪后的图像 (c)纹理后的图像 (d)二值化后的图像

图3 图像的预处理

4.2 DRBM 的训练过程及结果

实验数据由270个训练样本和52个测试样本组成。本文用随机抽样的方法分别从正常样本中抽取180个正常样本,50个良性样本,40个恶性样本作为训练集,剩下的作为测试集。为了找到合适的学习率,本文共进行了10次独立实验,最后的结果如表1所列。在每次实验中,类标签也作为输入的一部分呈现给网络,由于这是三分类的实验,因此选择3个softmax单元作为类标签感知器^[11]。由于每幅图像的像素是 1024×1024 ,选择 1024×1024 个sigmoid单元作为输入图像的感知器,即DRBM的可视层共 1024×1024 个sigmoid单元+3个softmax单元,隐层单元数设为150000。每次训练的时候都要把图像和相应的类标签同时呈现给网络,依次让网络进行有监督的学习。我们用一组从均值为0、标准差为0.01的正态分布中抽取的随机值来初始化DRBM的初始权值。由于实验的数据集比较小,我们采用在线训练方式,每次只呈现一个样本给DRBM并进行权值的调整,依次完成所有训练样本呈现称为一个回合。为了使DRBM得到充分的训练,需要进行多个回合的训练。

通过实验我们发现学习率选择在0.01~0.05之间的整体效果更好,小于0.01分类准确率会提高,但是训练的时间太长,大于0.05分类正确率又会下降,如表1所列。训练数选择100,实验证明超过100回合后分类准确率几乎不变,或者在一个很小的范围内波动,如图4所示。

表1 在不同的学习率下DRBM的实验结果

组号	学习率	训练时间/min	分类准确率/%
1	0.001	58.127	87.125
2	0.003	52.762	86.017
3	0.005	45.832	85.805
4	0.008	40.327	85.331
5	0.010	34.492	84.005
6	0.03	30.409	83.975
7	0.05	26.134	83.226
8	0.06	23.329	82.771
9	0.08	21.733	80.471
10	0.15	17.924	79.535

由表1可知,用判别式受限玻尔兹曼机进行分类的最好分类准确率为87.125%,平均分类准确率为83.7261%。另外,实验结果表明DRBM模型的训练时间比较长,这主要是图像像素太高从而导致数据维数过高。这个问题可以通过采用并行计算等方法解决。

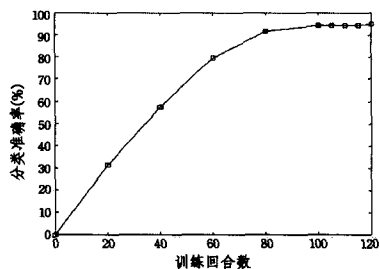


图4 学习率在0.01下的不同训练回合数下的DRBM的分类准确率

本文把DRBM方法与现有的医学图像分类的方法在分类准确率上进行了比较,结果如表2所列。

表2 各种方法的分类精度对比

分类方法	分类精度/%
PCA+基于关联规则的分类器 ^[5]	69.27
LVQ神经网络分类器 ^[5]	63.63
支持向量机分类器 ^[6]	76.6929
本文方法	83.7261

通过比较我们发现,DRBM方法在分类准确率上相对较好,这主要是因为本文方法的判别式受限玻尔兹曼机(DRBM)是直接从图像中学习特征,由此得到的特征更能反映图像的真实信息,进而使得在此特征基础上的分类正确率也相对较高。但是从表1我们也可以得出判别式受限玻尔兹曼机的训练时间也相对较长。

本文采用的判别式受限玻尔兹曼机,也可以应用在其它图像分类或者其他类型的分类上,比如文本分类、语音识别等。DRBM可以从原始数据中自动提取特征,然后再进行分类,需要注意的是只有用原始而完整的数据对本文提出的模型进行训练才是有意义的,因为这样才可以学习到更能反映原始数据的特征。所以我们并不能用UCI数据集来测试本文提出的方法,因为UCI数据集是由已经提取到的特征组成的,用提取到的特征训练判别式受限玻尔兹曼机是没有意义的。

结束语 本文利用K近邻(KNN)平滑滤波器对图像进行去噪,通过对图像进行纹理处理来重点保留图像的高亮点,然后对图像进行二值化处理,最后采用判别式受限玻尔兹曼机对医学图像进行分类,主要利用了判别式受限玻尔兹曼机自动学习图像特征并利用学习到的特征对图像进行分类的性能。实验结果证明DRBM对图像的分类准确率明显高于其它基于特征提取的医学图像分类方法。为了得到更好的特征,我们可以考虑用多个受限玻尔兹曼机对图像进行学习^[12],这将是我们要接下来要做的工作。另外由于本文的应用背景和DRBM模型的特点,实验的运行需要较长的时间,针对这一问题,下一步将考虑采用并行计算等方法来解决。

参考文献

- [1] 张超,蒋宏传.舒怡乳腺诊断仪在乳腺癌诊断中的应用[J].中华肿瘤的防治杂志,2010,17(19):1600-1640
- [2] Nanni L, Lumini A, Brahmam S. Local binary patterns variants as texture de-scriptors for medical image analysis[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2010, 49: 117-125
- [3] McInerney T, Terzopoulos D. Deformable models in medical image analysis: Medical Image Analysis, 1996[M]. England: Oxford

- rd University Press, 1996; 91-108
- [4] Marrocco C, Molinara M, D'Elia C, et al. A computer-aided detection system for clustered microcalcifications[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2010, 50: 23-32
- [5] Jiang J, Trundle P, Ren J. Medical image analysis with artificial neural networks[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2010, 34: 617-631
- [6] Quellec G. Medical Case Retrieval From a Committee of Decision Trees[J]. *IEEE Transaction on Information Technology in Biomedicine*, 2010, 14(5): 1227-1235
- [7] Swiniarski R, Lim H K. Independent component analysis, principal component analysis and rough sets in hybrid mammogram classification[C]//*Proceedings of the 2006 International Conference on Image Processing*, 2006. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006; 1121-1126
- [8] 耿俊. 青霉素发酵过程的模型化研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009
- [9] 谢国城, 蒋芸, 陈娜. 基于超球体多类支持向量数据描述的医学图像分类新方法[J]. *计算机应用*, 2013, 33(11): 3300-3304
- [10] Larochelle H, Bengio Y. Classification using Discriminative Restricted Boltzmann Machines[C]//*Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning*, 2008. Helsinki, Finland, 2008; 1-8
- [11] Hinton G E. A practical guide to training restricted boltzmann machine [R]. Technical report, Toronto; Machine Learning Group University of Toronto, 2010
- [12] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554
- [13] Smolensky P. Information processing in dynamical systems: foundations of harmony theory[M]. Cambridge, MA, USA: MIT press, 1986
- [14] Neal M. Probabilistic Inference using Markov Chain Monte Carlo Methods[R]. Technical Report: CRG-TR-93-1. Toronto: Dept. of Computer Science, University of Toronto, Sept. 1993
- [15] Gilks W, Richardson S, Spiegelhalter D J. Markov Chain Monte Carlo in Practice[M]. London: Chapman & Hall, 1996
- [16] Hinton G E. Training products of experts by minimizing contrastive divergence[J]. *Neural Computation*, 2002, 14(8): 1771-1800
- [17] Carreira-Perpin M A', Hinton G. On contrastive divergence learning[C]//*Proceedings of the 10th International Conference on AI and Statistics*, 2005. Barbados, 2005
- [18] Salakhutdinov R, Mnih A, Hinton G. Restricted Boltzmann Machines for Collaborative Filtering[C]//*Proceedings of the 24th international conference on Machine learning*, 2007 (ICML'07). New York, 2007
- [19] Taylor G, Hinton G, Roweis S. Modeling human motion using binary latent variables[C]//*Advances in Neural Information Processing Systems 20*, 2006. Cambridge: MIT Press, 2006
- [20] Welling M, Rosen-Zvi M, Hinton G E. Exponential family harmoniums with an application to information retrieval[C]//*Advances in Neural Information Processing Systems*, 2006. MA, Cambridge: MIT Press, 2006
- [21] Castleman K R. 数字图像处理[M]. 朱志刚, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2002

(上接第 288 页)

现滤波作用, 提高检测准确度。在背景模型建模时, 利用高斯混合模型个数自适应的方法可以有效地降低高斯混合算法的复杂度, 提高分块思想和高斯模型自适应的改进高斯混合算法, 从而提高运动目标检测速度。实验表明该算法相对于传统高斯混合算法具有更高的执行效率和更好的检测效果, 能有效地检测运动目标, 具有很好的鲁棒性, 并适用于运动目标的实时监控系

参 考 文 献

- [1] 夏永泉, 李卫丽, 甘勇, 等. 智能视频监控中的运动目标检测技术研究[J]. *通信技术*, 2009(6): 185-187
- [2] Zhong Y, Jain A K, Dubuisson-Jolly M P. Object tracking using deformable templates[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(5): 544-549
- [3] 万纛, 韩毅, 卢汉清. 运动目标检测算法的探讨[J]. *计算机仿真*, 2006, 23(10): 221-226
- [4] Wang L, Wang L, Wen M, et al. Background subtraction using incremental subspace learning[C]//*IEEE International Conference on Image Processing*, 2007 (ICIP 2007). IEEE, 2007, 5: 45-48
- [5] 刘贵喜, 邵明礼, 刘先红, 等. 真实场景下视频运动目标自动提取方法[J]. *光学学报*, 2006, 26(8): 1150-1155
- [6] 王勇, 谭毅华, 田金文. 基于阴影消除和混合高斯模型的视频分割算法[J]. *光电工程*, 2008, 35(3): 21-25
- [7] 李明, 赵勋杰. 改进的基于高斯混合模型的运动目标检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(8): 204-206
- [8] 王永忠, 梁彦, 潘泉, 等. 基于自适应混合高斯模型的时空背景建模[J]. *自动化学报*, 2009(4): 371-378
- [9] Blanding W R, Wille P K, Bar-Shalom Y. Multiple targets tracking using maximum likelihood probabilistic data association[C]//*IEEE Aerospace Conference Proceedings*, 2007 IEEE Aerospace Conference Digest. 2007; 416-445
- [10] Lei B, Xu L Q. Real-time outdoor video surveillance with robust foreground extraction and object tracking via multi-state transition management [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(15): 1816-1825
- [11] Martel-Brisson N, Zaccarin A. Moving cast shadow detection from a Gaussian mixture shadow model[C]//*Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2005; 643-648
- [12] Xue J S G, Song L. Dynamic background subtraction based on spatial extended center-symmetric local binary pattern[C]//*IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. 2010; 1050-1054
- [13] Socolinsky D A. Design and deployment of visible-thermal biometric surveillance systems[C]//*IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007 (CVPR'07). 2007; 1-2