

新生儿疼痛面部表情识别方法的研究

卢官明¹ 李晓南² 李海波³

(¹ 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003; ² 南京医科大学附属南京儿童医院, 江苏 南京 210008)
³ 瑞典于默奥大学应用物理与电子系, S-901 87 Umeå, Sweden

摘要 针对新生儿的疼痛与非疼痛面部表情识别, 提出将 Gabor 变换和支持向量机(SVM)相结合的分类识别方法。对归一化后的大小为 112 pixel×92 pixel 的新生儿面部图像进行二维 Gabor 小波变换, 提取出 412160 维 Gabor 特征; 针对 Gabor 特征向量维数高、冗余大的特点, 采用 Adaboost 算法作为特征选择工具, 去除冗余的 Gabor 特征, 从 412160 维特征中选取 900 维 Gabor 特征; 对选取出的 Gabor 特征用 SVM 进行疼痛表情的分类识别。该方法综合运用 Gabor 特征对于面部表情良好表征能力、AdaBoost 算法的特征选择能力以及 SVM 在处理少样本、高维数问题中的优势。对 510 幅新生儿的表情图像进行测试的结果表明, 疼痛与非疼痛表情的分类识别率达到 85.29%, 疼痛与安静表情的分类识别率达到 94.24%, 疼痛与哭表情的分类识别率达到 78.24%。

关键词 图像处理; 表情识别; 支持向量机; 新生儿疼痛; AdaBoost 算法; Gabor 变换

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20082811.2109

Research on Recognition for Facial Expression of Pain in Neonates

Lu Guanming¹ Li Xiaonan² Li Haibo³

(¹ College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China
² Nanjing Children's Hospital Affiliated to Nanjing Medical University, Nanjing, Jiangsu 210008, China
³ Department of Applied Physics and Electronics, Umeå University, S-901 87 Umeå, Sweden)

Abstract A classification method to distinguish the neonatal pain expression from non-pain expression is proposed, which combines Gabor wavelet transform with support vector machine (SVM). At first, each neonatal facial image, which is normalized to the size of 112 pixel×92 pixel, is transformed by the 2D Gabor wavelet to extract 412160 Gabor features. Since the high-dimensional Gabor feature vectors are quite redundant, AdaBoost is introduced as a feature selection tool to remove the redundant ones. In experiments, 900 features are selected from 412160 original Gabor features. Finally, the selected Gabor features are fed into the SVM for final classification. This method takes the advantages of the favorable ability of Gabor feature in representing facial expression, the effective function of Adaboost in feature selection, and the high performance of SVM in the solution to small sample size, high dimension problems. Experiments with 510 neonatal expression images show that the method is quite effective. The best recognition rates of pain versus non-pain (85.29%), pain versus calm (94.24%), pain versus cry (78.24%) are obtained.

Key words image processing; expression recognition; support vector machine; neonatal pain; AdaBoost algorithm; Gabor transform

1 引 言

临床医疗过程中, 包括足底采血、动静脉穿刺及气管插管等侵入性操作会导致患病新生儿的疼痛。

而反复经历的疼痛刺激会对新生儿, 尤其是早产儿和危重儿产生一系列近期和远期的严重影响, 其中包括急性生理反应, 对中枢神经系统的永久损伤、发

收稿日期: 2008-02-21; **收到修改稿日期**: 2008-05-14

基金项目: Asian-Swedish Research Links Programme(348-2005-6434)、南京市卫生局医学科技发展重点项目(VKX07020)、南京市留学回国人员科技活动择优资助经费(TJ206015)和南京邮电大学“攀登计划”(NY206023)资助课题。

作者简介: 卢官明(1965—), 男, 博士, 教授, 主要从事图像处理、模式识别、多媒体通信等方面的研究。

E-mail: lugm@njupt.edu.cn

育迟缓和情感紊乱等^[1~3]。因此,正确评估和积极处理疼痛,提高儿童的医疗质量和身心健康,已成为儿科临床医师和研究人员密切关注的焦点。

疼痛是一种包括感觉和情感的主观感受,自我评估被认为是最可靠的评估疼痛方法。由于新生儿不能自述疼痛的感受与不同刺激下的疼痛反应,疼痛评估成为新生儿科学中最具挑战性的一个难题^[4]。新生儿时期自主神经系统并不完善,一些生理指标如心率、血压变化差异较大,病理情况时反应也各异,可能导致测量结果不确定,所以不能仅用生理指标来评估新生儿疼痛,必须与行为评估方法联合应用^[5,6]。新生儿在疼痛时会表现出行为变化,包括哭、面部表情改变、肢体活动及行为状态(如睡眠和食欲)的改变。疼痛引起的哭声往往高尖、持续时间长、频繁。但早产儿很少哭,即使受到疼痛刺激,哭闹时间也很短;危重儿因衰竭无力很少哭,或因气管插管导致声门阻塞而无法哭。因此,哭声并不是早产儿或危重儿疼痛评估有效、可靠的指标,目前广泛认同的是面部表情改变。新生儿疼痛面容(蹙眉、挤眼、鼻唇沟加深、张口)是最可靠的疼痛指标,且持续时间最长^[7]。

尽管面部表情特征已用于众多的新生儿疼痛评估工具,但目前国际上对新生儿疼痛的评估都是由受过专门训练并熟悉各项评估技术指标的医护人员进行人工评估,这带来了一些实际问题,如需要花费大量的时间精力,有时还无法在现场实时作出评估,而且评估结果更多地依赖于个人的知识与经验,并受个人的情绪等主观因素的影响,不能完全客观反映新生儿疼痛程度^[8]。因此,开发一种客观、快速、简便而有效的新生儿疼痛自动评估系统,对医护人员及时采取相应的镇痛措施,减轻新生儿和婴儿的疼痛具有非常重要的意义。

表情识别是人机智能交互的重要基础,是当前国内外模式识别和人工智能领域的一个研究热点^[9~14]。但现有的表情识别方法一般都是针对普通成年人,大多算法采用由美国 Carnegie Mellon University 的机器人研究所和 University of Pittsburgh 心理学系共同建立的 CMU-Pittsburgh AU-Coded 人脸表情数据库以及由日本国际电气通信基础技术研究所建立的日本女性表情数据库作为训练和测试样本^[15~17],采用 Ekman 提出的情感分类方法,定义高兴、愤怒、厌恶、恐惧、悲伤、惊奇六种典型的面部表情^[18]。国际上对新生儿疼痛面部表情识别的研究刚刚起步。2007 年,美国

Brahnam^[19]发表了有关新生儿疼痛表情识别的算法,对 26 名新生儿的面部表情图像进行了疼痛与非疼痛的分类识别。

2 面部图像的预处理及表情特征提取

2.1 面部图像的预处理

面部图像的预处理包括图像的旋转、裁剪、尺度归一化和灰度均衡,其中图像的旋转和裁剪是通过 Photoshop 软件手工完成的。

裁剪后的图像虽然长宽比例一致,但是大小不一,因此需要通过缩放变换将所有的图像归一化为大小一致的图像(取 112 pixel×92 pixel)。但经过缩放变换后图像的一些像素坐标位置对应于变换前图像上的非整数像素坐标位置,为此采用双线性插值方法求得这些像素的灰度值。

灰度均衡的目的是使所有的面部图像具有相同的灰度均值和方差,以消除光照变化和人脸肤色差异对表情识别的影响。设 $I(i, j)$ 为均衡前的灰度图像, μ, σ 分别为 $I(i, j)$ 的灰度均值和方差, $I'(i, j)$ 为均衡后的灰度图像, μ_0, σ_0 分别为 $I'(i, j)$ 的灰度均值和方差,则

$$I'(i, j) = \frac{\sigma_0}{\sigma} [I(i, j) - \mu] + \mu_0, \quad (1)$$

式中取均值 $\mu_0 = 190$, 方差 $\sigma_0 = 60$ 。

2.2 基于 Gabor 变换的表情特征提取

Gabor 变换由一组不同尺度、不同方向的滤波器组成,可以分析各个尺度和方向上图像的灰度变化。在表情特征提取方面, Gabor 变换具有提取图像局部细微变化的能力,这与表情信息主要体现在局部的特点非常符合。另一方面, Gabor 变换对光照变化不敏感,且能接受一定程度的图像旋转和变形,具有较好的稳健性。

二维 Gabor 变换的核函数形式可以表示为^[20]

$$\varphi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\delta^2} \exp\left(-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\delta^2}\right) \times \left[\exp(ik_{u,v}z) - \exp\left(-\frac{\delta^2}{2}\right) \right], \quad (2)$$

式中 u 为方向, v 为尺度, $k_{u,v} = k_v \exp(i\varphi_u)$, $k_v = k_{\max}/f^v$, $\varphi_u = \pi u/8$, k_{\max} 为最大频率, f 为函数的空间因子, δ 为高斯窗的尺度因子。

假定面部图像为 $I(z)$, 则其二维 Gabor 变换为

$$O_{u,v}(z) = I(z) * \varphi_{u,v}(z), \quad (3)$$

式中 $\varphi_{u,v}(z)$ 即为(2)式所示的二维 Gabor 核函数, $O_{u,v}(z)$ 为卷积输出,是复数形式,故可以提取相应

的幅度信息,

$$M_{u,v}(z) = \sqrt{\operatorname{Re}^2[O_{u,v}(z)] + \operatorname{Im}^2[O_{u,v}(z)]}. \quad (4)$$

对于一幅图像 $I(z)$, 经过多尺度、多方向的分析后可以得到多个子带信号的输出, 如实验中取 $v = \{0, 1, 2, 3, 4\}$ 、 $u = \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$, 一共可以得到 40 个子带信号的输出。对图像中的某一个点进行 Gabor 小波变换, 可以得到 40 个复数, 取幅度信息作为描述人脸的 Gabor 特征, 得到特征为

$$\begin{pmatrix} M_{0,0}(Z) & \cdots & M_{0,7}(Z) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ M_{4,0}(Z) & \cdots & M_{4,7}(Z) \end{pmatrix}.$$

将一幅 $112 \text{ pixel} \times 92 \text{ pixel}$ 图像所有像素点的 Gabor 特征集合起来, 作为描述面部表情的特征向量。

3 基于 AdaBoost 的特征选择

面部图像经 Gabor 变换后得到 Gabor 特征向量的维数很高, 如对 $112 \text{ pixel} \times 92 \text{ pixel}$ 的图像进行 Gabor 变换后, 其维数变为 412160 维, 计算量很大。根据研究表明, 在不同位置、不同尺度、不同方向上提取的 Gabor 特征对人脸表情的区分能力是不一样的, 为了能挑选出最重要的特征以降低特征向量维数, 提出基于 AdaBoost 的特征选择算法。

AdaBoost 算法是由 Freund 和 Schapire 提出的一种分类器算法^[21], 其基本思想是利用大量分类能力一般的弱分类器, 通过一定方法叠加起来, 构成一个分类能力很强的强分类器。理论证明, 只要每个弱分类器的分类能力比随机猜测要好(即正确识别率大于 50% 即可), 就可以构造出强分类器, 其分类错误率趋于 0, 并具有很好的泛化能力。在 AdaBoost 算法中, 每个训练样本都被赋予一个权重, 表明它被某个弱分类器选入训练集的概率。如果某个样本被弱分类器正确分类, 则在构造下一个训练集时, 减少这个样本的权重, 即降低这个样本被选入训练集的概率; 相反, 如果某个样本被错误分类, 则它的权重就相应提高, 即它被选入训练集的概率就会增加。通过这种方式, AdaBoost 算法在后续的学习中集中对比较困难的训练样本进行学习。在具体的实现上, 最初令每个样本的权重都相等, 每一轮循环在弱分类器中选出在当前权重分布下具有最好分类效果的分类器, 然后根据其分类结果更新权重, 再进入下一轮循环, 整个训练过程如此循环下去, 最后, 将每一轮循环所挑选出的弱分类器, 按照

一定的权重结合, 构成强分类器。

AdaBoost 不仅是一种被广泛应用的分类器算法, 而且也是一种高效的特征选择工具^[22]。设训练样本集为 $\{(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, 2, \dots, M\}$, 其中 M 为训练样本个数, \mathbf{x}_i 为 N 维的特征向量, $y_i \in \{+1, -1\}$ 为输入样本 \mathbf{x}_i 的类标记。令每个弱分类器对应 Gabor 特征向量的一维, 即对应一个 Gabor 特征, 则 AdaBoost 挑选弱分类器的过程也就是挑选 Gabor 特征的过程。每个弱分类器设计为一个简单的阈值函数, 训练出来的弱分类器就是一些阈值。对于第 j 个弱分类器 h_j , 当输入 Gabor 特征向量 \mathbf{x}_i 中的第 j 个特征的值小于阈值 θ_j 时, 则 $h_j(\mathbf{x}_i)$ 的预测值为 -1 ; 否则为 $+1$ 。

$$h_j(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} -1, & (\mathbf{x}_i)_j < \theta_j \\ +1, & (\mathbf{x}_i)_j \geq \theta_j \end{cases}$$

式中, 阈值

$$\theta_j = \frac{1}{2} \left\{ \frac{1}{a} \sum_{p=1}^a [(\mathbf{x}_p)_j | y_{p=+1}] + \frac{1}{b} \sum_{q=1}^b [(\mathbf{x}_q)_j | y_{q=-1}] \right\},$$

a 和 b 分别为正样本(即 $y_p = +1$) 和负样本(即 $y_q = -1$) 的数量, 且 $a + b = M$ 。

基于 AdaBoost 的 Gabor 特征选择算法描述为

1) 初始化样本权重

$$w_{1,i} = \begin{cases} 1/(2a), & y_i = +1 \\ 1/(2b), & y_i = -1 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, M$$

2) 当 $t = 1, \dots, T$ (T 为迭代循环次数, 即要选取出的 Gabor 特征数, 取 900) 时

归一化每个样本的权重 $w_{t,i} \leftarrow w_{t,i} / (\sum_{i=1}^M w_{t,i})$;

对每个候选的 Gabor 特征, 训练一个弱分类器 $h_{t,j}(\mathbf{x}_i)$, 计算其加权错误率 $\epsilon_{t,j} = \sum_{j: h_{t,j}(\mathbf{x}_i) \neq y_i} w_{t,i}$, 即弱分类器所有错判的样本的权重值之和。选取加权错误率为最小的 Gabor 特征, 作为本轮迭代循环所选出的特征, 并从特征向量中删除这一特征, 以免在下一轮迭代循环中被重复选出;

更新权重

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_i^{1-e_i},$$

其中 $\beta_i = \epsilon_i / (1 - \epsilon_i)$, ϵ_i 为本轮迭代的最小加权错误率, 而

$$e_i = \begin{cases} 0, & h_t(\mathbf{x}_i) = y_i \\ 1, & h_t(\mathbf{x}_i) \neq y_i \end{cases}$$

令 $t = t + 1$, 进行下一轮迭代循环, 直到设定

的循环次数 T 。

与其他一些特征降维方法(如主成分分析法)相比,采用 AdaBoost 算法做特征选择的一个优点是得到的特征集可以一一对应到原始特征中,具有明确的物理意义。在进行 Gabor 特征提取时,仅需要计算被挑选出的特征所对应的指定采样点、指定尺度和指定方向上的滤波结果,可大幅减少计算量和存储量。

4 基于支持向量机的表情分类

支持向量机(SVM)是 20 世纪 90 年代 Vapnik 等提出的一种基于结构风险最小化的机器学习方法,其特点是通过最大化分类间隔尽量提高学习机的泛化能力,即由有限的训练集样本得到的小误差仍能够保证对独立的测试集也有小的误差。另外,由于 SVM 是一个凸优化问题,因此局部最优解一定是全局最优解,目前已成为模式识别领域的一个研究热点^[23~25]。

对于两类线性不可分问题,SVM 可简述为将输入空间中的样本 \mathbf{x}_i 通过某种非线性函数关系 $\Phi(x)$ 映射到一个高维特征空间中,从而使两类样本在此特征空间中线性可分,并寻找样本在此特征空间中的最优线性分类超平面(即确保经验风险最小化),最终保证距该超平面最近的异类向量(即支持向量)与该超平面的距离最大(即确保置信范围最小化),也就是使两类支持向量的分类间隔最大。

设训练样本集为 $\{(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中, n 为训练样本个数, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^d$ (d 维空间)为训练样本, $y_i \in \{-1, +1\}$ 为输入样本 \mathbf{x}_i 的类标记。寻找一个如(5)式的分类判别函数 $f(\mathbf{x})$, 使它能对未知类别的新样本(新样本与训练样本独立同分布)作尽可能正确的分类:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}\left[\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b\right], \quad (5)$$

其中 $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数, $k(\cdot, \cdot)$ 为核函数。核函数的选取应使其为特征空间的一个点积, 如 $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j)$ 。

对于具体的分类问题,关键是求出拉格朗日乘子 α_i , 实际上为一个二次规划问题,其表达式如(6)式、(7)式:

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j), \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad (7)$$

式中 C 为误差惩罚参量,控制着分类边界的形状,其值越大表示对错误分类的惩罚越大;解中只有一部分(通常是少部分) α_i 不为 0,对应的样本就是支持向量。

虽然在理论上已证明,只要满足 Mercer 条件的函数都可选为核函数,但不同的核函数,其分类器的性能完全不同。因此,针对某一特定问题,核函数的类型选择是至关重要的。

实验中选择 3 种不同的核函数

线性核函数:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i, \quad (8)$$

多项式核函数:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = [(\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i) + 1]^d, \quad (9)$$

径向基函数:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{\delta^2}\right\}, \quad (10)$$

其中多项式核函数的阶数选择 $d = 2, 3, 4$ 三种情况,实现了 5 种不同核函数的 SVM 分类器。

5 实验方法和结果

5.1 新生儿表情图像的采集

由于外界刺激的不同会导致新生儿面部表情的变化,如何选取不同的外界刺激来促使新生儿表情变化是实验方法设计上需要考虑的关键环节之一。发现将新生儿从一个婴儿床搬移到另一个婴儿床时,也会刺激他哭,所以,在实验中采取这种外界刺激引起哭,采集哭时的表情图像,作为与疼痛引起的面部表情进行分类识别的一类样本。根据课题的要求,对 3 种不同状态下新生儿的表情进行拍摄照相。

1) 安静:新生儿处于安静状态的表情。

2) 哭:将新生儿从一个婴儿床搬移到另一个婴儿床,产生新生儿哭的表情。

3) 疼痛:肌肉注射(疫苗接种)与足跟采血(代谢性疾病的筛查)时新生儿表现出的非常疼痛的表情。

在医护人员对新生儿洗澡、打预防针和采血的过程中拍摄一系列照片,随机选取 57 个新生儿(30 个男孩,27 个女孩)在不同状态下的 510 幅表情图像用于实验,其中 160 幅疼痛表情的照片,170 幅安静状态下的照片,180 幅哭时的表情照片。

5.2 实验流程

整个实验的流程包括预处理、特征提取与选择和分类识别三个部分。

1) 预处理:对 2592 pixel \times 1944 pixel 的原始彩色图像进行裁剪、旋转、尺度归一化和灰度均衡处

理,变为 112 pixel×92 pixel 的归一化灰度图像。

2)特征提取与选择:先用 Gabor 变换对归一化后的表情图像进行特征提取,然后采用 AdaBoost 算法从 412160 个原始 Gabor 特征中选出 900 个最能区分各类样本的特征。

3)分类识别:采用 SVM 分类器对特征向量进行分类。将所有样本的特征向量进行规范化,使特征向量的数值在一定的范围内;再将已规范化处理后的训练样本数据作为 SVM 训练器的输入,得到一个模型文件。该模型文件中记录了训练时使用的核函数类型及其参量值、支持向量及其数量、计算出的拉格朗日乘子的数值、判决函数的值;最后将训练器得到的模型文件与已经过规范化处理后的测试样本数据作为预测器的输入,通过 SVM 预测器得到测试样本的预测值(类标号)及识别率。

5.3 交叉验证

由于面部表情数据库中的照片数量有限,所以实验中采用交叉验证技术。其实验步骤为:

1)首先将要分类识别的两类样本(如疼痛与安静表情图像,疼痛与哭表情图像)各随机分成 10 份;

2)第 1 份用作测试样本,其余的 9 份用作训练样本,对分类器进行训练后,测试得到识别率;

3)第 2 份用作测试样本,其余的 9 份用作训练样本,对分类器进行训练后,测试得到识别率;以此类推,共进行 10 次实验,得到每次实验的识别率;

(4)对 10 次实验所得的识别率进行统计平均,得到最终的识别率。

5.4 实验结果

共进行 3 个实验。实验 1 是对疼痛和非疼痛的表情进行分类识别,将所有表情图像样本集分为两类:疼痛和非疼痛。非疼痛样本集由 170 幅安静状态下的照片和 180 幅哭时的表情照片组成,共 350 幅照片;实验 2 是对疼痛和安静状态下的表情进行分类识别;实验 3 是对疼痛和哭时的表情进行分类识别。实验中,采用 5 种不同核函数的 SVM 分类器。每一种分类器进行 10 次交叉验证实验,最后算得其平均识别率。

表 1 给出疼痛对非疼痛、疼痛对安静、疼痛对哭表情的分类识别率。从中可看出,多项式核函数阶数 $d=3$ 的 SVM 分类器平均识别率最高。

表 1 分类识别率

Table 1 Classification recognition rates

	Pain versus calm	Pain versus cry	Pain versus non-pain
Support vector machine with linear kernel	90.30%	72.94%	83.73%
Support vector machine with polynomial kernel ($d=2$)	92.72%	75.88%	82.75%
Support vector machine with polynomial kernel ($d=3$)	94.24%	78.24%	85.29%
Support vector machine with polynomial kernel ($d=4$)	92.12%	75.29%	82.16%
Support vector machine with radial basis function kernel	89.70%	71.47%	78.24%

6 结 论

针对新生儿的疼痛与非疼痛表情识别,提出了将 Gabor 特征提取、AdaBoost 特征选择和支持向量机相结合的分类识别方法。该方法利用了对面部表情具有良好表征能力的 Gabor 特征,并采用 AdaBoost 算法选择出最重要的特征,在降低特征维数的同时提高了特征向量的可区分度,然后运用 SVM 分类器进行表情识别。在对 510 幅新生儿的表情图像进行测试实验中,比较了线性核函数 SVM、多项式核函数 SVM($d=2,3,4$)以及径向基函数 SVM 等 5 种不同分类器的性能。实验结果表明,阶数 $d=3$ 的多项式核函数 SVM 分类器的性能最佳,对疼痛和非疼痛表情分类的识别率达到 85.29%,对疼痛与安静表情的分类识别率达到 94.24%,对疼痛与哭表情的分类识别率达到 78.24%,初步具备了在

新生儿疼痛评估中的潜在应用价值。

参 考 文 献

- 1 Ruth E. Grunau, Liisa Holsti, Jeroen W. B. Peters. Long-term consequences of pain in human neonates[J]. *Seminars in Fetal & Neonatal Medicine*, 2006, **11**: 268~275
- 2 K. J. S. Anada, V. Coskun, K. V. Thirivikraman *et al.*. Long-term behavioral effects of repetitive pain in neonatal rat pups[J]. *Physiology & Behavior*, 1999, **66**(4): 627~637
- 3 Michael S. Lidow. Long-term effects of neonatal pain on nociceptive systems[J]. *Pain*, 2002, **99**: 377~383
- 4 Pat Hummel, Monique van Dijk. Pain assessment: current status and challenges[J]. *Seminars in Fetal & Neonatal Medicine*, 2006, **11**: 237~245
- 5 Huda Huijer Abu-Saad, Gerrie J. J. W. Bours, Bonnie Stevens *et al.*. Assessment of pain in the neonate [J]. *Seminars in Perinatology*, 1998, **22**(5): 402~416
- 6 Linda Sturla Franck, Christine Miaskowski. Measurement of neonatal responses to painful stimuli a research review[J]. *J. Pain and Symptom Management*, 1997, **14**(6): 343~378
- 7 Lenora J. Duhn, Jennifer M. Medves. A systematic integrative review of infant pain assessment tools[J]. *Advances in Neonatal*

- Care, 2004, **4**(3): 126~140
- 8 Suzanne Brown, Fiona Timmins. An exploration of nurses' knowledge of, and attitudes towards, pain recognition and management in neonates[J]. *J. Neonatal Nursing*, 2005, **11**: 65~71
- 9 B. Fasel, Juergen Luetttin. Automatic facial expression analysis: a survey[J]. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(1): 259~275
- 10 Fadi Dornaika, Bogdan Raducanu. Inferring facial expressions from videos: Tool and application[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2007, **22**(9): 769~784
- 11 T. Xiang, M. K. H. Leung, S. Y. Cho. Expression recognition using fuzzy spatio-temporal modeling[J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(1): 204~216
- 12 Irene Kotsia, Ioannis Pitas. Facial expression recognition in image sequences using geometric deformation features and support vector machines [C]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(1): 172~187
- 13 N. Sebe, M. S. Lew, Y. Sun *et al.*. Authentic facial expression analysis[J]. *Image and Vision Computing*, 2007, **25**(12): 1856~1863
- 14 Jun Wang, Lijun Yin. Static topographic modeling for facial expression recognition and analysis [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, **108**(1~2): 19~34
- 15 Takeo Kanade, Jeffrey F. Cohn, Yingli Tian. Comprehensive database for facial expression analysis [C]. *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, Grenoble, France, 2000. 46~53
- 16 Ying-li Tian, Takeo Kanade, Jeffrey F. Cohn. Recognizing action units for facial expression analysis [C]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(2): 97~115
- 17 Michael Lyons, Shigeru Akamatsu, Miyuki Kamachi *et al.*. Coding facial expressions with Gabor wavelets [C]. *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 1998, A(14~16). 200~205
- 18 Paul Ekman, Wallace V. Friesen. *Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement* [M]. Palo Alto, Calif.: Consulting Psychologists Press, 1978
- 19 Sheryl Brahnham, Chao-Fa Chuang, Randall S. Sexton *et al.*. Machine assessment of neonatal facial expressions of acute pain [J]. *Decision Support Systems*, 2007, **43**(4): 1242~1254
- 20 Chengjun Liu, Harry Wechsler. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(4): 467~476
- 21 Yoav Freund, Robert E. Schapire. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. *J. Computer and System Sciences*, 1997, **55**(1): 119~139
- 22 Linlin Shen, Li Bai. Mutualboost learning for selecting Gabor features for face recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(15): 1758~1767
- 23 Chen Quansheng, Zhao Jiewen, Zhang Haidong. Identification of authenticity of tea with near infrared spectroscopy based on support vector machine [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(6): 933~937
- 陈全胜, 赵杰文, 张海东. 基于支持向量机的近红外光谱鉴别茶叶的真伪 [J]. *光学学报*, 2006, **26**(6): 933~937
- 24 Ye Meiyang, Wang Xiaodong. Identification of chaotic optical system based on support vector machine [J]. *Acta Optica Sinica*, 2004, **24**(7): 953~956
- 叶美盈, 汪晓东. 混沌光学系统辨识的支持向量机方法 [J]. *光学学报*, 2004, **24**(7): 953~956
- 25 Li Sumei, Han Yingzhe, Zhang Yanxin. Recognition of nonlinear fluorescence spectrum of support vector machine networks [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(1): 147~151
- 李素梅, 韩应哲, 张延忻. 基于支持向量机的非线性荧光光谱的识别 [J]. *光学学报*, 2006, **26**(1): 147~151