

基于优选 LBP 与加权 SVM 的年龄估计 *

张建明, 房 芳, 陈 立, 杨锋清, 刘 霄
(江苏大学 计算机科学与通信工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘 要: 针对人脸识别中由于年龄变化使识别率急剧下降的问题, 提出了一种基于优选局域二值模式与加权支持向量机回归相结合的年龄估计方法。该方法首先对人脸图像进行分块, 提取出各分块的 LBP 直方图; 然后采用神经网络贡献分析法计算出各个特征的贡献值, 筛选掉贡献较小的特征并对筛选后的特征赋予相应的权值; 最后使用加权 SVM 回归训练得到年龄函数估算出目标图像的年龄。实验结果表明, 该方法可以较为准确快速地对人脸图像进行年龄估计。

关键词: 局域二值模式; 神经网络贡献分析法; 特征选择; 加权支持向量机; 年龄估计

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2010)01-0389-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2010.01.117

Age estimation based on selected local binary and weighted support vector machine

ZHANG Jian-ming, FANG Fang, CHEN Li, YANG Feng-qing, LIU Xiao

(School of Computer Science & Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang Jiangsu 212013, China)

Abstract: In order to solve the problem which the rate about face recognition sharp declined due to the different age, this paper presented a new method of age estimation based on selected LBP and weighted SVM regression. In this method, divided original data into several sub-images from which extracted LBP histograms. Then calculated the contribution values of each feature by contribution analysis algorithm of neural network. After that, abandoned the features which contribute less and gave the corresponding weights to the remained features. At last, used weighted support vector machine regression to train the vectors and gain the whole age function, so as to estimate the age of target image. Experiment results show that the method can quickly and effectively estimate the age of the human faces.

Key words: LBP; contribution analysis algorithm of neural network; feature selection; weighted SVM; age estimation

目前很多人脸识别的算法达到了很高的识别率, 但是当这些算法运用于不同年龄段的人脸库时, 识别率会明显下降, 为解决这个问题可在识别过程中加入准确的年龄估计。国内外很多学者已对人脸的年龄估计进行了研究, 取得了一定的成果。

Lanitis 等人^[1]提出了一种定量的年龄分类器评估方法, 可以合理而准确地估计未知人脸的年龄, 但其人脸库中的图像仅限于 0 ~ 30 岁, 很难进行整个年龄段的年龄估计。Kwon 等人^[2]将整个年龄段的年龄估计问题进行简化, 把整个年龄分为婴儿、青年、老年三个年龄段, 但是实验中仅使用了 47 幅图像, 具有一定的局限性, 不利于评价。Xin Geng 等人^[3]提出了一种基于子空间的自动年龄估计, 将已知图像作为整个年龄段图像的一个子空间, 通过此子空间重建出整个年龄段的人脸图像, 而测试图像在重建图像中的位置表明该图像的年龄, 虽然此种方法能够有效地估计年龄, 但是时间复杂度比较大, 很难应用于实际。最近, Günay 等人^[4]提出使用局域二值模式来进行年龄估计的特征提取, 能很好地提取纹理特征, 同时对光照的依赖性并不十分明显, 并取得了较好的结果, 但提取的特征较多, 导致特征提取耗时且限制了年龄估计准确度的进一步提高。

针对以上存在的问题, 本文从人脸图像的纹理特征提取、

对提取的特征进行优选并赋予相应的权值、年龄估计函数的选择三个方面入手, 考虑采用 LBP 特征提取方法可以有效地提取不同年龄段的人脸图像的纹理特征, 神经网络贡献分析法可以得到不同的人脸部位相应的权值, 加权 SVM 回归函数能确定优选的纹理特征与年龄估计之间的对应关系。本文提出一种基于优选局域二值模式与加权支持向量机回归相结合的年龄估计方法, 解决快速准确的人脸图像的年龄估计问题。

1 LBP 纹理特征提取的优选与加权

1.1 LBP 纹理特征提取

随着年龄的增长, 人脸的变化主要集中在面部的局部区域, 如皱纹主要出现在额头和眼角。基于全局的纹理描述通常对面部的局部变化不鲁棒, Ojila 等人^[5]提出一种理论简单但极其有效的 LBP(local binary pattern)局域二值模式, 对局部纹理进行描述。

最初的 LBP 算子是一个固定大小为 3 × 3 的矩形块, 对应于 9 个灰度值。将四周的 8 个灰度值与中心灰度值相比较, 大于等于中心灰度值的子块表示为 1, 否则表示为 0, 根据顺时针方向读出的 8 个二进制值作为该 3 × 3 矩形块的特征值(图 1)。

收稿日期: 2009-05-09; **修回日期:** 2009-06-19 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60673190); 江苏大学高级专业人才培养项目(05JDC020)

作者简介: 张建明(1964-), 男, 江苏人, 教授, 硕导, 主要研究方向为虚拟现实、图像处理、模式识别; 房芳(1985-), 女, 河南人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和模式识别(fangfang4624035@163.com); 陈立(1985-), 男, 江苏人, 硕士研究生, 主要研究方向为信息系统安全; 杨锋清(1981-), 男, 河南人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和模式识别; 刘霄(1982-), 男, 河南人, 硕士, 主要研究方向为图像处理和模式识别。

对于任一图片,其每一个像素点的特征值可描述为

$$LBP_{P,R}(x_c) = \sum_{p=0}^{P-1} u(x_p - x_c) 2^p \quad (1)$$

其中: x_c 为中心点的灰度值, x_p 代表中心点某个邻节点的灰度值, R 是半径, $u(\cdot)$ 为阶跃函数, 定义为

$$u(y) = \begin{cases} 1 & y \geq 0 \\ 0 & y < 0 \end{cases} \quad (2)$$

使用 LBP 算子扫描整个人脸图像, 就可以得到 LBP 编码图像。图 2 即为采用 8 邻域 LBP 算子提取的人脸纹理图。其中(a)为原图像, (b)为 LBP 算子提取的人脸纹理图。

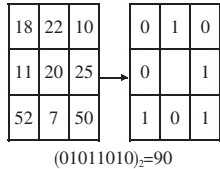


图 1 8 邻域的 LBP 算子 图 2 图像及其 LBP 编码图像

由图 2 可以看到, 经过 LBP 提取的人脸纹理图不仅具有良好的局域特性, 而且仍保持原图的视觉特性, 更重要的是所提取的人脸面部边缘信息明显突出, 尤其是嘴、眼睛和鼻子区域, 并且纹理信息也比较明显(如额头上的皱纹)。由此可见, LBP 能够很好地提取出代表年龄本质的特征。

为了改善最初的 LBP 算子存在无法提取大尺度结构纹理特征的局限, 使用不同数量的邻近子块以及不同尺寸的矩形块作为 LBP 算子的一种扩展^[5]。以 (P, R) 表示在半径为 R 的圆周上存在 P 个抽样点, 图 3 是两个扩展的 LBP 算子的例子。

然而, 当邻近子块数量和半径尺寸很大时, 提取出的大部分特征对纹理的描述很有限, 文献[6]提出了另一种对 LBP 算子的扩展——均匀模式(uniform pattern)。实验结果表明, 均匀模式可以有效地描述出图像中大部分的纹理特征, 并大大减小特征的数量。

本文以符号 $LBP_{P,R}^u$ 来表示 LBP 算子。其中下标指该算子的尺度为 (P, R) , 而上标 u 则说明该算子是均匀模式并且将其余所有模式都用一个值来标志。本文采用的 $(8, 1)$ 邻域中共有 256 种不同的模式。其中 58 种是均匀模式。因此, $(8, 1)$ 邻域的 LBP 直方图共有 59 种模式。图像 $f(x, y)$ (x, y 表示图像任一像素点的坐标值) 的直方图可以由式(3)得到:

$$H_i = \sum_{x,y} T\{f(x,y) = i\} \quad (i = 0, 1, \dots, n-1)$$

$$T\{A\} = \begin{cases} 1, & \text{if } A \text{ is true} \\ 0, & \text{if } A \text{ is false} \end{cases} \quad (3)$$

其中: n 表示不同的 LBP 模式的数量, 即直方图的模式数; i 表示一个 LBP 模式, 它决定于所使用的 LBP 算子, 如采用 $LBP_{(8,1)}$ 算子, 有 8 个采样点, 它的取值范围为 1 ~ 59。

1.2 优选与加权

由于人脸的各个部位对于年龄估计的重要性是不一样的, 如额头、眼角和嘴巴对于年龄估计贡献比较大, 考虑根据人脸各个部位对于年龄估计的重要性来对各个区域赋予不同的权重会使得年龄估计更为准确可靠。由本文 1.1 节的方法提取出 N (N 为一幅人脸图片被划分的块数, 把每一个分块的 LBP 直方图特征作为一个特征进行输入) 个 LBP 直方图特征, 借鉴神经网络贡献分析法^[7]的思想, 首先对输入的这 N 个特征进行优选, 筛选掉那些对年龄估计无贡献或贡献较小的特征; 然后根据各个分块的特征对年龄估计的贡献值的大小, 对筛选后

的特征赋予相应的权重。实验结果表明, 人脸同一部位对各个年龄段的贡献差别不大, 为了简化计算, 可以忽略同一部位对不同年龄段的影响, 即可以把各个年龄段的人脸图片作为同一类送入神经网络来进行本文的实验。图 4 给出了贡献分析基本层次图。

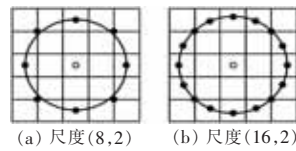


图 3 不同尺度的扩展 LBP 算子

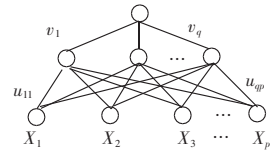


图 4 贡献分析基本层次图

设 u_{jk} 表示第 k 个输入年龄特征对神经网络中隐层节点 j 的贡献, v_j 表示神经网络中第 j 个隐层节点对输出的贡献, p 表示输入的年龄特征个数, q 表示隐层节点的数目。因此, 第 k 个年龄特征对年龄估计的贡献 C_k 可定义为

$$C_k = \sum_{j=1}^q u_{jk} v_j; k = 1, \dots, p, j = 1, \dots, q$$

其中: $u_{jk} = w_{jk} F(x^T w_j) \text{cov}(y, x_k) / \text{var}(y)$, $v_j = \beta_j$, $w_j = (w_{j0}, \dots, w_{jp})^T$ (w_{j0} 表示常数项)。

这里, x 为输入的年龄特征向量, w_j 是输入到隐层的权重向量, w_{jk} 为从第 k 个输入特征节点到隐层节点 j 的连接权重, β_j 为隐层节点 j 到输出的连接权重, y 是输出与目标函数之间的距离, $F(\cdot)$ 函数约束为某类先验知识(如 Logistic 函数)。

2 加权支持向量机

目前, 支持向量机^[8](support vector machine, SVM)已在函数估计和模式识别方面取得了越来越多的进展^[9], 它不仅广泛应用于分类问题中, 而且同样可以很好地应用于回归函数估计问题。

支持向量回归估计 SVR^[10](support vector regression)算法是支持向量机方法在回归问题上的推广。该方法通过核函数和损失函数的引入, 可以很好地应用于线性和非线性回归, 并且对小样本集问题具有良好的预测性能。

在用于回归估计的标准 SVR 学习算法中, 学习的目的在于构建一个回归估计函数 $f(x)$ 使它与目标值的距离小于 ϵ , 同时函数的 VC 维最小, 从而将线性或非线性函数 $f(x)$ 的回归估计问题, 转换为一个具有线性等式约束和线性不等式约束的二次规划问题, 可以得到惟一的全局最优解^[11]。

2.1 支持向量回归估计算法

训练集 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X \times Y)^l$ 。其中: $x_i \in X = R^n$, $y_i \in Y = R$, $i = 1, 2, \dots, l$, x_i 为所提取的最终的人脸纹理向量, y_i 是与 x_i 相应的人脸图像的实际年龄。

采用一个非线性映射 ϕ 将数据映射到一个高维特征空间, 在高维特征空间中进行线性回归, 同时引入松弛变量 ξ_i , ξ_i^* , 构造容错惩罚系数 C 和常数 ϵ 。设回归函数为

$$f(x) = (w \times \phi(x)) + b \quad (4)$$

则求解该问题的标准 SVR 模型为

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (5)$$

约束条件:

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_i - (w \times \phi(x_i)) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ w \times \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (6)$$

由于目标函数和约束条件都是凸集,根据线性规划理论,它们都存在惟一的全局最小解。根据 Karush-Kuhn-Tucker 条件,引入拉格朗日(Lagrange)函数,得到其对偶形式:

$$\sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) \quad (7)$$

约束条件:

$$\text{s. t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (8)$$

其中: $K(x_i, x_j) = (\phi(x_i) \times \phi(x_j))$ 称为核函数。由式(8)可求出:

$$b = \frac{1}{N_{NSV}} \left\{ \sum_{0 < \alpha_i < C} [y_i - \sum_{x_j \in SV} (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_j, x_i) - \varepsilon] + \sum_{0 < \alpha_i^* < C} [y_i - \sum_{x_j \in SV} ((\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_j, x_i) + \varepsilon)] \right\}$$

其中:SV 为标准支持向量集合, N_{NSV} 为标准向量的数量。最后所求的回归函数为 $f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i \times x) + b$ 。

2.2 加权支持向量机

徐红敏等人^[12]已经成功地将在支持向量回归估计中加权的思想应用于水质预测中,本文将此方法应用于年龄估计中。在实际年龄中随机误差项的方差 σ_i^2 不相同的情况下,标准 SVR 模型的效果往往不理想,因为优化过程中各个参数 ξ_i, ξ_i^* 的地位是相同的,也就是说对误差项的考虑是相同的惩罚尺度,这就往往导致回归线被拉向方差大的项,而方差小的项拟合程度就差。

为解决这个问题,在年龄估计中,通过引入一个适当的权系数 λ_i ,以调整人脸各部分在回归中的作用。把本文 1.2 节借鉴神经网络贡献分析法得到的优选后的特征的权重集合,即 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ 作为权系数加入标准 SVR 模型中来控制异方差的影响。于是可得优化形式:

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \lambda_i (\xi_i + \xi_i^*) \quad (9)$$

约束条件:

$$\text{s. t.} \begin{cases} y_i - (w \times \phi(x_i)) - b \leq \varepsilon + \xi_i, i = 1, 2, \dots, l \\ (w \times \phi(x_i)) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, i = 1, 2, \dots, l \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (10)$$

优化问题式(9)(10)的对偶形式为

$$\max - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \sum_{i=1}^l \varepsilon (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (11)$$

约束条件:

$$\text{s. t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq \lambda_i C, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (12)$$

解出 α 和 α^* 的值,可得 $f(x)$ 的表达式:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (13)$$

按照 KKT 条件,故有

$$\begin{cases} \varepsilon - y_i + f(x_i) = 0, \text{对于 } 0 < \alpha_i < \lambda_i C \\ \varepsilon + y_i - f(x_i) = 0, \text{对于 } 0 < \alpha_i^* < \lambda_i C \end{cases} \quad (14)$$

由式(14)可以求出 b 。

3 优选 LBP 与加权 SVM 的结合

本文基于神经网络贡献分析法的思想,以 1.1 节方法提取的每一小块的 LBP 直方图特征作为神经网络的输入,利用神

经网络贡献分析法对输入的 49 个特征进行优选,筛选掉那些对年龄估计无贡献或贡献较小的特征;然后根据各个分块的特征对年龄估计贡献值的大小,对筛选后的特征赋予相应的权值;最后,把上一步得到的权重集合作为加权支持向量机的权系数 λ_i 加入标准 SVR 模型中来控制异方差的影响,训练得到年龄函数估算出目标图像的年龄。

本文提出的优选 LBP 与加权 SVM 相结合的算法可描述如下:

a) 输入 m 个年龄特征参数,计算它们对总体输出的贡献 $C_k (k = 1, \dots, m)$ 。

b) 计算 $\sum_{k=1}^m C_k$, 如果 $\sum_{k=1}^m C_k \geq \alpha$ (其中 α 为一个常数,其值由实验确定),则去掉 C_k 中对总体输出的贡献最小的分量所对应的年龄特征,将剩下的特征作为下一轮的输入,取 $m = m - 1$,转 a); 如果 $\sum_{k=1}^m C_k < \alpha$,则转 c)。

c) 对由 b) 得到的优选后的贡献比较大的特征参数进一步赋值,设第 k 个年龄特征对年龄估计的贡献率即权值为 λ_k , 则可取 $\lambda_k = C_k / \sum_{i=1}^n C_i$ (其中 $k \in \{1, 2, \dots, n\}$, n 为经过优选后特征参数的个数, $n < m$), 得到权重集合 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ 。

d) 把由 c) 得到的权重集合作为加权支持向量机的权系数 λ_i 加入 SVM 中,训练得到年龄估计函数,进行准确的年龄估计。

需要说明的是, b) 中参数 a 选取的大小,直接影响到最终年龄特征参数的个数。如果 a 的值选取过小,则导致年龄特征选取不足;反之,则导致年龄特征选取过多,会造成特征的冗余,增加时间复杂度,而且加入过多的次要特征,反而会使得重要特征在特征总和中的比重减少,对年龄估计效果产生一定的影响。因此,必须选取合适的方法来分析年龄特征参数选择的有效性,从而确定参数 a 的大小。

4 实验结果及分析

本文在 FG-NET 人脸库上进行实验,年龄估计流程如图 5 所示。FG-NET 年龄人脸库包含了 82 个对象的 1 000 多张不同年龄的人脸图像(主要来自旧照片的扫描)以及详细的年龄信息。本文选取该库中部分年龄在 15~55 岁的 200 幅人脸图像作为实验的基本数据库,以其中 120 幅图像作为训练样本,另外 80 幅图像作为测试样本。



图 5 本文方法的年龄估计流程

本文所提方法实验步骤如下:

a) 对图像进行预处理,利用 ASM 模型对人眼进行定位,使得每幅图片的主要关键点(双眼和嘴巴)在同一个位置。

b) 把整幅人脸图像划分为相等大小的 N 块。实验过程中,尝试了五种不同的分块方式(N 分别选取 $5 \times 5, 6 \times 6, 7 \times 7, 8 \times 8$ 和 9×9)。实验结果表明,把一幅人脸图片分为 $49(7 \times 7)$ 块,效果最好。

c) 把提取的每一小块的 LBP 直方图特征作为神经网络的输入,利用神经网络贡献分析法对输入的 49 个特征进行优选和加权。在优选实验过程中,分别选取 $\alpha = 0.96, \alpha = 0.97, \alpha = 0.98$ 和 $\alpha = 0.99$ 。实验结果表明,当 $\alpha = 0.97$ 时,年龄估计最准确,系统运行耗时相对比较小。故本文选取 $\alpha = 0.97$, 此时经过优选得到的 30 个年龄特征集中分布在眼睛、额头、嘴巴周围等区域。优选后的实验结果示例如图 6 所示。对这些重要

区域再利用本文所描述的借鉴神经网络贡献分析法的思想得到优选后的各分块特征相应的权重集合 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{30}\}$ 。



图 6 优选后的实验结果图

d) 使用本文提出的加权 SVM 回归进行精确的年龄估计。本文选用径向基核函数进行年龄估计。选择 20 幅人脸图片组成训练样本, 5 幅人脸图片作为验证样本, 选择不同惩罚系数 C 和参数 σ, ε , 用 5 次交叉验证方法进行回归预测, 最小误差确定最优参数组合。根据实验结果, 当 $C = 500, \sigma^2 = 128, \varepsilon = 3$ 时预测精度较高。

为了验证本文提出的基于优选 LBP 与加权 SVM 年龄估计方法的性能, 本文设计了另外两组对比实验: (a) 基于一般分块 LBP 与 SVM 年龄估计方法; (b) 基于优选 LBP 与 SVM 年龄估计方法。实验结果如表 1 所示。

表 1 本文方法与同类其他方法比较

实验方法	MAE	MSE
LBP + SVM	3.94	22.247
优选 LBP + SVM	3.52	18.972
本文方法	2.83	14.713

实验结果表明, 本文方法比另外两种对比方法得到了更好的实验结果, 年龄误差仅为 2.83 岁。同时, 本文在采用神经网络贡献分析对特征进行优选的过程中去掉了那部分对年龄估计无贡献或贡献比较小的特征, 使得最后特征维数下降, 系统运行速度也更快。

5 结束语

本文提出了一种基于优选 LBP 与加权 SVM 回归相结合的年龄估计方法, 能够充分利用人脸各部位对年龄估计的重要性, 通过加权 SVM 回归建立纹理特征向量与年龄之间的全局

(上接第 385 页)

4 结束语

本文借助 CS-RBF 和八叉树对点云处理的高效性, 提出了一种保持特征的点云重建算法, 既保证了对均匀点云重建的高效性, 又达到了对非均匀点云重建的良好效果。实验结果证明, 本算法重建效果良好。本文算法对非均匀点云的重建会一定程度地增加重建时间, 当点云数量增大到数十万且不规则时, 本文算法有一定的局限性, 今后可以考虑对点云预处理, 使算法的适用性更强。

参考文献:

[1] SAVCHENKO V V, PASKO A A, OKUNEV O G, et al. Function representation of solids reconstructed from scattered surface points and contours[J]. Computer Graphics Forum, 1995, 14(4): 181-188.
 [2] TURK G, O' BRIEN J F. Shape transformation using variational implicit surfaces[C]//Proc of SIGGRAPH'99. 1999: 335-342.
 [3] TURK G, DINH H Q, O' BRIEN J F, et al. Implicit surfaces that interpolate[C]//Proc of Shape Modeling International. Genova: [s. n.], 2001: 62-71.
 [4] CARR J C, BEATSON R K, CHERRIE J B. Reconstruction and Rep-

resentation of 3D objects with radial basis functions [C]//Proc of SIGGRAPH. 2001: 67-76.
 [5] MORSE B S, YOO T S, RHEINGANS P, et al. Interpolating implicit surfaces from scattered surface data using compactly supported radial basis functions[C]//Proc of Shape Modeling International. Genova: [s. n.], 2001: 89-98.
 [6] OHTAKE Y, BELYAIEV A, SEIDEL H P. 3D scattered data interpolation and approximation with multilevel compactly supported RBFs [J]. Graphical Models, 2005, 67: 150-165.
 [7] KOJEKINE N, SAVCHENKO V, HAGIWARA I. Surface reconstruction based on compactly supported radial basis functions [M]. Geometric Modeling: Techniques, Applications, Systems and Tools. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 2004: 218-231.
 [8] OHTAKE Y, BELYAIEV A, ALEXA M, et al. Multi-level partition of unity implicits [J]. ACM Trans on Graphics, 2003, 22(3): 463-470.
 [9] BLOOMENTHAL J. Polygonization of implicit surfaces [J]. Computer-Aided Geometric Design, 1982, 5(4): 341-349.
 [10] BLOOMENTHAL J. An implicit surface polygonizer [M]. [S. l.]: Graphics Gems IV 1, 1994: 324-349.

参考文献:

[1] LANITIS A, TAYLOR C, COOTES J T F. Toward automatic simulation of aging effects on face images [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 442-445.
 [2] YOUNG H K, NILES da VITORIA LOBO N. Age classification from facial images [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 74(1): 1-21.
 [3] GENG Xin, ZHOU Zhi-hua, SMITH-MILES K. Automatic age estimation based on facial aging patterns [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 12(29): 2234-2240.
 [4] GUNAY R, NABIYEV V V. Automatic age classification with LBP [C]//Proc of the 23rd International Symposium on Computer and Information Sciences. 2008: 1-4.
 [5] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 24(7): 971-978.
 [6] MALLAT S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Trans on PAMI, 1989, 11(7): 674-693.
 [7] 高仁祥, 张世英, 刘豹. 基于神经网络的变量选择方法 [J]. 系统工程学报, 1998, 13(2): 32-37.
 [8] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1995: 147-150.
 [9] 杜树新, 张铁军. 模式识别中的支持向量机方法 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2003, 37(5): 403-409.
 [10] 孙德山. 支持向量机分类与回归方法研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2004.
 [11] 孙德山, 吴金培, 肖建华, 等. SVR 在混沌时间序列预测中的应用 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16(3): 519-521.
 [12] 徐红敏, 王继广. 加权支持向量回归机及其在水质预测中的应用 [J]. 世界地质, 2007, 26(1): 58-61.
 [13] 阎满富, 田英杰. 改进的支持向量回归机 [J]. 系统工程, 2004, 22(10): 9-12.