

采用改进的 LSA 模型进行人脸识别

赵明华, 游志胜, 吕学斌, 余 静, 穆万军
(四川大学 计算机学院 图形图像研究所, 四川 成都 610064)

摘 要: 提出了改进的 LSA 模型并将其用于人脸识别处理。首先利用该模型建立不同尺度图像间的映射关系; 其次使用原始图像及其小波分解结果得到模型中的参数以确定这种映射关系; 最后根据该映射关系由低分辨率图像估计高分辨率图像。通过比较被测试图像的模型参数和训练集图像的模型参数确定被测试图像的类别。实验结果表明, 使用该模型估计得到的图像更加接近目标图像, 以该模型为基础的人脸识别系统对光照的鲁棒性较强。

关键词: 多尺度分析; 线性尺度自回归; 改进的线性尺度自回归; 小波变换

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3695(2005)10-0173-02

Face Recognition Based on Improved LSA Model

ZHAO Ming-hua, YOU Zhi-sheng, LV Xue-bin, YU Jing, MU Wan-jun
(Institute of Image & Graphic, School of Computer Science, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China)

Abstract: An improved LSA model is proposed, and it is applied to face recognition. Firstly, the model is established to represent the map between the pixels residing at images of various resolutions; after that, parameters of the model are obtained from original image and its wavelet decomposition results to decide the map; finally, the identified map is used to estimate images at finer resolution from coarser versions. Parameters of the model about testing image and about training images are compared to classify the testing image. Experimental results show that images estimated by presented model are more similar to target images than those estimated by LSA model. The face recognition system based on the presented model is robust to illumination.

Key words: Multiscale Analysis; Linear Scale Autoregressive; Improved Linear Scale Autoregressive; Wavelet Transform

人脸识别技术是由计算机分析人脸图像, 从中提取有效识别信息, 用于辨认身份的一种技术。由于人脸图像分析涉及到多维信号处理, 计算效率十分重要。目前, 多尺度分析这种高效的图像处理方法已被用于人脸识别。本文首先讨论多尺度分析的特点, 然后指出 LSA(Linear Scale Autoregressive) 模型中白小波系数假设的不准确性, 在此基础上构建改进的 LSA 模型, 最后将该模型用于人脸识别, 通过比较估计和目标图像的相似程度将其分类。

1 多尺度分析和 LSA 模型

一般来说, 图像的信息依其结构的不同, 在人们感知过程中的重要性也会不同, 即图像中不同结构的信息客观上就出现在感知的不同层次上。人的感知过程是一个由粗到精的分层处理过程, 即首先通过大范围特征来进行粗分析, 然后在此基础上通过捕捉细节, 使分析得以越来越精细, 最终获得对感知对象的准确理解^[1]。单尺度分析难以很好地描述对象多变的结构和细节, 而且不符合人的感知机制。多尺度分析正是与这一机制相匹配的多层次描述和多层次处理方法。

本文主要研究小波多尺度分析。每一次小波变换将原始图像分解成一个低频图像和三个高频图像^[2]。该过程可以用

树结构表示, 树的每一层代表一个尺度。树上节点 s 的状态向量可以表示为

$$X(s) = f(X(\overline{ys}), \text{App}(\overline{ys}), \text{Det}(\overline{ys})) \tag{1}$$

式(1)中, $\overline{ys}$ 表示 s 的父节点, $\overline{y}$ 表示沿树向上变化的算子, $X(s)$ 表示在尺度 s 层上的状态向量, $\text{App}(\overline{ys})$ 和 $\text{Det}(\overline{ys})$ 分别表示尺度 $\overline{ys}$ 层上的近似信息和细节信息。函数 f 表示处于不同尺度的图像间的映射函数。随着函数 f 的结构和状态向量 $X(s)$ 的不同, 可以产生不同的多尺度模型。

LSA 模型以白小波系数假设和处于不同尺度的图像间具有线性映射关系的假设为前提^[3,4]。高分辨率下的估计像素值通过式(2)计算:

$$\hat{I}_a(s) = \sum_{k=1}^R a_k I_a(\overline{y}^k s) + w(s) \tag{2}$$

式(2)中, $I_a(\overline{y}^k s)$ 表示较低分辨率图像的像素信息, $\hat{I}_a(s)$ 表示高分辨率估计图像的像素信息, R 表示回归次序, a_k 表示回归系数, $w(s)$ 表示白噪声。将式(2)写成矩阵形式为

$$X_R(s) = A_R X_R(\overline{ys}) + E_R W_R(s) \tag{3}$$

$$\text{式(3)中, } X_R(s) = [I_a(s), I_a(\overline{ys}), I_a(\overline{y}^2 s), \dots, I_a(\overline{y}^{R-1} s)]^T \tag{4}$$

$$X_R(\overline{ys}) = [I_a(\overline{ys}), I_a(\overline{y}^2 s), I_a(\overline{y}^3 s), \dots, I_a(\overline{y}^R s)]^T \tag{5}$$

$$W_R(s) = [w(s), w(\overline{ys}), w(\overline{y}^2 s), \dots, w(\overline{y}^{R-1} s)]^T \tag{6}$$

$$A_R = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_{(R-1)} & a_R \\ a_1 & a_2 & \cdots & a_{(R-1)} & a_R \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_1 & a_2 & \cdots & a_{(R-1)} & a_R \end{bmatrix} \tag{7}$$

$$E_R = Id_R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(8)

回归系数可以通过式(9)求得:

$$\bar{a} = \arg \left(\min_{\bar{a}} \sum_{R} I_a(s) - \sum_{k=1}^R (a_k I_a(\bar{Y}^k s)) \right)^2$$

(9)

其中, $\bar{a} = [a_1 a_2 \cdots a_R]^T$ 。当处理图像等复杂信号时, 由于没有考虑图像的细节信息, 白小波系数假设使得由 LSA 模型得到的估计图像边缘出现模糊现象, 估计图像的准确度不高。

2 改进的 LSA 模型

确定不同尺度的图像之间的映射关系时, 同时考虑近似图像信息和细节图像信息对 LSA 模型改进。在改进的 LSA 模型中, 高分辨率估计像素值通过式(10)得到:

$$a(s) = \sum_{k=1}^R a_k I_a(\bar{Y}^k s) + \sum_{k=1}^R \sum_{\zeta \{h, v, d\}} b_k^{\zeta} I_{\zeta}(\bar{Y}^k s) + w(s)$$

(10)

式(10)中, $\{I_{\zeta}(\bar{Y}^k s)\}$, $\zeta \{a, h, v, d\}$ 表示第 k 级分辨率的近似图像、水平细节图像、垂直细节图像和对角细节图像上节点 s 的像素值。 $w(s)$ 是由于线性假设引起的模型不确定性信息。将式(10)写成矩阵形式如下:

$$X_R(s) = A_R X_R(\bar{Y}s) + B_R D_R(\bar{Y}s) + E_R W_R(s)$$

(11)

式(11)中, $X_R(s)$, $X_R(\bar{Y}s)$, A_R , E_R 和 $W_R(s)$ 的定义与 LSA 模型相同。细节向量 $D_R(\bar{Y}s)$ 和相应的系数矩阵 B_R 可表示如下:

$$D_R(\bar{Y}s) = [I_h(\bar{Y}s), I_v(\bar{Y}s), I_d(\bar{Y}s), I_h(\bar{Y}^2s), I_v(\bar{Y}^2s), I_d(\bar{Y}^2s), \cdots, I_h(\bar{Y}^R s), I_v(\bar{Y}^R s), I_d(\bar{Y}^R s)]^T$$

(12)

$$B_R = \begin{bmatrix} b_1^h & b_1^v & b_1^d & \cdots & b_R^h & b_R^v & b_R^d \\ b_1^h & b_1^v & b_1^d & \cdots & b_R^h & b_R^v & b_R^d \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ b_1^h & b_1^v & b_1^d & \cdots & b_R^h & b_R^v & b_R^d \end{bmatrix}$$

(13)

类似式(9), 改进的 LSA 模型的参数可通过式(14)求得:

$$[\bar{a}, \bar{b}] = \arg \left(\min_{\bar{a}, \bar{b}} \sum_{R} [I_a(s) - \sum_{k=1}^R (a_k I_a(\bar{Y}^k s) + \sum_{\zeta \{h, v, d\}} b_k^{\zeta} I_{\zeta}(\bar{Y}^k s))]^2 \right)$$

(14)

其中, $\bar{a}$ 可以由式(9) 求出, $\bar{b} = [b_1^h \ b_1^v \ b_1^d \cdots \ b_R^h \ b_R^v \ b_R^d]$ 。

3 实验与分析

3.1 估计效果实验

利用 ORL 人脸数据库对所构造模型的估计效果进行测试。该库有 40 人, 每人由 10 幅图像组成。估计结果如图 1 所示。图 1(a)是从该库选取的一个原始图像, 图 1(b)和图 1(c)分别是图 1(a)经过一级和两级小波分解得到的图像, 图 1(d)和图 1(e)分别表示利用 LSA 模型和改进的 LSA 模型得到的估计图像。从图 1 可以看出, 由改进的 LSA 模型得到的估计图像比由 LSA 模型得到的估计图像清晰, 这主要是因为改进的 LSA 模型不仅使用了图像的近似信息, 还使用了细节信息。从表 1 可以看出, LSA 模型和改进的 LSA 模型的参数都更加依赖于较高分辨率的图像, 这是因为小波分解过程中信息量逐渐减少。

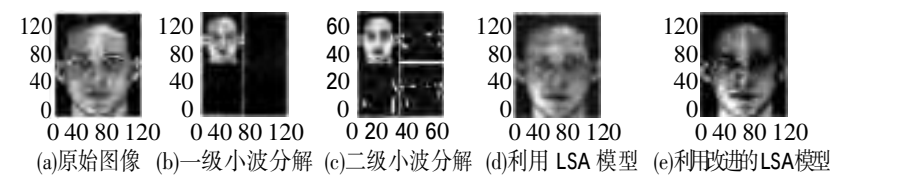


图 1 利用两种模型得到的估计图像

表 1 从图 1(a), (b)和(c)得到的 LSA 和改进的 LSA 模型的参数

参数 模型	a_1	a_2	b_1^h	b_1^v	b_1^d	b_2^h	b_2^v	b_2^d
LSA	0.621	0.375	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
改进的 LSA	0.814	0.204	-0.240	-0.281	0.195	-0.037	0.026	0.126

3.2 人脸识别实验

分别选取 ORL 人脸数据库的前 20 人的第一个人脸图像组成训练集, 将训练集中的每个图像以 2% 为步长, 从 - 10% 到 + 10% 的光照变化下得到的所有图像组成测试集。这样, 训练集共由 20 幅图像组成, 测试集共由 220 幅图像组成。实验步骤如图 2 所示。进行人脸识别时, 不直接比较人脸图像, 而是比较相应的线性模型参数。

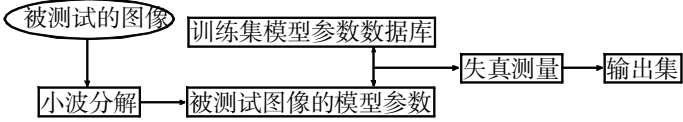


图 2 参数法进行人脸识别的步骤

参数比较通过计算平均平方失真错误值进行, 公式如下:

$$\text{err}_{\text{param}}^{\text{LSA}} = \| \bar{a} - \hat{a}_{\text{LSA}} \|_2 = \frac{1}{R} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^R (a_i - \hat{a}_i)^2}$$

(15)

$$\text{err}_{\text{param}}^{\text{GLSA}} = \| \bar{a} - \hat{a}_{\text{GLSA}} \|_2 = \frac{1}{R} \cdot \frac{1}{4} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^R \left(\sum_{\zeta \{a, h, v, d\}} (a_i^{\zeta} - \hat{a}_i^{\zeta})^2 \right)}$$

(16)

当光照变化为 $\alpha\%$ 时, 像素值的变化如下:

$$I_{\text{new}}(s) = (1 + \alpha\%) \cdot I_{\text{old}}(s)$$

(17)

图 3 反映了 LSA 模型和改进的 LSA 模型对光线变化的敏感性。由图 3 可见, 细微的光照变化会使 LSA 模型的识别率迅速从 100% 降低到 0%, 这主要是因为亮度的变化对应图像中低频部分, 进而主要被尺度系数所捕获, 而 LSA 模型只包含了尺度系数信息, 因此其对光照的变化十分敏感, 对光照的鲁棒性很差; 而改进的 LSA 由于包含了小波系数信息, 对光照的鲁棒性增强。图 3 还表明改进的 LSA 模型对光线变暗的影响比对光线增强的影响更为敏感, 即对光线变强时的鲁棒性更好。图 4 是使用改进的 LSA 模型在不同光照下的识别效果, 其中打 “×” 的图像表示错误识别的情况。图 4(a)表示光照变化为 - 10% 的情况下, 识别率为 75%; 图 4(b)表示在光照变化为 8% 的情况下, 识别率为 95%。

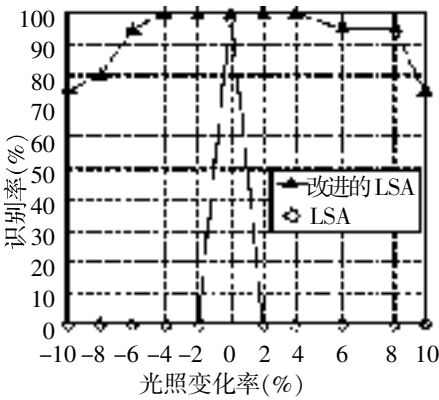


图 3 LSA 模型和改进的 LSA 模型对光照变化的敏感性



图 4 改进的 LSA 模型在不同光照下的识别率结果

说, 在 1960 - 2003 年的 400 多个时间段, 有大约 40% 的时间段新疆和云南同时发生了地震, 而新疆发生地震, 云南发生地震的可能性为 60%。如果支持度降低到 20%, 能得到 1098] 1571 的关联规则。

经地震专家确认, 确实在新疆和云南的地区相关性方面, 有地震研究学者对这两者之间的地区相关性进行过研究, 存在一定的关联。

1653] 1654, support = 42.2%, confidence = 55%
1653 为纬度 39.5 ~41.5、经度 75.5 ~77.49 的地区, 为新疆阿什图附近, 而 1654 为纬度 39.5 ~41.5、经度 77.5 ~79.49 的地区, 为新疆巴楚、阿合奇附近, 其支持度为 42.2%, 置信度为 55%。

新疆是地震频发地区, 在新疆地区之间地区是否存在相关性, 有不少地震专家进行过这方面的研究。我们从纯数据的角度得到了一些联系, 为地震专家提供了参考。

在对小震目录取 4 级以上数据, 时间取六个月, 按 1 ×1 进行划片, 有一条数据如下:

4429] 6508, support = 24.4% confidence = 58%
4429 (26.5 - 27.49 91.5 - 92.49) 西藏错那
6508 (39.5 - 40.49 77.5 - 76.49) 新疆巴楚

对小震目录 3 级以上地震按 1 ×1 进行划分, 每半个月发生的地震组成一条数据, 其中有规则为

6181] 6507 , 6182] 6507

图 1 中显示的是新疆地区之间的地区相关性, 在图中左边两线(纬度 38, 经度 73 ~74) 地区如发生地震, 将引起右边线(纬度 40, 经度 77) 所示地区的地震, 其支持度为 30%, 置信度可以达到 57% 左右, 反之亦然。

同时, 也发现了一些其他地区之间的相关性, 如云南与四川、新疆与河北等之间的相关性。

5 总结

本文应用数据挖掘技术在地震预报方面进行了初步研究

及一些有益的探索。本文根据地震数据的特点进行了数据的预处理工作并对并行化算法进行了优化, 下一步的工作除了对地震目录的数据进行处理外, 还要进行前兆数据的处理; 除了应用关联规则外, 还要进行聚类、序贯模式、分类等方法的研究。



图 1 新疆地区之间的地区相关性

参考文献:

[1] iawei Han, Micheline Kamber. Data Mining Concepts and Techniques[M] . NY: Morgan Kaufman, 149-161.
[2] Rakesh Agrawal, John C Shafer. Parallel Mining of Association Rules: Design, Implementation and Experience[C] . RJ10004(02/ 01/96) Computer Science/Mathematics.
[3] Cheung D, Han J, Ng VT, *et al.* A Fast Distributed Algorithm for Mining Association Rules[C] . Miami Beach, Florida: Proc. of the Int’l. Conf. on Parallel and Distributed Information Systems, 1996. 31-44.
[4] 韩志军, 王桂兰, 周成虎, 等. 地震序列研究现状与研究方向探讨[J] . 地球物理学进展, 2003, 18(1) : 74-78.
[5] 邵峰晶, 于忠清. 数据挖掘原理与算法[M] . 北京: 中国水利水电出版社.
[6] 铁治欣, 陈奇, 俞瑞钊. 关联规则采掘综述[J] . 计算机应用研究, 2000, 17(1) : 1-5.

作者简介:

邢殿勇(1975-), 男, 山东人, 在读研究生, 主要研究方向为数据挖掘;
吴绍春(1965-), 女, 副教授, 在读博士, 主要研究方向为数据挖掘等;
王炜(1947 -), 男, 研究员。

(上接第 174 页)

4 结论

本文在分析 LSA 模型的基础上, 考虑近似图像信息和细节图像信息, 对 LSA 模型改进, 将改进的模型用于从低分辨率的图像中估计高分辨率的图像。经测试发现, 使用该模型得到的估计图像比使用 LSA 模型得到的估计图像更加接近原始图像。将该模型用于人脸识别处理, 用处于不同光照下的多幅人脸图像组成测试集对识别效果进行实验, 并利用参数法确定被测试图像的分类别。结果表明, 以该模型为基础的人脸识别系统具有很好的识别效果且对光照具有很好的鲁棒性。

参考文献:

[1] aragos P. Pattern Spectrum and Multiscale Shape Representation [J] . IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7) : 701-716.
[2] Burrus C S, Gopinath R A, Guo H T. Introduction to Wavelets and

Wavelet Transform[M] . New Jersey: Prentice Hall, 1998. 46-52.
[3] Banhan M R, Katsaggelos A K. Spatially Adaptive Wavelet-based Multiscale Image Restoration[J] . IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(4) : 108-119.
[4] Bouman C, LIU B. Multiple Resolution Segmentation of Textured Images[J] . IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(1) : 99-113.
[5] Mallat S. 信号处理的小波导引(第 2 版)[M] . 北京: 机械工业出版社, 2002. 165-170.

作者简介:

赵明华(1979-), 女, 河南沈丘人, 博士研究生, 主要从事数字图像处理、模式识别、信息融合等研究; 游志胜(1945-), 男, 四川成都人, 中国图像图形学会副理事长, 教授, 博士生导师, 主要从事数字图像处理、计算机视觉与模式识别等研究; 吕学斌(1976-), 男, 湖北武汉人, 博士研究生, 主要从事数字图像处理、目标跟踪等研究; 余静(1976-), 男, 四川达川人, 博士研究生, 主要从事数字图像处理、信息融合等研究; 穆万军(1963-), 男, 四川雅安人, 博士研究生, 主要从事数字图像处理、自动控制等研究。