

一种结合分离滤波器与局部二进模式的快速人眼定位方法

邓 亮¹, 张新曼¹, 许学斌¹, 沈虹晖², 张海涛², 韩九强¹

(1 西安交通大学 智能网络与网络安全教育部重点实验室, 电子与信息工程学院, 陕西 西安 710049;

2 中国航天科技集团公司 第四研究院, 陕西 西安 710025)

摘 要: 为了解决低质量人脸图像中的快速人眼定位问题, 提出一种结合分离滤波器与局部二进模式(LBP)的快速人眼定位算法, 该方法快速有效地计算多尺度局部二进模式(LBPs)值, 并且利用串级的思想, 结合分离滤波器与LBP, 进行快速精确的人眼定位. 仿真实验表明, 与一般的LBP方法相比, 该方法在保证人眼定位精度的同时, 具有更快的计算速度, 在BioID人脸库中, 在两个尺度上计算, 平均每幅人脸图像的计算时间下降近40%.

关键词: 快速人眼定位; 分离滤波器; 局部二进模式

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)06-0036-05

A Rapid Eye Localization Method by Combining Separability Filter and LBP

DENG Liang¹, ZHANG Xin-man¹, XU Xue-bin¹, SHEN Hong-hui²,
ZHANG Hai-tao², HAN Jiu-qiang¹

(1 MOE Key Lab for Intelligent Networks and Network Security,

School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2 The Fourth Research Institute, China Aerospace Science and Technology Corporation, Xi'an 710025, China)

Abstract: To deal with the problem of rapid eye localization in low quality images, a rapid eye localization algorithm combining separability filter and local binary pattern (LBP) is proposed in this paper. This algorithm can calculate the multi-scale local binary patterns (LBPs) value effectively, and combine the separability filter and LBP with the idea of cascade to locate the eyes rapidly and accurately. The simulation results in the BioID face database show that the average time consume is decreased by nearly 40% compared with the common LBP algorithm while the accuracy is guaranteed at two scales.

Key words: rapid eye localization; separability filter; local binary pattern

1 引言

人眼定位是人脸识别系统中的一个重要步骤, 它主要是要确定人眼的两个中心位置的坐标, 根据人眼的位置可以对人脸进行规格化或依此来寻找其他人脸特征点. 近些年, 人眼定位得到了广泛的研究, 投影函数与其他方法结合进行人眼定位^[1], 小波变换与神经网络在人眼定位中有广泛的应用^[2]. Adaboost 技术在人脸检测中的成功应用^[3]使得人

们将这一技术应用到人眼检测与定位中去^[4], 但是由于人眼的信息要比人脸少得多, 这一技术在人眼定位中的应用并不理想. 另外, 最近将局部二进模式(LBP)应用到人脸识别^[5]与人眼定位中去^[6], LBP方法具有同小波一样的多尺度思想, 但它具有更简便的计算方法, 在低质量图像中有较为理想的定位精度, 计算速度虽比文献[2]中的快, 但速度仍不够理想.

本文提出的结合分离滤波器^[7]与LBP的快速

收稿日期: 2010-09-13; 修回日期: 2010-12-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(60972146, 60602025)

人眼定位算法(简称 SF-LBP),只需在一个尺度上快速计算 LBP 值,并且利用文献[3]中的串级思想,在计算 LBP 相似度映射前,利用分离滤波器对眼睛搜索区域像素进行快速的初始筛选,以提高人眼定位的效率.仿真实验表明,快速的 LBP 计算及串级筛选方法使得算法的计算时间有很大的减少.为了方便实验对比,采用已手动标定好眼睛位置的 BioID 人脸库^[8]进行训练与测试.

2 分离滤波器与局部二进模式(LBP)

分离滤波器^[7]是针对面部特征检测提出的,分离滤波器就是计算以某点为中心的两个圆形区域的分离程度,内圆半径为 r_2 ,外圆半径为 r_1 ,区域1为两圆组成的环形区域,区域2为半径为 r_2 的圆形区域,如图1所示.分离程度用式(1)表示,其中, N 是整个区域的像素总数, n_1 与 n_2 分别为两个区域的像素总数, P_i 为位置 i 处的像素值灰度值, $\bar{P}_1$ 与 $\bar{P}_2$ 分别两个区域的像素灰度均值, $\bar{P}_m$ 为整个区域的像素灰度均值.分离度 η 在 $[0,1]$ 范围内,实际操作中当整个区域的方差小于某一个阈值时分离度设为 0.

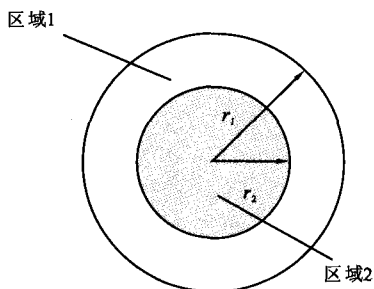


图1 二维分离滤波器

$$\eta = \frac{n_1(\bar{P}_1 - \bar{P}_m)^2 + n_2(\bar{P}_2 - \bar{P}_m)^2}{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}_m)^2} \quad (1)$$

通常选择滤波结果的局部极大值作为眼睛的候选点,但是由于该滤波器直接作用在灰度图上,对光照比较敏感,尽管它已经利用统计信息有了一定的抗干扰能力,但是当图像质量较差时,其检测结果非常差.

局部二进模式是一种有效的人脸纹理描述方法^[5],它只是将中心像素值与周围的像素值进行比较,计算简单,对光照等外界条件具有较好的抗干扰能力.如图2所示为计算一个 3×3 的 LBP 值,如果周围像素值比中心像素值大,则给 1,否则给 0,最后将这些二进制组合成数值 $p \in \{0,1,\dots,255\}$.

用一个 $n \times m$ 的 LBP 窗口 $F_{x,y}(i,j)$ 来表示人眼的纹理特征^[6],检测时该窗口在搜索区域内移动直

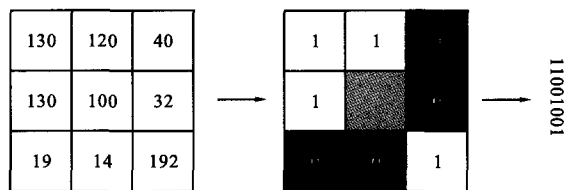


图2 计算一个像素的 3×3 的 LBP 值

至找到最好的位置.设 LBP 窗 $F_{x,y}(i,j)$ 之间的像素是相互独立的,并将其写成对数的形式.为了保证计算的稳定性在除法式子的分子分母上加上一较小值 λ .这样在尺度 k 上,可以建立一对数形式的相似度映射:

$$L_k(x,y) = \sum_{i,j=1}^{n,m} \log \frac{H_{eye}(i,j,F_{x,y}(i,j)) + \lambda}{H_{-eye}(i,j,F_{x,y}(i,j)) + \lambda} \quad (2)$$

式中, $H_{eye} = P(F_{x,y}(i,j) | eye)$ 与 $H_{-eye} = P(F_{x,y}(i,j) | \neg eye)$ 的尺寸均为 $n \times m \times 256$,分别统计眼睛与非眼睛区域在各个像素位置上的 LBP 值的频率.在新的人眼图像上进行人眼定位时,在搜索区域内计算每个像素处的 $L_k(x,y)$ 映射值,取值最大的位置处为眼睛位置.多尺度检测则要在多个尺度上训练相似度映射,设各个尺度权值相等,则 $L(x,y) = \sum_k L_k(x,y)$, $\hat{\eta} = \arg \max_{x,y} L(x,y)$.

3 提出的定位算法(SF-LBP)

本文的方法与文献[6]中的方法一样,都是在人脸检测的基础上进行人眼定位,这里使用文献[3]的方法进行人脸检测,并在该方法的基础上提出一个有效的人脸的位置及大小估计方法. SF-LBP 方法主要是利用快速 LBP 计算及在计算 LBP 映射前利用分离滤波器对人眼区域进行初始筛选,从而优化一般的 LBP 人眼定位方法,减小计算时间,其方法框图如图3所示.

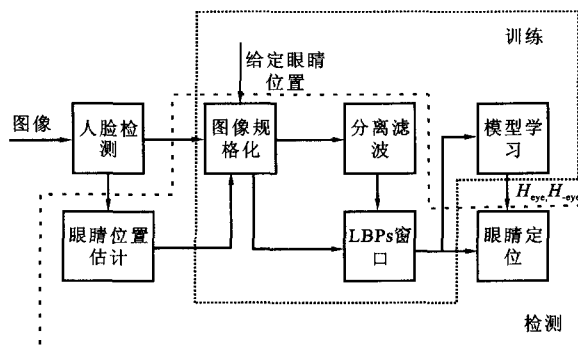


图3 SF-LBP 快速人眼定位方法框图

3.1 有效的人脸位置及大小估计

H_{eye} 与 H_{-eye} 是在给定的尺度(眼睛距离)上训

练得到的,检测时先要将人脸图像按照给定的尺度进行规格化,这要求必须对人脸的位置及大小给出较为准确的估计.传统的做法是采用检测窗口的最外边缘进行估计,从图 4 中较暗的细线框窗口可以看出,这样对人脸的位置与大小估计不够准确.



图 4 SF-LBP 算法在 BioID 人脸库上的部分人眼定位结果

Adaboost 方法在人脸检测中的应用非常成功^[3],该方法训练一个级联分类器,每一级使用 Adaboost 的方法训练一个强分类器,每级分类器都可以写成式(3)的形式,其中 T_i 为第 i 级分类器的阈值, $f_i(x)$ 为窗口样本 x 在第 i 级分类器中的特征值, N 为级联分类器的总个数.

$$h_i(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } f_i(x) > T_i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

将检测到人脸的窗口特征到分类面的距离定义为 $d(x)$,如式(4), w_i 为样本离第 i 级分类器距离权值,距离 $d(x)$ 最大的特征窗口可以认为是人脸位置及大小的最准确估计.对每级分类器给予一个(不同的)权值,而非同等对待(权值相等),因为级联分类器中为了达到实时性的要求,前面的分类器会相对简单,只提取了明显的人脸特征,如眼睛等,只要保证大部分的人脸样本通过即可,而后面的分类器为了对更加困难的样本进行分类,会提取更多的人脸特征,对人脸的信息表述更完善,所以越靠后的分类器应给予更大的权值,图 4 中的较亮的粗线窗口是距离 $d(x)$ 最大的人脸窗口(距离表达式(4)中 w_N 取 1,其他都取 0),由该窗口估计的人脸位置与大小比传统的方法更准确.

$$d(x) = \sum_{i=1}^N w_i \left(\frac{f_i(x)}{T_i} - 1 \right), \forall i, f_i(x) > T_i \quad (4)$$

3.2 快速 LBP 值计算

在人眼检测时,单尺度上的定位精度往往不够

理想,一般都要在 2~3 个尺度上进行检测定位.这样在计算每个尺度时,都要重新对原人脸图像进行变换,重新计算每个尺度上的图像 LBP 值.图像变换并不是计算简单的过程,即使使用简单的线性插值,计算每个像素点值都需要 6 次乘法运算.变换的灰度图像并不是最终目的,而是从灰度图像上计算得到的 LBP 值.观察发现,当图像的灰度变化比较连续时,各个尺度上的 LBP 值并不一定要直接从各个尺度上的人脸图像计算得到,还可以从已计算得到的低尺度上的 LBP 插值得到,如图 5 所示.当各个尺度上的尺度变换关系成整数倍时,高尺度的 LBP 值完全没有必要重新计算了,可直接从低尺度上 LBP 值采样得到.

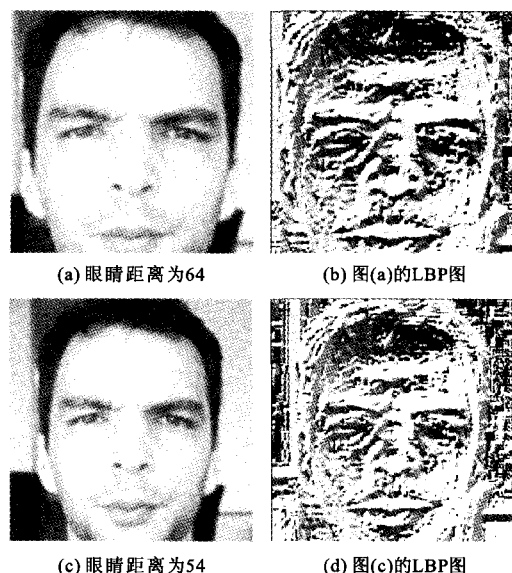


图 5 不同尺度上的人脸及对应的 LBP 图证明:

设尺度 1 上的图像为 A ,其对应的 LBP 图像为 LA ,尺度 2 上的图像为 B ,其对应的 LBP 图像为 LB ,图像变化比较缓慢.两图像之间的变换采用相似变换,由图像 $B \rightarrow A$ 的相似变换为 $T(i, j) = [t_1 \times i + tx, t_1 \times j + ty]$,该相似变换只有尺度与位移变换,不存在旋转(这在计算同一幅图像的不同尺度上变换时是可以做到的),且 $t_1 > 0$,在本文中尺度变换因子 t_1 不会太大,在 $[1/5, 5]$ 范围内. $a(x, y)$, $b(i, j)$ 分别为图像 A, B 上的像素点, $la(x, y)$, $lb(i, j)$ 分别为图像 LA, LB 上的像素点, $n \in \{-1, 0, 1\}$, 设

$$a(x, y) = a(T(i, j)) = b(i, j),$$

$$\begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1 \times i + tx & t_1 \times j + ty \end{bmatrix} \quad (5)$$

则

$$\begin{aligned}
& b(i+n, j+n) \\
& = a(t_1 \times (i+n) + tx, t_1 \times (j+n) + ty) \\
& = a(x+n \times t_1, y+n \times t_1) \\
& \approx a(x, y) + t_1 \times \left[\frac{\partial a}{\partial x} \quad \frac{\partial a}{\partial y} \right] \times [n \quad n]^T \\
& = b(i, j) + Ta
\end{aligned} \tag{6}$$

$$a(x+n, y+n) \approx a(x, y) + Tb \tag{7}$$

其中

$$Ta = t_1 \times \left[\frac{\partial a}{\partial x} \quad \frac{\partial a}{\partial y} \right] \times [n \quad n]^T \tag{8}$$

$$Tb = \left[\frac{\partial a}{\partial x} \quad \frac{\partial a}{\partial y} \right] \times [n \quad n]^T \tag{9}$$

由尺度因子 $t_1 > 0$, 则 $\text{sign}(b(i+n, j+n) - b(i, j)) = \text{sign}(a(x+n, y+n) - a(x, y))$, Ta 与 Tb 有相同的符号, 由 LBP 的计算方法, 可知 $la(x, y) = la(T(i, j)) = lb(i, j)$.

3.3 快速的串级人眼定位方法

同一般的 LBP 人眼检测方法一样, 包括检测器训练与人眼检测两个部分. 只是本文由于采用串级的方法, 对人眼进行两个阶段分类检测, 第一阶段利用分离滤波器将人脸区域分为候选区与非眼睛区, 第二阶段在候选区找出“最像眼睛”的窗口位置. 由于 LBP 检测器是在第二阶段使用的, 那么 LBP 检测器的训练则应该针对第一阶段分类后的候选区进行.

3.3.1 训练 LBP 人眼检测器

一般的 LBP 人眼定位算法在 H_{eye} 的训练时采用在搜索区域随机选择的方法, SF-LBP 方法由于采用分离滤波器对人眼区域进行初步分割, 大部分区域都不在 H_{eye} 的统计范围内, 这样如还采用随机的方法就不太恰当了. 在实验中发现, 绝大部分的错误定位都是定位到了眉毛上, 眉毛与眼睛有较为相似的纹理特征 (LBP 描述). 分离滤波器在眼睛与眉毛区域表现得也较为相似 (值都比较大), 在训练的过程中应该重点关注这些与眼睛有着相似纹理特征但又不是眼睛的区域, 这样训练数据更有针对性, 可以用分离滤波器的值来表示这些像素的不同权重.

设眼睛搜索区域的分离滤波器的滤波结果最大值为 M (去掉眼睛区域), 根据滤波值赋予每个以 (x, y) 为中心的 LBP 窗 $F_{x,y}(i, j)$ 不同的权重. 将 $0 \sim M$ 均分为 5 段, 落在这 5 段中的滤波值分别给予权重 $w \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$, 即根据权重的大小一个非眼睛的 LBP 窗口可以相当于 w 个非眼睛 LBP 窗, 如式(10)所示:

$$H_{\text{eye}}(i, j, k) = \sum_{i,j,Fx,y(i,j)=k} w(i, j) \tag{10}$$

训练过程如图 3 所示, 接下来的具体训练过程已在第 2 节中详细讲述了, 这里只是使得 LBP 检测器的训练样本更具有针对性, 以便更加方便快捷的定位人眼.

3.3.2 快速检测

一般的 LBP 人眼定位算法在搜索区域进行检测时, 对所有像素点都进行相似度映射计算. 对于每个像素点在每个尺度上都要进行 $n \times m$ 次加法, 效率比较低. 事实上, 搜索区域的很多点并不需要进行 LBP 方法判断, 可以利用分离滤波器等简单的方法进行判断. SF-LBP 方法利用分离滤波器对人脸区域进行快速的初始判断, 在计算 LBP 前, 快速剔除大部分非眼睛区域, 极大地改善了算法的效率. 在分离滤波器的滤波结果中, 只有小部分的区域为待测区域 (占整个搜索区域的 10%~20%), 大部分的区域已可以确定为非眼睛区, 不必进入下一步的 LBP 相似度映射计算, 如图 3 所示. 另外, 如果使用快速 LBP 计算方法, 只需在最低尺度上计算一次分离滤波值, 其他尺度上可以采用同 LBP 相似的插值或采样的方法. 分离滤波器的也可以采用快速的计算方法, 将分离滤波器的圆形区域改成方形区域, 再采用的积分图的方法快速计算.

4 实验结果及分析

算法首先需要对检测到的人脸进行规格化处理, 这里直接利用估计的人脸位置与大小进行规格化. 这里的规格化图像变换采用线性插值, 只限于尺度变换, 不进行旋转, 初始人脸的偏转角度要求在 15 度以内. 为了简化实验, 只选择在眼睛距离为 64 与 32 的 2 个尺度上进行训练与检测, 设眼睛距离与人脸大小的比值为 0.38, 在 BioID 人脸数据库的一些人眼定位结果如图 4 中较亮的粗线框窗口所示. 实验配置为 Intel Pentium 4CPU, 1.7 GHz, 内存 512 MB, Matlab 7.6.0 运行环境.

用标准化误差来衡量眼睛定位的准确度, 设 $\hat{P}_L = (\hat{P}_{Lx}, \hat{P}_{Ly})$ 及 $\hat{P}_R = (\hat{P}_{Rx}, \hat{P}_{Ry})$ 分别为左右眼点的估计坐标点, $P_L = (P_{Lx}, P_{Ly})$ 与 $P_R = (P_{Rx}, P_{Ry})$ 分别为左右眼睛点的实际坐标, 估计的人眼位置误差定义为

$$e = \frac{\max(\|\hat{P}_L - P_L\|_2, \|\hat{P}_R - P_R\|_2)}{\|P_L - P_R\|_2} \tag{11}$$

在给定某一人眼定位位置误差 E 时, 人眼定位精度定义为

$$R(E) = \frac{N_{e \leq E}}{N}$$

(12)

式中, $N_{e \leq E}$ 为人眼定位位置误差 $e < E$ 的样本数, N 为总的样本数.

为了对不同的情况进行比较, 将训练和检测的不同情况进行如表 1 的划分, 然后进行有效的组合.

表 1 训练及检测时的方法及代号

方法	代号
训练时使用分离滤波器(如式(10))	f1
训练时未使用分离滤波器	f0
检测时使用分离滤波器(串级)	t1
检测时未使用分离滤波器	t0
训练及检测时使用快速 LBP 计算方法	s1
训练及检测时未使用快速 LBP 计算方法	s0

从图 6 中可以看出, 快速 LBP 计算方法使定位精度都产生了一定的下降(虚线低于对应的实线), 这是因为快速 LBP 计算方法损耗了一部分信息, 但是这一定位精度下降很小, 相反得到的是更简易实现的算法及较小的时间损耗.

在检测时使用分离滤波器确实较大地降低了算法的时间复杂度, 如表 2 所示, 平均每幅人脸图像的

计算时间下降将近 40%, 一方面由于计算分离滤波器的值时, 可以使用积分图进行快速计算. 另一方面, 利用分离滤波器的滤波值对搜索区域的像素进行了快速的初始筛选, 只有很少一部分像素进入 LBP 相似度映射计算.

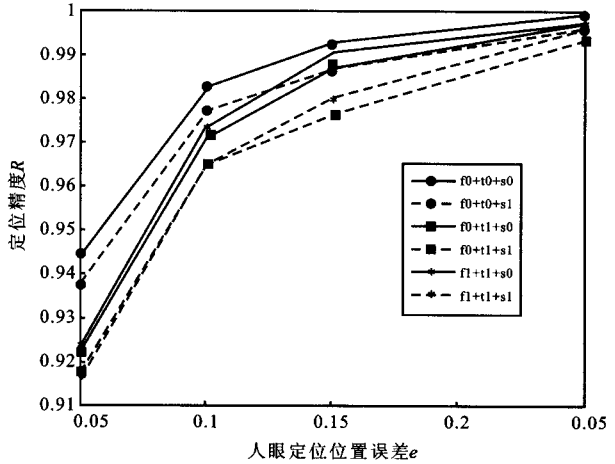


图 6 不同组合的人眼定位精度比较

利用分离滤波器对眼睛搜索区域进行有针对性的训练, 与眼睛纹理相似(LBP 描述)的非眼睛区域在 H_{eye} 中得到了更大的权重, 检测结果如图 6 及表 2 所示, $f1+t1$ 组合方法的眼睛定位精度要比 $f0+t1$ 组合方法的定位精度要好.

表 2 不同组合的人眼定位方法比较(BioID 人脸库)

方法	定位精度 $R(e)$				平均时间/s
	$e=5\%$	$e=10\%$	$e=15\%$	$e=25\%$	
$f0+t0+s0^{[6]}$	0.944 3	0.983 1	0.992 9	0.999 3	3.900 7
$f0+t0+s1$	0.937 9	0.977 4	0.986 6	0.996 5	3.721 5
$f0+t1+s0$	0.922 4	0.971 1	0.987 3	0.997 2	2.347 2
$f0+t1+s1$	0.918 2	0.965 4	0.976 7	0.993 7	2.234 6
$f1+t1+s0$	0.923 8	0.973 2	0.990 8	0.997 9	2.495 6
$f1+t1+s1$	0.916 8	0.964 7	0.980 3	0.996 5	2.406 6

组合 $f0+t0+s0$ 就是文献[6]中的方法, 该方法的定位精度最高, 因为它在计算 LBP 时没有损失任何信息, 但是同时它的计算时间最长. $f1+t1+s0$ 与 $f1+t1+s1$ 在定位精度上分别比最好时的情况在时有最大下降率 2.1% 及 2.9%, 而它们的计算时间却比最好时的情况分别下降 36% 与 38%, 相比于定位精度的下降, 时间上的优化显得更有意义. 本文是在 Matlab 环境中进行的仿真实验, 对式(2)的相似度映射计算采用矩阵计算, 相似度映射计算占算法计算时间比重较小, 在其他环境中 SF-LBP 算法在时间上的优化将更明显.

5 结束语

本文将分离滤波器与局部二进模式(LBP)结合起来, 在保证人眼定位精度的情况下, 较大地减少了计算时间. 测试结果表明, 与一般的 LBP 方法相比, SF-LBP 方法在 2 个尺度上的计算时间减少近 40%, 如在 3 个尺度上计算, 计算效率将有更大的提高. 与串级人脸检测方法一样, 串级人眼定位方法利用串级分类器(SF-LBP 人眼定位方法的两个阶段也可以视为两个分类器)非常有效地提高了算法的运行效率.

(下转第 45 页)

块进行视景体裁剪,裁剪掉不在视景体内的地形块。对于部分在视景体内、部分在视景体外的地形块,裁剪出该块中位于视景体的四叉树节点。接着遵循视点与地形块中点的距离和地形块本身的粗糙度两个指标,选择合适的 LOD 进行地形渲染。在最后的的分块裂缝过程中,采用了基于视点的裂缝消除方法。本算法生成地形速度快,相比于传统的四叉树裁剪算法减少将近一半的时间。绘制效果比四叉树算法更逼真。

今后的工作方向:需要对规则格网 DEM 地形数据存储方式、树结构组织方式等继续分析研究,选择出更适合的组织、效率更高的方式来实现可视化,最大限度地降低算法的时间和空间开销。

参考文献:

- [1] Mark Duchaineau, Murray Wolinsky, David E Sigetiet al. ROAMing terrain: real-time optimally adapting meshes [C]// Proceedings of the IEEE Visualization'97, Phoenix, AZ, USA; IEEE, 1997; 81-88.
- [2] 吴有用, 万旺根, 金龙存, 等. 一种新的连续性 LOD 实现算法[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(6): 185-187.
- [3] 刘燕平, 余雪丽, 贾晓峰. 模型和视点相关性的多分辨率模型的渲染[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(1): 65

-69.

- [4] 许承东, 李强, 赵向领. 一种基于视点的大规模地形生成算法[J]. 北京交通大学学报, 2007(1): 69-72.
- [5] 张淑军, 陈芳, 周忠. 基于四叉树部分的 LOD 地形绘制算法[J]. 系统仿真学报, 2008, 9(20): 25-29.
- [6] Jin Hailiang, Lu Xiaoping, Liu Huijie. View-dependent fast real-time generating algorithm for large-scale terrain[J]. Procedia Earth and Planetary Science, 2009, 1(6): 1147-1151.
- [7] Rafael Rodriguez a, Eva Cerezo b, Sandra Baldassarri b, et al. New approaches to culling and LOD methods for scenes with multiple virtual actors [J]. Computers & Graphics, 2010, 7(10): 1-13
- [8] Liu a S Q, Ong b S K, Chen a Y P, et al. Real-time dynamic level-of-detail management for three-axis NC milling simulation [J]. Computer-Aided Design, 2006, 11(38): 378-391.

作者简介:

原庆红 女, (1984-), 硕士研究生. 研究方向为虚拟现实、虚拟战场环境仿真中构建三维地形。

韩 雯 女, (1964-), 博士, 硕士生导师. 研究方向为图形图像处理, 虚拟现实。

(上接第 40 页)

参考文献:

- [1] 郝莹, 钱丽萍, 田芳, 等. 基于特征检测的人眼定位方法[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(2): 50-53.
- [2] Kyrki V, Kamarainen J, Heikki K. Simple gabor feature space for invariant object recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(3): 311-318.
- [3] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a Boosted cascade of simple features [C]// Proceeding IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, HI, USA; IEEE Computer Society, 2001: 511-518.
- [4] Niu Zhiheng, Shan Shiguang, Yan Shengye, et al. 2D cascaded Adaboost for eye localization [C]// International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, CHINA; IEEE Computer Society, 2006: 1216-1219.
- [5] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and

Machine Intelligence. 2006, 28(12): 2037-2041.

- [6] Kroon B, Boughorbel S, Hanjalic A. Accurate eye localization in low and standard definition content with application to face matching [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(8): 921-933.
- [7] Fukui K, Yamaguchi O. Facial feature point extraction method based on combination of shape extraction and pattern matching [J]. Transactions of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, 1997(8): 2170-2177.
- [8] BioID faces database [EB/OL]. [2010-09-13]. <http://www.bioid.com/downloads/facedb/index.php/>.

作者简介:

邓 亮 男, (1985-), 硕士研究生. 研究方向为生物特征识别。

张新曼 女, (1973-), 博士, 副教授. 研究方向为机器视觉、图像融合等。