

基于 Trace 变换的人脸特征提取技术研究 *

王景中¹, 王国庆¹, 伍淳华², 王 龙²

(1. 北方工业大学 信息工程学院, 北京 100144; 2. 北京邮电大学 计算机学院, 北京 100876)

摘要: 为了提高人脸特征的稳定性和区分度,提出了一种基于 Trace 变换的人脸特征提取算法。算法通过几种不同的泛函函数对预处理后的人脸图像进行组合作用,得到该图像的一个 Trace 特征向量,从而建立了一种新的人脸特征表达方式。基于 ORL 人脸数据库的实验结果表明,该算法所提出的人脸特征对同一个人不同表情、不同光照条件下的图像变化能够保持较好的稳定性,同时对不同人的脸型图像具有较高的区分能力,在人脸识别的实际应用中是一种可行的方法。

关键词: 特征提取; Trace 变换; 人脸识别; 特征向量

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)03-1191-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.03.109

Research of facial features extraction technology based on Trace transform

WANG Jing-zhong¹, WANG Guo-qing¹, WU Chun-hua², WANG Long²

(1. School of Information Engineering, North China University of Technology, Beijing 100144, China; 2. School of Computer, Beijing University of Posts & Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: This paper proposed a novel facial feature extraction scheme and a new way for facial representation, which could improve the ability to discriminate different persons' face images while also recognize same person's face images with different expressions or under different lighting conditions. It combined several functions together to process the preprocessed original face images, which would produce feature vectors of the original face images. Experimental results on ORL face database prove that the facial feature extracted by this scheme can discriminate different persons' face images while also recognize the same person's different face images. Therefore, this algorithm is feasible in practical applications of face recognition.

Key words: feature extraction; Trace transform; face recognition; vector of features

0 引言

自动人脸识别是指利用计算机分析人脸图像,并从中提取出有效的识别信息,进而辨认身份的一种技术^[1]。由于它的无侵害性和对用户最自然、最直观的方式,所以成为最容易被接受的生物特征识别方式^[2,3],具有广泛的应用前景。

早期的人脸识别主要有两大方向:基于人脸几何特征和基于模板匹配的方法。Betro 于 20 世纪 90 年代初对这两类方法的识别性能作了全面比较后,认为模板匹配的方法优于几何特征的方法^[4]。当前基于统计模式的人脸识别方法的研究逐渐成为人脸识别技术的主流方向,如特征脸(PCA)、Fisher 脸、隐马尔可夫模型、神经网络和支持向量机等方法。下面简单介绍这几种主要识别方法^[5]:

a) 特征脸方法。由 Turk 和 Pentland 提出,该算法的优点是识别率较高、识别速度较快。结合传统 PCA 的特点,其他研究者提出了改进算法^[6]。

b) Fisher 脸方法。它在特征脸方法基础上提出了线性鉴别分析(LDA)方法。研究表明,在图像条件变化较小时,两者的性能不分优劣;但是在光照、表情变化较大时,Fisher 脸方法

的性能更好。

c) 隐马尔可夫方法。Samaria 最早建立了关于人脸的隐马尔可夫模型。该模型不需要进行复杂的人脸图像特征提取,对姿态和环境的变化具有较好的鲁棒性,识别率高,不足是要求大的存储空间,实现的复杂度较高。

d) 神经网络方法。Kohonen 最早将神经网络应用于人脸识别工作,可对含噪声较多和部分缺损的图像进行训练,从而获得其他方法难以实现的关于人脸识别规则的隐性表达。

e) 支持向量机方法。其基本思想是把一个低维的线性不可分的问题转换为一个高维的线性可分问题。实验结果表明,支持向量机有较好的识别率。

这些方法大都是利用图像空间内的灰度信息或缩减空间内的特征实现的。当人脸数据库较大时,从图像的缩减空间内获得的人脸特征信息将不足以区分所有的人脸。因此,识别差异较小、数量较多的人脸图像时,人脸图像的特征需要同时具有以下两个性质^[7]:a) 对不同人的脸型图像敏感,有较高的分辨能力;b) 对同一个人不同表情、在不同光照条件下的图像变化能够保持一定的不变性。针对这一问题,本文将提出一种新的基于 Trace 变换的人脸特征提取算法。

收稿日期: 2011-07-19; **修回日期:** 2011-08-25 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60972077);北京市自然科学基金 B 类资助项目(KZ2010009008);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(BUPT 2011RC0210)

作者简介: 王景中(1962-),男,内蒙古通辽人,教授,主要研究方向为数字图像处理及其应用、计算机通信网络与信息安全技术等(wru04120@sina.com);王国庆(1984-),男,宁夏吴忠人,硕士研究生,主要研究方向为信号处理与信息安全;伍淳华(1977-),女,湖北黄冈人,讲师,主要研究方向为智能信息处理、信息灾难备份、云存储等;王龙(1989-),男,安徽滁州人,硕士研究生,主要研究方向为图像指纹、视频水印等。

1 Trace 变换

在图像处理中,穿过图像的直线称为迹线。Radon 变换指出,如果已知沿图像内各个方向全部迹线的积分值,就可以完全重建出原来的二维图像。也就是说,图像可以用另外一种方式完全表示^[7]。函数 $f(x,y)$ 的 Radon 变换的物理意义是计算图像在某一指定角度射线方向上的投影,数学表达式^[7]如下:

$$R[f(x,y)] = \int \int f(x,y) \delta(\rho - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy = P_{\theta}(\rho) \quad (1)$$

该定义是指 $f(x,y)$ 将沿着直线 $\rho - x \cos \theta - y \sin \theta = 0$ 进行积分,获在任意 (ρ,θ) 处, $f(x,y)$ 沿着该直线的求和值 $P_{\theta}(\rho)$ 。

由上可见,Radon 变换就是沿着这些迹线计算图像函数的积分值,然后把这些数值画在以直线参数为横纵轴的笛卡尔坐标系中,这样就构成了图像的 Radon 变换。Trace 变换是 Radon 变换的一般形式,是 Radon 变换计算的一个特定函数,即图像函数的积分,Trace 变换是沿着这些迹线计算某个泛函值。

Trace 变换的定义如图 1^[8]所示。迹线 l 由参数 ϕ 和 p 定义,沿直线 l 计算泛函 T ,把计算得到的数值画在以 (ϕ,p) 为参数的直角坐标系中。用各个方向的直线穿过图像,用 Λ 表示这一簇直线所构成的域。Trace 变换是定义在 Λ 中的函数 g ,图像函数 F 是以参数 t 为自变量的函数。若 $L(C;\phi,p,t)$ 表示坐标系 C 中的直线,则 Trace 变换定义为

$$g(F;C;\phi,p) = T[F(C,\phi,p,t)] = T(F(C,x,y,t)) \quad (2)$$

其中: $F(C,\phi,p,t)$ 是图像函数沿着以 (ϕ,p) 为参数的直线上的值, T 是图像函数的泛函,称做 Trace 变换泛函。

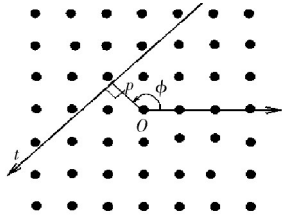


图 1 Trace 变换示意图

图像经过 Trace 变换被表达成了另外一种形式。获得的 Trace 图像在经过直径泛函 P 和圆周泛函 Φ 的作用,最后可以得到一个能够唯一表征图像的实数值,称为三重不变特征值。直径泛函 P 是控制法线长度的泛函,通常作用在 Trace 图像的每一列,由此得到图像的圆周函数 $h(\Phi)$ 。圆周泛函 Φ 是控制角度的泛函,通常作用在 $h(\Phi)$ 上,最后得到一个实数。选择满足一定关系的泛函 T 、 P 和 Φ ,所得到的数值对某一组变换泛函具有不变量性。所以 Trace 变换的关键就是选择合适的不变泛函组合^[8]。

表 1、2^[8,9]列出了本文中即将使用的一些泛函及其性质,表 3^[8,9]列出了构造新泛函的形式及参数。

表 1 常见的不变泛函及其性质

标号	泛函表达式	κ	λ
IF_1	$\int \zeta(t) dt$	-1	1
IF_2	$(\int \zeta(t) ^q dt)^r$	-r	qr
IF_3	$\int \zeta(t) ' dt$	0	1
IF_4	$\int (t - SF_1)^2 \zeta(t) dt$	-3	1
IF_5	$\sqrt{IF_4 / IF_1}$	-2	0
IF_6	$\max(\zeta(t))$	0	1
IF_7	$IF_6 - \min(\zeta(t))$	0	1
IF_8	$\zeta(t)$ 一次谐波的幅度		1
IF_9	$\zeta(t)$ 二次谐波的幅度		1
IF_{10}	$\zeta(t)$ 三次谐波的幅度		1
IF_{11}	$\zeta(t)$ 四次谐波的幅度		1

表 2 位置敏感泛函的表达形式及其性质

标号	泛函表达式	κ	λ
SF_1	$\int t \zeta(t) dt / IF_1$	-1	1
SF_2	存在 x^* , 使得 $\int_{-\infty}^x \zeta(t) dt = \int_{x^*}^{\infty} \zeta(t) dt$	-1	0
SF_3	$\int \zeta(t) ' dt$	-1	0
SF_4	$\zeta(t)$ 一次谐波的相位		n/a
SF_5	$\zeta(t)$ 二次谐波的相位		n/a
SF_6	$\zeta(t)$ 三次谐波的相位		n/a
SF_7	$\zeta(t)$ 四次谐波的相位		n/a

表 3 构造新泛函的形式及参数^[8,9]

标号	泛函表达式	κ	λ
1	$\eta_1 \eta_2$	$\kappa_1 + \kappa_2$	$\lambda_1 + \lambda_2$
2	$(\eta_1)^q$	$q\kappa$	$q\lambda$
3	η_1 / η_2	$\kappa_1 - \kappa_2$	$\lambda_1 - \lambda_2$

2 基于 Trace 变换的人脸特征提取

基于 Trace 变换的人脸特征提取主要流程如图 2 所示,主要分为人脸图像预处理和特征提取两个步骤。



图 2 基于 Trace 变换的人脸特征提取流程

图像的预处理主要是确定图像中人脸的区域,即获得待识别图像中包含人脸信息区域的位置、大小、角度等。预处理对人脸及面部特征定位的准确性会直接影响到人脸图像识别的效果。人脸特征提取即对已检测出来的人脸区域图像用 Trace 变换进行特征提取,在恰当的匹配算法策略下,从数据库中检索出与待检测人脸相匹配的人脸图像,并给出结果。

2.1 人脸图像预处理

人脸图像的变化分为内在和外在变化两种。内在变化是由于人的身份不同而引起的,属于人脸的本质属性;而外在变化是由于外界条件的不同而引起的,包括光照、姿态、表情、年龄等,反映了不同的图像采集条件。人脸方位和大小的不同,其外在变化等干扰信息会对人脸的识别认证产生一定的消极影响,需要在之前予以消除。所以,在人脸识别过程中,对待检测人脸图像的预处理就显得非常重要,它往往会对识别的结果产生直接影响^[7]。本文中对人脸图像的预处理包括:首先对待检测图像作几何校正;然后再对校正后的图像作矩形人脸区域检测;最后采用内接椭圆对检测出的人脸区域作图像掩模,得到期望的人脸区域。

如图 3 所示,待检测人脸图像的预处理主要分为三步:

a) 几何校正(图 3(b))。在人脸识别过程中,只有人脸关键部位在图像中的相对位置基本一致,才能获得较好的识别效果。几何校正的主要手段就是图像的旋转和缩放。通过旋转,使原始图像在平面内旋转一定角度,使得两眼之间的连线成水平方向;通过缩放,使原始图像的大小规范化。

b) 人脸区域的检测(图 3(c))。本文采用了一种基于肤色信息和眼睛粗略定位的人脸检测算法^[10],该算法检测速度快、定位效率高。其对 Anil K. Jain 的 Cb,Cr 椭圆聚类方法进行了改进,用改进的算法进行肤色提取,经过肤色区域的分析,对人脸区域进行预检测,确定人脸可能的区域,然后再根据眼睛的粗略定位进一步确定人脸区域。

c) 图像掩模(图 3(d))。由于人脸图像的特殊性,为了最

大限度地消除头发、背景等不利因素,文中对人脸矩形区域取其内接椭圆,从而得到更加理想的人脸特征图像。通过掩膜处理后,去掉了图像边缘的信息,突出了人脸的关键部位。



图 3 待检测人脸图像预处理

2.2 人脸图像的 Trace 特征提取

由文献[8]可以看出,为了构造出具有旋转、尺度和平移不变性质的图像特征,所选择的泛函组合必须满足一定的条件。严格条件下需满足:

λ_φ(κ_Tλ_P+K_P)=0 (3)

其中:λ和κ是不变泛函的性质,可以通过不变泛函表查到,下标T、P和Φ分别代表选择的图像、直径和圆周泛函。

为了提高图像识别的精确度,需要为一幅图像构造出多个不变特征值。在严格条件下,泛函的选择个数有限,很难为图像构造出多个三重不变特征值。

通过推导得到了一种相对宽松的构造条件^[7],本文定义一个标准三重特征值:

TF_norm(F,C)=∛TF(F,C) (4)

其中:ω=λ_φ(κ_Tλ_P+K_P)≠0;F是图像函数;C代表坐标系。

选择N组不变泛函构造特征向量,即[TF_norm_1(F,C_1),TF_norm_2(F,C_1),⋯,TF_norm_N(F,C_1)],特征向量是由N个值组合而成的。每一个特征值,图像函数F在系统C_1中的定义式如下:

TF_norm_k(F,C_1)=TF_norm_k(F,C_1)/√(∑_{i=1}^N(TF_norm_i(F,C_1))^2) (5)

其中:k的范围是k=1,2,⋯,N。

根据上述构造方法,选择不同的泛函组合,可以比较容易地获得一幅图像的多个Trace特征,能够大大提高人脸图像识别的精度。Trace变换构造不变特征原理如图4所示。

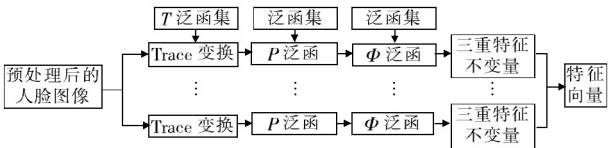


图 4 Trace 变换构造不变特征的原理

显然,构造的特征值越多,识别的精度越高,效果越好。但是构造Trace特征计算量较大,在实际应用中要综合考虑复杂度和精度的要求来选择构造个数。

3 仿真实验

仿真实验主要包含人脸图像特征库的建立和图像特征匹配两部分,整体框架如图5所示。

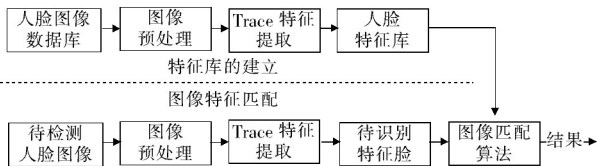


图 5 基于 Trace 的人脸特征提取框架

为了更好地提取人脸图像特征,实验中选择了六组识别效果较好的泛函组合,即每个图像将由一个1×6的实数特征向量表示。具体选用的泛函组合如表4所示。

表 4 实验中选用的泛函组合及其性质

指纹特征标号	T	P	Φ	λ_φ(κ_Tλ_P+κ_P)
1	IF_4	IF_1	IF_11	-4
2	IF_4	IF_1	IF_9	-4
3	IF_5	IF_3	IF_7	-2
4	IF_5	IF_3	IF_6	-2
5	IF_2	IF_1	IF_11	-1
6	IF_2	IF_1	IF_9	-1

3.1 人脸图像特征库

实验中采用了 ORL 人脸数据库,该数据库包含了 40 个人、每人 10 幅共 400 幅人脸图像,图像大小都是 92 × 112。图 6 所示的是 ORL 中的一组人脸图像。文件编号 s10_1、s10_2、⋯、s10_10 分别代表第 10 个人 10 张不同表情的图像。

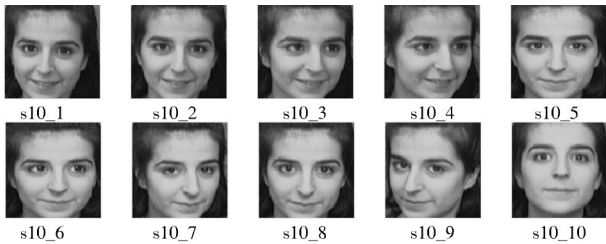


图 6 ORL 人脸图像库中的一组图像

通过 Trace 变换,得到了上面一组图像的 Trace 特征向量,如表 5 所示。

表 5 人脸图像的 Trace 特征向量

文件	特征 1	特征 2	特征 3	特征 4	特征 5	特征 6
s10_1	0.048382	0.029738	0.584011	0.486707	0.598664	0.245811
s10_2	0.045741	0.027915	0.56591	0.470152	0.635905	0.226837
s10_3	0.046091	0.031759	0.581776	0.48544	0.597126	0.257278
s10_4	0.04617	0.032715	0.584252	0.474999	0.583746	0.298436
s10_5	0.041044	0.029434	0.576757	0.448775	0.629185	0.259861
s10_6	0.042945	0.034379	0.595656	0.466323	0.600154	0.254017
s10_7	0.048841	0.031673	0.582716	0.489281	0.587459	0.26935
s10_8	0.044402	0.028742	0.563726	0.463459	0.642531	0.227541
s10_9	0.04642	0.032818	0.578968	0.486999	0.563947	0.326129
s10_10	0.034812	0.021968	0.45097	0.361657	0.790639	0.197547

本文计算出这 400 幅图像的 Trace 特征值,存入数据库,与原图像建立索引,构成人脸图像特征库。

3.2 图像特征匹配

由于图像的每个 Trace 特征相差较大,例如 s10_1 的特征 2 和特征 3,同样变化 0.1,对特征 2 的影响要明显大于特征 3。所以选择了如下的思路来计算图像之间的 Trace 特征向量组距离。

在这里定义平均百分比偏差距离 L_mped (mean percentage error distance),计算公式如下:

L_mped = ∑_{i=1}^6 |CmpFP_i - FP_i| / FP_i / 6 (6)

其中:FP_i 是待检测图像的第 i 个特征值,CmpFP_i 是指对比图像的第 i 个特征值。

表 6 按照平均百分比偏差距离依次增大的顺序排列图像,平均百分比偏差距离越小,图像的相似度越高。显然,图像和它本身的平均百分比偏差距离是 0。待检测图像 s10_1 为第 10 个人的第一个表情,除 s10_5、s10_10 外,其余的八个表情均在前十位,取得了较好的匹配效果。除自身外,与待检测图像最

相似的是 s10_7,平均百分比偏差距离 0.017 051;最不同的是 s17_1,平均百分比偏差距离 1.887 963,两者相差 110 倍,获得了较好的区分度。

表 6 图像 s10_1 匹配结果

序号	待检测图像	对比图像	平均百分比偏差距离 (L_{mped})
1	s10_1	s10_1	0.000 000
2	s10_1	s10_7	0.017 051
3	s10_1	s10_3	0.020 830
4	s10_1	s10_9	0.034 598
5	s10_1	s10_4	0.035 695
6	s10_1	s10_2	0.047 336
7	s10_1	s12_10	0.053 008
8	s10_1	s10_8	0.054 811
9	s10_1	s10_6	0.061 843
10	s10_1	s12_9	0.068 605
11	s10_1	s10_5	0.069 874
12	s10_1	s12_7	0.077 971
13	s10_1	s12_1	0.080 923
14	s10_1	s28_1	0.081 627
15	s10_1	s12_5	0.082 645
16	s10_1	s12_4	0.083 234
17	s10_1	s28_6	0.085 378
...	...	...	...
399	s10_1	s7_10	1.556 354
400	s10_1	s17_1	1.887 963

实验结果表明,同一人不同表情图像的 Trace 特征相似度较高,不同人脸图像的 Trace 特征相差较大。因此基于 Trace 变换的人脸特征,能够有效区分不同人的脸图像,并对同一人脸图像的表情及光照等外在变化能够保持较好的稳定性。

4 结束语

本文提出的基于 Trace 变换的人脸图像识别算法是在对人脸图像进行 Trace 特征提取前增加了对人脸图像的预处理过程。这样,可以将人脸图像的背景、头发、耳朵等外在变化的干扰信息去除,从而保证所提取的人脸描述特征只反映人脸的内在变化,有助于提高人脸识别的精度和准度。通过对仿真结

果的对比分析,人脸图像的 Trace 变换特征能够反映出人脸细节的变化,具有较好的区分能力,对同一人脸不同表情的图像有较好的识别效果,在人脸识别方面具有一定的研究价值。但是,由于人脸的自然特性复杂多变,单纯依赖某一种方法进行人脸识别,其效果有限,因此,需要结合两种或更多不同的人脸特征进行匹配判断以提高人脸识别能力。基于 Trace 变换的方式与人脸识别中已经研究较多的 PCA、SVD 等方法有本质的不同,所以在下一步的工作中,可以考虑结合 PCA 等方法,进一步提高算法的识别能力。

参考文献:

[1] 苏煜,山世光,陈熙霖,等. 基于全局和局部特征集成的人脸识别[J]. 软件学报,2010,21(8):1849-1862.

[2] ANIL K J, ARUN R, SALIL P. An introduction to biometric recognition[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology:Special Issue on Image and Video Based Biometrics, 2004,14(1):4-20.

[3] 孙冬梅,裴正定. 生物特征识别技术综述[J]. 电子学报,2001,29(12A):1744-1754.

[4] 尚丽,陈杰,张愉. 人脸自动识别技术综述[J]. 苏州市职业大学学报,2010,21(1):1-12.

[5] 刘鹭,董立文,姜鹏,等. 人脸识别技术的研究与应用[J]. 科技信息,2010(14):492.

[6] 何国辉,甘俊英. PCA 类内平均脸法在人脸识别中的应用研究[J]. 计算机应用研究,2006,23(3):165-169.

[7] 余其兵,欧宗琰. 基于 Trace 变换的人脸认证系统及相关技术的研究[D]. 大连:大连理工大学,2006.

[8] KADYROV K, PETROU M. The Trace transform and its application[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2001,23(8):811-828.

[9] 吴一全,郝红杰. 一种基于 Trace 变换的数字图像版权保护算法[J]. 中国图象图形学报,2008,5(5):900-905.

[10] 徐艳,陈孝威. 基于差分图像和 PCA 主元分析的人脸检测[J]. 计算机应用与软件,2008,25(8):229-230.

(上接第 1168 页)

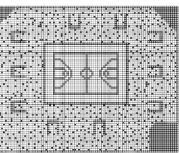


图 5 中型体育馆
人群疏散开始时

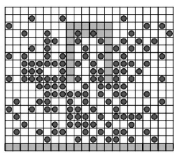


图 6 中型体育馆
人群疏散中期个
体在门口拥堵

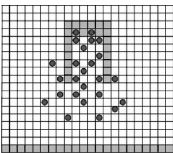


图 7 中型体育馆
人群疏散后期个
体从门口通过

4 结束语

本文针对大规模人群疏散实现了一种基于图形处理器的并行算法。相比于传统的单机串行方式,本方法可以在人群规模较大时实现人群模拟的实时性。而相比基于计算机集群的方法,本方法又可以充分利用本地计算机资源,同时大大提高了通用性。此外,本文还优化了传统寻径算法,相比传统寻径算法减少了高级 AI 模块寻径调用次数,节省了系统资源,提高了运行效率,得到了更好的效果。但是,该实现方法目前局限于个体独立性运动较强的并行处理,无法很好地模拟人群疏散过程中人的从众心理。今后,还将对该方法作进一步的改进。

参考文献:

[1] 刘晓平,曹力,张高峰. 面向场景的人群疏散并行化仿真[J]. 系统仿真学报,2008,20(18):4809-4816.

[2] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths in graphs[J]. IEEE Trans on Systems Science and Cybernetics,1968,4(2):100-107.

[3] 王洁,王兆其,李淳芃,等. 一种用于群体模拟的分层次避障法[J]. 计算机研究与发展,2007,44(12):2058-2065.

[4] 王兆其,毛天露,蒋洁,等. 人群疏散虚拟现实模拟系统——Guarder[J]. 计算机研究与发展,2010,47(6):969-978.

[5] TREUILLE A, COOPER S, POPOVIC Z. Continuum crowds[J]. ACM Trans on Graphics,2006,25(3):1160-1168.

[6] 方正,卢兆明. 建筑物避难疏散的网格模型[J]. 中国安全科学学报,2001,11(4):10-13.

[7] 徐高. 基于智能体技术的人员疏散仿真模型[J]. 西南交通大学学报,2003,38(3):301-303.

[8] PALLISTER K. Game programming gems 5[M]. [S. l.]: Charles River Media,2005:287-300.

[9] 吴恩华,柳有权. 基于图形处理器(GPU)的通用计算[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2004,16(5):601-612.

[10] 刘奥,姚益平. 基于高性能计算环境的并行仿真建模框架[J]. 系统仿真学报,2006,18(7):2049-2051.