

# 视频序列中的时空兴趣点检测及其自适应分析

王 博,李 燕

(南京邮电大学,江苏 南京 210000)

**摘 要:**基于时空兴趣点的行为识别方法是目前较为流行的行为识别方法之一,它通过检测像素值在时空邻域有显著变化的兴趣点并从中提取底层特征来进行行为描述。由于时空兴趣点提取的是局部特征,不易受光照、运动特性、背景变化等影响,使这一方法具有较好的鲁棒性。文中采用尺度自适应的兴趣点检测算法,首先给出其详细的数学推理并对其自适应性进行分析,然后提取兴趣点局部邻域特征并用 SVM 方法对其进行分类操作以达到行为识别的目的。实验结果表明,该方法具有较好的尺度自适应性和识别结果。

**关键词:**行为识别;Harris 角点检测;时空兴趣点;自适应分析

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)04-0049-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.04.012

## Space-time Interest Points Detection in Video Sequence and Its Adaptive Analysis

WANG Bo, LI Yan

(Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210000, China)

**Abstract:** Space-time interest points based method is one of the most prevalent approaches of action recognition in recent years, this method represents actions by low-level features extracted from space-time interest points which has a significant local variation of image intensities in spatio-temporal domain. Because the low-level features are local features actually hence suffer little influence of lighting, individual patterns of motion, nonstationary backgrounds due to their local nature, this method is more robust than others. In this paper, employ an adaptive interest points detection algorithm. First, a detailed mathematical proof of interest points detection and its adaptive analysis is given, and then, extract the local space-time features and combine it with SVM classification schemes for action recognition. Experiment proves that this method has a good adaptive nature and a good recognition results.

**Key words:** action recognition; Harris corner detection; space-time interest points; adaptive analysis

## 0 引言

近年来,基于视频的人体行为识别已经成为计算机视觉研究领域中最活跃的课题之一,被广泛应用于人机交互、视频检索、智能监控等领域。通常来说一个视频行为识别系统包含3个模块:(1)底层特征提取;(2)中层行为描述;(3)高层语义理解<sup>[1-2]</sup>。从特征提取角度看,目前行为识别主要有基于光流、时空形状模板、兴趣点和跟踪等方法<sup>[3-6]</sup>。基于光流的方法通过计算光流构建动作模板,但是从光流模板中提取的特征对光照、噪声特别是目标分割边界的噪声比较敏感。基于时空形状模板的方法将动作看成时间序列上的时空体积并从中提取特征,实际上把动作识别问题转化

为3D目标识别问题,这类方法需要提取准确的目标轮廓,这在噪声较强的实际环境中是比较困难的,另外计算量大使它不适合于实时性要求较高的应用。基于跟踪的方法通过跟踪目标的关节点或运动轨迹等对行为建模,也会遇到遮挡、噪声等问题。Laptev等人将Harris角点检测原理推广到了时空域,形成了基于时空兴趣点(space-time interest points)的行为识别方法并取得了较好的识别结果。兴趣点是像素值在时空邻域变化较大的点,其局部邻域包含了丰富的图像运动信息。由于时空兴趣点提取的是局部特征,而局部特征不易受衣着、光照、运动特性等影响,使得这一方法非常适用于低分辨率、低画质且不易提取光流或轮廓

收稿日期:2013-06-08

修回日期:2013-09-15

网络出版时间:2014-01-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60972041,60972045)

作者简介:王 博(1987-),男,硕士研究生,研究方向为信息处理理论与应用、模式识别、视频行为识别。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140128.1149.042.html>

等其他特征的场景,也正是由于局部特性,使其在变化背景的应用中相比其他方法更具鲁棒性。文中给出了该时空兴趣点检测的详细数学推理,并重点分析了其在时空域的尺度自适应性问题,实验结果表明,基于时空兴趣点检测的行为识别方法有较好的尺度自适应性和识别结果。

## 1 Harris 角点检测

在图像处理中,通常对图像强度值在局部范围内有显著变化的像素点感兴趣,因为它们包含了较为丰富的图像信息,对这些兴趣点的检测被成功应用到了图像检索、光流的计算与跟踪等方面。Harris 角点检测<sup>[7]</sup>就是一种较为简单实用的兴趣点检测算法。

Harris 角点检测的基本思想是,当给像素点施加一个小的观察窗并在任意方向移动,如果在所有方向上窗内的图像强度值都有明显变化,那么这个观察窗内必然包含有角点,类似的,如果在所有方向强度值没有明显变化,则窗内为平坦区域,而当窗内有边缘时,强度值在边缘移动方向没有明显变化。

当观察窗位移为  $[u, v]$  时,窗内图像强度值的变化为

$$E(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2 \quad (1)$$

其中,  $w(x, y)$  为观察窗函数,一般为矩形或高斯窗函数。当位移  $[u, v]$  较小时有近似

$$\begin{aligned} E(u, v) &= \sum_{x, y} w(x, y) [uI_x(x, y) + vI_y(x, y) + o(u, v)]^2 \approx \\ &= \sum_{x, y} w(x, y) (u^2 I_x^2 + v^2 I_y^2 + 2uv I_x I_y) = \\ &= \sum_{x, y} w(x, y) (u, v) \begin{pmatrix} I_x^2 & I_{xy} \\ I_{xy} & I_y^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \\ &= (u, v) \mathbf{M} \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{M} = \sum_{x, y} w(x, y) \begin{pmatrix} I_x^2 & I_{xy} \\ I_{xy} & I_y^2 \end{pmatrix}$ , 设其特征值为

$\lambda_1$  和  $\lambda_2$ , 则(2)式可化为其相似标准型

$$E(u, v) = (u, v) \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \frac{u^2}{(\lambda_1^{-1/2})^2} + \frac{v^2}{(\lambda_2^{-1/2})^2} \quad (3)$$

从(3)式可以看出,观察窗内的图像强度值变化  $E$  可以看作是关于  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的椭圆函数。当  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的值较大且接近时,  $E$  值在所有方向都有明显变化,此时观察窗内有角点,当一个特征值远大于另一特征值时,

窗内有边缘,而当  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的值较小,  $E$  值在所有方向都几乎不变,窗内为平坦区域。

为了简单地表示这种关系, Harris 提出了角点响应函数

$$H = \det(\mathbf{M}) - k \text{trac}^2(\mathbf{M}) = \lambda_1 \lambda_2 - k (\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (4)$$

其中,  $\det(\mathbf{M})$  和  $\text{trac}(\mathbf{M})$  分别为矩阵  $\mathbf{M}$  的行列式和迹;  $k$  为经验常数,取值范围为 0.04 ~ 0.06。

从式(4)可以看出函数值  $H$  只与  $\mathbf{M}$  的特征值有关,且窗内有角点时响应函数值较大。因此 Harris 角点检测的一般步骤为:

1) 寻找角点响应函数值  $H$  较大的一些像素点(大于阈值);

2) 从中选取  $H$  的局部极大值点即为角点。

尽管 Harris 角点检测具有旋转不变性、抗噪好等优点,但明显的不足是不具有尺度不变性。Mikolajczyk 等人结合了 Harris 角点检测算子和 Laplace 算子提出了具有尺度不变性的 Harris-Laplace 角点检测算子,而这一思想也应用到了时空兴趣点的检测。

## 2 时空兴趣点检测

视频序列可以看作空间域的单帧图像在时间域上的自然推广, Laptev 等人将空间域的兴趣点检测方法推广到了时空域,并成功实现了基于此的行为识别方法<sup>[8]</sup>。对于空间域图像  $f^{\text{sp}}$ , 当给定观察尺度  $\sigma_l^2$  和平滑尺度  $\sigma_i^2 = s\sigma_l^2$  时,由 Harris 角点检测方法,图像兴趣点可通过下式寻找

$$\mu^{\text{sp}} = g^{\text{sp}}(\cdot; \sigma_i^2) * \begin{pmatrix} (L_x^{\text{sp}})^2 & L_x^{\text{sp}} L_y^{\text{sp}} \\ L_x^{\text{sp}} L_y^{\text{sp}} & (L_y^{\text{sp}})^2 \end{pmatrix} \quad (5)$$

其中,  $L_x^{\text{sp}}$  和  $L_y^{\text{sp}}$  为如下定义的高斯微分函数。

$$L_x^{\text{sp}}(\cdot; \sigma_l^2) = \partial_x (g^{\text{sp}}(\cdot; \sigma_l^2) * f^{\text{sp}}) \quad (6)$$

$$L_y^{\text{sp}}(\cdot; \sigma_l^2) = \partial_y (g^{\text{sp}}(\cdot; \sigma_l^2) * f^{\text{sp}})$$

式中,  $g^{\text{sp}}(\cdot; \sigma_i^2)$  和  $g^{\text{sp}}(\cdot; \sigma_l^2)$  分别为平滑窗和观察窗函数。

$$g^{\text{sp}}(x, y; \sigma^2) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp(-(x^2 + y^2)/2\sigma^2) \quad (7)$$

当  $\mu^{\text{sp}}$  的特征值为  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  时,角点响应函数为

$$H^{\text{sp}} = \det(\mu^{\text{sp}}) - k \text{trac}^2(\mu^{\text{sp}}) = \lambda_1 \lambda_2 - k (\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (8)$$

现在要求图像强度值在空间域和时间域都有显著的变化,即像素点是时空兴趣点,为此需要在时空域上表示一个图像序列,定义函数  $f: R^2 \times R \rightarrow R$  并与高斯核函数作卷积以得到其尺度空间表示  $L: R^2 \times R \times R_+^2 \rightarrow R$

$$L(\cdot; \sigma_l^2, \tau_l^2) = g(\cdot; \sigma_l^2, \tau_l^2) * f(\cdot) \quad (9)$$

其中高斯核函数为

$$g(x, y, t; \sigma_i^2, \tau_i^2) = \frac{\exp(-(x^2 + y^2)/2\sigma_i^2 - t^2/2\tau_i^2)}{\sqrt{(2\pi)^3 \sigma_i^4 \tau_i^2}} \quad (10)$$

将空间域的  $2 \times 2$  矩阵推广到时空域中包含时间微分的  $3 \times 3$  矩阵,得到

$$\mu = g(\cdot; \sigma_i^2, \tau_i^2) * \begin{pmatrix} L_x^2 & L_x L_y & L_x L_t \\ L_x L_y & L_y^2 & L_y L_t \\ L_x L_t & L_y L_t & L_t^2 \end{pmatrix} \quad (11)$$

其中  $g(\cdot; \sigma_i^2, \tau_i^2)$  为平滑函数,其在空间域和时间域的平滑尺度分别为  $\sigma_i^2 = s\sigma_i^2$  和  $\tau_i^2 = s\tau_i^2$ 。

为了检测时空域中的兴趣点,使用推广的 Harris 角点响应函数

$$H = \det(\mu) - k \text{trac}^3(\mu) = \lambda_1 \lambda_2 \lambda_3 - k(\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)^3 \quad (12)$$

通常来说检测结果是依赖于观察尺度的,所以明确兴趣事件在时空域的持续范围也即事件尺度对检测结果是有意义的,另一方面,事件尺度也可以更好地解释兴趣事件,但是没有事件尺度的先验信息,也不可能用穷举法进行兴趣点检测。为了计算事件尺度,引入高斯 blob 函数  $f = g(x, y, t; \sigma_0^2, \tau_0^2)$ ,并用它来表示一个理想的兴趣事件<sup>[9]</sup>,这个事件在空间域和时间域的尺度分别为  $\sigma_0^2$  和  $\tau_0^2$ 。该兴趣事件在尺度空间的表示为

$$L(x, y, t; \sigma^2, \tau^2) = g(x, y, t; \sigma^2, \tau^2) * f = g(x, y, t; \sigma^2 + \sigma_0^2, \tau^2 + \tau_0^2) \quad (13)$$

显然为了达到最佳检测效果,要求观察尺度  $\sigma^2$  和  $\tau^2$  必须能够接近事件尺度  $\sigma_0^2$  和  $\tau_0^2$ ,更准确的说,要求函数  $L$  满足以下两个条件:

- 1) 函数极值在兴趣事件中心取得;
- 2) 函数极值在  $\sigma^2 = \sigma_0^2, \tau^2 = \tau_0^2$  时取得。

为实现上述目的,考虑利用函数  $L$  的二阶导数  $L_{xx}, L_{yy}$  和  $L_{tt}$ ,并对其做如下规范化

$$\begin{aligned} L_{xx, \text{norm}} &= \sigma^{2a} \tau^{2b} L_{xx} \\ L_{yy, \text{norm}} &= \sigma^{2a} \tau^{2b} L_{yy} \\ L_{tt, \text{norm}} &= \sigma^{2c} \tau^{2d} L_{tt} \end{aligned} \quad (14)$$

其中  $a, b, c, d$  为未知参数,下面确定它们的值。从形式上看  $a, b$  和  $c, d$  是相互独立的,首先求解  $a, b$  的值。

在兴趣事件中心分别对  $L_{xx, \text{norm}}$  求关于  $\sigma^2$  和  $\tau^2$  的偏导

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \sigma^2} [L_{xx, \text{norm}}(0, 0, 0; \sigma^2, \tau^2)] &= \\ - \frac{a\sigma^2 - 2\sigma^2 + a\sigma_0^2}{\sqrt{(2\pi)^3 (\sigma^2 + \sigma_0^2)^6 (\tau^2 + \tau_0^2)}} \sigma^{2(a-1)} \tau^{2b} & \quad (15) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \tau^2} [L_{xx, \text{norm}}(0, 0, 0; \sigma^2, \tau^2)] &= \\ - \frac{2b\tau_0^2 + 2b\tau^2 - \tau^2}{\sqrt{2^5 \pi^3 (\sigma^2 + \sigma_0^2)^4 (\tau^2 + \tau_0^2)^3}} \sigma^{2a} \tau^{2(b-1)} & \quad (16) \end{aligned}$$

令上述偏导为零,得到关于  $a, b$  的方程

$$a\sigma^2 - 2\sigma^2 + a\sigma_0^2 = 0, 2b\tau_0^2 + 2b\tau^2 - \tau^2 = 0 \quad (17)$$

将  $\sigma^2 = \sigma_0^2, \tau^2 = \tau_0^2$  代入上述方程,解得  $a = 1, b = 1/4$ 。

同理对  $L_{tt, \text{norm}}$  求关于  $\sigma^2$  和  $\tau^2$  的偏导并令其为零,得到  $c = 1/2, d = 3/4$ 。

通过上述处理保证了函数  $L$  的极值在  $\sigma^2 = \sigma_0^2$  和  $\tau^2 = \tau_0^2$  时在兴趣事件中心取得。定义如下 Laplacian 算子

$$\begin{aligned} \nabla_{\text{norm}}^2 L &= L_{xx, \text{norm}} + L_{yy, \text{norm}} + L_{tt, \text{norm}} = \\ \sigma^2 \tau^{1/2} (L_{xx} + L_{yy}) &+ \sigma \tau^{3/2} L_{tt} \end{aligned} \quad (18)$$

可以证明该算子的局部极大值在  $\sigma^2 = \sigma_0^2$  和  $\tau^2 = \tau_0^2$  时取得,于是当在空间域和时间域尺度上搜索到使算子取得极大值的尺度时,也就得到了该兴趣事件在时空域的尺度。由此得到了尺度自适应的时空兴趣点检测方法:

- 1) 先按固定尺度检测兴趣点位置;
- 2) 在该尺度的邻域内寻找使  $(\nabla_{\text{norm}}^2 L)^2$  最大的尺度;
- 3) 在新的尺度下重新检测兴趣点位置直到位置和尺度都趋于稳定值。

### 3 时空兴趣点检测的自适应分析

在行为识别的实际应用中,识别结果不仅受到噪声、遮挡、光照变化等不利因素的影响,还要受到人执行动作的速率变化、人在视频中的尺寸变化等实际因素的影响,因此需要足够鲁棒的算法。由于时空兴趣点提取的是局部特征,而局部特征不易受衣着、光照、运动特性等影响,使得这一方法非常适合于低分辨率、低画质且不易提取光流或轮廓等其他特征的场景。另一方面,从上节时空兴趣点的检测方法中可以看出,兴趣点检测具有尺度自适应的特点,这使得它在真实场景的识别效果上具有很好的表现。

为了分析时空兴趣点检测的尺度自适应特点,考虑挥手的动作,由于人在挥手的频率上很难保持一致,要求检测器对无论快或慢的挥手动作都应有较好的检测结果。图 1 是对不同频率的挥手动作的实验结果,其中图 1(a) 具有较高的挥手频率,而图 1(b) 的频率较低,图中的椭圆即检测到的兴趣事件,其在时空域的坐标对应于手改变方向的时刻和空间位置,时间轴和空间轴的半径分别为兴趣事件在时空域的尺度。从图

中可以看出,不同频率检测到的兴趣事件的空间尺度是相同的,但时间尺度(时间轴半径)是依赖于挥手频率的。

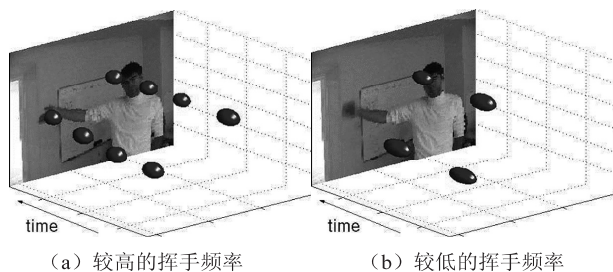


图 1 实验结果

为了区分不同类别的兴趣事件,需要比较它们的局部时空邻域,把有相似邻域的事件归为一类,如下的事件描述符表示了邻域的特征

$$j = (L_x, L_y, L_t, L_{xx}, \dots, L_{tt}) \quad (19)$$

其中,  $L_{x^m y^n t^k} = \sigma^{m+n} \tau^k (\partial_{x^m y^n t^k} g) * f$  为规范化的时空域高斯微分,  $\sigma$  和  $\tau$  为检测到相应兴趣事件的时空尺度。

规范化操作保证了函数响应与目标尺寸无关,这对兴趣事件的正确分类是重要的。

接下来应用 k 均值聚类对描述符空间进行聚类操作,使有相似时空邻域的兴趣点归为一类,而与聚类中心较远的点归为背景。对一个人物尺寸不断变化的视频序列进行实验,结果如图 2 所示。实验得到了 4 类兴趣点  $c_1, \dots, c_4$ ,从图中可以看出,它们的确是能够正确反映步态的稳定兴趣点。正是由于兴趣点检测和事件描述符的尺度自适应性使得无论是兴趣点检测还是分类结果都不受目标尺寸变化的影响。这种尺度自适应性使得基于时空兴趣点检测的行为识别方法有较好的鲁棒性。

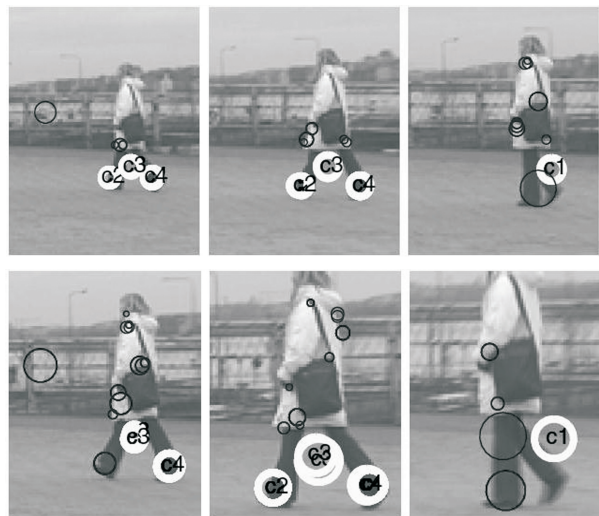


图 2 对人物尺寸变化的视频序列的兴趣点分类结果

为实现行为识别目的,使用 SVM 方法对局部特征  $j$  进行分类,采用文献[10]中的核函数  $K_L(L_h, L_k) =$

$1/2 [\hat{K}(L_h, L_k) + \hat{K}(L_k, L_h)]$  并且

$$\hat{K}(L_h, L_k) = \frac{1}{n_h} \sum_{j_h=1}^{n_h} \max_{j_k=1, \dots, n_k} \{K_L(l_{j_h}, l_{j_k})\} \quad (20)$$

其中,  $L_i = \{l_{j_i}\}_{j_i=1}^{n_i}$ ,  $l_{j_i}$  为视频序列  $i$  中兴趣点  $j$  的特征描述符,并且

$$K_L(x, y) = \exp \left\{ -\rho \left( 1 - \frac{\langle x - \mu_x | y - \mu_y \rangle}{\|x - \mu_x\| \cdot \|y - \mu_y\|} \right) \right\} \quad (21)$$

其中,  $\mu_x$  为  $x$  的均值。

应用上述局部特征结合 SVM 分类方法对 KTH 数据库进行实验,结果表明该方法有较好的识别结果,识别率如表 1 所示。

表 1 局部特征结合 SVM 的识别结果

	Walk	Jog	Run	Box	Clap	Wave
Walk	83.8	16.2	0	0	0	0
Jog	22.9	60.4	16.7	0	0	0
Run	6.3	38.9	54.9	0	0	0
Box	0.7	0	0	97.9	0.7	0.7
Clap	1.4	0	0	35.4	59.7	3.5
Wave	0.7	0	0	20.8	4.9	73.6

## 4 结束语

基于时空兴趣点检测的行为识别方法具有较好的尺度自适应性和鲁棒性,受到了广泛关注。由于高斯滤波函数对时间域的变化不敏感,Dollar 等人改进了传统的兴趣点检测方法<sup>[11]</sup>,将 Gabor 函数用于时间域滤波,使检测到的兴趣点更符合运动特性。另一方面,传统的方法在提取局部特征时忽略了特征点的全局分布,Bregonzio 等人提出了兴趣点云的思想<sup>[12]</sup>,更多地将注意力放在了兴趣点的整体联系上,取得了较好的识别结果。因此如何改进这两方面的工作将成为以后的工作重点。

## 参考文献:

- [1] 杜友田,陈峰,徐文立,等. 基于视觉的人的运动识别综述[J]. 电子学报,2007,35(1):84-90.
- [2] Turaga P,Chellappa R,Subrahmanian V S,et al. Machine recognition of human activities: A survey[J]. Circuits and systems for video technology,2008,18(11):1473-1488.
- [3] 谷军霞,丁晓青,王生进. 行为分析算法综述[J]. 中国图象图形学报,2009,14(3):377-387.
- [4] 施家栋,王建中,王红茹. 基于光流的人体运动实时检测方法[J]. 北京理工大学学报,2008,28(9):794-797.
- [5] 朱旭东,刘志镜. 基于主题隐马尔科夫模型的人体异常行为识别[J]. 计算机科学,2012,39(3):251-255.
- [6] 韩磊,李君峰,贾云得. 基于时空单词的两人交互行为识别[J]. 计算机技术与发展,2013,23(1):1-5.



代理之后到达 Server。

图 5 变换地址后的 UA 登录界面

图 6 服务器同步显示消息传输路径

结果表明 UA 地址随机动态分配后,仍然与 Server 建立正常通信。

用户登录地址发生变化后,注册服务器把 UA 变换后的地址登记上,并向代理服务器返回当前地址,当 Server 再次与 UA 通信时,就会放弃原地址,而转向当前地址。而 UA 不需要进行任何设置,使得 UA 依然可以和 Server 之间保持正常的实时通信。传统电信业务过程中,出现地址变换后,往往需要人工重新拨号或重设对方通信参数,重新建立用户之间专线链接,造成多余的工作量及时间上的延迟。SIP 协议充分发挥代理服务器和重定向服务器的作用,有效地克服了地址重新分配后带来的不利影响。

### 3 结束语

首先,文中对 SIP 协议系统构成及工作流程进行概述;然后,构建通信系统。实验结果显示,基于 SIP 协议构建的通信系统,不仅能较好地实现用户之间的

实时通信,还保证了用户不受地域或通信终端设备的变更而带来的麻烦。

SIP 虽然较传统电信突显出良好的性能,但在信息安全方面仍有不足。基于 SIP 协议的通信系统在信息安全方面的问题,至今没有完全解决,特别是大型链路中,路由接点多,代理环境复杂,通信链路每一跳的节点都会涉及到通连稳定性和安全性,所以确保 SIP 通信系统的稳定性和信息安全问题已成为当前的重点研究方向。

### 参考文献:

- [1] Camarillo G. SIP 揭密[M]. 白建军,彭 晖,田 敏,译. 北京:人民邮电出版社,2003.
- [2] Russell T. Session initiation protocol controlling convergent networks[M]. New York: The McGraw - Hill Companies, 2008.
- [3] 李 扬,刘 杨. SIP 系统级封装设计与仿真[M]. 北京:电子工业出版社,2012.
- [4] 周竞涛. Eclipse 完全开发手册[M]. 北京:电子工业出版社,2006.
- [5] 樊昌信,张甫翊,徐炳祥,等. 通信原理[M]. 北京:国防工业出版社,2001.
- [6] 张智江,张云勇,刘韵洁. SIP 协议及其应用[M]. 北京:电子工业出版社,2005.
- [7] 周海华,边恩炯. SIP 原理与应用[M]. 北京:机械工业出版社,2006.
- [8] 飞思科技产品研发中心. Java 2 应用开发指南[M]. 北京:电子工业出版社,2003.
- [9] 许 春,游洪跃,曾雪梅,等. 一种学生信息综合服务平台的设计与实现[J]. 计算机技术与发展,2011,21(4):179-182.
- [10] 刘 业,刘林峰. 结构化 P2P 网络可用性增强问题研究[J]. 计算机技术与发展,2012,22(3):222-225.
- [11] 倪红军. 基于 Android 平台的移动终端 GPS 研究[J]. 计算机技术与发展,2012,22(5):198-201.
- [12] 宁 军. 云计算趋势对网络基础架构的影响[J]. 信息通信技术,2013(1):40-41.

(上接第 52 页)

- 别方法[J]. 计算机学报,2010,33(4):776-784.
- [7] 陈白帆,蔡自兴. 基于尺度空间理论的 Harris 角点检测[J]. 中南大学学报(自然科学版),2005,36(5):751-754.
- [8] Laptev I, Lindeberg T. Space-time interest points[C]//Proc of ICCV. [s. l.]: [s. n.], 2003:432-439.
- [9] Laptev I, Lindeberg T. Interest point detection and scale selection in space-time[C]//Proc of international conference on scale space methods in computer vision. [s. l.]: [s. n.], 2003:372-387.

- [10] Schuldt C, Laptev I, Caputo B. Recognizing human actions: A local SVM approach[C]//Proc of ICPR. [s. l.]: [s. n.], 2004:32-36.
- [11] Dollar P, Rabaud V, Cottrell G, et al. Behavior recognition via sparse spatio-temporal features[C]//Proc of VS-PETS. [s. l.]: [s. n.], 2005:432-439.
- [12] Bregonzio M, Gong S, Xiang T. Recognizing action as clouds of space-time interest points[C]//Proc of computer vision and pattern recognition. [s. l.]: [s. n.], 2009:1948-1955.

视频序列中的时空兴趣点检测及其自适应分析

作者：[王博](#)，[李燕](#)，[WANG Bo](#)，[LI Yan](#)  
作者单位：[南京邮电大学, 江苏 南京, 210000](#)  
刊名：[计算机技术与发展](#)

ISTIC

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2014(4)

本文链接：[http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_wjfz201404012.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201404012.aspx)