

基于三角形网格的浓密视差图提取

印 勇, 张建华

(重庆大学 通信工程学院, 重庆 400044)

摘 要:提出一种基于三角形网格的浓密视差图提取算法。用 SUSAN 算法从立体图像对中提取某一幅图像的特征点, 用 Delaunay 的方法将特征点三角化, 然后再进行视差的计算, 最终得到浓密的视差图。该算法将 SUSAN 算法和 DT(Delaunay triangulation) 网格结合起来, 使算法更加简单化, 实现了浓密视差图的快速提取。

关键词:视差图; 三角形网格; SUSAN; Delaunay; 立体匹配

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2007)11-0052-05

Dense Disparity Map Extraction Based on Triangulation Mesh

YIN Yong, ZHANG Jian-hua

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: An algorithm of dense disparity map extraction is presented based on triangulation mesh. Firstly, the characteristic points in the one of the stereo image pairs are extracted by SUSAN algorithm and are changed into triangulation meshes by delaunay. Then the disparity is calculated. Finally, the dense disparity map is obtained. The algorithm combines SUSAN with Delaunay triangulation so that it is simple, which realizes fast dense disparity map extracting.

Key words: disparity map; triangulation mesh; SUSAN; Delaunay; stereo matching

0 引 言

视差提取是双目立体视觉理论的核心问题也是难点问题, 国内外的很多学者已经在视差提取的算法方面做了大量的工作, 在取得了一定成效的同时, 由于空间景物的复杂性以及成像系统的畸变等各种原因, 寻找更为稳定的算法仍然是大家共同追求的目标。在视差提取领域内比较有代表性的方法有区域相关法、特征匹配法和相位匹配法等^[1]。区域相关法主要是依据左右图像对应点邻域内的灰度的相关性来进行匹配, 特点是算法简单易于实现, 能够得到浓密的视差图; 但是由于要计算相关, 算法的效率很低, 而且对光照等因素比较敏感。特征匹配法通常是选择角点、边缘等灰度不连续的地方进行匹配。这样虽然大大减少了计算量, 但由于一幅图像中特征的数目是稀疏的, 所以只能得到稀疏的视差图; 虽然采用插值的方法可以在一定程度上缓解这个问题, 但效果仍然不理想。相位匹配法是将视差表示为用局部带通滤波器组对左右视图的滤波输出的相位差。这种方法的主要优点是能够直接

得到亚像素级的精度, 计算能够以并行方式高效实现, 而且带通相位对于图像畸变表现出相当的稳定性; 但是, 相位信号在其奇异点附近存在不稳定性, 另外, 当滤波器幅度太小时, 相位对各种扰动也较为敏感, 故在这两种情况下得到的相位差就不够准确。

笔者提出了一种基于三角形网格的视差提取方法, 首先通过 SUSAN 算法^[2]提取图像的特征值, 用改进的 Delaunay 将特征点网格化^[3,4], 将特征匹配和区域匹配两种方法结合起来, 能够得到较为精确的浓密视差图。

1 SUSAN 算法原理

SUSAN 准则的原理如图 1 所示^[2], 用一个圆形模板遍历图像, 若模板内其他任意像素的灰度值与模板中心像素(核)的灰度值的差小于一定阈值, 就认为该点与核具有相同(或相近)的灰度值, 满足这样条件的像素组成的区域称为核值相似区(Uni-value Segment Assimilating Nucleus, USAN)。把图像中的每个像素与具有相近灰度值的局部区域相联系是 SUSAN 准则的基础。

具体检测时, 是用圆形模板扫描整个图像, 比较模板内每一像素与中心像素的灰度值, 并给定阈值来判

收稿日期: 2007-01-05

作者简介: 印 勇(1963-), 男, 重庆人, 博士, 副教授, 研究方向为图像信息处理、视频分析与检索。

别该像素是否属于 USAN 区域,如下式:

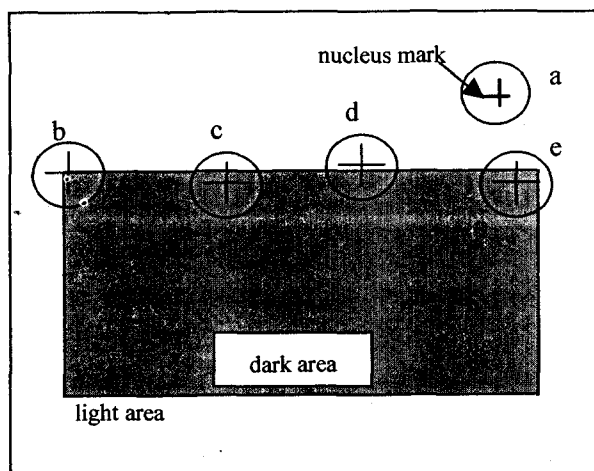


图 1 SUSAN 准则原理

$$c(\vec{r}, \vec{r}_0) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)| \leq t \\ 0 & \text{if } |I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)| > t \end{cases} \quad (1)$$

式中, $c(r, r_0)$ 为模板内属于 USAN 区域的像素的判别函数, $I(r_0)$ 是模板中心像素(核)的灰度值, $I(r)$ 为模板内其他任意像素的灰度值, t 是灰度差门限。它影响检测到角点的个数。 t 减小, 获得图像中更多精细的变化, 从而给出相对较多的检测数量。门限 t 必须根据图像的对比度和噪声等因素确定。图像中某一点的 USAN 区域大小可由下式表示:

$$n(\vec{r}_0) = \sum_{\vec{r} \in c(\vec{r}_0)} c(\vec{r}, \vec{r}_0) \quad (2)$$

其中 $c(\vec{r}_0)$ 是以 \vec{r}_0 为圆心的模板。

USAN 区域包含了图像局部许多重要的结构信息, 它的大小反映了图像局部特征的强度, 当模板完全处于背景或目标中时, USAN 区域最大(如图 1 中 a), 当模板移向目标边缘时, USAN 区域逐渐变小(如图 1 中 c, d, e), 当模板中心处于角点位置时, USAN 区域很小(如图 1 中 b)。得到每个像素对应的 USAN 区域大小:

$$R(\vec{r}_0) = \begin{cases} g - n(\vec{r}_0) & \text{if } n(\vec{r}_0) < g \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

式中 g 表示几何门限, g 取得越小, 所检测到的角点越尖锐。用这种原理, 取不同的几何门限, 不但能检测角点, 还可以检测交点、边缘等特征。

门限 g 决定了输出角点的 USAN 区域的最大值, 即只要图像中的像素具有比 g 小的 USAN 区域, 该点就被判定为角点。 g 的大小不但决定了可从图像中提取角点的多寡, 而且如前所述, 它还决定了所检测到的角点的尖锐程度。所以一旦确定了所需角点的质量(尖锐程度), g 就可以取一个固定不变的值。门限 t 表示所能检测角点的最小对比度, 也是能忽略的噪声的最大容限。它主要决定了能够提取的特征数量; t 越

小, 可从对比度越低的图像中提取特征, 而且提取的特征也越多。因此对于不同对比度和噪声情况的图像, 应取不同的 t 值。然而一个好的算法, 门限的取值不应该依赖于人为的干涉, 而应根据不同条件自动给出最优值。通过对图像灰度值 and 对比度进行分析, 提出不同图像对比度下, t 的自适应取值方法, 即

$$t = a \times \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{i_{\max}} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{i_{\min}} \right] \quad (4)$$

式中, $I_{i_{\max}}$ 和 $I_{i_{\min}}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 分别代表图像中最大的 i 个灰度值和最小的 i 个灰度值, n 一般取 5 ~ 10。实验证明, t 的取值占到 ΔI ($\Delta I = I_{i_{\max}} - I_{i_{\min}}$, 在目标和背景均匀的情况下, ΔI 代表了图像的绝对对比度) 的 15% ~ 30% 的时候, 能够较好地提取不同对比度下的角点特征, 故比例系数 a 一般取 0.15 ~ 0.30。

2 Delaunay 三角剖分

根据上面方法计算出的特征点, 可以通过 Delaunay 方法将图像分割成和图像内容相关的三角形网格, 这样的网格是基于图像内容的方式来生成。这意味着网格节点在某种意义上是图像的“特征点”^[5]; 网格连线与图像中的边界有密切的联系。这有利于得到与物体相关的视差矢量, 从而有利于避免了传流规则网格方法的“视差分离”现象, 提高了视差估计的精度。Delaunay 方法的立体中对对应三角形关系由六参数仿射变换决定。

构成 Delaunay 三角形网格需要遵守的原则是^[6]:

(1) 所有的 Delaunay 三角形拼成一个包含所给点集的最小凸区域;

(2) 任一 Delaunay 三角形的外接圆内不包含其它点集内的点; 同时 Delaunay 三角网中的三角形最小角度是最大的。

(3) 满足 equiangularity 性质。

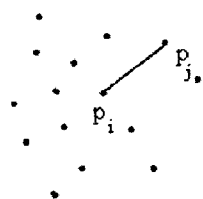
如图 2 所示^[7], 设平面 D 内有点集 $V = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, 点集 V 的 DTD(记为 $\text{DTD}(D, V)$) 构成图 $G = (V, E)$, 其中 E 表示 G 边界上的边集。 E 中的边是有方向的, 所有的边按逆时针方向构成一个环。网格 DTD 算法是从一个点开始不断扩展的过程, 这个扩展变化的区域用图 $G_T = \{V_T, E_T\}$ 表示, 同样, G_T 是一个环, E_T 是呈逆时针方向的环边的集合, V_T 是环中(包括边界)所包含点的集合。

DTD(D, V) 算法分以下几步:

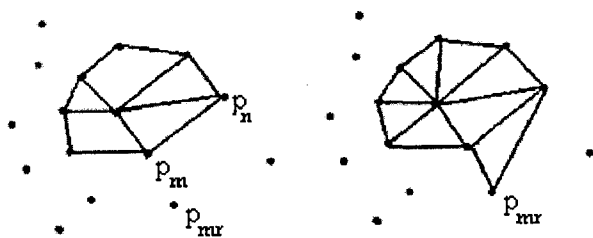
(1) 把区域 D 划分成一定大小的正方形网格, 点集 V 以网格为单元进行存储。

(2) 在区域 D 中间区域选一点 P_i , 如图 2(a) 所示, 找到离 P_i 最近的点 P_j , 可以证明 $P_i P_j$ 一定是 DT 的边。

这时 $G_T = \{V_T, E_T\}$, 其中 $V_T = \{P_i, P_j\}$, $E_T = \{P_i P_j, P_j P_i\}$ 。



(a) 区域D中离 P_i 最近的点 P_j



(b) 表 E_T 的生成

(c) E_T 所有边为最终边

图 2 网格生成示意图

(3) 在 E_T 中按一定的顺序选取一条边 $P_m P_n$, 如图 2(b) 所示。在这条边右边寻找符合 DT 规则的点 P_{mr} , 连接 $P_m P_{mr}$ 、 $P_{mr} P_n$, 把这两个边按顺序写入边表 E_T , 并在边表中删除 $P_m P_n$; 如不能找到符合 DT 规则的点, 则该边是最终边界, 再按一定的规则换一条边继续寻找。为显示直观起见, 图 2(b) 中未删除中间边。

(4) 不断重复第 3 步, 图 G_T 不断扩张, 直到 E_T 中所有的边都是最终边界。这时, $G_T = G$, 算法完成。

3 立体匹配

在进行立体匹配时^[8], 通常会考虑以下约束条件:

(1) 极线约束条件。

极线约束是立体视觉中一个重要的原理, 它可以减小立体匹配时的搜索范围, 并且提高视差估计的准确性。极线约束的基本思想是, 若空间中一点 P 在立体图像对中的左、右两幅图像中都存在投影点, 其中在左图像上的投影点为

m , 那么在右图像上的投影点一定位于一条直线上, 这条直线就叫做极线, 它的方程可以根据 m 点坐标以及摄像机内外参数计算得到。这里立体像对已经过校准, 极线和图像扫描线重合。设 (x_l, y_l) , (x_r, y_r) 是同一空间点在左右图像上的投影, 则有: $y_l = y_r$ 。

采用文中详细介绍的极线方程的求解过程。对于平行摄像机结构, 极线是一条水平直线。

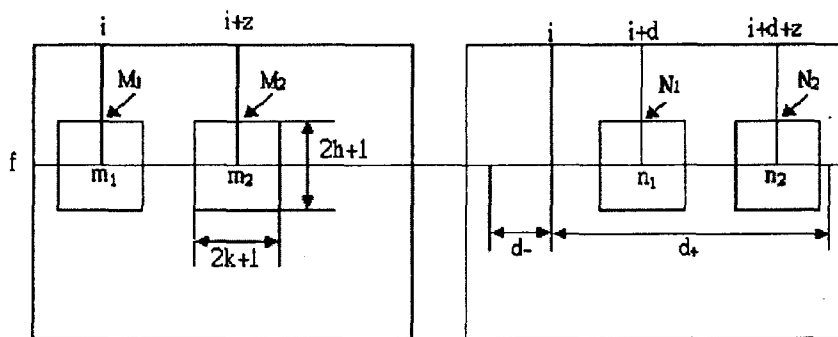
(2) 唯一性假设。

Marr 和 Poggio 首先提出唯一性假设, 它指的是: 若某一图像中 m 点在另一图像中有对应点, 那么这个对应点是唯一的。也就是说, 在没有噪声干扰情况下, m 点和其对应点之间的相关性应该最大且接近于 1。文中算法在视差估计和遮挡点检测中都用了这个假设。在视差估计中, 分别计算 m 点和它极线上每一点之间的相关性, 选取相关性最大的点作为它的对应点, 计算视差矢量。然后对所有点的相关性结果进行筛选, 若相关性大于某一阈值, 则认为此点为正确匹配, 若小于, 认为它是潜在的遮挡点, 需要进行遮挡检测。

(3) 视差范围限制条件。

视差的大小一般都在一定的范围内, 不会超出一定的大小。文中取视差范围大小为 $(-10, +10)$ 之间。

在特征点的匹配情况, 采用了邻域相关的方法来计算其视差^[9]。由于立体像对已经过校准, 极线和图像的扫描线重合, 只存在水平方向的视差。因此, 算法的思路是利用图像间隔一定距离的两点对应的像素邻域。即在前一幅图像中取一特征点作为基准点, 取出其对应的大小为 $m \times n$ 的像素邻域, 然后再取出与它间隔一定距离的另一点的像素邻域, 大小也为 $m \times n$, 计算它们的差值作为特征模板。然后, 在第二幅图像中搜索最佳的匹配, 即对于第二幅图像, 在搜索范围内依次从间距相同的两点上取出与基准点邻域同样大小的像素邻域, 并逐一计算其对应像素值差值, 然后将这些差值依次与模板进行比较, 其最小偏差值对应的点就是最佳匹配。整个匹配过程可用图 3 来表示。在图 3 的



图像 1

图像 2

图 3 特征模板匹配法

图像 1 中有一基准点 $m_1(i, j)$, 取大小 $(2k+1) \times (2h+1)$ 的像素邻域 M_1 , 邻域中心位于图像 1 中的基准点 m_1 处, 仍然在图像 1 中沿水平扫描线取与 m_1 间隔为 z 的 m_2 点, 以 m_2 为中心取大小仍为 $(2k+1) \times (2h+1)$ 的像素邻域 M_2 , 计算它们的差值作为特征模板, 记为 base, 即 $\text{base} = M_2 - M_1$ 。在图像 2 中沿 m_1 的同一水平扫描线, 在一定的视差范围 $(d-, d+)$ 内取待定

匹配点 n_1 , 以 n_1 为中心取大小为 $(2k+1) \times (2h+1)$ 的图像, 图 4(d) 是计算出的视差图。

的像素邻域 N_1 , 然后沿水平扫描线取与 n_1 间隔也为 z 的点 n_2 , 取以 n_2 为中心的大小同为 $(2k+1) \times (2h+1)$ 的像素邻域 N_2 , 计算它们的差值, 记为 $match$, 即 $match = N_2 - N_1$ 。最后, 计算 $match$ 与特征模板 $base$ 的偏差值。依次搜索完预先给定的视差范围 $(d-, d+)$ 后, 取偏差值最小的点为基准点 m_1 的匹配点。在实际计算的过程中, 偏差值可以用下式来确定:

$$\delta = \sum_{i=1}^{2k+1} \sum_{j=1}^{2h+1} |match(i, j) - base(i, j)| \quad (5)$$

以上式作为判断标准就可准确确定匹配点的位置。

得到特征点的匹配后, 根据仿射变换和计算出的三角形三个顶点的视差计算出仿射系数, 根据仿射系数, 就可以得到三角形块的匹配, 从而得到浓密的视差图。

$$\begin{cases} d_x = a_{11}x + a_{12}y + a_{13} \\ d_y = a_{21}x + a_{22}y + a_{23} \end{cases} \quad (6)$$

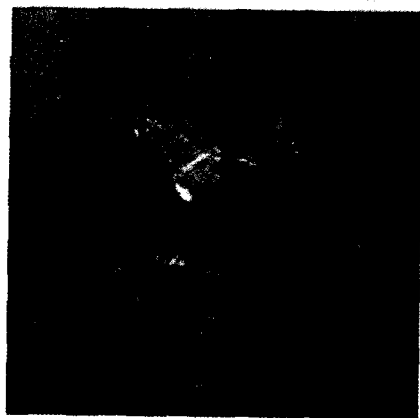
4 实验结果及分析

根据上面的原理进行了相关实验, 在这里取视差范围为 $[-10, +10]$ 之间做实验, 先在图像对中的左图像中进行特征点提取, 再进行网格化。在对特征点进行匹配时, 以特征点作为基准点, 取邻域大小为 17×17 的像素邻域, 取离特征点 11 个像素的点作为另一个基准点, 同样取邻域大小为 17×17 的像素邻域, 计算它们的差值为特征模板, 在右图像中进行匹配。根据实验得到相应结果。

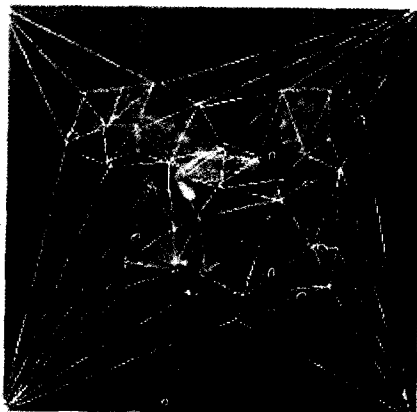
本实验中用 SUSAN 方法从左图像中提取了 39 个特征点, 加上图像的四个顶点, 用 Delaunay 得到 76 个三角形块, 如果用规则网格, 如图 4(e) 所示, 用 16×16 的矩形块将图像分块, 再用对角线分化, 共产生了 128 个网格, 其计算量远远大于文中算法, 其中图 4(a) 和图 4(b) 是立体图像对, 图 4(c) 是左图进行三角化后



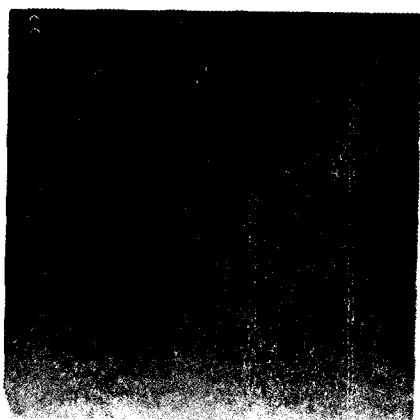
(a)左图像



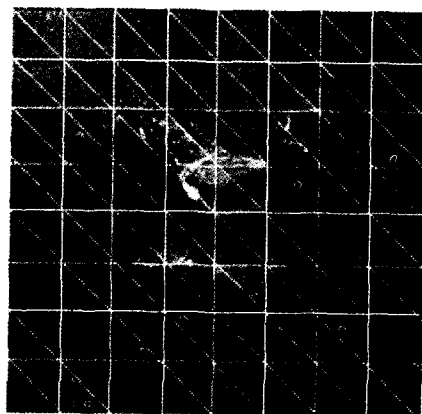
(b)右图像



(c)三角化后的图像



(d)视差图



(e)规则网格图

图 4 实验结果 I

同时也对美国的五角大楼进行了实验, 提取了 45 个特征点 (见图 5), 图 5(a) 是五角大楼的左图像, 图 5(b) 是五角大楼的右图像, 图 5(c) 就是其网格化后的图形, 图 5(d) 是得出的视差图。

5 结 论

将图像进行分块后再进行立体匹配而得出视差图

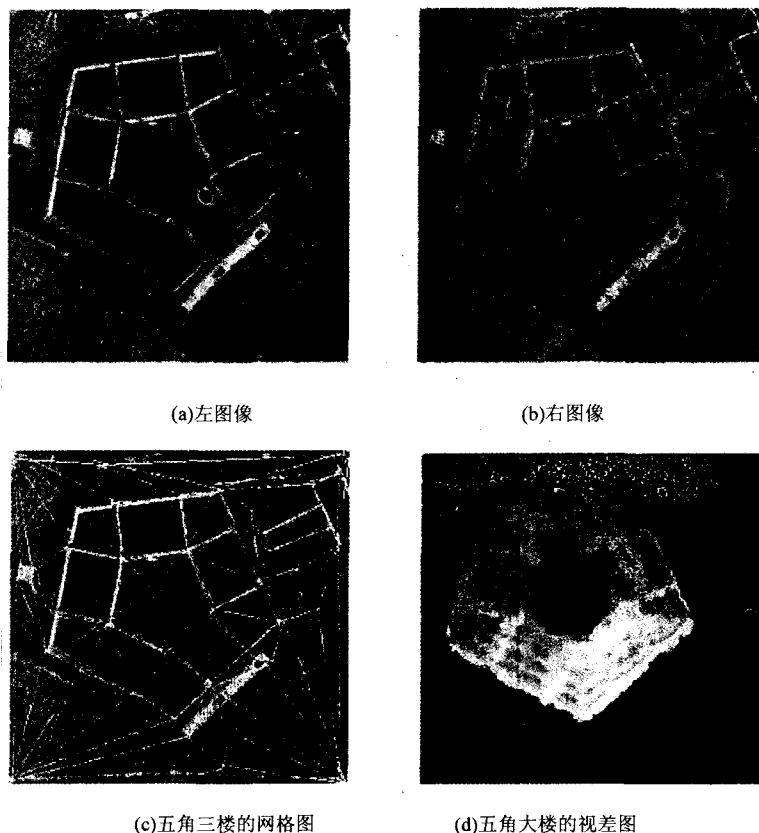


图 5 实验结果 II

是文中提出方法的关键,根据图像的内容特征将图像网格化,再对图像进行立体匹配,可以得到浓密的视差图。如果将视差的计算和运动的估计结合起来,用文中的算法将是非常好的选择,可以同时用网格方法计算视差和运动估计,这样可以省掉很多计算,而且特征点多半在图像的边缘上,所以和图像的分割有很大的联系。但笔者没有考虑图像的遮挡问题和边缘效应,如何消除三角形子块的边缘效应,对相邻三角形子块

的相邻边之间的视差进行合理的平滑处理,如何解决图像中遮挡点的匹配,是值得进一步研究的问题。

参考文献:

- [1] Wang Yao. Video Processing and Communications[M]. 北京:清华大学出版社,2003.
- [2] Smith S M, Brady J M. SUSAN—A New Approach to Low Level Image Processing[R]. Internal Technical Report TR95SM S1, Defence Research Agency. Chobham Lane, Chertsey, Surrey, UK: [s. n.], 1995.
- [3] Lee D T, Schachter B J. Two Algorithms for Constructing a Delaunay Triangulation[J]. International Journal of Computer and Information Sciences, 1980, 3(9): 219–242.
- [4] Freeman H, Davis L S. A Corner Finding Algorithm for Chain Code Curves[J]. IEEE Transactions on Computers, 1997, 26(3): 297–303.
- [5] Boufama B, Jin K. Towards a Fast and Reliable Dense Matching Method[C]//Proceedings of Vision Interface. Canada: [s. n.], 2002: 178–185.
- [6] 杨晓东,刘春太. 内部带特征约束的任意平面域的三角形网格生成方法[J]. 计算物理, 2005, 17(3): 293–298.
- [7] 丁永华. 任意多边形的 Delaunay 的三角剖分[J]. 计算机学报, 1994, 17(4): 270–276.
- [8] 游素亚,柳健,万发贯. 一种基于邻域支持准则的双层立体匹配算法[J]. 信号处理, 1994, 10(2): 118–123.
- [9] 顾征,苏显渝. 采用邻域差值特征模板的立体匹配方法[J]. 光电工程, 2005, 32(10): 39–43.

(上接第 51 页)

SIP 的应用领域,如远程教育、多媒体分发、P2P 网络等。

在 SIP 领域的研究重点除了上述之外,还包括使用 SIP 协议的 QoS、安全性、成熟的体系结构框架、软交换、下一代网络 NGN 等方面。随着应用面不断扩展, SIP 应用的安全将会成为一个非常重要的问题,对于不同的应用需要采取不同的安全框架模型及具体实现策略。SIP 工作组将会继续发挥其主导作用,促进 SIP 协议的更加完善和更广泛的应用。目前, SIP 协议已经成为下一代网络中软交换的核心协议之一,随着 SIP 相关标准的进一步完善以及国内外对 SIP 应用研究的进一步深入, SIP 协议将在下一代网络协议族中发挥越来越大的作用。

参考文献:

- [1] Rosenberg J, Schulzrinne H, Camanilo G. SIP: Session Initiation Protocol[S]. RFC3261, IETF, 2002.
- [2] Koskeiainen P, Schulzrinne H, Wu Xiaotao. A SIP-based Conference Control Framework[M]. Miami Beach, Florida, USA: [s. n.], 2002.
- [3] Rosenberg J, Schulzrinne H. Session Initiation Protocol(SIP): Locating SIP servers[S]. RFC3263, IETF, 2002.
- [4] 张荣,武波. SIP 协议的应用研究[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(6): 71–73.
- [5] van den Berg M. Open Source SIP stacks compared[EB/OL]. 2005–11. <http://www.huisetalage.nl/sip/>.