

文章编号 1004-924X(2013)01-0207-10

# 支撑点扩展快速立体匹配方法的设计与应用

周自维<sup>1,2\*</sup>, 樊继壮<sup>1</sup>, 李 戈<sup>1</sup>, 赵 杰, 张 赫<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080;  
2. 辽宁科技大学 电子与信息工程学院, 辽宁 鞍山 114044)

**摘要:**为精确构建计算机立体视觉中的视差图,提出了一种快速全局优化匹配算法。该算法采用吉布斯随机场模型描述空间点与其邻域之间的关系,由改进的 Graph Cuts 方法对空间点的邻域进行匹配来获取场景的致密视差图。首先,计算出一组具有明确匹配关系的稀疏匹配点,将这些匹配点命名为“支撑点”;然后,对每一个支撑点的邻域进行扩展,采用改进的 Graph Cuts 全局优化算法计算扩展后的邻域空间的匹配关系,并将满足一定匹配度的邻域点设置为新的支撑点。最后,重复上述步骤并逐级扩展,直至扩展出的匹配空间覆盖整个视图,进而获取待匹配图对的致密视差图。实验结果表明,该方法不仅对不同场景视差图的质量具有良好的 consistency,而且匹配速度较快(匹配时间约为 0.8~1.2 s),大大高于其他传统的全局匹配算法。为体现本文算法的实际应用价值,以 Smart Eye II 立体视觉试验台为测试平台,对真实场景进行了视差图构建,取得了良好的试验效果。

**关键词:**立体匹配;全局优化;马尔科夫随机场;吉布比斯随机场;光流

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132101.0207

## Design and application of fast matching method based on support point expansion

ZHOU Zi-wei<sup>1,2\*</sup>, FAN Ji-zhuang<sup>1</sup>, LI Ge<sup>1</sup>, ZHAO Jie<sup>1</sup>, ZHANG He<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Robotics and System,  
Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China;

(2. School of Electronics and Information Engineering, Liaoning University of Science and  
Technology, Anshan 114001, China)

\* Corresponding author, E-mail: 381431970@qq.com

**Abstract:** To construct a high qualitative disparity space image in stereo vision, a fast global optimal matching algorithm based on Gibbs Random Field (GRF) model was proposed. In this algorithm, the relationship between a space point and its neighborhood was described by using the GRF, and an improved Graph Cut method was used to calculate the matching relationship of the neighborhoods and to obtain the density disparity space image of a scene. Firstly, a set of matching points with distinct matching relationship was calculated, and named them as support points. Then, these support points

收稿日期:2012-08-30;修订日期:2012-09-20.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51105101);哈尔滨市科技创新人才研究专项资金资助项目(No. 2008RFQXG051);哈尔滨工业大学科研创新基金资助项目(No. HIT.NSRIF.2009023)

were taken for the center and their neighborhood spaces were expanded. The improved Graph Cuts algorithm was used to match the expanded neighborhood spaces, and then set the neighborhood points that meet matching degree as new support points. Repeating the above steps and extending progressively, until the expansion of the neighborhood covered the entire the scene image and the density disparity map of the image pair was obtain finally. Experimental results show that this method has good speed consistency on the disparity map of the different scenes, and the matching time is about 0.8—1.2 s. For reflecting the practical value of the algorithm, the proposed algorithm was adopted to construct the disparity map of a real scene on the binocular vision test bed *Smart Eye II*, and good reconstruction results were obtained.

**Key words:** stereo matching; global optimization; Markov random field; Gibbs random field; optical flow

## 1 引言

在移动机器人研究领域,获取稠密视差图的双目立体匹配算法是三维场景构建研究中的关键问题,场景的三维信息在移动机器人视觉导航和机械臂抓取等应用中起到关键作用<sup>[1-2]</sup>。

目前计算致密视差图的算法大体上分为两大类-局部优化算法和全局优化算法。文献[3]对立体视觉的算法进行了比较详尽的描述,文献[4]也针对立体视觉匹配的局部和全局算法做了效果和时间的比较。在立体视觉匹配中,局部优化算法通常采用固定形状和固定大小的支撑窗口进行相似度匹配<sup>[5-6]</sup>。但是由于真实世界物体表面的不连续性使得确定支撑窗口的大小和形状很困难,由于只对支撑窗口这个局部区域进行优化,整体视差图的匹配精度较低。

在立体匹配的全局优化算法中,MRF/MAP (Markov Random Field /Maximum A Posteriori Probability)模型得到广泛应用,通常使用该模型在一个连续分布的马尔科夫随机场内设计体现最大后验概率的能量函数,将最大后验概率问题转为最小能量问题。在此模型之下采用的全局最优求解算法有置信传播算法(Belief Propagation-BP)及其各种改进算法<sup>[7-8]</sup>。MRF/MAP模型的建立和求解方法在文献[11]中有所介绍。尽管进行了较多的改进以及简化设计,但是MRF/MAP模型本身表达比较复杂,而且求解困难。

吉布斯随机场模型(Gibbs Random Field-GRF)描述的概率分布与马尔科夫随机场描述的

分布具有同一性,但是吉布斯随机场模型描述的概率分布形式更简单,同时该分布模型的求解也更容易,针对该模型的主要优化算法有模拟退火算法(Simulated Annealing)、均值场退火算法(Mean Field Annealing)<sup>[9-10]</sup>等,目前图割算法(Graph Cuts-GC)<sup>[11,14]</sup>受到了广泛的关注。

在立体视觉匹配过程中,通常将左视图称为索引视图,将右视图称为匹配视图,同时引入各种约束条件减少针对索引视图中某一像素匹配视图中的待匹配像素的个数。

在各种约束中,极线约束最大地减少了索引视图像素点在匹配视图中候选匹配点的个数,尽管如此,针对于索引视图中某一像素点,在其匹配视图中的待匹配像素个数仍然无法确定,因而需要确定一个范围,将该范围内的像素作为索引像素的待匹配点,而该范围通常被称为视差范围。

视差范围的大小在求解之前无法确定。如果视差范围设置过小,那么部分距离成像平面较近的空间点将无法求出,而如果视差范围设置过大,则会增加优化算法的执行时间,待匹配图对的视差范围与拍摄视图时摄像机的位置以及场景环境有关,因而无法保证其一致性。

视差范围的不确定性在于没有已知的正确匹配点作为先验知识,即在一个像素进行匹配之前,它的潜在匹配点的具体位置和范围是未知的。如果事先已经知道某些点的确定匹配关系,然后在这些点的基础之上逐步扩展其匹配范围,那么由于已知匹配点的存在,待匹配空间范围也会减少,从而提高算法匹配速度。基于上述假设,本文设计了“基于支撑点扩展的快速匹配算法”,该算法

中,将首先确定的具有明确匹配关系的部分匹配点称为“支撑点”,在匹配图对中,以支撑点为核心进行空间邻域扩展,使用“改进 GC 求解算法”对扩展出来的待匹配区域进行匹配。针对所有支撑点逐点进行上述过程,当所有支撑点全部扩展后,一次扩展周期结束。将匹配成功的邻域点作为新的支撑点,不断重复扩展周期直至索引视图中全部像素点匹配完毕,匹配过程结束。

计算支撑点时,首先在左右两幅匹配视图中寻找具有明显特征的边缘位置,根据边缘信息的位置和灰度一致性假设关系,计算具有明确匹配关系的匹配点,然后将这些具有确定匹配关系的匹配点作为支撑点。

支撑点计算完毕,在匹配图对中以支撑点为中心扩展邻域,针对邻域中的每个像素位置,按照“代价函数”设置匹配代价,如果匹配代价在可接受范围之内,则说明这对位置能够相互匹配,接受扩展空间的匹配结果,否则视为扩展范围无效,继续匹配邻域中的其余像素。

算法的实验结果表明,该匹配算法不但视差范围稳定,能够获得较高质量的视差图,而且与“置信传播算法”及“图切割”算法比较,匹配速度有很大的提高。

## 2 支撑点的求解算法

在本文提出的算法中,如何计算具有明确匹配关系的稀疏匹配点是计算下一步致密视差图的关键。在支撑点计算过程中,可以假设场景中有一静止点,其周围光照环境恒定,当用同一摄像机在 2 个不同角度分别拍摄这个静止点时,该静止点的 2 幅图像之间的关系体现了观察点位置的变化。对于双目摄像机系统来说,实际上是用 2 个摄像机同时拍摄 2 幅图像,而在拍摄的瞬间可假设 2 个摄像机所处的光照环境恒定,物体静止,而这种假设能够和实际的物理环境相符。

上述假设模型可以用亮度恒定模型(Brightness Constancy Model)来描述。

即:

$$I(x+u, y+v, t+\Delta t) = I(x, y, t), \quad (1)$$

其中: $I(x, y, t)$ 可以代表左摄像机图像序列,而 $I(x+u, y+v, t+\Delta t)$ 代表右摄像机图像序列。运动向量 $\mathbf{V}=(u, v)$ 代表了从 $t$ 时刻的 $(x, y)$ 点到 $t+\Delta t$ 时刻的 $(x+u, y+v)$ 点之间的向量。很明显在本假设条件中, $\Delta t=0$ 。

因而可以得到公式(1)的简化形式

$$I(x+u, y+v) = I(x, y), \quad (2)$$

在式(2)中,如果能够计算出 $\mathbf{V}$ ,那么左图像像素序列和右图像像素序列的关系也就明确了。而左图和右图对应像素在图像之间的坐标差即为所求的视差,因而如何计算 $\mathbf{V}$ 是解决该问题的关键。为求解等式(2)中的 $\mathbf{V}$ ,Lucas-Kanade 提出新的假设条件,即以一个小邻域空间为基础,在该小的邻域空间内,所有像素灰度值的运动具有相同的运动矢量。在该假设条件下使用该邻域内的灰度像素分别建立约束方程,进而求解。

在该假设条件中,误差定义为:

$$\sum_{(x,y) \in \Omega} W^2(x) (f_x u + f_y v + f_t)^2, \quad (3)$$

其中: $W(x)$ 为设置的加权函数。

如果定义

$$\mathbf{U} = (u, v)^T, \nabla f(x) = (f_x, f_y)^T, \quad (4)$$

那么结合式(3)可以得到基于该假设条件的最小误差解为:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{W}^2 \mathbf{A} \mathbf{U} = \mathbf{A}^T \mathbf{W}^2 \mathbf{b},$$

式中:

$$\mathbf{A} = [\nabla f(x_1), \nabla f(x_2), \dots, \nabla f(x_n)]^T,$$

$$\mathbf{W} = \text{diag}[W(x_1), W(x_2), \dots, W(x_n)],$$

$$\mathbf{b} = -[f_t(x_1), f_t(x_2), \dots, f_t(x_n)]^T.$$

结合式(3)、(4)和(5)能够得到该限定条件下误差最小解的表达式为:

$$\mathbf{U} = -[f_t(x_1), f_t(x_2), \dots, f_t(x_n)]^T,$$

其中:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{W}^2 \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \sum W^2(x) f_x^2(x) & \sum W^2(x) f_x(x) f_y(x) \\ \sum W^2(x) f_y(x) f_x(x) & \sum W^2(x) f_y^2(x) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

对于  $A^T W^2 A$  来说,某一点的邻域空间中的梯度大小反映了该矩阵解的情况,因此也决定了该矩阵特征值的取值。

$V$  反映了两幅相邻离散时间点上,灰度特征明显的像素运动情况。针对双视觉中的图像对中的 2 幅图像, $V$  反应了对应像素点的差,而对应的像素点也就是双目视觉中两幅图像中需要寻找的对应匹配点。

针对上述方法,采用 Aloe 图像对进行对应点的求取,结果如图 1 所示,多个稀疏匹配点由红色标记标出,箭头指示了其中的 3 对匹配点的位置关系。(彩图见电子版)

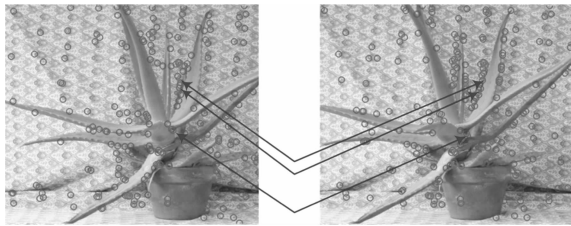


图 1 已知的稀疏匹配点

Fig. 1 Sparse matching points

### 3 支撑点邻域的扩展步骤和邻域的匹配算法

#### 3.1 支撑点的邻域扩展步骤与相应的数学模型

根据 2 节叙述,本文将一组具有明确匹配关系的匹配点命名为“支撑点”。支撑点实际上反映的是一对匹配视图中具有明确匹配关系的点。而根据立体视觉匹配原理,支撑点对应的左右图像像素之间的水平距离就是这对匹配点相对应的实际空间点的深度信息,而通过深度信息和摄像机参数可获取空间点距离成像平面的物理距离。

据此可以提出假设:“如果空间某一点距离成像平面的距离值确定,那么它的相邻点和该成像平面的距离也会以一定概率分布在该值附近”。

这里用邻域空间来描述某一支撑点的相邻点。因此,当计算邻域空间的匹配关系时,可以支撑点匹配关系作为已知条件来减少对应邻域的待匹配范围,进而减少无效的匹配运算,加快匹配速度。因而,后续的工作就是在左右视图中,分别以相应支撑点为中心,将匹配范围向周围的邻域扩展,从

而扩展出待匹配的左右邻域空间,然后选择相应的匹配算法对扩展出的邻域空间进行匹配。当所有支撑点全部扩展一次并匹配完毕后,再重复上述过程继续扩展邻域空间,直至扩展后的邻域空间充满整个视图,最终获得致密视差图。

基于支撑点的邻域扩展步骤如图 2 所示。在图 2 中,每个方格代表一个像素点,中心方格中符号  $X$  表示支撑点,其他方格中的相应数字表示通过支撑点  $X$  向邻域进行扩展后,扩展出的邻域的阶数。标记数字 1 的方格表示以  $X$  为中心进行 1 阶邻域扩展,第一次扩展出 4 个像素,这 4 个像素称为支撑点  $X$  的“1 阶邻域”,也称为“四邻域系统”。从支撑点  $X$  和“1 阶邻域”继续扩展,扩展出支撑点的“2 阶邻域”,该邻域称为“八邻域系统”,以此类推,从支撑点  $X$ 、“1 阶邻域”和“2 阶邻域”继续扩展,即能够继续得到“3 阶邻域”和“4 阶邻域”,而本文中,所有支撑点均以“八邻域系统”进行扩展。

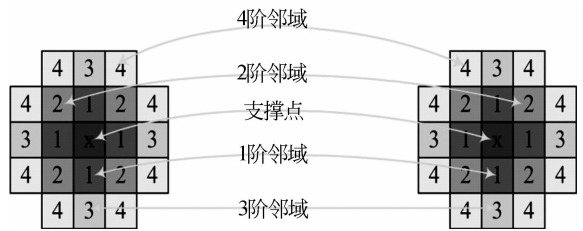


图 2 基于支撑点的邻域扩展示意图

Fig. 2 Diagram of neighborhood expanded from support point

根据上述假设的描述,可以认为针对以某一点为核心的小范围空间,其距离的变化范围具有一定的聚集性,而吉布斯随机场分布模型(Gibbs Random Field)就是针对这一类具有聚集性分布特点的物理现象进行描述的数学模型。因此这里用吉布斯随机场模型来描述该问题,并且使用基于吉布斯随机场模型的全局优化匹配算法求解邻域的匹配关系。吉布斯随机场和马尔科夫随机场作为描述随机过程的数学模型具有一致性特征<sup>[13]</sup>,以马尔科夫随机场模型进行视差图求解的算法在文献[11-12,16]中已有基本介绍,而根据文献[13],马尔科夫随机场是吉布斯随机场的一种特例。

吉布斯随机场简单的定义如下:

对于集合  $S$  以及和  $S$  相关的一个邻域  $N$ ,当

且仅当集合  $S$  内的随机变量  $f$  服从吉布斯分布时,则该集合  $(S/N)$  定义为吉布斯随机场。通常吉布斯随机场描述一组分布的全局特征,而上述定义是一个相对广义的定义。

一个具体的吉布斯分布通常定义如下:

$$P(f) = Z^{-1} \times e^{-\frac{1}{T}U(f)}, \quad (6)$$

其中:  $Z = \sum_{f \in F} e^{-\frac{1}{T}U(f)}$  是一个归一化常量,叫做“分区函数”, $T$  叫做“温度常数”,在正常情况下设置为 1,能量函数  $U(f) = \sum_{c \in C} V_c(f)$  是所有团  $C$  (cliques) 上对应的团势能 (clique potentials)  $V_c(f)$  的累加和。团势能  $V_c(f)$  的值依赖于团  $C$  的局部配置。根据上述描述能够看出高斯分布是吉布斯分布家族的一个特例。

在一个吉布斯随机场中,如果  $V_c(f)$  和区域  $S$  中的团  $C$  的相对位置相互独立,那么  $V_c(f)$  称为同质/齐次 (homogeneous) 的。如果  $V_c(f)$  和团  $C$  的方向相互独立,那么它被称为各向同性。如果一个吉布斯随机场具有同质性和各向同性,那么它相对于那些没有该属性的吉布斯随机场来说该随机场的描述能够简化。因而在大多数吉布斯随机场模型中,为了方便数学分析和计算,通常假定某区域具有同质性和各向同性。

为了计算吉布斯分布,必须计算分区函数  $Z$ ,也就是  $F$  区间上所有可能配置的累加和。由于在一个离散  $L$  标号内  $F$  元素组合数量巨大,即便在元素不多的情况下也很难计算分区函数。

$P(f)$  是对分布区域中某一个配置可能出现的概率的度量,也可以叫做“ $f$  模式”。而配置中那些具有低能量的模式具有更大的概率。温度  $T$  控制着分布的平滑程度。在高温下所有的配置趋向相同的分布。在近似  $0^\circ\text{C}$  时分布则集中在全局能量最小化点附近。只要给定相应的  $T$  和  $U(f)$ ,就能够通过根据  $P(f)$  的配置空间  $F$  的一组采样值来生成一类模式。

有时,把吉布斯分布的能量表达为几个部分的累加和比较方便,每个部分都是某个尺寸的团。表达如下:

$$U(f) = \sum_{(i) \in C_1} V_1(f_i) + \sum_{(i,i') \in C_2} V_2(f_i, f_{i'}) + \sum_{(i,i',i'') \in C_3} V_3(f_i, f_{i'}, f_{i''}) + \dots \quad (7)$$

而上述描述实际上意味着这个吉布斯分布满足同质性假设,因为  $V_1, V_2$  和  $V_3$  是和  $i, i', i''$  的位置相互独立的。对于非同质的吉布斯分布,因函数写成  $V_1(i, f_i), V_2(i, i', f_i, f_{i'})$  等以此类推。

根据上述描述能够看出,马尔科夫随机场从单个观察描述局部的无后效性概率特性,而吉布斯随机场从观察的全局特性描述一种分布特征,因而马尔科夫随机场和吉布斯随机场是等效的。

对于两个位置的团势能,能量的形式如下:

$$U(f) = \sum_{i \in S} V_1(f_i) + \sum_{i \in S} \sum_{i' \in N_i} V_2(f_i, f_{i'}), \quad (8)$$

其中:  $\sum_{i \in S}$  等同于  $\sum_{(i) \in C_1}$ ,  $\sum_{i \in S} \sum_{i' \in N_i}$  等同于  $\sum_{(i,i') \in C_2}$ 。

由于该能量最多涉及 2 个位置,因而称为二阶能量。尽管该函数形式简单,但是仍能够体现 2 个不同位置间的相互关系,因此在应用中使用较多。

### 3.2 扩展邻域的视差图匹配算法

在上述基于支撑点的邻域扩展过程中,明确叙述了针对一对匹配点的邻域扩展方法和相应的数学模型描述。当一对  $n$  阶邻域扩展出来之后,为了求取这对邻域的视差图,需要针对这对邻域进行匹配,这里使用“改进 GC 视差图求解算法”来求取一对  $n$  阶邻域的视差图。

在索引视图中的每个像素  $p$ ,针对匹配图像都有一系列的待匹配像素与其对应,而待匹配像素与主匹配像素之间的视差关系描述为匹配代价  $f_p$ 。在一个标号问题  $f = \{f_p | p \in P\}$  中,主视图中像素  $p$  和索引视图中的像素  $p + f_p$  相匹配,因此该视差匹配问题通常能够以概率最大化/能量最小化问题来描述。

为描述这一类标号问题,首先定义如下假设:

(1) 对于主视图中的像素  $p$  和索引视图中的像素  $p + f_p$ ,他们具有相同的亮度。

(2) 视差图  $f$  是平滑的,也就是说相邻的两个像素  $p$  和  $q$ ,他们的视差  $f_p$  和  $f_q$  是连续的。

结合上述假设,能量函数的定义采用如下方式:

$$E(f) = E_{\text{smooth}}(f) + E_{\text{data}}(f), \quad (9)$$

其中:  $E_{\text{smooth}}(f)$  度量  $f$  的平滑程度,通常针对某一个像素的邻域。而  $E_{\text{data}}(f)$  度量变量  $f$  和观测之间的近似程度,称为惩罚函数。  $E_{\text{data}}$  定义为

$$E_{\text{data}}(f) = \sum_{p \in P} D_p(f_p), \quad (10)$$

其中： $D_p(x)$ 度量一个主像素  $p$  和标号  $f_p$  相对一个观察的匹配程度。

平滑项的定义为

$$E_{\text{smooth}}(f) = \sum_{\{p,q\} \in N} V_{\{p,q\}}(f_p, f_q), \quad (11)$$

其中： $\sum_{\{p,q\} \in N} V_{\{p,q\}}(f_p, f_q)$  度量一个邻域内的 2 个点之间平滑程度。针对上述问题的近似求解方法，文献 [11] 提出了采用以  $\alpha$ -expansion 算法和  $\alpha\beta$ Swap 算法为基础的优化方法来解决该能量最小化问题。利用优化的  $\alpha\beta$ Swap 算法对于匹配的能量最小化的求解，计算复杂度和图像的匹配点成线性关系，而一般的全局优化方法，计算复杂度和求解空间会成为指数关系，因而优化的  $\alpha\beta$ Swap 算法体现了良好的收敛性。

针对像素  $p$  和  $q$ ，首先建立 2 种关系：即标号关系  $t$ -link 和相邻关系  $n$ -link，其中  $t$ -link 体现了 2 个像素分别取不同标号的情况，而  $n$ -link 体现了相邻像素之间的关系，相邻像素  $p, q$  之间的关系用  $e_{\{p,q\}}$  来描述，而标号关系针对像素  $p, q$  各自可以分别取标号  $\alpha$  和  $\beta$ 。

优化  $\alpha\beta$  Swap 算法不仅仅交换  $\alpha$  和  $\beta$  的取值，而是采用批量移动的方式加速数据的取值关系。即如果一个邻域内的像素取相同的  $\alpha$  或者  $\beta$  值，那么算法将该邻域内多个像素当做一个移动单元同时移动，这样相对于移动一个像素，加快了匹配速度。同时该算法将标号关系  $t$ -link 和相邻关系  $n$ -link 统一考虑，即根据标号关系  $t$ -link 的区别来切割  $n$ -link，使得不同区域之间以标号的不同自然地切割成不同的区域，如图 3 所示。

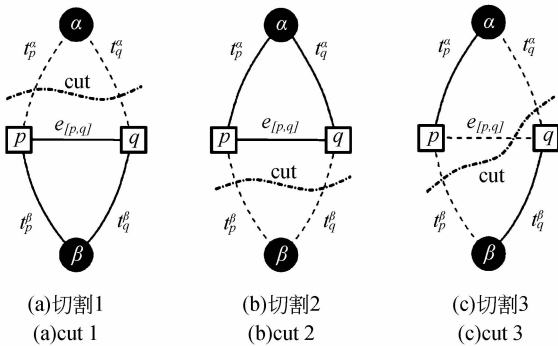


图 3  $\alpha\beta$  Swap 改进优化算法示意图

Fig. 3 Description of  $\alpha\beta$  Swap improved algorithm

当存在一个针对不同标号  $\alpha$  和  $\beta$  的切割时，该切割同时将像素  $p, q$  之间的关系切开，因而将其划分成不同的区域。文献 [11] 给出了该算法接近全局最优解的证明。对于相似度的选取，给出了典型的取值，一个典型的  $D_p(f_p)$  取值是

$$D_p(f_p) = (Intensity_{y_1}(p) - Intensity_{y_2}(p + f_p))^2, \quad (12)$$

该函数描述了 2 个像素之间的相似程度。

而对于平滑项

$$E_{\text{smooth}}(f) = \sum_{\{p,q\} \in N} V_{\{p,q\}}(f_p, f_q), \quad (13)$$

如果该平滑项采用 Potts 模型，则

$$E_P(f) = \sum_{\{p,q\} \in N} u_{\{p,q\}} T(f_p \neq f_q) + \sum_{p \in P} D_p(f_p), \quad (14)$$

因此， $V_{\{p,q\}}(f_p, f_q) = u_{\{p,q\}} T$ ， $u_{\{p,q\}} = U(|I_p - I_q|)$ ，其中每个  $u_{\{p,q\}}$  代表了一个邻域  $p, q$  之间的惩罚代价，其中

$$U(|I_p - I_q|) = \begin{cases} 2K & \text{if } |I_p - I_q| \leq 5 \\ K & \text{if } |I_p - I_q| > 5 \end{cases}, \quad (15)$$

其中： $K$  是 Potts 模型的参数。

同时文献 [15] 给出了针对该模型的多路切割算法，而图 4 是采用本文算法得到的视差图。

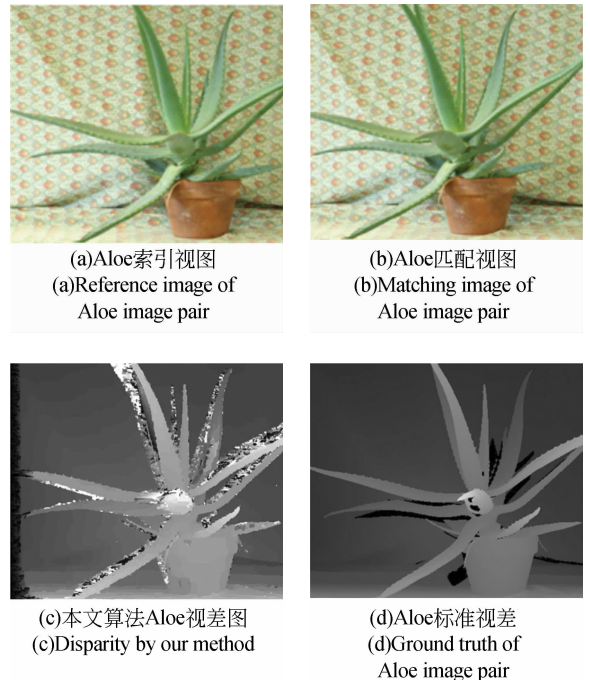


图 4 使用本文提出算法得到的视差图

Fig. 4 Disparity map calculated by proposed method

## 4 实验结果与分析

为检验上述理论和设计算法的有效性,本文设计了 2 个实验进行验证。

在 4.1 的实验 1 中,使用标准匹配图对来确定本文算法的匹配质量和匹配时间。

在 4.2 的实验 2 中,使用最新开发的 Smart Eye II 立体视觉试验台拍摄的待匹配图对来验证本文提出的算法在实际使用中的效果。实验所用的计算机配置为 Pentium Intel Core i5 CPU 2.7G,程序设计平台为 VisualStudio 2008,在工作过程中,部分算法采用 OpenCV 视觉算法库辅助完成。

### 4.1 使用标准图对计算该算法结果的精度和速度

为了验证本文算法的有效性,以标准的匹配图对为例,针对 Graph Cuts 算法和本文算法进行对比验证,计算出 3 幅视差图,如图 5 所示。

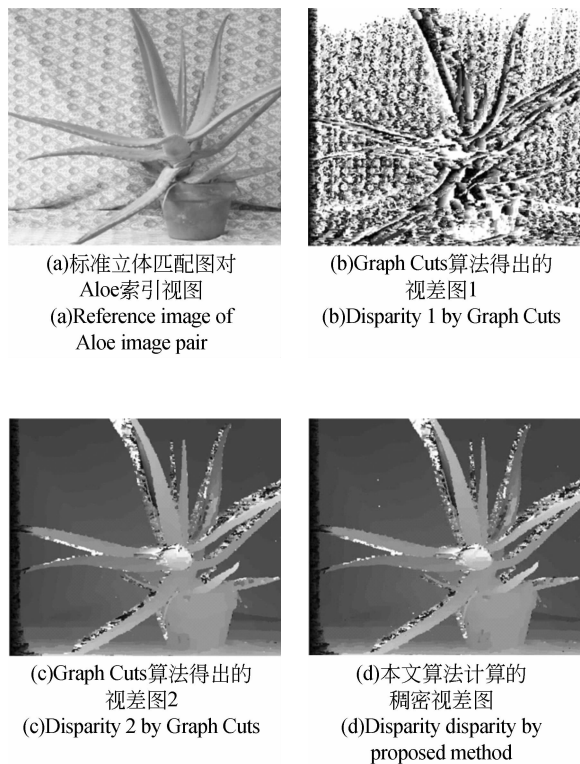


图 5 使用标准匹配图对,采用不同算法得到的视差图对比效果

Fig. 5 Disparity image results acquired from different matching algorithms

图 5 中(b),(c)的视差图由 Graph Cuts 算法得出,其中(b)视差图计算中采用的视差范围为 16,而(c)的视差图计算中采用的视差范围为 32,(d)的视差图由本文算法计算得出,每幅视差图的匹配质量和匹配时间如表 1 所示。

表 1 两个算法实验对比数据

Tab. 1 Comparison of statistics with two algorithms

匹配质量和 时间	实验 1 次数	
	Aloe 标准图对第 一次匹配结果	Aloe 标准图对第 二次匹配结果
Graph Cuts 算法匹 配总体错配率/%	34.81	15.01
本文算法总体错配 率/%	14.83	14.83
Graph Cuts 算法总 体匹配时间/s	5.03	8.78
本文算法匹配时间/s	1.21	1.21

通过上述视差图准确程度和匹配时间可以看出,Graph Cuts 算法对视差范围敏感,减小了视差范围,匹配质量降低,其错配率高达 34.81%,在扩大视差范围后匹配质量有很大改善,错配率降低到 15.11%,但匹配时间也由 5.03 s 增加到 8.78 s。因而扩大视差范围增加了待匹配点数,使得匹配时间延长,错配率的计算见文献[16]。

通过该算法的实验结果可以看出,本文提出算法不受其视差范围的影响,视差图的质量和匹配时间具有良好的一致性。在匹配质量上错配率为 14.83%,和 Graph Cuts 算法的匹配质量相当,同时匹配速度仅为 1.21 s,在匹配速度上有大幅度提高。

上述实验采用的立体图对由 Middlebury College 测试网站 (<http://vision.middlebury.edu/stereo/>) 提供,该立体图对经过相应的畸变校正和亮度一致性处理,立体图对之间满足对极校准关系,因此该立体图对不需要任何预处理。

### 4.2 使用实际的双目视觉机构进行匹配运算

为体现该算法在应用中的实际效果,以最新设计的 Smart Eye II 双目视觉机构作为实验台。该双目机构设计和应用的目标是能够安装在各种移

动机器人之上(六足机器人),向移动机器人平台提供图像数据,进而构建出周围环境的三位信息。因此要求该机构必须具有体积小、质量轻、结构简单、反应速度快等特点。

综合上述设计和应用需求,该双目立体视觉机构设计了俯仰和旋转 2 个自由度。在旋转和俯仰这 2 个自由度中,旋转自由度设置于机构下方,俯仰自由度设置于机构上方,这样可以保证两个摄像机始终在同一水平面上,充分满足双目视觉原理的需求,该双目机构设计及实物图如图 6 所示。

在该双目机构中,摄像机在使用之前进行了内部参数的标定,并通过摄像机内部参数对所采集的图像进行了畸变校正。使用本文算法对双目机构采集图对进行匹配,得到的视差图如图 7 所示。采用本文算法得到的视差图在匹配质量上能够满足对周围环境信息识别和构建的需求,同时由双目视觉机构采集的图像分辨率为  $640 \times 480$ ,和实验 1

所用的标准匹配图对相比分辨率较低,因而匹配速度也有所提高,但是实物图对必须经过图像的畸变校正、极线对准和相应的预处理,使得整个处理时间响应加长,而上述所有步骤处理的总时间累加一起为 0.81 s,在六足机器人运动规划和步态研究等应用中,能够满足上述研究提出的要求。

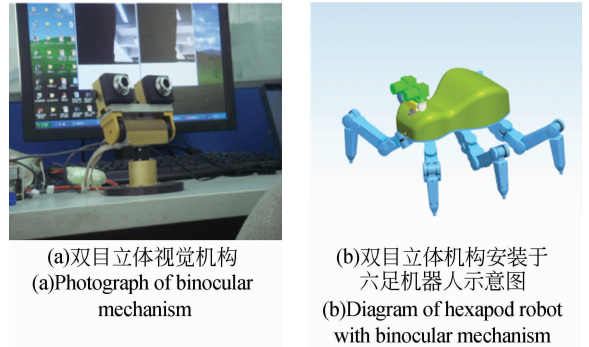


图 6 Smart Eye II 双目视觉机构和六足平台示意图  
Fig. 6 Photographs of binocular mechanism of Smart Eye II

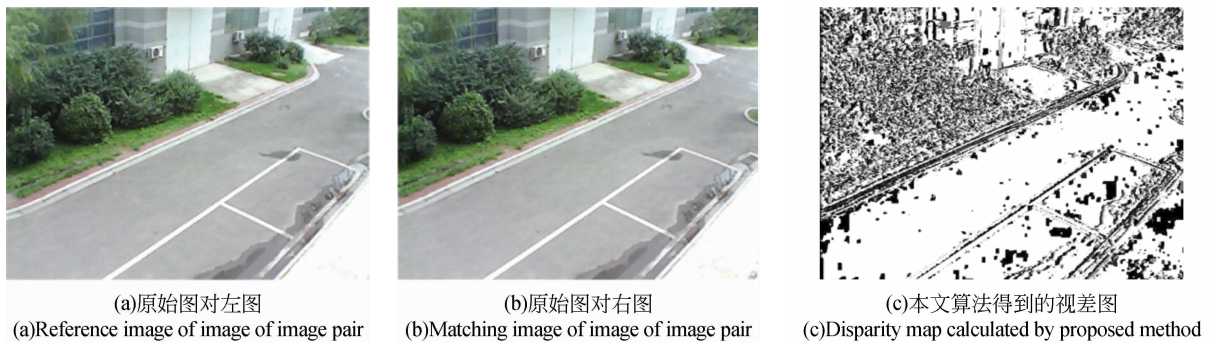


图 7 采用本文算法得到的真实场景图对和视差图

Fig. 7 Disparity space map of real scene calculated by proposed method

## 5 结 论

本文设计了一种支撑点扩展全局优化快速匹配方法,该方法较好地解决了立体视觉中的立体匹配问题,在取得良好匹配质量的同时具备较高的匹配速度。该算法首先计算具有明确匹配关系的稀疏匹配点,将之命名为支撑点,然后以这些支撑点为核心向周围扩展邻域空间,再对这些邻域进行致密视差图匹配。标准视差

图的验证实验表明:本文提出的快速匹配算法不但能够获得较高的匹配精度,而且加快了匹配速度,采用标准视差图的匹配时间为 1.2 s,提高了传统 GC 算法匹配的速度。为验证算法在实际应用中的有效性,使用 Smart Eye II 双目立体视觉试验台进行了应用试验,用本文提出方法对场景实际图像进行匹配,总体匹配时间大约为 0.8 s,针对一般慢速移动的机器人平台,该匹配速度能够满足周围环境感知的需求,体现了该算法在实际应用中的价值。

## 参考文献:

- [1] NALPANTIDIS L, GASTERATOS A. Stereo vision for robotic applications in the presence of non-ideal lighting conditions [J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(5): 940-951.
- [2] CRANE C D. Development of an integrated sensor system for obstacle detection and terrain evaluation for application to unmanned ground vehicles [J]. *Unmanned Ground Vehicle Technology*, 2005, 5084(10): 156-165.
- [3] SCHARSTEIN D, SZELISKI R. A taxonomy and evaluation of dense two frame stereo correspondence algorithms [J]. *Int J of Computer Vision*, 2002, 47 (1) :72-42.
- [4] CASSISA C. Local vs global energy minimization methods: application to stereo matching [J]. *PIC*, 2010,14 (1) :172-180.
- [5] 薛婷, 曹兆峰, 金俞鑫. 基于虚拟立体视觉的气液两相流三维测量系统的标定[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(1):124-130.
- XUE T, CAO ZH F, JIN Y X. Calibration of three-dimensional measurement system for gas-liquid two phase flow based on virtual stereo vision [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(1):124-130. (in Chinese)
- [6] 杨勇, 徐于萍, 赵星, 等. 基于同名点间距变换的三维显示参数匹配[J]. *光学精密工程*, 2012,20(5): 1084-1089.
- YANG Y ,XU Y P,ZHAO X, *et al.*. Parameter matching of three dimensional display based on space of corresponding image point transformation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20 (5): 1084-1089. (in Chinese)
- [7] SUN J, LI Y, KANG S. Symmetric stereo matching for occlusion handling [C]. *In CVPR*, 2005, pages II : 399-406.
- [8] DE-MAEZTU L, VILLANUEVA A. Stereo matching using gradient similarity and locally adaptive support-weight [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(13): 1643-1651.
- [9] GEMAN S, GEMAN D. Stochastic relaxation, Gibbs distribution and the bayesian restoration of Images [J]. *IEEE Tans. Pattern Analysis and Machine Intelligen*, 1984, 6(11):21-741.
- [10] NALPANTIDIS L, GASTERATOS A. Biologically and psychophysically inspired adaptive support weights algorithm for stereo correspondence [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2010, 2 (13): 62-69.
- [11] BOYKOV Y, VEKSLER O, ZABIH. Fast approximate energy minimization via graph cuts [C]. *IEEE Int'l Conf. Computer Vision*, 2011, 2(21): 532-539.
- [12] MIYAZAKI D, MASTUSHITA Y, IKEUCHI K. Interactive shadow removal from a single image using hierarchical graph cut [C]. *ACCV*, 2009, VI (1),2239-2247.
- [13] KINDERMANN, SNELL R J. *Markov Random Fields and Their Applications* [M], R. I.: American Mathematical Society, 1980.
- [14] MANAP N, SORAHAN J. Disparity refinement based on depth image layers separation for stereo matching algorithms [J]. *Telecom., Elec. Comp. Eng*, 2012, 4(1): 223-231.
- [15] DAHLHAUS E, JOHNSON D S. The complexity of multi way cuts [C]. *ACM Symp 1992, Theory of Computing*, 1992: 241-251.
- [16] 周自维, 赵杰, 樊继壮, 等. 基于置信传播的立体匹配并行算法研究 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19 (11): 2774-2781.
- ZHOU Z W, ZHAO J, FAN J Z, *et al.*. Research on fast stereo matching algorithm base on Belief Propagation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19 (11): 2774-2781. (in Chinese)

## 作者简介:



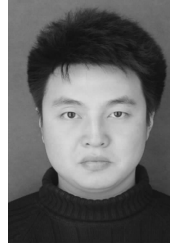
**周自维**(1974—),男,辽宁鞍山人,博士研究生,1997年于鞍山钢铁学院获得学士学位,2005年于辽宁科技大学获得硕士学位,主要从事机器人立体视觉导航和路径规划图像处理和识别等方面的研究。E-mail: 381431970@qq.com



**樊继壮**(1976—),男,江苏连云港人,博士,讲师,2002年于哈尔滨理工大学获得硕士学位,2007年于哈尔滨工业大学获得博士学位,主要从事多足仿生机器人技术等方面的研究。E-mail: jzFan@hit.edu.cn



**李 戈**(1976—)男,黑龙江哈尔滨人,博士,讲师,主要从事机器人视觉、多机器人运动规划、图像处理等方面的研究。E-mail: Lige@hit.edu.cn



**张 赫**(1982—),男,黑龙江哈尔滨人,博士研究生,2005年于黑龙江大学获得学士学位,2008年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,主要从事六足机器人设计、机器人控制和智能系统等方面的研究。E-mail: zhanghe0451@gmail.com

## 导师简介:



**赵 杰**(1968—),男,河北卢龙人,博士,教授,博士生导师,1990年、1993年和1996年于哈尔滨工业大学获学士、硕士、博士学位,主要从事多传感器系统集成及控制技术,基于Internet网络机器人遥控技术,Haptic Interface及临场感知技术以及自重构模块化机器人技术等方面的研究。E-mail: jzhao@hit.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)