

# 足球机器人视觉系统中彩色服装特征的自动获取<sup>\*</sup>

刘宏 查红彬 冯所前

(北京大学视觉与听觉信息处理国家重点实验室 北京 100871)

(北京大学信息科学中心 北京 100871)

**摘要** 本文提出了足球机器人视觉系统中彩色服装特征的自动获取方法。该方法将多色训练服装应用于机器人足球比赛前的训练阶段,通过机器人沿着特定轨迹的运动,实现对整个场地不同位置多种彩色特征的快速自动获取。该方法与单色服装训练方法相比,训练速度可以提高四倍左右,训练阶段允许场地上其他机器人的存在,使该方法的实用性得到提高。

**关键词** 足球机器人,训练,视觉系统,颜色特征

## 1. 引言

机器人足球是近年来发展起来并引起广泛关注的机器人研究、开发和竞赛项目。通过 RoboCup 和 FIRA 等国际组织每年都举办国际性和区域性比赛,吸引了世界各地上百个大学参加<sup>[1,2]</sup>。作为足球机器人的主要感知设备,视觉系统的性能好对机器人性能的发挥起决定性作用,视觉系统要解决的问题包括足球机器人的自定位和目标发现、跟踪与定位两个主要方面<sup>[3~5]</sup>。自定位是指机器人通过视觉系统确定自身在场地上的位置和方向;而目标发现、跟踪与定位是指机器人通过视觉系统发现、跟踪其他机器人和球,并识别其位置和状态。

足球机器人视觉系统与一般的机器视觉系统相比,有很强的特殊性,这主要体现在两个方面:视觉环境的复杂性和系统反应的高度实时性要求。影响视觉系统性能的复杂环境因素包括:照明情况的变化、不均匀的照明、光线发射率的不同、阴影的干扰、物体间的遮挡、场景的变化、运动的目标、对抗的局面和场地周围观众的影响等等。足球机器人快速的运动和激烈的对抗,要求在几十毫秒内完成视觉信息处理、通讯、动作规划等一系列任务,以形成下一周期的比赛策略,这对视觉系统的实时性提出了很高的要求,一些时间复杂度高的算法很难直接使用。目前采用的主要方法是充分利用场地和机器人的颜色和几何特征<sup>[6]</sup>,例如基于颜色标记的视觉信息处理方法,就是通过对不同的机器人、球和场地区域赋予不同的颜色来支持目标的定位和识别。图 1 给出了 MiroSot 系列足球机器人彩色标记的一种方案。

由于足球机器人比赛环境的复杂性,颜色信息会随着环境中各种条件,特别是照明条件和反射性能的变化,发生比较大的偏移,从而造成颜色特征跟

踪和定位的失败。图 2 给出了同一颜色标记在场地不同位置颜色发生的变化。为了适应复杂的环境因素,需要在比赛前对视觉系统的参数进行调整,即通过采集现场颜色信息的变化,重新给出用于识别和定位的颜色特征。一般方法是手工将机器人摆放到场地的不同位置,操作者通过观察并根据经验调整颜色特征。这种人工调整的方式是很费时间的,例如在 FIRA 的小型组比赛中,赛前准备时间有时要远远超过实际的比赛时间,已经成为制约赛程进度和水平的一个瓶颈问题。



图 1 队服颜色与 ID 颜色



图 2 同一比赛服装在场地不同位置

## 2. 比赛服装与训练服装

处理照明条件变化造成的颜色特征参数偏移的一个重要方法是颜色空间变换,即将 RGB 空间变换到 YUV、HSV 等颜色空间,使提取的特征对光线变化更加稳定<sup>[7]</sup>。但这种变换更适合处理比赛场地照明条件的整体变化。各种因素造成的比赛场地上的局部照明变化、反射性能的不同、阴影的干扰等,仅仅通过上述颜色空间变换处理是不够的。实际比

<sup>\*</sup> 本课题得到国家高技术发展(863)计划课题(课题编号:2001AA422200)和国家自然科学基金项目(项目号:60175025)支持。

赛过程也表明:在很多情况下,目标识别性能的好坏与机器人在场地所处的位置有很大的依赖关系。这就要求建立与场地位置相关的颜色特征,支持不同位置的机器人检测、跟踪和识别。

利用赛前训练的方式获得场地笔筒部位相对应的颜色特征,是容易想到的方法。但是,其中存在着这样一个矛盾:通过机器人在场地上的“漫游”获得各部位的颜色特征数据,是以对机器人运动的跟踪为前提的;而实现对机器人运动的跟踪,颜色特征又是主要的依据。为了解决这个矛盾,我们提出了针对比赛和训练两个环节分别设计比赛服装和训练服装<sup>[8]</sup>,比赛服装采用多色模式,用于表示队伍的颜色、队员的颜色;而训练服装采用单色模式,在比赛服装中出现的所有颜色,都有一个单色训练服装与之对应。如果用  $N$  种颜色标记本方的  $N$  个机器人,记为  $k=1, 2, \dots, N$ , 那么单色训练服装的类型为  $N+1$  种,其中  $N$  对应号服的颜色数量,另外一种对应于队服的颜色。与图 1 的比赛服装相对应,图 3 给出了单色模式的四种训练服装,而图 4 给出了蓝色训练服装在场地三个不同部位颜色发生的变化。

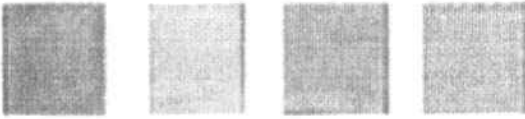


图 3 单色训练服装模式的四种服装



图 4 同一训练服装在场地不同位置

在足球机器人系统中,识别某种颜色的一种重要方法是定义该颜色在颜色空间中各分量的下界和上界。如果待测颜色的三分量分别在对应分量的下界和上界之间,则认为待测颜色属于该颜色。这里,将用于判断和识别某种颜色的各分量的下界和上界组成一个向量,称为颜色特征向量。以 YUV 颜色空间为例:

若一个待测颜色  $t$  的三个分量  $y', u', v'$  满足:  $y' \leq Y, u \leq u' \leq U, v \leq v' \leq V$

则  $t$  被识别为颜色  $K$ , 那么颜色  $K$  的特征向量定义为  $C(y, Y, u, U, v, V)$ 。

现有的足球机器人视觉系统中,往往采用比较单一的颜色特征向量来识别整个场地上的机器人。由于上述复杂因素对视觉系统的影响,针对整个场地确定  $C$  的六个分量存在一定的困难:各分量的上下界距离过小,可能无法适应颜色的正常变化;上下

界距离过大,会使很多其他颜色被误识为  $C$  所对应的颜色。因此,需要对整个场地的每个区域分别建立颜色特征向量,并通过赛前训练的方法自动获取与各个区域相对应的颜色特征向量。

### 3. 自动训练与颜色识别过程

训练前要设计一条机器人安全、快速运动的训练路径,使机器人佩带的训练服装扫过的面积最大限度地覆盖整个场地。训练路径的设计是与场地的划分直接相关的。这里首先给出机器人足球比赛场地的划分方法:将机器人足球场地的长(记做  $LENGTH$ )和宽( $WIDTH$ )分别划分为  $m$  和  $n$  个部分。这样,将整个场地划分为  $m \times n$  个区域。在具体的应用中,可以采用均匀的划分,也可以采用非均匀的划分,如图 5 所示。图 6 给出了相应的训练路径。

对于均匀划分的情况,设每个小区域的长和宽分别为  $Length$  和  $Width$ , 足球机器人当前位置坐标  $P(x, y)$ , 可以建立影射关系:

$$Q_0: P(x, y) \rightarrow (i, j)$$

$$i = p(x / Length) + 1;$$

$$j = p(y / Width) + 1;$$

其中,函数  $p(Z)$  为取  $Z$  值的整数部分。

定义区域  $(i, j)$  颜色特征向量  $C_{ij}^k = (y_{ij}^k, Y_{ij}^k, u_{ij}^k, U_{ij}^k, v_{ij}^k, V_{ij}^k)$ ,  $k$  为队服颜色种类。

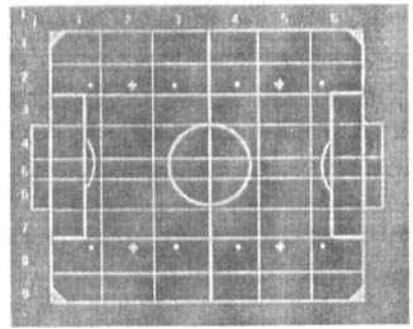


图 5 场地的划分

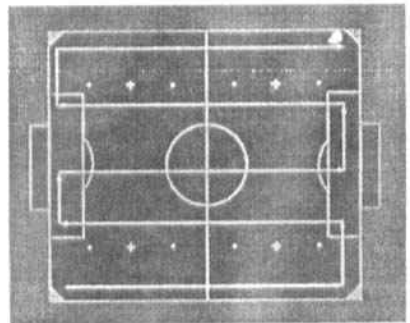


图 6 机器人训练运动轨迹

颜色特征的自动识别过程可以简单描述如下:

设足球机器人比赛服装中某种颜色服装在 RGB 和 YUV 空间的颜色特征取值范围用  $F_0$  和  $F_1$  表示,则通过两个映射关系  $Q_1$  和  $Q_2$  可以完成颜色的识别过程:

$$F_0 = (r_1, R_1, g_1, G_1, b_1, B_1)$$

$$F_1 = (y_1, Y_1, u_1, U_1, v_1, V_1)$$

$$Q_1: F_0 \rightarrow F_1, Q_2: F_1 \rightarrow \{d_1, d_2, d_3, d_4\}$$

若满足

$$y_{ij}^A \leq y_1 \leq Y_1 \leq Y_{ij}^A, u_{ij}^A \leq u_1 \leq U_1 \leq U_{ij}^A, v_{ij}^A \leq v_1 \leq V_1 \leq V_{ij}^A$$

则,  $d_i$  即为颜色识别的结果。

赛前训练的第二阶段是机器人佩戴比赛服装沿着与第一阶段训练轨迹垂直的方向依次跑过  $m \times n$  个区域,记录每个区域内颜色识别的结果,将识别失败的区域记录下来。通过手工放置,重新获取失败区域内各种颜色的特征向量。对于光线变化比较复杂,难以用单一的特征向量表示的区域,可以在该区域建立多个颜色特征向量。当机器人进入该区域时,依次与多个特征向量相比较来完成颜色的识别。

## 4. 快速训练方法

### 4.1 训练服装的改进

上述单色模式的训练服装和训练方法在实际比赛中面临一定的困难:这种方法要求训练场地上没有其它机器人和物体存在,这需要与参赛的对方协商,单独占用大约 10 分钟的时间专门用于训练。这么长时间的单独占用,在实际比赛中对方一般是不愿意接受的;而一旦对方拒绝,则自动训练过程就要放弃,参数的调整又要采用繁琐的手工调试了。因此,如果能够允许其他机器人的存在,并通过一次性训练获取多种颜色在整个场地的颜色特征,将大大加快赛前训练的效率。但这种训练方法也面临很多难点问题需要解决:存在多个彩色运动目标干扰的情况下,如何实时跟踪多颜色运动目标;多色块训练服装颜色特征的提取问题;边缘和过渡部分的处理问题,与其他机器人的接近和碰撞问题等等。为解决这些问题,本文对单色训练服装进行了改进,提出了多色模式训练服装及其运动目标跟踪算法。

多色训练服装采用长方形设计,依次排列比赛服装中出现的每一种颜色,并在整个颜色排列的四周镶嵌白色边缘。每种颜色色块采用长方形设计,色块的大小为比赛服装上对应颜色色块面积的两倍左右。图 7 给出了多色训练服装颜色分布模式。

### 4.2 训练服装跟踪算法

在算法描述中以训练机器人搭载的多色服装为目标色块。目标色块的跟踪算法如下:

步骤 1、采集并保存一幅机器人足球比赛空白场地图像,记作  $E_0$ ;

步骤 2、如果需要通过手动调整机器人的位置和转动角度,那么利用鼠标点击目标色块的中心作为训练机器人的初始位置;否则,直接执行步骤 3;

步骤 3、根据上一个周期目标色块的中心位置  $P(x, y)$  确定目标色块的搜索区域:假设  $P(x, y)$  沿着给定的训练轨迹运动时,在下一采集周期的预测位置为  $Q(x, y)$ ,则以  $Q(x, y)$  为中心,确定一个面积为目标色块面积 4 倍的区域作为目标搜索区域,记作  $S$ ;

步骤 4、根据  $S$  的边界范围确定其在  $E_0$  中对应的区域,并记作  $S_0$ ,计算  $DF = S - S_0$  得到搜索区域里的非背景图像。通过平滑处理去除部分噪声对图像的干扰,保留发生明显变化的差图像,作为目标跟踪的范围;

步骤 5、对图像  $DF$  中的像素进行标记,形成连通区域;

步骤 6、根据连通区域像素的多少和区域四周是否存在白色边缘特征,判断是否是目标色块,将搜索到的目标色块记作  $OB$ ;

步骤 7、计算目标色块  $OB$  的中心,同时依据目标色块中像素的颜色分量及像素与  $OB$  中心位置的关系确定四种不同颜色对应的小色块;

步骤 8、采集、统计四个不同颜色的小色块中像素的颜色分量,通过分析在颜色空间中的距离,去除不具有代表性的个别像素,确定对应颜色的颜色特征向量;

步骤 9、返回步骤 2,直至训练结束。按给定训练轨迹完成对整个场地的颜色特征向量的采集后,形成全场的颜色特征查询表,算法结束。

### 4.3 训练过程中应注意的问题

由于场地状况、其他机器人干扰等因素,在算法的执行过程中要注意以下问题:

1) 训练时机的选择:颜色特征调整尽量安排在比赛双方的视觉系统调整阶段,因为这时对方机器人一般处于静止状态;应避免在对方的频率测试、运动测试阶段进行训练。

2) 为了减少噪声干扰,并在场地的同一区域得到比较丰富的信息,应当适当放慢机器人训练时的运动速度。在本文的实验过程中,选用了 Velocity

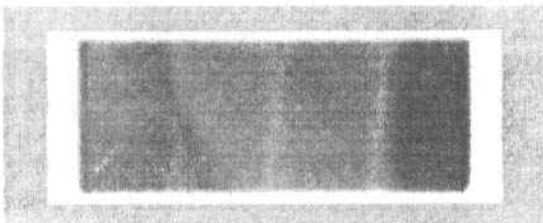


图 7 多色训练服装颜色分布模式

(HGOALIE,5,5)的函数调用。

3)在训练过程中,算法关心的只是目标色块可能出现的那个小的搜索区域,而在其它区域里,可以开展其他比赛准备活动,包括调试人员俯身进入场地拿放机器人等等,但注意不要在训练机器人的附近区域形成阴影。

4)由于两轮速度差和场地摩擦等因素的影响,训练运动轨迹可能出现一定的偏移。位置出现大的偏差会造成数据采集的不均匀;姿态角度出现较大的偏差会影响训练运动轨迹的方向,造成训练的失败。因此,要通过训练机器人预测位姿与实际位姿之间的匹配进行训练有效性的判别;有效,则继续训练;否则暂停,根据步骤2手工调整训练路径。

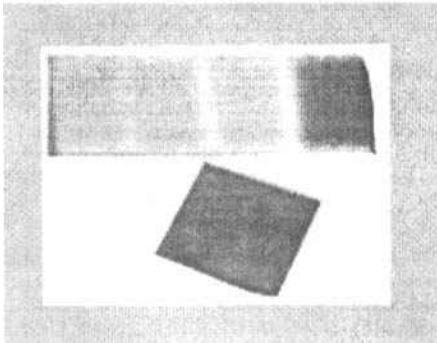


图8 训练机器人与其他机器人接近

它机器人发生碰撞,可能造成训练轨迹的明显变化、甚至停止下来。图8给出了训练机器人与其他机器人接近的情况,图9给出了训练机器人与其他机器人发生碰撞的情况。在训练过程中与其他机器人接近或相撞时,一旦训练有效性检验结果为无效,则暂停训练。拿开其他机器人后,可以继续训练过程。

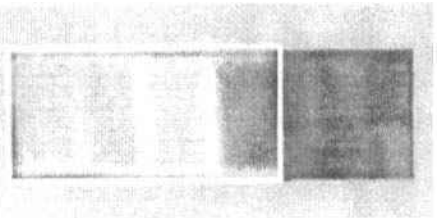


图9 训练机器人与其他机器人发生碰撞

## 5. 实验

本文以 MiroSot 小型机器人足球平台为实验环境,双方各有3个足球机器人,系统采用全局视觉方式。通过分析和比较发现,在40平米日光灯照明的实验室环境中,m和n分别取值为9和6比较合适。通过赛前的训练,获得了场地不同区域中各种服装颜色的颜色特征向量,表1给出了黄色服装在各区域的颜色特征向量。图10给出了多色模式训练服装在场地不同位置颜色的变化情况。

5)训练机器人与其他机器人接近或碰撞;与其

表1 不同区域中颜色特征向量的变化( $k=1, C_k$ 表示黄色队服的颜色特征向量)

i \ j	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	159,212 58,99 130,176	158,210 58,99 133,175	158,208 58,95 136,174	153,199 54,94 141,179	148,190 51,94 147,185	130,178 51,94 148,188	112,167 52,99 150,192	102,154 57,102 147,191	93,142 62,106 145,191
2	171,213 63,99 131,173	163,210 59,96 133,175	161,209 57,92 137,177	156,200 54,92 139,179	154,194 51,92 140,183	137,179 51,93 146,187	129,167 52,93 151,191	110,155 55,99 148,191	101,144 58,104 148,191
3	172,218 61,100 128,170	166,213 59,97 132,174	165,211 57,96 135,177	157,202 54,91 138,180	152,196 53,87 142,184	139,183 51,90 145,187	129,175 51,91 148,190	115,159 54,96 148,190	106,148 58,100 149,191
4	173,219 63,101 131,170	167,214 59,97 133,172	164,210 56,94 137,173	157,202 54,91 138,178	151,196 52,88 139,181	141,185 51,88 144,186	134,176 50,88 148,190	118,162 54,94 149,189	107,152 58,99 152,188
5	168,217 60,102 129,170	166,213 59,98 132,172	165,208 58,96 134,176	158,201 55,92 137,179	154,195 53,90 141,183	142,184 51,89 146,185	132,172 51,89 155,187	117,160 54,95 150,189	102,148 58,103 148,192
6	170,218 65,102 130,172	165,214 60,98 132,173	160,211 58,96 134,176	156,202 55,93 137,179	152,196 52,91 141,183	140,184 51,91 145,185	126,172 52,94 149,187	114,159 54,96 148,189	100,147 58,101 147,192

通过表1可以看出,尽管相邻区域的颜色特征向量变化不是很大,但相距较远的区域之间的颜色特征向量部分分量的值变化是非常明显的,有些分量的取值范围交叉很少,甚至根本没有交叉。这说明

在实验室正常的照明条件下,场地各部位的颜色特征变化也是比较明显的,有必要针对不同区域建立不同颜色特征向量,以提高识别性能。

MiroSot系列的小型足球机器人系统队服和号

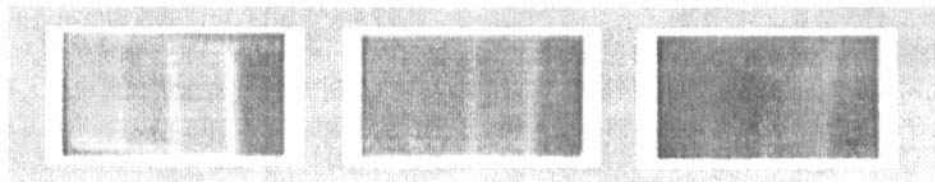


图 10 同一训练服装在场地不同位置颜色发生明显变化

服一般采用四种基本颜色,采用单色服装训练时,四种单色服装的赛前训练时间为 8 分钟左右。而采用多色训练服装进行一次性训练,获取全部颜色特征只需要 2 分钟左右,与手工采集和调试相比,视觉系统参数调整的效率得到了大幅度的提高。由于视觉系统颜色特征的调整充分考虑了场地上照明的不均匀性和反射的不均匀性,因此,这种方法对提高足球机器人运动目标检测、识别和定位的可靠性具有重要意义。

**结论** 本文针对足球机器人单色训练服装颜色特征自动获取过程中存在的问题,提出了采用多色训练服装,获取整个场地上多种颜色特征向量的赛前训练方法。该方法可以通过一次性训练完成多种颜色特征的提取,使训练速度大幅度提高;并允许在训练场地上存在其他机器人,训练过程易于实现。因此,这种基于训练的方法是提高足球机器人视觉系统性能的有效途径。

## 参考文献

- 1 Hedberg S R. Robots playing soccer? RoboCup poses a new set of challenges in intelligent distributed computing. IEEE Concurrency [see also IEEE Parallel & Distributed Technology], 1997, 5(4):13~17
- 2 Tong G F, et al. Design of RoboCup robot soccer global vision system. Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation, 2000, 1:212~214
- 3 Marques C F, Lima P U. Vision-based self-localization for soccer robots. In: Proc. of IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robotics and Systems, Volume: 2, 2000. 1193~1198
- 4 Hong C S, et al. A vision-guided object tracking and prediction algorithm for soccer robots. In: Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, Volume: 1, 1997. 346~351
- 5 Myung J J, Kim H S, Kim S, Kim J H. Omni-directional mobile base OK-II. In: Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, 2000. 3449~3454
- 6 Sahota M K, et al. Real-time Control of soccer-playing robots using off-board vision: the dynamite testbed. In: Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, 1995. 3690~3693
- 7 Shen W M, et al. Building integrated mobile robots for soccer competition. In: Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, 1998. 2613~2618
- 8 Liu H, Zha H, Feng S. A training method for robust recognition of color uniforms of soccer robots. In: Proc. of FIRA Robot World Congress, 2002. 666~669

(上接第 9 页)

表 1 定位结果表

位置数	成功数	成功率	定位时间	主成分维数
15	15	100%	130ms	8
25	25	100%	150 ms	16
40	39	94%	205 ms	24
100	100	100%	280 ms	52

如表 1 所示,当位置数为 15 时,只要机器人在采集位置约 5cm 以内的圆中,机器人来回移动多次都能成功定位。当位置数较大时,出现个别不成功现象,这主要是由于机器人移动位置和采集位置的差距较大造成的。当出现部分遮挡时,如距机器人 3m 外有单人移动,对定位结果没有影响。但当遮挡较大时,如 3m 外有 3 个以上的人移动,或 3m 以内有人移动时,对定位有一定影响,定位结果不稳定。其原因主要是因为遮挡较大和机器人位置误差累积产生较大的测量误差;假设机器人位置误差为 0,该方法能够在较大遮挡时也能较好定位。当人很接近机器人(<2m)时,机器人无法定位,这主要是由于全向成像分辨率不均匀所致,关于全向图像分辨率详细的分析见文[1]。

**结束语** 本文提出的移动机器人定位方法研究

了全向摄像机用于移动机器人的定位,通过 Hausdorff 分数测量方法可以解决环境有部分遮挡时的定位问题。引入 PCA 方法,能有效地降低原始图像矢量维数,减少了存储空间要求,提高了移动机器人的定位速度。这种方法能用于移动机器人移动的实时定位,试验表明,该方法定位成功率较高,且鲁棒性较好。下一步的研究目标是,当位置数量很大时的定位实时性和鲁棒性。

## 参考文献

- 1 徐岸. 鱼镜头立体视觉和全向立体视觉:[北京理工大学计算机科学与工程系硕士论文]. 2002
- 2 Gluckman J, Nayar S K, Thorek K. Real-time omnidirectional and panoramic stereo. In: Proc. of DARPA Image Understanding Workshop, volume 1, 1998. 299~303
- 3 Leonardis A, Bischof H. Robust recognition using eigenimages. CVIU, 2000, 78(1): 99~118
- 4 Pajdla T. Robot localization using panoramic images. In: Norbert, Braendle, eds. Proc. of the Computer Vision Winter Workshop, Rastendorf, Austria. 1999
- 5 Winters N, Santos-Victor J. Omnidirectional visual navigation. In: 1<sup>st</sup> Intl. IEEE Workshop on Omnidirectional Vision at CVPR, 2000. 21~28
- 6 Nayar S K, Baker S. Catadioptric image formation. In: Proc. of the 1997 DARPA Image Understanding Workshop, May 1997
- 7 Huttenlocher D P, Klanderman G A, Ruvklidge W J. Comparing Images Using the Hausdorff Distance. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(9): 850~863