

# 基于小波包分解的图像清晰度判定

江泽民 徐德 杨月全 谭民

(中国科学院自动化研究所, 复杂系统与智能科学重点实验室, 北京 100080)

**摘要** 针对微操作机器人在视觉伺服过程中图像清晰度判定问题, 提出了基于小波包分解的图像清晰度判定方法。介绍了微操作显微视觉系统的特点, 构造了基于小波包重构信号能量的图像清晰度判定特征向量, 并建立了线性图像清晰度分类器。采用 Fisher 准则确定分类器的权向量和分界点阈值。实验数据验证了该分类器的有效性。

**关键词** 微操作机器人 图像清晰度 小波包分解

中图法分类号: TP24 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)06-0717-05

## Identification of the Image Definition by the Method of the Wavelet Packets

JIANG Ze-min, XU De, YANG Yue-quan, TAN Min

(Key Laboratory of Complex System and Intelligence Science, Institute of Automation,  
The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

**Abstract** To deal with the image definition of the micro manipulating robot under the vision servo control, a new method for the identification of the image definition is put forward, which is based on wavelet packets. At beginning, the features of the microscope system are discussed briefly. Furthermore, the advantage of wavelet packets applied in the analysis of the signal is introduced. With the analysis of the wavelet packets, the image definition eigenvector is constructed, and the linear classifier system for the image definition is established. To work out of the authority vector and threshold of the classifier system, Fisher rule is applied, which reduces the high-degree system to one-degree system. At the end of this paper, the linear classifier system is found to perform well by experiments.

**Keywords** micro manipulating robot, image definition, wavelet packets

## 1 引言

微操作机器人在完成微齿轮装配等显微操作时, 利用显微镜双目立体视觉系统, 完成对环境的感知与精确定位, 实现快速、高精度的视觉伺服。由于显微操作的作业空间、视野、动作距离都很小, 机器人在搜寻被识别对象的过程中, 需要不断调整对象的位姿、显微镜物距, 使微动手臂的前端在显微镜的视野中心, 因此, 得到清晰的图像是微操作机器人视觉识别与精确定位的关键。

微操作机器人显微视觉系统主要由显微镜、摄像机、监视器和图像采集卡组成。通过固定在显微镜

目镜上的摄像机(CCD)摄取图像并经图像采集卡 A/D 转换成数字信号, 由计算机软件对数字图像进行数字信号处理, 得到所需的各种目标图像特征值, 实现模式识别、坐标计算等多种功能, 完成微操作的监控和精确检测定位。

为了使得两台摄像机都能得到对象的清晰图像, 可采用以下两种方法: (1) 根据对象的物距, 调整显微镜的放大倍数, 获得清晰的图像。由于显微镜或摄像机一旦被调焦, 其内参数即发生变化, 因此需要对摄像机重新进行标定。这种方法不满足视觉伺服系统对实时性和自主性的要求。(2) 显微镜的放大倍数固定, 调整显微镜物距, 同样可以得到清晰的图像。因显微镜的放大倍数是固定的, 因此, 内部参数

只需要标定一次,提高了系统的实时性、自主性。

由光学原理可知,物体沿物镜光轴由远而近向物体移动时,图像必将由不清晰逐渐变为清晰,经过一个最清晰点时,又变为不清晰。利用这一特性,用计算机实时地对系列图像的清晰度进行处理分析,根据清晰度来调整物距,从而使机器人能够获得清晰的显微图像,完成对被识别对象的识别和精确定位。

有关图像清晰度的判断,已有许多方法,如能量法、梯度能量法、图像拉普拉斯能量法<sup>[1~3]</sup>。能量法采用图像像素灰度方差来衡量图像的清晰情况,清晰的图像,灰度值变化明显,灰度方差大;反之,模糊的图像,灰度值变化小,灰度方差小。梯度能量法和图像拉普拉斯能量法主要是考察图像空间灰度梯度变化的大小,清晰的图像,在边缘处,梯度变化大;模糊的图像,边缘模糊甚至不存在,整幅图像的梯度变化小。这几种方法计算量小,但可靠性、鲁棒性较差。文献[4]中提到的根据 Fourier 频域分析法,利用 Fourier 变换将图像清晰特征转换为频率分布特征,当图像清晰时,表示在该图像的某些区域中灰度变化明显,对比度大;当图像模糊时,图像灰度值变化平缓,对比度小,对应的特征频率含量少。这种方法需要进行二维离散 Fourier 变换、滤波,实时计算出图像的离焦量,计算量大。另外, Fourier 变换是在整个时间域内的积分,没有局部化分析信号的功能。为提高图像清晰度判定的可靠性和实时性,本文提出了一种基于小波包分解的图像清晰度判定方法。

## 2 图像清晰度判定

### 2.1 小波包分解

小波变换是一种信号的时间-频率分析方法,具有多分辨率分析的特点,而且在时、频两域都具有表征信号局部特征的能力。小波包分解能够将频带进行多层次划分,对多分辨率分析没有细分的高频部分进一步分解,并能够根据被分析信号的特征,自适应地选择相应的频带,使之与信号频谱相匹配。因此,小波包分解能够探测正常信号中夹带的瞬态反常现象并展示其成份。当输入一个含有丰富频率成份的信号时,由于对信号不同频率成份的抑制和增强作用的不同,对某些频率成份起抑制作用,而对另外一些频率成份起增强作用,使得某些频带内信号能量减少,而使另外一些频带内信号能量增大。因

此,可以利用各频率成份信号中能量的差异来分析信号的差异<sup>[5,6]</sup>。

图像信号的结构和纹理可以分别表现在不同的频段上:轮廓信息主要体现在相对低的频率部分,而纹理细节信息以及各种噪声则体现在相对高频部分。当图像清晰时,表示在该图像的某些区域中灰度值变化明显,对比度大,频域中表现为某个特征频率分量比较丰富;相反,当图像模糊时,图像灰度值变化平缓,对比度小,对应的特征频率含量少。因此,可以利用小波包分解获取图像信号中各频段所包含的相应信息,分析图像的清晰情况。

### 2.2 图像信号的特征提取

#### (1) 提取图像的特征信息

在不同的物距下,拍摄一组图像作为训练样本,样本个数为  $N$ 。然后对所拍摄的图像进行 3 层小波包分解,分别提取第 3 层从低频到高频 16 个频率成份的信号特征,其分解结构如图 1 所示。

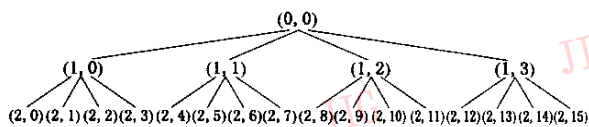


图 1 图像 3 层小波包分解

上图中,  $(i, j)$  表示第  $i$  层第  $j$  个节点,其中  $j=0, 1, 2, \dots, 15$ , 每个节点都代表一定的信号特征。其中  $(0, 0)$  节点代表原始图像信号。

#### (2) 计算各频带信号的总能量

原图像信号经过 3 层小波包分解后,其小波包系数是 1 个二维信号,低频系数反映了图像的轮廓信息,噪音主要集中在高频系数部分,不同清晰度的图像反映在其小波包系数上的能量也不同。设  $S_{2,j}$  ( $j=0, 1, 2, \dots, 15$ ) 对应的能量为  $E_{2,j}$  ( $j=0, 1, 2, \dots, 15$ ), 则有

$$E_{2,j} = \sqrt{\sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^m a_{j,k,l}^2} \quad (1)$$

其中,  $a_{j,k,l}$  ( $j=0, 1, \dots, 15, k=1, 2, \dots, n, l=1, 2, \dots, m$ ) 表示重构信号的离散点的幅值,图像大小为  $n \times m$ 。

#### (3) 构造特征向量

以图像小波包分解的重构信号的能量为元素构造反映其清晰度的特征向量。特征向量  $x$  构造如下:

$$x = [E_{2,0}, E_{2,1}, E_{2,2}, E_{2,3}, E_{2,4}, E_{2,5}, E_{2,6}, E_{2,7}, E_{2,8}, E_{2,9}, E_{2,10}, E_{2,11}, E_{2,12}, E_{2,13}, E_{2,14}, E_{2,15}] \quad (2)$$

(4) 设计线性分类器

采用线性判别函数法把图像分成两类:清晰图像和模糊图像,判别函数<sup>[7]</sup>如下:

$$y_n = w^T x_n, n = 1, 2, \dots, N_i \quad (3)$$

其中,  $w$  为权向量;  $x_n$  为第  $n$  幅图像特征向量;  $N_i$  为第  $i$  类样本图像总数。

根据试验具体要求和经验,将训练样本分成两类,即清晰图像类( $I_1$ )和模糊图像类( $I_2$ )。其中  $N_1$  个属于  $I_1$  类,  $N_2$  个属于  $I_2$  类。

(5) 最优化求解准则函数极值解  $\hat{w}$ 、 $y_0$

式(2)所构造的样本是 16 维的高维空间,很难对其进行分析,因此必须先降维。Fisher 法就是寻找一条能将高维空间的样本最好、最易于分类的投影直线。利用 Fisher 准则将式(2)中 16 维的样本集映射成一维样本集,确定最好权向量  $w$  和分界阈值点  $y_0$ 。对于未知的任意图像样本特征向量  $x$ ,只要计算它的投影点  $y$ ,

$$y = \hat{w}^T x \quad (4)$$

然后根据决策规则

$$\begin{cases} y < y_0 \text{ 时, } x \in I_1, \text{ 清晰图像} \\ y > y_0 \text{ 时, } x \in I_2, \text{ 模糊图像} \end{cases} \quad (5)$$

就可以判断出该图像属于哪一类别:清晰还是模糊,而且还能根据投影点  $y$  的大小在一组图像中找出最清晰的一幅图像。

### 3 实验数据分析

#### 3.1 采集样本提取特征向量

显微镜的放大倍数固定,在不同的物距下采集

11 幅图像样本作为训练样本,如图 2 所示。其中显微镜物距由最小到大变化,图像 1 对应物距最小,图像 11 对应物距最大。从图 2 中的图像可以看出,随物距由近到远改变时,开始时图像逐渐变的越来越清晰,图像 4 最清晰,然后逐渐变得模糊,越远越不清晰,到最远 11 时,图像最模糊。

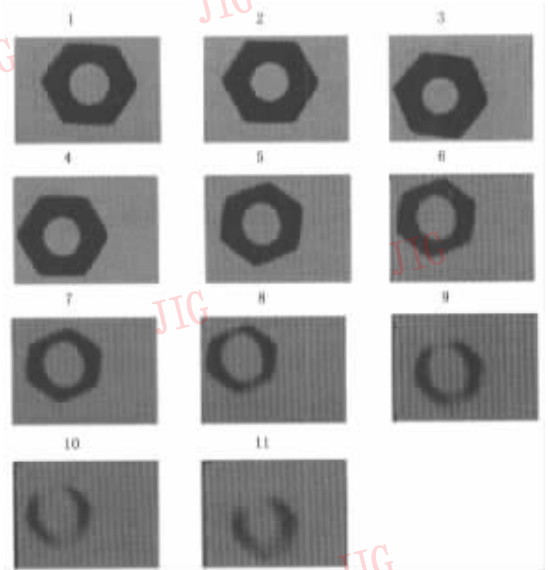


图 2 训练样本图像

在实际试验过程中,可以根据实际对图像清晰的要求,将训练样本分成两类。在本文中,将图像 1 到 7 归为清晰类,而其他的图像归为模糊类。

利用小波包分解构造每幅图像的特征向量,由于二维图像的 3 层小波包分解有 16 个系数,因此每幅图像的特征向量是 16 维的,图 2 对应的特征向量如表 1 所示。

表 1 特征向量

系数	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$x_7$	$x_8$	$x_9$	$x_{10}$	$x_{11}$
[2,0]	263.4357	264.4191	266.0685	267.9693	263.3715	261.8562	257.5306	254.9246	250.5387	249.0983	248.8344
[2,1]	11.15315	11.56950	12.21986	11.49183	10.77554	10.27488	9.899283	9.521224	2.457657	2.498533	4.079247
[2,2]	7.144246	8.646856	9.444237	7.554097	5.183746	6.306907	5.667869	5.809415	4.298432	4.495621	3.953999
[2,3]	0.563952	0.762753	0.997983	0.612853	0.496053	0.438646	0.544259	1.088288	1.318699	0.868358	1.071612
[2,4]	4.307719	4.544218	4.727400	4.402429	4.150490	3.934580	4.741021	4.868546	7.520137	4.492567	8.716851
[2,5]	3.914460	4.029365	4.241060	4.020738	3.819572	3.666394	3.616916	3.794603	2.343894	1.194388	4.004787
[2,6]	0.417121	0.447269	0.492817	0.390095	0.443798	0.385318	1.852024	1.744864	2.598158	1.431055	2.460919
[2,7]	0.355074	0.335598	0.381326	0.310668	0.397234	0.343703	0.502019	1.038379	1.610419	0.654398	1.186956
[2,8]	3.403756	3.502487	3.649907	3.460858	3.259547	3.133141	2.729784	2.542188	2.141226	2.408547	2.044179
[2,9]	0.290373	0.364875	0.453052	0.307328	0.244183	0.219187	0.237411	0.439145	0.530378	0.383544	0.432865
[2,10]	3.191341	2.218088	1.572047	3.078648	3.574249	3.136277	2.104361	1.536331	1.681823	2.146252	1.657685
[2,11]	0.290062	0.315077	0.352658	0.284770	0.282043	0.259195	0.340952	0.622078	0.669846	0.490938	0.598645
[2,12]	0.215479	0.221742	0.229730	0.210111	0.205167	0.194513	0.709769	0.644734	1.138880	0.649840	1.092923
[2,13]	0.192784	0.176971	0.183058	0.181894	0.193100	0.178701	0.208169	0.403639	0.636580	0.269971	0.472840
[2,14]	0.267054	0.237247	0.242536	0.238979	0.287417	0.252956	0.749633	1.229405	1.202777	0.895199	1.249043
[2,15]	0.254794	0.219459	0.218053	0.224401	0.272968	0.239312	0.329279	0.577726	0.739183	0.437542	0.684155

从表中可以看出,随着图像的清晰度的变化,小波包分解各系数上的能量也相应变化。图像越清晰,反映图像轮廓信息的低频重构信号能量越大,反映图像纹理细节信息以及各种噪声的高频重构信号能量越小;相反,图像越模糊,低频重构信号能量越小,高频重构信号能量越大。这与上述的理论分析结果完全相符,因此,可以用基于小波包分解的图像特征向量来判定图像的清晰度。

### 3.2 设计线性分类器

根据样本图像的分类原则,图像的特征向量也分成两类: $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$  为  $l_1$  类,  $x_8, x_9, x_{10}, x_{11}$  为  $l_2$  类。根据 Fisher 准则,求得最好权向量  $\hat{w}$

$$\begin{cases} \hat{w} = S_w^{-1}(m_1 - m_2) \\ S_w = S_1 + S_2 \\ S_i = \sum_{x \in l_i} (x - m_i)(x - m_i)^T, i = 1, 2 \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $S_w$  为总类内散度;  $S_i$  为样本类内离散度

矩阵;  $m_1, m_2$  为类样本均值,  $m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in l_i} x, i = 1, 2$ 。

最后,可以得到分类器的权向量

$$\hat{w} = [-0.0334, 0.3183, -0.1493, -0.5113, -0.2688, 0.0216, -0.0135, 0.6468, 0.1547, 3.4462, -0.1757, -9.5115, 4.5164, 0.6719, -3.5267, 0.7742]^T \quad (7)$$

分界阈值点

$$y_0 = -5.0659 \quad (8)$$

### 3.3 实验检验

为了检验上文得到的分类器是否可靠,任意在一定的物距内拍摄图像,利用线性判别函数判别这些图像属于哪一类。在拍摄的时候,根据试验具体要求,确定显微镜的焦距,以及在该焦距下保证图像清晰的物距,只注意物距分界点的位置,在分界点前和后各拍摄一组,如图3所示。

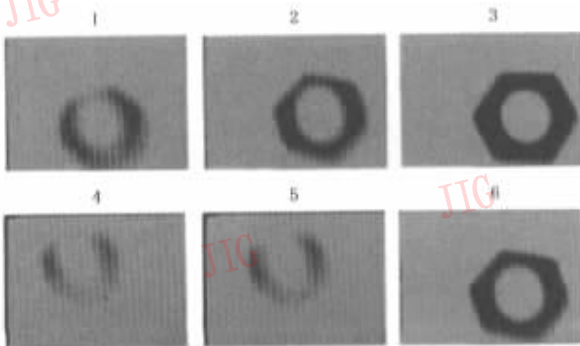


图3 验证图像

从图中可以看出在分界点前的图像3和6比较清晰,而分界点后的图像1、2、4、5模糊。利用上面的算法,先提取每幅图像的小波包分解系数作为该图像的特征相量  $x$ ,然后将特征向量  $x$  代入式(4),求出各自的投影点  $y$ ,依据决策规则式(5),判断其清晰度属于哪类,结果如下:

$$\begin{aligned} y_1 &= -1.2469 > y_0 & x_1 \in l_1 \\ y_2 &= -1.2652 > y_0 & x_2 \in l_1 \\ y_3 &= -9.8751 < y_0 & x_3 \in l_2 \\ y_4 &= -1.0137 > y_0 & x_4 \in l_1 \\ y_5 &= -1.0736 > y_0 & x_5 \in l_1 \\ y_6 &= -8.7567 < y_0 & x_6 \in l_2 \end{aligned} \quad (9)$$

从实验结果可以看出,和实际相符,该方法得到了验证。

同时,分析投影点  $y$  的大小可以看出图像3最清晰,与实际相符。


## 4 结论

微操作机器人要对物体进行识别和定位,获得清晰的图像至关重要。本文提出了基于小波包分解的图像清晰度判定方法,建立了基于小波包重构信号能量的图像特征向量,并设计了线性图像清晰度分类器。采用 Fisher 准则确定分类器的权向量和分界点阈值。通过实验表明,这种方法在判断图像的清晰度时可靠性、鲁棒性较好,能够满足微操作机器人服务作业的要求,为本系统的标定和位置控制的实现奠定了基础。


## 参考文献

- Murali Subbarao, Tae Choi, Arman Nikzad. Focusing Techniques[R]. State University of New York, Stony Brook, New York, 1992.
- Akihiro Horii. The Focusing Mechanism in the KTH Heak Eye System [R]. Royal Institute of Technology, Stookholm, Sweden, 1991.
- Stanley J Reeves, Russell M Mersereau. Blur identification by the method of generalized cross-validation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(3): 301~311.
- 张建勋,薛大庆,卢桂章等.通过显微镜图像特征抽取获得微操作目标纵向信息[J].机器人,2001,23(1):73~77.
- 胡昌华,张军波,夏军等.基于 MATLAB 的系统分析与设计——小波分析[M].西安:西安电子科技大学出版社,2000年.
- 杨福生.小波交换的工程分析与应用[M].北京:科学出版社,2000年.

7 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社,2000年.



江泽民 1975年生,1998年于北京理工大学获机械电子工程专业学士学位,2002年于北京理工大学获机械电子工程专业硕士学位,现为中国科学院自动化研究所博士研究生。主要研究领域为计算机视觉、显微操作等。



徐 德 1965年生,副研究员,2001年于浙江大学电气工程学院获博士学位。主要研究方向为机器人控制、视觉测量与控制。

杨月全 1971年生,讲师,现为中国科学院自动化研究所博士研究生。主要研究方向为网络机器人控制、智能控制等。

谭 民 1962年生,研究员,1990年于中国科学院自动化研究所获博士学位,主要研究方向为机器人控制、多机器人系统、系统可靠性等。

## 第 2 届地球观测峰会决定建立综合地球观测体系

第 2 届地球观测峰会于 2004 年 4 月 25 日在日本首都东京落下帷幕,来自 43 个国家和 26 个国际机构的 340 多名代表经过深入讨论,通过了地球观测 10 年实施计算框架文件和第 2 届地球观测峰会共同声明。

会议决定从 2005 年开始,用 10 年的时间构筑综合地球观测体系,利用人造卫星和地上、海上观测站等收集有关数据,改善能源等资源管理、预测气候变化、减少自然灾害,为人类的健康和福利发挥作用。会议发表的共同声明呼吁更多的国家参加地球观测 10 年实施计划。日本首相小泉纯一郎在闭幕会上发表讲话说,对于正确把握地球上发生的自然现象,采取适当的对应措施,地球观测起着重要的作用。为了人类未来的发展,希望尽早建立综合地球观测体系。

中国科技部部长徐冠华在会上发表讲话,对国际地球观测 10 年实施计划框架文件表示支持,同时提出四点原则:(1)建立综合协调持续的地球观测体系是一项长期任务,应当根据自愿、平等和先易后难的原则建立;(2)应该在已有的观测系统和研究工作基础上建立,在地球观测 10 年实施计划中要明确参加国和国际机构的权利和义务;(3)所有参加国在平等的基础上都可以利用这一综合、协调、持续的地球观测系统;(4)应该考虑到国与国之间发展的不平衡性,对有关国家提供包括能力建设、数据利用和教育培训等地球观测领域的技术帮助。

会议最后决定,第 3 届地球观测峰会将于 2005 年 2 月在比利时首都布鲁塞尔举行。