

图像自动识别技术在海洋浮游生物分析中的应用

王 锐¹, 于新生², 唐 颖¹, 刘西锋¹

(1. 中国海洋大学 信息科学与工程学院, 山东 青岛 266071; 2. 中国海洋大学 海洋地球科学学院, 山东 青岛 266100)

摘要:介绍了一种利用数学形态学特征和 Gabor 纹理特征,结合主成分分析与支持向量机对胶州湾沿岸 7 种浮游生物的活体图像进行自动识别的方法。实验结果表明,基于主成分分析的降维识别模式可以提高系统识别性能,其平均识别正确率达 78.5%,通过对图像采集、图像处理、特征的选取等方面做进一步的改进和提高,基于计算机数字图像的海洋浮游生物自动识别方法将为海洋生态环境监测提供新的实时、快速、高效检测平台。

关键词:海洋浮游生物;特征提取;图像处理;模式识别

中图分类号:P715;TP751 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-3096(2007)10-0061-06

浮游生物在海洋生态系统的结构和功能中占有极其重要的位置,是“微食物环”和传统食物链之间重要的营养链接,其数量变动和空间分布对整个海洋生态系统的功能运转,甚至全球气候变化都产生重要影响。由于海洋浮游生物的品种繁多、形态多种多样,因此浮游生物的分类统计一直是海洋生态环境观测中一项繁重的工作。传统的海洋浮游生物识别需要依靠专业分类人员在显微镜下对样品载片进行人工辨别、分类、计数,其工作量大,速度慢,在进行海域的大时空尺度生态环境调查中,需要消耗大量的人力、物力、时间和财力资源。

目前,所报道的利用图像处理技术进行显微图像自动识别研究多数是围绕着实验室内的人工培养的浮游植物。例如,欧洲共同体的“硅藻识别和分类的自动系统(ADIAC)”研究项目,在硅藻玻片的自动扫描、自动聚焦、标本图像处理及模式识别技术应用等方面开展了大量的研究工作^[1];英国普利茅斯研究小组在“基于人工神经网络的甲藻鉴定(DiCANN)”研究课题中,提出了利用人工神经网络对 4 个甲藻属内的 23 种鞭毛虫显微镜图像进行识别的方法^[2]。实验室培养的浮游藻类种属群体相对纯净,所含有的杂质比较少,但是现场海水中包含着浮游植物、浮游动物和悬浮碎屑,因此上述识别方法所考虑的因素具有一定局限性;此外,上述报道的工作的前期的样品现场采集及样本载片的准备仍然需要人工干预,因此只是实现了图像处理的自动化,仍然难以满足海洋生态环境的实时监测需求。

近年来,一些沿海发达国家先后开展了基于水

下光学成像技术的浮游生物现场实时检测及自动识别方法研究。美国伍兹霍尔海洋研究所的研究人员从 20 世纪 90 年代起就开始了水下拖曳式摄像观测系统研究^[3,4],提出了按灰度等级对像素粒度进行划分的特征提取方法,并结合经典的傅立叶描述子以及不变矩等参数实现了浮游动物的自动识别和分类分析^[5]。美国南佛罗里达大学利用水下激光扫描技术研制了水下激光扫描阴影成像装置^[6],并结合 Tang^[4]所提出的灰度等级形态粒度等特征,选用支持向量机分类器对所采集的灰度图像进行自动识别研究,为提高浮游动物的实时识别速度,该研究采用分类错误率测度法将基于轮廓和不变矩等 29 个特征值减少到 15 个样本特征,其结果表明 15 个样本特征识别高于原 29 个特征值的方法^[7]。这些研究报道虽然实现了现场水下浮游生物的实时监测功能,可是受成像器件分辨率的限制,在浮游生物图像自动识别研究中均采用了灰度粒度特征替代纹理信息。

随着光学成像器件与计算机技术的快速发展,许多可视化在线监测装置在成像质量上都有大幅度的提高,譬如美国流体公司的流式细胞显微镜系统

收稿日期:2006-05-19;修回日期:2007-07-30

基金项目:国家 863 计划资助项目(2001AA610202-1, 2006AA09Z177)

作者简介:王锐(1977-),女,山东青岛人,硕士研究生,主要从事图像处理与模式识别研究,E-mail:mvision@ouc.edu.cn;于新生,通讯作者,电话:0532-866782913,E-mail:xssyu@ouc.edu.cn

(FlowCam)可以连续获取高分辨率的现场浮游生物图像^[8]。这些在线监测仪器在短时间内将产生海量字节的数字图像资料,如何有效地处理这些图像信息已成为海洋生态环境研究中所面临的严峻问题。

本文提出了以平移、旋转和尺度变换不变特性的数学形态学特征和 Gabor 纹理特征共同构成特征集,采用主成分分析特征降维和支持向量机(SVM)相结合的浮游生物图像在线分析方法。利用本文所提出的方法对所采集的7种胶州湾沿岸中小型浮游植物和浮游动物进行区分识别验证,达到了令人满意的效果。

1 浮游生物图像采集

利用浮游生物拖网分别在胶州湾沿岸海域(36°02'38"N, 120°21'29"E; 36°02'55.4"N, 120°17'13.0"E)采集了表层和底栖中小型浮游生物活体,将每次所采集的样本分别置入盛有海水的样品杯中,利用蠕动泵以恒定速率将水体输送到石英流动监测池中。当含有浮游生物的水体通过观测池时,由显微镜目镜端与成像装置组成的在线摄像系统进行图像的采集。成像器件 CCD 的尺寸为 1 / 2.7 英寸,像素密度为 1 600 × 1 200。为便于分析,首先利用基于面积和周长阈值的形态学的滤波器方法,将感兴趣的目标区域(ROI)从整幅图像中提取出来,经过人工辨别后,分别储存到图像数据库以待后续的分析研究。

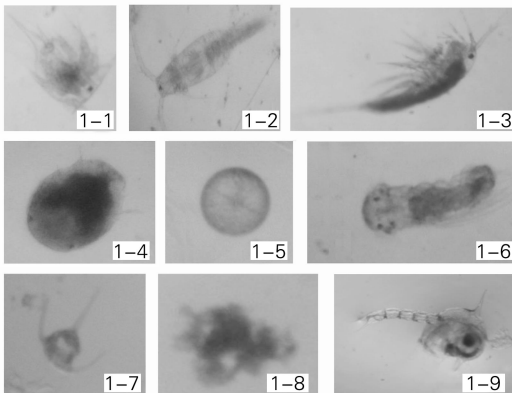


图 1 切割的感兴趣区域图例

Fig. 1 Representative samples of region of interesting

1-1. 无节幼虫;1-2. 哲水蚤;1-3. 底栖端足目;1-4. 未知底栖幼虫;1-5. 圆筛藻;1-6. 纤毛虫;1-7. 三叉角藻;1-8. 悬浮杂质;
1-9. 未知浮游物

1-1. Nauplius; 1-2. Copepod; 1-3. Amphipod; 1-4. Unkown benthos Lavae; 1-5. Coscinodis; 1-6. Infusorian; 1-7. Dinoflagellate; 1-8. Debris; 1-9. Unknown plankton

图 1 给出了本研究中所选用的 7 种浮游生物以及不属于上述 7 类的浮游生物、悬浮杂质和颗粒的 ROI 样品图像。从图中可以看出,浮游动物的形态比浮游植物要复杂得多。

2 图像处理与特征提取

2.1 浮游生物轮廓检测

所采集的原始图像由于受照度变化,目标物运动以及水体对光线的吸收、折射和反射等因素的影响,导致图像不清晰,使图像中的目标轮廓与背景模糊,这些都直接影响目标轮廓边缘提取,从而造成识别率的下降。因此,需要对采集的原始图像进行预处理,以增强图像的结构特征。经过实验对比,作者采用 7 × 7 邻域的中值滤波器方法去除大部分图像噪声^[9],然后采用‘UnSharp’算子增强目标与背景之间的对比度,同时去除由于浮游生物运动所产生的拖影,以得到更加清晰锐利的轮廓(图 2-2)。

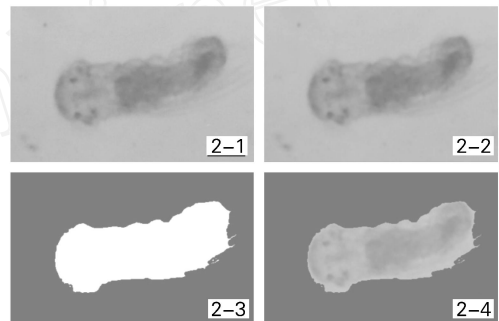


图 2 纤毛虫图像的去噪处理与轮廓提取流程

Fig. 2 Image pre-processing and segmentation of a infusorian

2-1. 原始图像;2-2. 去噪后图像;2-3. ‘模板’图像;2-4. 分割的浮游生物图像

2-1. Original image;2-2. Denoised image;2-3. Image ‘Mask’;
2-4. Segmented plankton image

图像经预处理之后,采用 Canny 算子对轮廓边缘进行检测。Canny 算子有两个重要参数‘threshold’和‘sigma’^[10],当这两个参数指定了恰当数值,即可得到连续的目标轮廓边缘。通过实验检测,设置‘threshold’为[0, 0.95],‘sigma’为 1.5 时可得到清晰的目标轮廓。由于所得到的边缘存在着许多‘毛刺’和断点,为此作者对二值化的轮廓图像运用了形态学方法中的‘flood-fill’填充运算。该运算可以有效地填充二值图像中的孔洞,将一个连续闭合边缘(浮游生物的边缘)内部所有像素点的灰度值设为 1,外部的像素灰度值都为 0,由此得到对应单个被检测

目标的‘模板’图像(图 2-3)。将原始灰度图像与‘模板’图像相乘即可得到相应检测目标图像,也就将单个检测目标从背景和其他目标中分割了出来(图 2-4)。

2.2 特征提取方法

确定了目标及其边界之后,即可从轮廓特征和目标区域中计算出特征描绘子。作者对每个目标提取了 60 个不同的特征分量,归纳为 3 大类:简单标量特征、形态学特征和纹理特征。

2.2.1 简单标量特征

这一类特征包括浮游生物目标最小外接矩形的面积、周长、最小外接矩形的宽度和高度,这些特征对于平移、旋转和尺度变换是不变化的量,描述了目标轮廓的基本几何特征。

2.2.2 数学形态学特征

在浮游生物目标形体描述与测量中,相对于平移、旋转和尺度变换的不变量特征主要是数学形态学参数。数学形态学是用集合描述图像中所显示的不同几何形状,由于不同浮游生物的体型大小不同、形态各异,形态学特征能反映不同浮游生物身体形态的量化差别,因此形态学特征对于浮游生物的种类分类非常重要^[11]。形态学特征包括下列特征:

矩形度:反映被检测目标的最小外接矩形的充满程度,当目标的形状越接近矩形时,矩形度的值越接近 1。根据式 $R = A / (WH)$ 计算,其中 W, H 分别为最小外接矩形的宽度和高度, A 为目标的面积。

体态比:定义为目标最小外接矩形的长与宽的比值: $C = W / H$,其中 W, H 分别为最小外接矩形的宽度和高度。

圆形性:是一个用目标区域的所有边界点定义的特征量。圆形性 $C_l = \mu_R / \sigma_R$,其中 μ_R 为从区域重心到边界点的平均距离, σ_R 为从区域重心到边界点的距离的均方差,由下式计算:

$$\mu_R = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (x_k, y_k) - (x_z, y_z) \quad (1)$$

$$\sigma_R = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} [(x_k, y_k) - (x_z, y_z) - \mu_R]^2 \quad (2)$$

式中 (x_k, y_k) 是区域边界点坐标, (x_z, y_z) 是区域重心坐标。

偏心率:是由边界的两个惯性矩的比值计算出的特征,定义为目标区域长短主轴的平方根的比值: $E = p / q$ 。设目标区域放在 XY 平面上,区域像素点绕 X 轴的转动惯量为 A ,绕 Y 轴的转动惯量为 B ,惯

性积为 C 。目标区域长短主轴的长度分别是 p 和 q :

$$p = \sqrt{2 / [(A + B) + \sqrt{(A - B)^2 + 4C^2}]} \quad (3)$$

$$q = \sqrt{2 / [(A + B) - \sqrt{(A - B)^2 + 4C^2}]} \quad (4)$$

凸率:定义为目标区域面积与目标区域凸包(Convex Hull)面积之比,该特征包含着描述边界不规则特性的信息。定义为:

$$C_R = \frac{A}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N k(x, y)} \quad (5)$$

其中 $k(x, y) = \begin{cases} 1 & (x, y) \text{ 为目标区域凸包部分} \\ 0 & (x, y) \notin \text{目标区域凸包部分} \end{cases}$

密集度:无量纲几何特征,是描述目标密集度的量化特征,提供了目标形状的重要信息。在周长确定后,密集度越高,所围的面积越大。计算方法为: $C_2 = L^2 / (4A)$,其中 A 为目标的面积, L 为周长。

球状性:内切圆的直径与外接圆的直径之比。计算方法为: $S = r_i / r_e$,其中 r_i 代表区域内切圆的半径,而 r_e 代表区域外接圆的半径。

伸长度:即周长与目标区域最小外接矩形面积之比。定义为: $P = L / (WH)$,该比值越接近 1 表明目标形状越接近矩形。

叶状性:叶状性反映了边界的幅度特征,定义为区域重心到边界的最短距离与目标区域的最大宽度之比。计算方法为: $B = R_l / W_{max}$,其中 R_l 为区域重心到边界的最短距离, W_{max} 为目标区域的最大宽度。

矩:矩特征可以描述目标的全局和局部几何信息,是形状识别中常用的特征。在本文中先定义一个标准化中心矩 $\mu_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^p}$,式中, $r = \frac{p+q}{2}$, ($p+q=2, 3, 4, \dots$),利用二阶或三阶化中心矩计算出的 7 个不变矩,即胡氏矩^[12]。

2.2.3 纹理特征

图像的纹理所反映的是图像的一种局部结构化特征,表现为图像像素点某邻域内像素点灰度级或者颜色的某种变化信息,而且这种变化信息是空间统计相关的^[13]。浮游生物纹理特征因包含浮游生物细胞组织表面结构排列的重要信息,在识别中起重要作用,与其他类别特征相比,纹理特征能更好地反映浮游生物图像的宏观与微观结构性性质。

小波分析能反映水平、垂直和对角线上的高频信息,由于纹理图像的主要特征表现在细节部分,而高频部分的小波系数体现了图像的细节,所以从这些小波系数中提取的特征,能够表征纹理图像的主要特

点。Gabor 小波变换具有在多尺度中描述纹理信息的能力,并且符合人类视觉机理^[14]。因此,本文采用二维 Gabor 小波变换,提取不同方向和尺度的图像纹理特征。二维 Gabor 小波母函数具有下面的形式:

$$h(x, y) = \left(\frac{1}{2} \right)^2 \exp \left[-\frac{x^2 + y^2}{2} \right] \exp [2jF(x \cos \theta + y \sin \theta)] \quad (6)$$

上式中, σ 是方差, F 为滤波器的径向中心频率, θ 为方向。在本实验当中,作者提取纹理特征时选取 4 个方向,5 种中心频率。

对于一幅给定的图像 $I(x, y)$, 如果其大小为 PQ , 它的离散 Gabor 小波变换由卷积式 (6) 得出:

$$C(x, y) = \int_s \int_t I(x - s, y - t) h^*(s, t) \quad (7)$$

式中 s 和 t 是滤波器模板的尺寸变量, h 是由上面的小波函数母函数 (6) 膨胀和旋转产生的自相似函数, h^* 是 h 的共轭复数。实际使用中,作者选取了 4 个方向和 5 个尺度,对于每种方向和尺度的组合,计算 $G(x, y)$ 的方差和均值作为特征,总共构造了 40 个纹理特征分量。

3 模式分类

3.1 支持向量机 (SVM)

作为一种分类与识别方法,模式识别是通过对某些特征进行分类,在错误概率最小的条件下,使识别的结果尽量与客观事物相符。支持向量机是 20 世纪 90 年代发展起来的机器学习理论,其基本思想是在样本空间或特征空间,构造出最优超平面,使得超平面与不同类样本集之间的距离最大,从而达到最大的泛化能力^[15]。支持向量机结构简单,并且具有全局最优性和较好的泛化能力,是求解模式识别和函数估计问题的有效工具,它已在许多应用领域中表现出优于已有方法的性能^[16]。SVM 方法在小样本情况下能够最大限度地提高预报可靠性,即由有限的训练集样本得到的小的误差能够保证对独立的测试集仍保持小的误差,另外在解决非线性及高维模式识别问题中也表现出许多特有的优势。SVM 已成为继神经网络研究之后新的研究热点,并将有力地推动机器学习理论和技术的进一步发展^[17]。

作者选用 LIBSVM 软件包进行浮游生物的分类

分析。LIBSVM 支持基于一对一算法解决多类模式识别问题,并提供多种支持向量机类型和核函数供选择。实验中的 SVM 类型选择为 C-SVC,核函数选择为径向基函数 (RBF)。其优点在于^[18]: RBF 函数可以将样本非线性地规划到更高维的空间中,从而解决类标签和属性间非线性的关系问题,这是线性核函数无法解决的;其次,超参数的数目影响模型选择的复杂性,多项式核函数数目比 RBF 核函数多,因此其模型选择更为复杂;最后,相对于其他核函数, RBF 函数的数值限制条件少。本研究通过 LIBSVM 自带的交叉确认法试验,最终选定最佳核函数参数如下: (1) 误差惩罚参数 $C = 30$; (2) RBF 径向基函数中的 $\gamma = 1/23$ 。

3.2 特征降维

包括简单标量特征、数学形态学特征和 Gabor 纹理特征在内,组成了共 60 维特征向量。在模式识别和分类问题中,有必要进行特征压缩,这是因为降低输入的维数是一种提高训练效率和分类性能的有效方式^[19]。主成分分析 (PCA) 是目前常用的降维手段之一,它利用统计方法找到原始特征空间与降维后特征空间的映射关系^[19],基于原先提出的所有特征量,建立尽可能少的新特征量,使得这些新特征量是两两不相关的,而且这些新特征量在反映分类规则的信息方面尽可能保持原有的信息。

整个训练过程如下:选取 8 个类别共 1 600 幅不同形态的浮游生物图像,从每一类中随机选取 150 幅图像组成测试集,剩余的部分作为训练集;即 1 200 幅图像用于训练,每一类选取 50 幅图像用于验证。

4 实验结果与讨论

首先,采用未经过降维处理的 60 维特征矢量作为输入,8 个输出类别分别代表 7 种浮游种类和其他未知类目标。首先采用所确定的训练集对支持向量机进行训练,并得到最优结构的支持向量机模型,再利用测试集对所建立的支持向量机模型进行测试,检测其分类能力。表 1 是采用未经过降维处理的 60 维特征矢量作为输入获得的测试结果,表 2 是利用主成分分析对 60 维特征矢量进行降维后再进行分类的实验结果。

表 1 原始特征测试结果(60 个特征矢量)

Tab.1 Experimental results of original feature set(60 feature vectors)

浮游生物名称	圆筛藻	纤毛虫	哲水蚤	三叉角藻	端足目	无节幼虫	未知底栖幼虫	噪声或未知类	识别准确率(%)
圆筛藻	38	0	0	2	0	0	0	10	76
纤毛虫	1	34	0	0	4	3	0	8	68
哲水蚤	0	0	33	0	7	2	0	8	66
三叉角藻	2	0	0	35	0	5	0	8	70
短足目	0	2	3	0	34	4	0	7	68
无节幼虫	0	2	0	3	2	32	0	10	64
未知底栖幼虫	0	0	0	0	0	0	42	8	84
噪声或未知类	4	3	0	2	3	1	5	32	64
平均准确率(%)									70

表 2 降维特征矢量分类结果(23 个特征矢量)

Tab.2 Experimental results of suppressed feature set(23 feature vectors)

浮游生物名称	圆筛藻	纤毛虫	哲水蚤	三叉角藻	端足目	无节幼虫	未知底栖幼虫	噪声或未知类	识别准确率(%)
圆筛藻	41	0	0	2	0	0	0	7	82
纤毛虫	0	38	0	0	4	4	0	6	76
哲水蚤	0	1	37	0	4	2	0	6	74
三叉角藻	3	0	0	37	0	1	0	9	74
端足目	0	0	5	0	39	1	0	5	78
无节幼虫	0	0	2	0	3	36	0	9	72
未知底栖幼虫	0	0	0	0	0	0	47	3	94
噪声或未知类	2	1	0	2	0	1	5	39	78
平均准确率(%)									78.5

从表 1 和表 2 的识别正确率可以看出,经过主成分分析方法对特征降维处理后,去除冗余特征信息,降低了分类规则的复杂性,平均识别正确率可达 78.5%,而采用原始的特征矢量所得到的平均识别正确率为 70%。实验结果表明,去除冗余信息,保留非相关的特征,降低分类规则的复杂性,有助于提高分类准确性。

未知底栖幼虫、圆筛藻和三叉角藻这 3 种浮游生物均取得了理想的识别正确率,其中未知底栖幼虫最高为 94%。这是因为这 3 种浮游生物在形态上近似二维形状,因此能够保持形态的单一性。而呈三维形状的纤毛虫、哲水蚤等浮游动物其形态任意变化,并且在空间运动所造成成像随意性大,如图 3 所示不同位置所成像的形状差异较大,因此给自动识别带来了较大的难度。噪声或未知类的识别率最低,其原因是该类中的目标形体差异最大,变化无规律,因此导致识别率下降,影响了整体平均识别正确率。实验中所选用的样本数量相对于要识别的类别及形态变化还是非常有限,在训练和分类过程中导致个别形态较为特殊的样本对分类结果的影响较大,这些都是目前分类正确率只保持在 70%~80%的水平的原因之一。因此,增加图像数据库的不同位置的样本、改进图像处理方法、增加局部细节特征或色彩等信息来提高其自动识别准确率,将是今后工作中所要

进一步研究的主要方向。

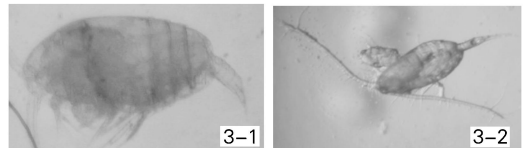


图 3 哲水蚤的不同位置图像

Fig.3 The images of different sides of copepod

3-1. 哲水蚤侧面图像; 3-2. 哲水蚤俯视图像

3-1. Side view image of copepod; 3-2. Top view image of copepod

5 结语

本文介绍了一种基于数字图像处理的海洋浮游生物图像识别方法,提出了基于浮游生物的数学形态学和 Gabor 纹理特征提取策略,并利用主成分分析降维和支持向量机对所采集的胶州湾沿岸浮游生物图像进行分类识别。实验结果显示,使用降维的特征集分类效果要高于采用原始特征集的方法,采用基于主成分分析的特征降维方法的平均识别正确率可达 78.5%。实验结果表明,通过对图像采集、图像处理、特征的选取等方面做进一步的改进和提高,基于计算机视觉的海洋浮游生物自动分析方法具有很好的应用前景,对提高海洋浮游生物的现场监测以及赤潮的快速预测水平将起到积极的作用。

参考文献:

- [1] Pech-Pacheco L, Alvarez-Borrego J, Keil M. Automatic object identification irrespective of geometric changes[J]. *Optical Engineering*, 2003, 42:551-559.
- [2] Culverhouse P F, Simpson R G, Ellis R, *et al.* Automatic classification of field collected dinoflagellates by artificial neural network[J]. *Marine Ecology Progress Series*, 1996, 139:281-287.
- [3] Davis C S, Gallager S M, Solow A. R. Microaggregations of oceanic plankton observed by towed video microscopy[J]. *Science*, 1992, 257:230-232.
- [4] Tang X, Stewart W K, Vincent L, *et al.* Automatic plankton image recognition[J]. *Artificial Intelligence Review*, 1998, 12:177-199.
- [5] Samson S, Hopkins T, Remsen A, *et al.* A system for high resolution zooplankton imaging [J]. *IEEE Journal of Ocean Engineering*, 2001, 26: 671-676.
- [6] Luo T, Kramer K, Goldhof D B, *et al.* Recognizing plankton images from the shadow image particle profiling evaluation recorder[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 2004, 34: 2 423-2 433.
- [7] Sieracki C K, Sieracki M E, Yentsch C S. An imaging-inflow system for automated analysis of marine microp plankton[J]. *Mar Ecology-Progress Ser*, 1998, 168: 285-296.
- [8] 贾永红. 数字图像处理[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003. 9.
- [9] Canny J A. Computational approach to edge detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8: 679-698.
- [10] Jaffries H P, Berman M S, Poularikas A D, *et al.* Automated sizing and counting and identification of zooplankton by pattern recognition[J]. *Marine Biology*, 1984, 78: 329-334.
- [11] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. *IRE Trans Information theory*, 1962, 8: 179-187.
- [12] Saber E, Tekalp A M. Integration of color, shape, and texture for automatic image annotation and retrieval[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 1998, 17: 684-700.
- [13] Grigorescu S E, Petkov N, Kruiuzimga R. Comparison of texture features based on Gabor filter [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11: 1 160-1 167.
- [14] 杜树新, 吴铁军. 模式识别中的支持向量机方法[J]. 浙江大学学报, 2003, 37(5): 1 136-1 141.
- [15] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42.
- [16] Cherkassky V, Mulier F. Learning from data: concepts, theory and methods[M]. New York: John Wiley & Sons, 1997.
- [17] 朱辉, 杨扬, 颜斌, 等. SVM在小字符集手写体汉字识别中的应用研究[J]. 微机计算机信息, 2004, 4: 74-75.
- [18] Law M H, Figueriredo M A T, Jain A K. Simultaneous feature selection and clustering using mixture models[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26: 1 154-1 166.
- [19] Kittler J, Hatef M, Duim R P, *et al.* On combining classifiers[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20: 226-239.

Applications of automatic image identification for marine plankton analysis

WANG Ni¹, YU Xin-sheng², TANG Ying¹, LIU Xi-feng¹

(1. College of Information Science and Technology, Ocean University of China; 2. College of Marine Geo-Science, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

Received: May, 19, 2006

Key words: marine plankton; feature extraction; image processing; pattern recognition

Abstract: In this paper, a method for the auto-identification of plankton images based on the combination of Principle Component Analysis and Support Vector Machine for contoured shape and Gabor texture classification is proposed. Seven species of algae and planktons sampled around Jiaozhou Bay were tested and it is shown that an overall 78.5% of classification accuracy is achieved with a reduced feature set based on Principle Component Analysis. The results showed that the image process system has potential to act as an efficient approach to mapping plankton populations in real time at open sea.

(本文编辑: 刘珊珊)