

文章编号: 2095-4980(2015)02-0285-06

## 基于岩石薄片偏光序列图的颗粒成分分析

赵启明<sup>1</sup>, 王睿<sup>2</sup>, 滕奇志<sup>1\*</sup>, 何小海<sup>1</sup>, 杨宗瑞<sup>1</sup>

(1. 四川大学 电子信息学院图像信息研究所, 四川 成都 610064; 2. 中石油新疆油田分公司 实验检测研究院, 新疆 克拉玛依 834000)

**摘要:** 石英和长石的识别对储集层研究具有重要意义。传统的矿物成分分析主要依靠人机交互式识别, 工作量大且效率低, 针对上述问题, 提出一种利用岩石颗粒在正交偏光镜下的纹理特征进行识别的方法。首先用Sobel算子提取样本图像的梯度信息, 计算每个样本梯度图像的灰度共生矩阵的能量和相关性, 利用能量和相关性为目标特征参数组建石英、长石特征参数样本库。应用人工神经网络(ANN)分类方法进行训练, 基于训练的结果, 计算待识别颗粒的特征参数并分类。最后利用偏光序列图进行决策, 得出最终识别结果。实验结果表明, 此识别方法对石英和长石有较好的识别效果, 识别率达85%。

**关键词:** 颗粒识别; 正交偏光序列图像; Sobel变换; 灰度共生矩阵; 人工神经网络

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201502.0285

## Particle composition analysis based on rock slice orthogonal polarization sequence diagram

ZHAO Qiming<sup>1</sup>, WANG Rui<sup>2</sup>, TENG Qizhi<sup>1\*</sup>, HE Xiaohai<sup>1</sup>, YANG Zongrui<sup>1</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China;

2. Institute of Xinjiang Oilfield Detection, Petrochina, Kelamayi Xinjiang 834000, China)

**Abstract:** Recognition of quartz and feldspar is meaningful for reservoir research. Traditional mineral composition analysis mainly relies on the man-machine interactive identification, which brings enormous work as well as low efficiency. Considering above problems, an effective dividing method is proposed in this paper based on rock particles' texture characteristics under orthogonal polarizer. The gradient information of sample images is firstly extracted using Sobel operator. And Gray Level Co-occurrence Matrix(GLCM) energy and relevance of each gradient image are calculated as the characteristic parameters sample library. Then apply Artificial Neural Network(ANN) classification methods to training. Based on the training data, the particles is identified according to the characteristic parameters. At last, polarized sequence diagram is used to decide the final recognition result. The experimental results indicate that the method of recognizing quartz and feldspar achieves good effect.

**Key words:** particle identification; orthogonal polarization sequence diagram; Sobel transform; Gray Level Co-occurrence Matrix; Artificial Neural Network

碎屑岩等矿物主要由石英和长石组成, 石英与长石的含量对于判断沉积物形成时的气候背景和构造背景具有重要意义<sup>[1]</sup>。现阶段, 利用数字图像分析的方法, 在岩石薄片粒度分析上已取得一些成果, 季长军等将图像分析技术应用于碎屑岩粒度分析中<sup>[2]</sup>, 但在颗粒识别方面取得的成果较少, 基于岩石薄片的矿物颗粒成分识别还主要依靠人机交互的方法, 不仅工作量大, 而且工作效率也低, 因此利用图像识别技术实现薄片图像颗粒的识别成为亟待解决的问题。

图像识别中常用的提取图像特征方法, 主要是基于图像颜色特征和图像纹理特征<sup>[3]</sup>。图像的纹理特征是指图像灰度等级的变化, 表现其在图像中反复出现的局部模式及其排列规则。刘天阳等将纹理图像的特征识别方法应

收稿日期: 2014-08-15 修回日期: 2014-09-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61372174)

\* 通信作者: 滕奇志 email: nic5602@scu.edu.cn

用在岩石分类中<sup>[4]</sup>，谭菊等利用灰度共生矩阵(GLCM)的纹理特征实现景物识别<sup>[5]</sup>。为了实现识别岩石薄片图像自动化，本文提出了一种新的图像识别方法：利用正交偏光序列图提取颗粒的纹理特征，结合训练和识别算法，解决工程上的颗粒识别难题。

### 1 颗粒识别流程

本文采用笔者所在科研课题组自主研发的图像采集处理系统采集正交偏光序列图。在颗粒识别之前，先进行样本训练，训练框图如图 1 所示，在多组正交偏光序列图中截取大量石英和长石颗粒，建立石英和长石单个颗粒图像的样本集合，用 Sobel 算子提取所有样本图的梯度信息，计算每个样本梯度图像的灰度共生矩阵的能量和相关性，利用能量和相关性作为目标特征参数建立石英、长石特征参数样本库，应用人工神经网络(ANN)算法完成训练；训练完成后，待处理薄片的识别流程如图 2 所示，首先采集 8 张不同正交偏光情况的图像，使用统计区域融合(Statistical Region Merging, SRM)<sup>[6-8]</sup>算法对粘连的颗粒进行分割，然后对每个分割后的颗粒同上训练步骤计算特征参数，并用 ANN 算法进行识别，最后利用多张序列图进行决策，给出最终识别结果。样本训练和颗粒识别的实现将在第 2 节具体阐述。图 3、图 4 分别为在单偏光和正交偏光下采集的图像。

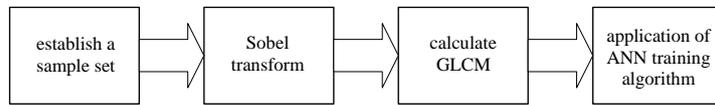


Fig.1 Sample training diagram  
图 1 样本训练框图



Fig.2 Particle identification diagram  
图 2 颗粒识别框图

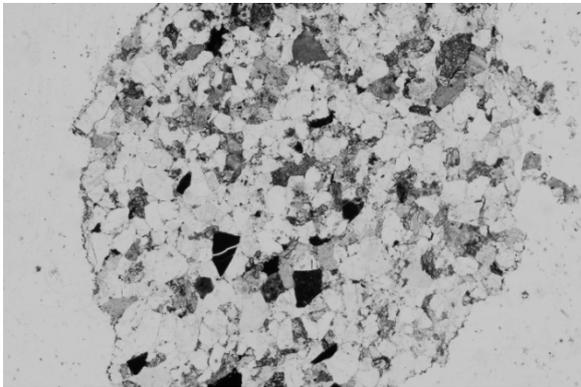


Fig.3 Single polarization image  
图 3 单偏光采集图像

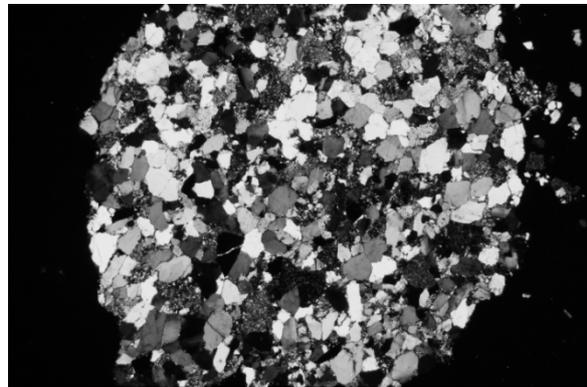


Fig.4 Orthogonal polarization image  
图 4 正交偏光采集图像

### 2 样本训练和颗粒识别的实现

旋转正交偏光显微镜时，石英和长石的亮度都在改变，但石英颗粒的表面是光滑的，如图 5 所示，而长石则纹理清晰，如图 6 所示，因此纹理可作为识别长石和石英的特征。

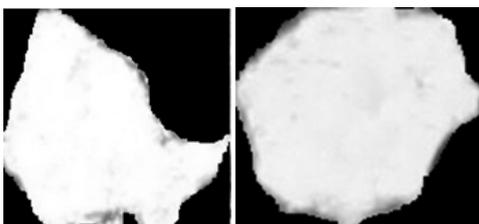


Fig.5 Quartz particles of orthogonal polarization  
图 5 正交偏光下的石英颗粒

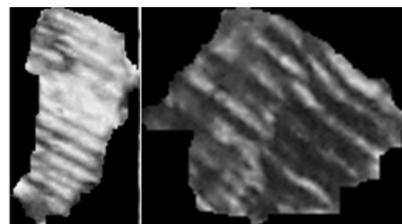


Fig.6 Feldspar particles of orthogonal polarization  
图 6 正交偏光下的长石颗粒

2.1 纹理梯度信息的提取

岩石颗粒表面一般都有砂砾、泥土等污点,为避免将石英颗粒上的杂质检测出来导致结果不准确,提取梯度信息时应选对噪声不敏感的算法。Sobel 模板能较好地抑制(平滑)噪声,且时间代价小,因此本文采用 Sobel 算子来提取颗粒的梯度。Sobel 算子的一种形式是各向同性 Sobel 算子,由 2 个模板组成,分别是检测水平方向边缘

$$\text{的 } G_x: \begin{bmatrix} -1 & -\sqrt{2} & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & \sqrt{2} & 1 \end{bmatrix} \text{ 和检测垂直方向边缘的 } G_y: \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -\sqrt{2} & 0 & \sqrt{2} \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

水平方向梯度表达式如式(1)所示,式中  $a_{ij}$  为  $G_x$  的第  $i$  行第  $j$  列的元素:

$$G_x = a_{20} + \sqrt{2}a_{21} + a_{22} - (a_{00} + \sqrt{2}a_{01} + a_{02}) \tag{1}$$

垂直方向梯度表达式如式(2)所示,式中  $b_{ij}$  为  $G_y$  中的第  $i$  行第  $j$  列的元素:

$$G_y = b_{02} + \sqrt{2}b_{12} + b_{22} - (b_{00} + \sqrt{2}b_{10} + b_{20}) \tag{2}$$

为了提高效率,使用式(3),其中  $M(x,y)$ 表示坐标为 $(x,y)$ 点处的梯度。

$$M(x,y) \approx |G_x| + |G_y| \tag{3}$$

对样本库中的 2 个样本图 5 和图 6,处理结果如图 7 和图 8 所示。

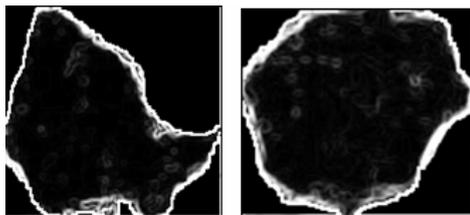


Fig.7 Texture image of quartz particles  
图 7 石英颗粒的纹理图像

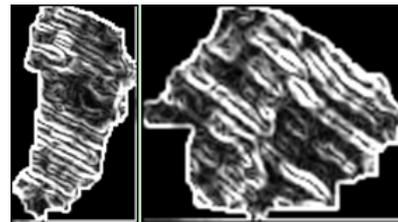


Fig.8 Texture image of feldspar particles  
图 8 长石颗粒的纹理图像

2.2 灰度共生矩阵

图像的灰度分布在空间位置上的交替变化产生纹理,图像在空间分布中 2 个像素之间在一定距离下存在着某种灰度相关性,即灰度图像的位置相关性。通过分析灰度图像在某个方向及某个距离下的相关特性来表征纹理,就是灰度共生矩阵的核心思想<sup>[9-10]</sup>。灰度共生矩阵能反映纹理中灰度级空间相关性的规律,本文采用灰度共生矩阵表征纹理。

2.2.1 提取灰度共生矩阵

灰度共生矩阵的定义是:从灰度值为  $m$  的点距离某个固定位置  $D = (d_1, d_2)$  的点灰度值为  $n$  的概率。用  $P_d(m, n)$  ( $m, n = 0, 1, 2, \dots, L-1$ ) 表示,  $m$  和  $n$  为 2 个像素的灰度值,  $d$  表示像素之间的空间关系,  $d = \sqrt{d_1^2 + d_2^2}$  ( $d_1, d_2$  分别为 2 个像素点的横、纵坐标之差)。

$$P_d = \begin{bmatrix} P_d(0,0) & P_d(0,1) & \dots & P_d(0,n) & \dots & P_d(0,L-1) \\ P_d(1,0) & P_d(1,1) & \dots & P_d(1,n) & \dots & P_d(1,L-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ P_d(m,0) & P_d(m,1) & \dots & P_d(m,n) & \dots & P_d(m,L-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ P_d(L-1,0) & P_d(L-1,1) & \dots & P_d(L-1,n) & \dots & P_d(L-1,L-1) \end{bmatrix} \tag{4}$$

不同的  $d$  决定了 2 个像素之间的方向和距离。利用  $\theta$  来表示灰度共生矩阵里 2 个像素的方向,通常取  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  和  $135^\circ$ ,如图 9 所示。灰度共生矩阵的行列大小分别对应了灰度图像像素的灰度级  $L$ ,在矩阵里  $P_d(4,5)$  表示在图像的某个方向上,距离为  $d$  时,2 个不同像素的灰度级依次是 4 和 5 出现的次数。所以,不同的空间方向和距离,生成的共生矩阵就不一样。为了计算简便,本文采用  $d = 1$ ,灰度共生矩阵的元素取  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  和  $135^\circ$

方向上提取的矩阵在同一位置元素的均值。

矩阵元素归一化：针对不同大小的图像，为了计算的统一和准确，矩阵元素必须经过归一化。设灰度共生矩阵的元素总和为  $S$ ，归一化后的矩阵为  $P'_d(m, n)$ ，则有：

$$P'_d(m, n) = \frac{P_d(m, n)}{S} \quad (5)$$

2.2.2 灰度共生矩阵的参数

1) 灰度共生矩阵的能量：表征图像灰度分布均匀程度和纹理粗细情况，当图像纹理较细密，灰度分布均匀时，能量值较大；反之，则较小。

$$ENG = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} P'_d(m, n) \quad (6)$$

2) 灰度共生矩阵的相关性：表征空间灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度，当矩阵元素均值均匀相等时，相关值就大；相反，如果矩阵元素相差很大，则相关值小。

$$COR = \frac{\sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} (mn) P'_d(m, n) - u_m u_n}{s_m s_n} \quad (7)$$

式中： $u_m = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} m P'_d(m, n)$ ； $u_n = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} n P'_d(m, n)$ ； $s_m^2 = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} P'_d(m, n) (m - u_m)^2$ ； $s_n^2 = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} P'_d(m, n) (n - u_n)^2$ 。

计算出样本库中每个样本的灰度共生矩阵的能量和相关性，绘制对比图，横轴参数为样本序号，图 10 中方框表示石英，星型表示长石。由图可知，石英纹理的能量和相关性明显大于长石的纹理，因此以能量和相关性为目标参数，能有效识别石英和长石。

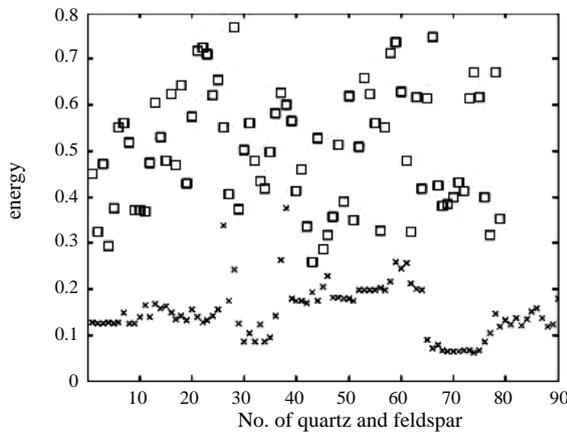


Fig.10 Energy contrast of quartz and feldspar particles  
图 10 石英与长石的能量对照图

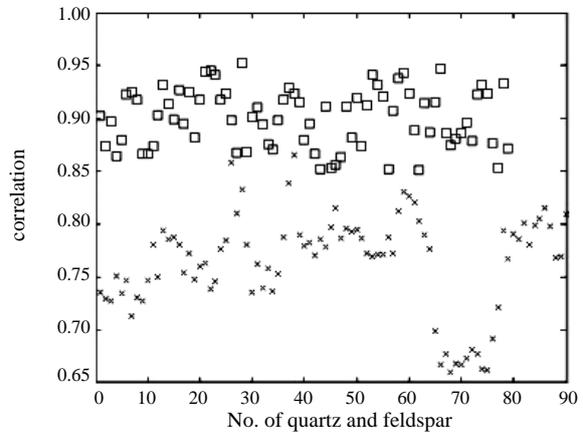


Fig.11 Correlation contrast of quartz and feldspar particles  
图 11 石英与长石相关性对照图

2.3 利用分类器进行训练和识别

2.3.1 ANN 分类方法

本文以灰度共生矩阵的能量和相关性为目标特征，采用 ANN 算法<sup>[11-12]</sup>对岩石颗粒进行训练和识别。ANN 算法具有好的容错性、并行处理信息、自学习性及非线性映射逼近能力等特点，因此被广泛用于各个领域。

如图 12 所示，网络可分为几个层。各层按信号传输先后顺序依次排列，第  $i$  层的神经元只接受第  $i-1$  层神经元给出的信号。各神经元之间没有反馈。输入层

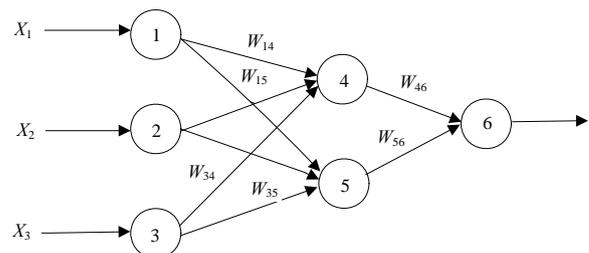


Fig.12 Feedforward network structure  
图 12 前馈网络结构

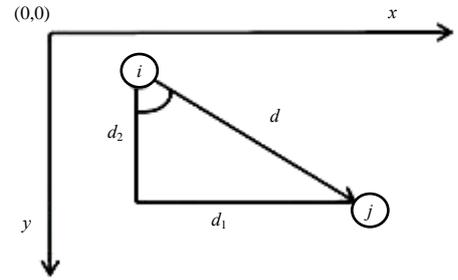


Fig.9 Position relationship between two pixels  
图 9 2 个像素点的位置关系

结点与输出层结点称为“可见层”，其他中间层则称为“隐层”。其中  $w_{ij}$  为前一层单元  $i$  到单元  $j$  的连接权重； $O_i$  是前一层单元  $i$  的输出； $\theta_j$  为单元  $j$  的偏差值。偏差值作为一个阈值来控制相应单元的活动程度。

$$I_j = \sum_i w_{ij} O_i + \theta_j \tag{8}$$

### 2.3.2 利用序列图完善识别结果

利用上述纹理识别方法,大多数石英和长石都能分别开来,但在实际的正交偏光序列图中,并不是每张图上的长石颗粒都有清晰纹理,因此会有表面较光滑的长石被误识别为石英。所以只用一张偏光图进行处理、识别,结果并不准确,需要把整组序列图都进行处理。针对序列图中颗粒存在的误识别现象,增加识别后的完善过程:处理每张偏光序列图,遍历同一颗粒在序列图中每张图的识别结果,以识别的结果出现次数更多的类别为最终结果。如图 13 中被标识的颗粒,在图(f),(g),(h)里纹理不明显,可能会被识别为石英,剩余的 5 张纹理清晰,识别为长石,综上所述,判断结果为长石,利用序列图识别正确。

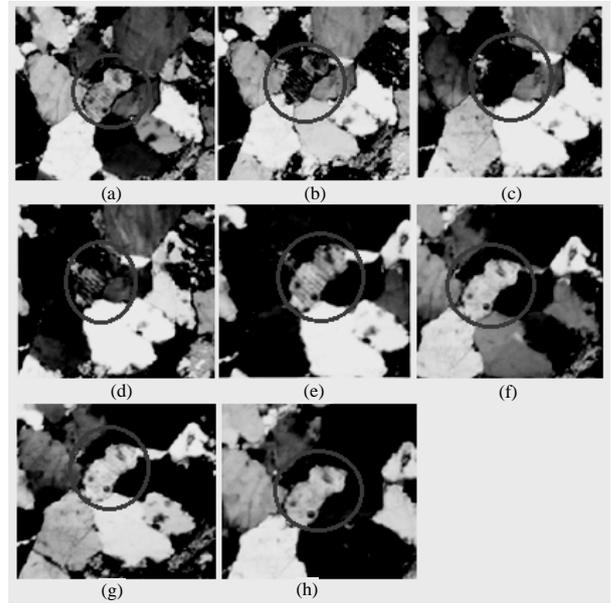


Fig.13 The same feldspar particle in the sequence diagram  
图 13 序列图中同一长石颗粒

## 3 实验结果

在单偏光下,颗粒的边缘和信息情况都很模糊,导致颗粒的分割不准确,且颗粒的识别也难以实现。图 14 中小圈标识的 3 个颗粒为长石,大圈标识的 3 个为石英,可以看出单偏光图中难以辨别它们之间的特征。本文基于偏光序列图的颗粒识别,对每张图进行处理后,综合考虑每张图上的识别结果,以识别的结果出现次数更多的类别为最终结果。识别结果如图 15 所示,深色平滑区域表示识别结果为石英,浅色平滑区域表示识别结果为长石。经实验证明,本文方法能有效识别出石英和长石,由表 1 可知,基于偏光图像的岩石颗粒识别率能达到 85%。

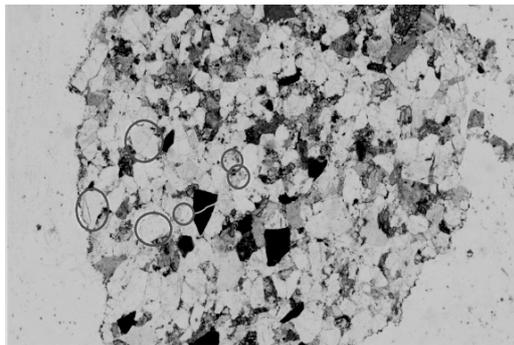


Fig.14 Image of rock slice in single polarization  
图 14 单偏光下的岩石薄片图像

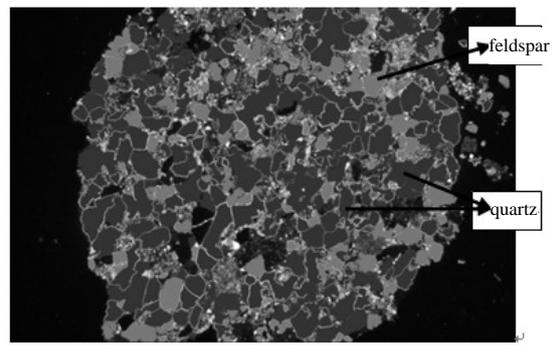


Fig.15 Recognition results of rock slice  
图 15 薄片识别结果图像

## 4 结论

本文提出基于正交偏光序列图颗粒纹理信息的颗粒识别方法,经实践验证,能有效识别石英和长石,具有一定的实用、推广价值。其他的纹理参数也能判断颗粒类型,但没有本文采用的 2 个特征参数敏感。因为提取的特征向量不可能包含所有纹理信息,下一步可寻找更适用的表征纹理的特征向量,也可改用更为有效的分类器来提高识别效果。

表 1 颗粒识别实验结果

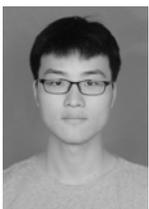
Table 1 Particle identification results

number of sequence diagrams	total number of particles	correctly recognized number	recognition rate/%
1	131	111	85.1
2	163	139	85.3
3	245	210	85.7
4	387	330	85.4
5	482	412	85.5
6	715	610	85.3

## 参考文献:

- [1] 徐耀鉴. 岩石学[M]. 北京:地质出版社, 2007. (XU Yaojian. Petrology[M]. Beijing:Geological Publishing House, 2007.)
- [2] 季长军,伊海生,夏国清. 图像分析技术在碎屑岩粒度分析中的应用[J]. 地质科技情报, 2012,31(3):23-26. (JI Changjun, YIN Haisheng, XIA Guoqing. Image analysis technique applied to the clastic rock granularity analysis[J]. Geological Science and Technology Intelligence, 2012,31(3):23-26.)
- [3] Patil P M, Biradar M, Jadhav S. Orientated texture segmentation for detecting defects[C]// Proc of IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Montreal, Quebec, Canada:[s.n.], 2005:2001-2005.
- [4] 刘天阳,郭禾,王宇新,等. 统计纹理图像双特征识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2011,47(15):200-205. (LIU Tianyang, GUO He, WANG Yuxin, et al. Statistical texture image double feature recognition method[J]. Computer Engineering and Application, 2011,47(15):200-205.)
- [5] 谭菊,张友钟. 基于灰度共生矩阵的纹理特征景物识别[J]. 重庆文理学院学报:自然科学版, 2010,29(1):66-68. (TAN Ju, ZHANG Youzhong. A GLCM-based objects recognition method[J]. Journal of Chongqing liberal arts college:natural science edition, 2009,29(1):66-68.)
- [6] Nock R, Nielsen F. Statistical region merging[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(11):1452-1458.
- [7] HUANG Guoheng, PUN Chiman. Interactive segmentation based on initial segmentation and region merging[C]// Computer Graphics, Imaging and Visualization(CGIV), 2013 10th International Conference. Macau, China:[s.n.], 2013:52-55.
- [8] 郭亮. 基于偏光图像的岩石粒度分析研究[D]. 成都:四川大学, 2013. (GUO Liang. Rock mechanical analysis research based on polarization image[D]. Chengdu, Sichuan, China:Sichuan University, 2013.)
- [9] Ulaby F T, Kouyale F, Brisco B, et al. Textural information in SAR images[J]. IEEE Transaction on Geoscience Remote Sense, 1986,4(2):235-245.
- [10] ZHAO Lingjun, QIN Yuliang, GAO Gui, et al. Detection of built-up areas from high-resolution SAR images using the GLCM textural analysis[J]. Journal of Remote Sensing, 2009,3(2):475-490.
- [11] Hossein Izadi, Javad Sadri, Nosrat-Agha Mehran. Intelligent mineral identification using clustering and artificial neural networks techniques[C]// 2013 First Iranian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis(PRIA), Birjand:[s.n.], 2013.
- [12] 林和平,张秉正,乔幸娟. 回归分析人工神经网络[J]. 吉林大学学报, 2010,28(2):147-152. (LIN Heping, ZHANG Bingzheng, QIAO Xinjuan. Regression analysis of artificial neural network [J]. Journal of Jilin University, 2012,28(2):147-152.)

## 作者简介:



赵启明(1991-), 男, 湖北省孝感市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与网络通信. email: zqmdzdx@163.com.

王睿(1976-), 女, 浙江省舟山市人, 工程师, 研究方向为实验信息技术.

滕奇志(1962-), 女, 成都市人, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理与信息系统、机器视觉与智能系统.

何小海(1964-), 男, 四川省绵阳市人, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理与信息系统、机器视觉与智能系统.

杨宗瑞(1988-), 男, 江西省萍乡市人, 在读硕士研究生, 研究方向为计算机应用与图像处理.