

基于支持向量机的岩心识别算法研究

王 浩, 宋文广*, 徐 浩, 张冰心

(长江大学 计算机科学学院, 湖北 荆州 434023)

摘 要: 基于岩心图像的颜色和纹理特征, 研究了岩心图像的自动识别方法。首先采用多特征融合的方法, 分别获取岩心图像色相饱和度亮度值(hue saturation value, HSV)空间的色相、局部二值模式(local binary pattern, LBP)的纹理特征, 再利用支持向量机(support vector machines, SVM)训练分类识别这些特征融合形成的特征向量, 获得精确度较高的岩心图像分类识别的模型。对 400 份岩心图像的测试, 岩心图像颜色与纹理特征融合处理后, 智能识别岩性特征的方法精度达到了 86%。结果表明: 利用岩心图像智能识别岩性, 提高了识别岩性速度, 方便对地层岩心的分类。

关键词: 岩心图像; 岩性特征; 图像分类识别

中图分类号: TP319 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-4824(2021)06-0061-06

在地质学研究的领域, 对岩心图像进行分析是研究岩心微观特征的重要方法, 已经在岩石薄片分析等应用方面取得了良好的效果^[1]。岩心图像识别对地质勘探方面有着重要的作用^[2]。对深层次石油勘探开发过程中, 岩心图像对识别存储层进行预测可以作为十分关键的依据^[3]。因此岩心图像识别技术可以广泛应用于工程地质、石油勘探开发领域中^[4]。

本文主要从岩心图像入手, 对岩心图像做预处理操作^[5], 获取预处理操作后的岩心图像, 提取图像 HSV 颜色空间下的色相和 LBP 的均匀模式下的纹理特征^[6], 分别对提取到的岩心图像进行特征降维^[7]。降维后的特征向量进行特征融合, 并使用 SVM 分类训练器分类识别, 得到可以自动识别岩心种类的模型^[8]。这样不仅能使岩心分析人员从繁琐的岩心分析工作中解脱出来, 而且降低岩心经验分析的错误率, 提高岩心分析识别的效率^[9]。

1 岩心图像预处理及特征提取

1.1 岩心图像预处理

岩心图像的预处理操作是因为岩心图像直接处理时噪声太大, 对岩心识别造成影响^[10]。预处理可以保留图像的细节信息^[11]。为了防止提取岩心图像的特征时, 其表面的白岩心标注等内容(见图 1)对特征提取造成干扰。在特征提取时, 选取每张图像中心的 200 × 200 的像素区域, 用来减少噪声对后续识别造成的干扰。

1.2 岩心图像颜色特征提取

颜色是日常生活中最为直观、明显的视觉感受^[12]。岩心的颜色信息是对岩心识别不可或缺的因素^[13]。事实上, 专业人员对于大部分岩心图像的识别也都要依靠岩心的颜色信息^[14]。由于岩心图像不管如何变换方向、图像大小、视角都不会使它本身的颜色有变化, 所以颜色特征的鲁棒性较好^[15]。

收稿日期: 2021-09-09

基金项目: 新疆自治区创新人才建设专项自然科学基金项目(2020D01A132); 湖北省科技示范项目(2019YYD016);

Cooperative Innovation Center of Unconventional Oil and Gas, Yangtze University, Ministry of Education & Hubei Province (UOG2020-10)

作者简介: 王 浩(1995-), 男, 山西吕梁人, 长江大学计算机科学学院硕士研究生。

宋文广(1979-), 男, 湖北武汉人, 长江大学计算机科学学院教授, 博士, 本文通信作者。



图1 岩心图片

在颜色提取过程中, 常见的岩心图像(见图2)是由岩心图像高分辨率采集仪拍摄获得, 均为RGB格式。岩心图像在RGB模式下难以分离色调、亮度和饱和度, 并提取到有用的颜色特征。根据各个颜色空间的特性, HSV颜色空间下更适合提取岩心图像的颜色特征。这里首先用公式(1)~(3)将岩心图像转化为HSV颜色空间, 如图3所示。

$$H = \begin{cases} \arccos \frac{(R - G + (R - B))}{2\sqrt{(R - G)^2 + (R - B) + (G - B)}}, & B \leq G \\ 2\pi - \arccos \frac{(R - G + (R - B))}{2\sqrt{(R - G)^2 + (R - B) + (G - B)}}, & B > G \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R + G + B)} \quad (2)$$

$$V = \frac{\max(R, G, B)}{255} \quad (3)$$

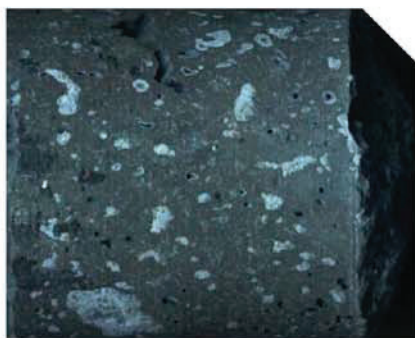


图2 颜色空间下的岩心图片

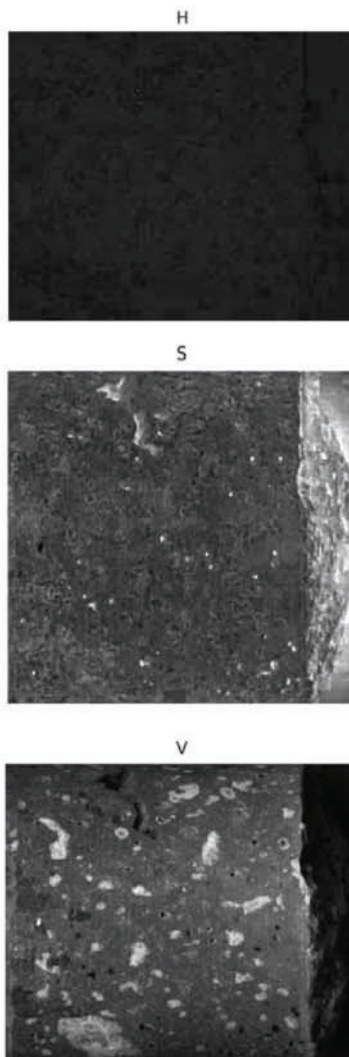
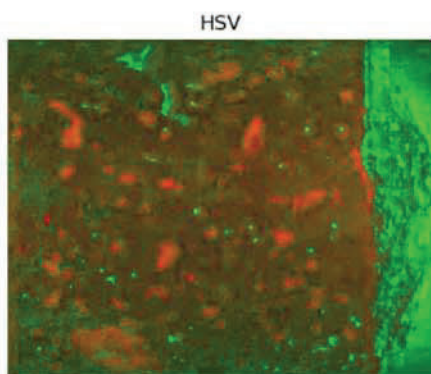


图3 转换为HSV颜色空间下的岩心图像及各分量

颜色特征的提取是在转换为HSV颜色空间后进行的, 有许多提取方法。大部分方法的第一步就是量化处理每一张岩心图像, 然而量化可能产生一些问题(如误检), 量化后的特征维数过高等, 对特征提取有较大的影响。因此, 选用颜色矩表示颜色特征。如公式(4)~(6)为颜色的一阶均值矩、二阶方差矩、三阶斜度矩的数学式, 表示岩心图像颜色分布。

$$\mu = \frac{1}{N} p_{i,j} \quad (4)$$

$$\alpha = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{i,j} - \mu_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

$$s_i = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{i,j} - \mu_i)^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (6)$$

式中: $p_{i,j}$ 表示的是概率, 即第 i 个颜色通道的灰度值 j 出现的概率; N 表示的是图像中共有 N 个像素。把岩心图像拆分为H、S、V三个通道, 而这三个通道又分为一阶、二阶、三阶, 所以颜色特征

用颜色矩表示为九个分量。

从而得到岩心图像的九维颜色特征向量：

$$F_{color} = [\mu_H, \sigma_H, S_H, \mu_S, \sigma_S, S_S, \mu_V, \sigma_V, S_V] \quad (7)$$

1.3 岩心图像纹理特征提取

颜色特征提取是处理岩心图像的像素点,但纹理特征提取处理的是像素区域内像素变化,是岩心图像除了颜色特征以外最直观的属性表征,并且纹理特征是针对岩心图像像素及其邻域灰度值的计算、统计而提取特征的^[16-17]。

LBP 在众多岩心图像纹理特征提取的方法

中,具有抗噪性、旋转不变性以及灰度不变性的优势^[18],它的实际效果比较明显。传统的 LBP 算子过程如图 4 所示,将图像区域的某个像素值设为阈值,并将以该阈值为中心的 3×3 的邻域内的各像素值与之比较,大于中心像素的置为 1,小于中心像素的置为 0,将其按顺时针排列,可得到一个八位二进制数,再将它转化为十进制,这个十进制数就是这个像素的 LBP 值,也就表示这个区域的纹理信息。

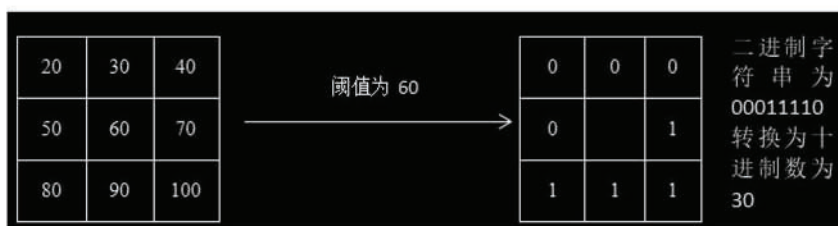


图 4 传统 LBP 算子示意图

LBP 纹理特征的公式(8)如下：

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{p=1}^8 S(I(p) - I(C)) * 2^p \quad (8)$$

式中： p 表示 3×3 的窗口中除中心点像素外的第 p 个像素点； $I(c)$ 表示中心像素点的灰度值， $I(p)$ 表示邻域内第 p 个像素点的灰度值； $S(x)$ 用如下公式(9)计算。

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (9)$$

由公式(8)和(9)可知,小区域像素差的关系能用一个数字表示,其取值范围是 $0 \sim 255$ 。用像素差值记录岩心图像的纹理关系,当光照变强或变弱时,岩心图像每个像素值的变化也是相同的,这样整体 LBP 基本没有变化,表明 LBP 受光照影响不大。

传统的 LBP 算子(见图 5)受噪声干扰严重,导致特征提取偏差过大。为了扩大传统 LBP 算子的局限性和适用范围,使用图 6 所示的圆形邻域,使 LBP 算子适用于任意邻域,扩大了传统的正方形邻域的适用范围,其优点是可以任意选择

某一圆形邻域的采样点个数。任意选取采样点可能会导致圆形边界上的点的位置在几个像素格子之间,不便于计算该邻域的 LBP 值。为了解决这个问题,使用 opencv 的双线性插值法来解决,计算公式(10)如下：

$$f(x, y) \approx [1-x \ x] \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) \\ f(1,0) & f(1,1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1-y \\ y \end{bmatrix} \quad (10)$$

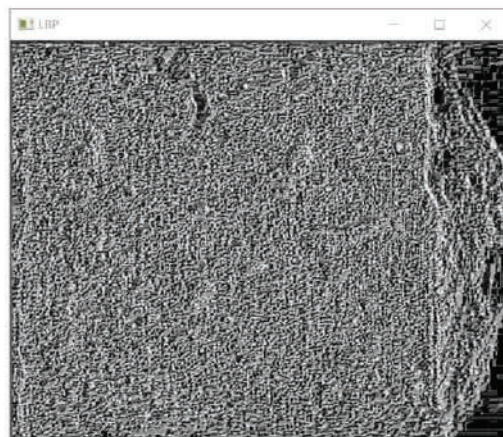


图 5 传统 LBP 算子

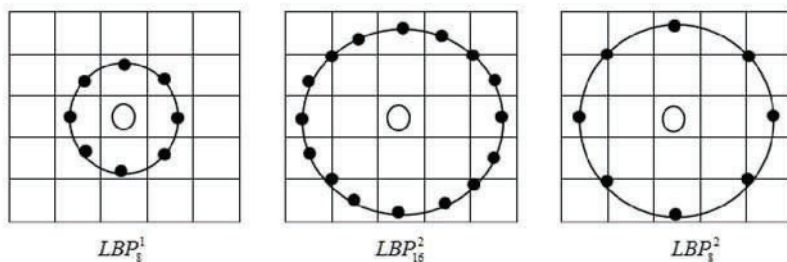


图 6 改进后的圆形邻域示意图

改进后的 LBP 如图 7 所示, 大幅抑制了噪声的干扰。与传统的 LBP 相比, 增加了采样点 P 和半径 R 这两个变量。改进后的公式(11)如下:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=1}^P s(I(p) - I(c)) * 2^p \quad (11)$$

式中: p 表示圆形区域中第 p 个采样点; $I(c)$ 表示中心像素的灰度值, $I(p)$ 表示圆形边界像素点中第 p 个点的灰度值。共 P 个点在边界上, 可以通过式(12)计算这些边界上的点:

$$\begin{cases} x_p = x_c + R * \cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \\ y_p = y_c - R * \sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \end{cases} \quad (12)$$

$S(x)$ 公式与原始 LBP 中的一样, 见公式(13):

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (13)$$



图 7 圆形模式 LBP 算子

传统 LBP 算子产生的八位二进制数有 $2^8 - 1$ 种模式, 改进后的圆形邻域的 p 个采样点对应 $2^p - 1$ 种模式。由此可知, 采样点 p 的个数越大, 产生的二进制种类和数量就越多, 特征提取极为不便。因此需要用越少的数据量更加清晰的表达图像信息。在这里用到均匀模式 LBP(uniform LBP)来实现降维操作。均匀模式 LBP 的原理是把统计 LBP 算子得到的二进制序列, 如果是从 0 到 1 或者是从 1 到 0 跳变两次以内, 这个二进制序列就是均匀模式, 反之亦然。这样符合要求的有 58 种, 把其余的不符合的全部归为第 59 类, 原来的 256 维降成 59 维, 实现了对 LBP 的基本降维操作。

在实验过程中发现, 用统计直方图来作为岩心纹理分析的特征算子在后续分类学习中的效果比较明显。具体计算步骤描述如下:

第 1 步: 将每张岩心图像分割为同样大小的

子块, 计算每一子块中的 LBP 值;

第 2 步: 对每一个子块进行直方图统计, 获得一个直方图;

第 3 步: 这些直方图融合后就会形成岩心图像的纹理特征。

2 特征降维与特征融合

2.1 特征降维

由于采样点过多或其他提取过程致使岩心图像的特征维数过高, 造成所谓的“维数灾难”, 导致效率低下以及特征矩阵稀疏等问题^[19]。为了避免因维数太高造成分类不准确, 分类效率低下等问题, 选取 PCA 主成分降维的方法来降低岩心图像的特征维数。

PCA 主成分降维就是将原始的高维特征转换为低维的新特征。它的主要思想是将原始的 N 维特征通过正交变换的方式, 重新映射到新的互不相关的 k 维上, 并且 k 小于 N , 这样就达到了特征降维的效果。

2.2 特征融合

用单一特征进行岩心图像识别分类时, 总会丢失部分特征信息, 使准确率也偏低, 单用颜色特征分类的准确率为 60% 左右, 纹理特征进行分类的准确率为 63% 左右, 总体准确率都比较低下, 所以需要进行特征融合, 使用多特征进行分类, 将颜色特征和纹理特征融合, 互相补充, 使得丢失的信息尽可能的少, 这样分类的效率和准确率会有较大的提升。

岩心图像通过提取颜色矩特征得到 9 维特征向量, LBP 纹理特征通过降维得到 20 维特征向量, 最后融合形成一个 29 维特征向量。

3 岩心图像识别分类器

在岩心图像的智能识别中, SVM 算法运用于对图像的识别分类, 其基本原理是找到一个超平面, 能够使得数据进行有效的分类, 并且要保证超平面两边的样本尽可能距离这个超平面远^[20]。SVM 本身是一个线性分类器, 实现的是非错即对的二分类问题。它要解决的就是式(14)所示的优化问题。

$$\begin{aligned} \min_{w,b} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & y_i(w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \end{aligned} \quad (14)$$

再通过拉格朗日和 KKT 条件等数学运算求

解得到式(15):

$$d(X^T) = \sum y_i a_i X^T + b_0 \quad (15)$$

式中: y_i 是类别标记, X^T 是待预测实例的转置。 A_i, b_0 是求解出的固定值。根据 $d(X^T)$ 的正负判断分类。构造最优超平面时所有样本满足式(16):

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \langle w \cdot w \rangle + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (16)$$

式中: C 为惩罚因子; w, b 分别为超平面的法向量和截距。惩罚因子 C 越大, 落在正确类别的样本对最优超平面的惩罚越大。

岩心图像识别是实现多种类别岩心区分的问题, 所以需要使用核技巧来将原本多种类岩心图像区分开来。把这种线性不可分的岩心图像分开, 就需要用映射的方式, 把低维的岩心图像数据转换到高维。而这种映射操作就需要用到核函数来实现, 有很多种方式可以实现映射的核函数, 通过实验观察, 采用 rbf 高斯核函数对岩心图像分类效果比较明显。核方法处理线性不可分的数据就是将原始的岩心特征映射到更高维度的空间, 这样就变成了线性可分的问题, 再使用线性超平面进行分割, 最后再把超平面映射回原始特征空间。

4 实验结果及结论

通过收集沉积岩的种类, 将样本集分为: 碎屑岩、粘土岩、碳酸盐岩、其他内源岩等这几种类别的沉积岩, 每种岩心有将近 400 幅岩心图像来进行分类训练。对所有样本分别提取岩心图像的颜色和纹理特征后, 将融合后的岩心图像进行分类

训练。将样本和样本标签按照 8:2 的比例随机拆分为训练集和测试集。把拆分好的数据放入分类器中进行识别。最后得到的训练模型的准确率如表 1 所示, 基本达到了系统的需求。

表 1 三种岩心图像特征识别岩性准确率

岩心特征	准确率
HSV 颜色矩颜色特征	60 %
LBP 纹理特征	63 %
融合颜色和纹理后的特征	86 %

本文提供了一种能够自动识别出岩石的种类, 并能够自动分类的系统, 可以大大减少岩心检测的人力和成本的支出。图像识别技术, 针对岩石图像的特点, 对采集的岩心图像就行预处理过程, 对岩心图像提取 HSV 颜色空间下的颜色特征, 并运用颜色矩特征维数少不需要进行特征降维的优点, 得到岩心图像的颜色特征; 对岩心图像使用提取改进后的均匀模式的 LBP 纹理特征, 做纹理直方图, 提取岩心图像的纹理特征, 对提取到的高维纹理特征做特征降维的操作。最后通过上述过程得到的颜色和纹理特征, 融合后放入 SVM 学习分类器进行学习, 得到一个预测分类器, 可以对岩心图像进行识别。通过此方法, 可以通过岩心图像的颜色和纹理来判别岩心种类, 有效提高岩心识别准确率, 改善了目前识别岩心图像准确率低下的问题。最后将此岩心自动识别模型应用于石油测井图中, 形成如图 8 所示的多井对比岩心图层自动识别图, 将各层的岩性识别并标注, 可以对各井之间地层的连通性有一个比较明确的认识, 更有利于地质工作人员对地层和油藏的存储有更加明确的认知。

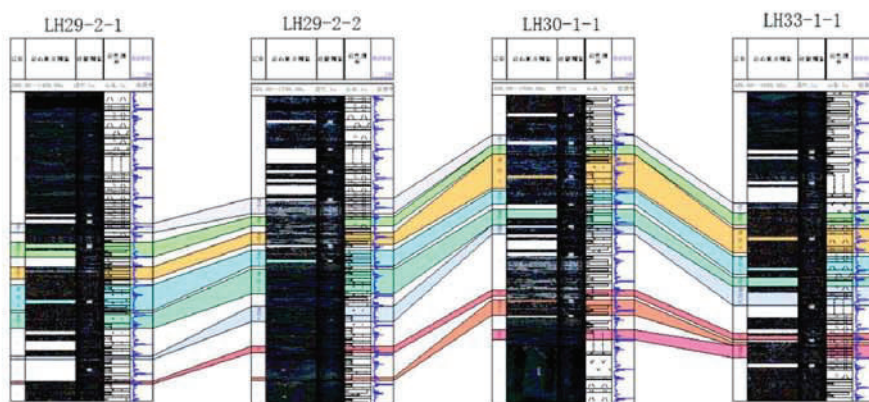


图 8 多井对比岩心图层自动识别图

综上所述, 从沉积岩入手, 对沉积岩进行识别和分类, 使工作人员可以对储油层有更加准确的

把握。不仅能使岩心分析人员从繁琐的岩心分析工作中解脱出来, 而且降低岩心经验分析的错误

率,提高岩心分析识别的效率。

参 考 文 献

- [1] 刘焱鑫,黄继新,尹艳树,等.针对油砂储层的岩心图像识别算法优选与应用[J].断块油气田,2020,27(4):464-468.
- [2] 李政宏,刘永福,张立强,等.数据挖掘方法在测井岩性识别中的应用[J].断块油气田,2019,26(6):713-718.
- [3] 杜金华.基于颜色特征和逻辑回归的饰面花岗石图像识别技术研究[D].泉州:华侨大学,2018.
- [4] 郑尊凯.深度学习模型下岩屑图像识别研究[D].荆州:长江大学,2019.
- [5] 李巨虎,范睿先,陈志泊.基于颜色和纹理特征的森林火灾图像识别[J].华南理工大学学报(自然科学版),2020,48(1):70-83.
- [6] XU J L, GOWEN A A. Spatial - spectral analysis method using texture features combined with PCA for information extraction in hyperspectral images[J]. Journal of Chemometrics, 2020, 34 (2): e3132.
- [7] 武洪强.基于支持向量机的路面状态视频图像识别技术研究[D].北京:北京交通大学,2017.
- [8] 高婷,杨洋,何江.人工智能在岩石图像上的应用综述[J].中国石油和化工标准与质量,2020,40(20):98-100.
- [9] 黄思兰.石材纹理图像识别方法[D].福州:福州大学,2017.
- [10] 乔曦.基于水下机器视觉的海参实时识别研究[D].北京:中国农业大学,2017.
- [11] HAN T. Design and application of multicolor image identification in soil pollution component detection[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2020, 13 (18): 1-9.
- [12] PRAJAPATI H B, BRAHMBHATT N R, DABHI V K. Extraction of human face features from color images[J]. Intelligent Decision Technologies, 2019, 13(1): 67-80.
- [13] 刘宁,郑胜利.岩心荧光图像采集与分析[J].石油地质与工程,2021,35(4):5.
- [14] 王泽润.基于颜色与纹理特征的木材表面缺陷识别方法[D].杭州:浙江农林大学,2018.
- [15] 武洪强.基于支持向量机的路面状态视频图像识别技术研究[D].北京:北京交通大学,2017.
- [16] SOTOODEH M, MOOSAVI M R, BOOSTANI R. A novel adaptive LBP - based descriptor for color image retrieval[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 127: 342-352.
- [17] RAO M S, REDDY B E. An overview of pattern recognition methods on texture classification[J]. Artificial Intelligent Systems and Machine Learning, 2011, 3(7): 426-430.
- [18] MUFARROHA F A, ANAMISA D R, HAPSANI A G. Content based image retrieval using two color feature extraction[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2020, 1569 (3): 032072.
- [19] HU S, GE Y, HAN J, et al. Object tracking algorithm based on dual color feature fusion with dimension reduction[J]. Sensors, 2019, 19(1): 73.
- [20] 马雪松.基于支持向量机的花生褐斑病图像识别[D].合肥:安徽大学,2018.

(责任编辑:熊文涛)