

文章编号: 2095-2163(2021)09-0054-05

中图分类号: TP399

文献标志码: A

基于改进的 SLIC 的岩心颗粒图像边缘分割算法

董 颖¹, 卿粼波¹, 何小海¹, 黄帅坤¹, 何海波²

(1 四川大学 电子信息学院, 成都 610065; 2 成都西图科技有限公司, 成都 610065)

摘要: 在岩心颗粒图像进行目标提取的过程中, 由于颗粒颜色丰富, 类别和大小不一, 且存在边界模糊等情况, 导致颗粒分割很困难。针对以上问题, 本文提出一种基于改进的简单线性迭代聚类(SLIC)算法, 首先对图像进行预处理, 增强目标区域同时模糊背景部分, 消除孤立的噪声点且保护边缘信息; 其次, 结合 LBP 纹理特征对图像进行超像素分割; 最后, 结合区域之间的颜色特征进行超像素合并。实验表明, 与现有的其它算法相比, 该算法能准确地分割颗粒的边界, 更有效地提取目标颗粒, 极大地降低了后续对提取目标进行分析的复杂度。

关键词: 岩心颗粒图像; 超像素分割; SLIC; 超像素合并

Particle edge segmentation algorithm of core image based on improved SLIC

DONG Ling¹, QING Linbo¹, HE Xiaohai¹, HUANG Shuaijun¹, HE Haibo²

(1 College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2 Chengdu Xitu Technology Co., Ltd., Chengdu 610065, China)

[Abstract] In the process of particle extraction from core image, it is difficult to segment the particles because of the rich color, different types and sizes of particles and fuzzy boundary. To solve these problems, an improved simple linear iterative clustering (SLIC) algorithm is proposed. Firstly, median filtering is used to eliminate the isolated noise points and preserve the edge information. Secondly, the image is segmented by super-pixel combined with LBP texture features. Finally, the super-pixel is merged by combining the color features between regions. Experiments show that the algorithm can segment the boundary of particles accurately, extract the target particles more effectively, and greatly reduce the complexity of subsequent image processing.

[Key words] core image grain; super pixel segmentation; SLIC; super pixel merging

0 引言

岩心颗粒图像的分割结果会影响后续磨圆度、面积等参数分析。一幅岩心图像通常包含多种类型的矿物颗粒, 传统的手工分割虽然相对精确, 但是操作繁琐耗时, 不能满足实际需求, 故需要利用计算机来实现岩心颗粒图像的自动分割^[1]。

图像分割算法主要有阈值分割、边缘检测分割、聚类分割、图论分割等。但这些方法用来提取岩心颗粒图像都不能取得比较好的分割结果。首先, 岩心图像里面的颗粒颜色不一, 且有些颗粒表面存在复杂的纹理; 其次, 颗粒之间的填隙物成分复杂, 以致于有些颗粒与背景之间、颗粒与颗粒之间的界限模糊, 很难进行区分^[2]。

基于超像素块的分割方法近年来已被广泛应用于图像分割领域。宋熙煜等人对比了多种超像素算

法, 其中 SLIC 算法展示了目前最优的边界依从性^[3]; 任大勇等人提出 SLIC 与分水岭算法相结合进行分割, 但依旧存在比较明显的过分割现象^[4]; 郭艳婕等人在分割过程中加入纹理特征, 并应用 DBSCAN 算法合并超像素块, 但用于岩心图像处理时效率低且合并效果并不理想^[5]。

本文针对岩心颗粒在颜色和纹理方面存在的复杂性, 提出一种岩心颗粒图像分割算法, 使用结合纹理特征的改进 SLIC 算法生成超像素块, 根据最近邻接图算法合并超像素块, 能够对岩心颗粒获得较为准确的提取结果。

1 算法概述

算法流程图如图 1 所示。本文算法包括对岩心颗粒图像进行增强、SLIC 分割算法的改进以及对过分割之后得到的超像素块进行合并 3 个部分。首先, 采用结合中值滤波的 CLAHE 算法对岩心颗粒

作者简介: 董 颖(1997-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 多媒体通信与信息系统; 卿粼波(1982-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 图像处理、图像/视频编码通信、嵌入式系统; 何小海(1964-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 图像处理与信息系统、机器视觉与智能系统; 黄帅坤(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 多媒体通信与信息系统; 何海波(1968-), 男, 学士, 高级工程师, 主要研究方向: 图像处理与计算机应用。

收稿日期: 2021-07-08

图像进行预处理,增强图像中的颗粒部分,同时模糊背景部分;其次,利用LBP纹理特征改进SLIC算法,对岩心颗粒图像进行过分割,使得到的超像素块更加贴合目标边缘;最后,利用颜色均值对岩心颗粒图像进行两步合并,最终得到岩心颗粒图像的边缘分割结果。

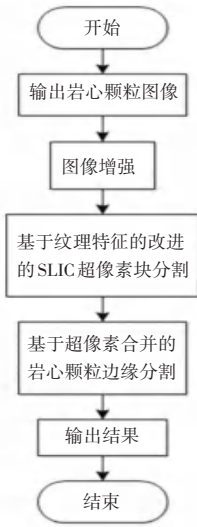


图1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

2 图像增强

由于岩心颗粒图像里面的颗粒表面和岩心背景可能存在一些其它颜色的斑点信息干扰,以及图像本身的噪声干扰,这些情况可能增加图像的分割难度,故在对图像进行分割处理之前,需要对岩心颗粒图像进行图像增强操作。普通的直方图均衡化可能会使图像中的部分区域由于对比度增强过大而成为噪点。故本文使用一种结合中值滤波的CLAHE算法来对岩心颗粒图像的局部进行对比度增强,算法步骤如下:

(1)将图像 I 分成 $N \times N$ 个子区域,计算每个区域的直方图 $h(x)$,再根据阈值 T_0 对直方图进行调整。对新直方图每个子区域的四邻域进行插值运算,得到对比度增强后的图像 I' ;

(2)根据公式(1)获得图像 I' 的背景二值图 I_{bg} ,其中 I_m 由公式(2)给出并根据公式(3)对 I_{bg} 进行形态学处理:

$$I_{bg}(x,y) = 220, \quad I_m(x,y) > T_\theta \quad (1)$$

$$I_m = |I - M_5(I)| + |I - M_7(I)| \quad (2)$$

$$I'_{bg} = I_{bg} \cdot s_1 \ominus s_2 \oplus s_1 \cdot s_3 \quad (3)$$

其中, $M_i(\cdot)$ 为中值滤波函数; i 表示滤波半径; T_θ 为预设阈值,本文取 100; (x,y) 为像素坐标;

s_1, s_2, s_3 分别代表半径为 15、10、20 的结构元; I'_{bg} 为形态学处理后的图像;

(3)对 I'_{bg} 设置阈值,以去除孤立噪点,本文设置为 1 000,得到图像最终二值图像 I''_{bg} ,根据公式(4)分别对图像 I 和图像 I' 进行中值滤波,得到最终的增强图像。

$$\begin{cases} I(x,y) = M_5[I(x,y)] & , I_a(x,y) \neq 0 \\ I(x,y) = M_5[I'(x,y)] & , I_a(x,y) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

图像增强结果如图 2 所示。可以看出本文算法能较好地 对岩心颗粒图像进行局部增强,使颗粒部分更突出,岩心背景部分更模糊,更有利于后续的分割操作。



(a) 增强前

(b) 增强后

图2 图像增强结果

Fig. 2 Image enhancement results

3 基于纹理特征改进的SLIC超像素分割

3.1 SLIC 算法

SLIC 算法是先将彩色图像转化为 CIELAB 颜色空间和 XY 坐标下的 5 维特征向量,构造距离度量标准进行局部聚类。算法具体实现如下:

(1)初始化聚类中心。设图片共有 N 个像素点,预分割为 K 个超像素块,每个超像素大小为 N/K ,相邻种子点的距离,即步长为 $S = \sqrt{N/K}$ 。初始化聚类中心 $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]^T$,由于边界的梯度较大,为避免种子点落在其上,需要在种子点的 3×3 邻域内选择梯度最小的像素点作为新的种子点;

(2)距离度量。以 $2S \times 2S$ 为搜索范围,计算种子点与搜索范围内每个像素点之间的距离 D ,式(5)~式(7):

$$d_{lab} = \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2} \quad (5)$$

$$d_{xy} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (6)$$

$$D = d_{lab} + \frac{m}{S} d_{xy} \quad (7)$$

其中, d_{lab} 是颜色距离; d_{xy} 是空间距离; m 是调节空间距离的权重系数; S 是种子点间的距离。可以看出, D 值越小,则像素之间越相似。

(3)重复上述步骤,迭代更新聚类中心,直到误

差收敛满足停止条件。

(4) 增强连通性。将出现多连通、尺寸过小、不连续等情况的超像素块分配给邻近的超像素。

3.2 LBP 纹理特征

岩心颗粒图像由于存在十分丰富的纹理信息,所以纹理特征对图像分割结果有重要影响。LBP (Local Binary Pattern) 算子是一种图像局部纹理特征提取算法,计算的是每个像素和周围像素间“相对”的关系^[6]。LBP 值计算公式(8)如下:

$$LBP_{i_c} = \sum_{p=0}^{P-1} 2^p s(i_p - i_c) \quad (8)$$

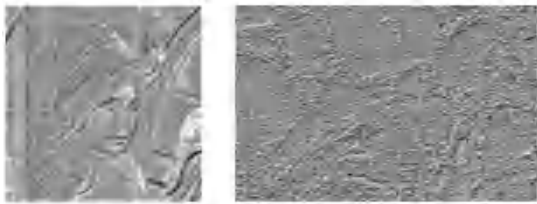
其中, i_c 是中心像素点灰度值; i_p 是相邻像素点的灰度值; s 是一个符号函数,式(9):

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

本文使用圆形 LBP 特征,设置采样点为 8 个,当半径 $radius$ 取 1、3 时 LBP 特征图像如图 3 所示。



(a) 原始图像,左为 lenna 图,右为岩心颗粒图像



(b) $radius = 1$



(c) $radius = 3$

图 3 不同半径的 LBP 图

Fig. 3 LBP plots of different radius

由图 3 可以看出,半径越小,LBP 图越精细,所以本文选取半径为 1,采样点为 8 的圆形 LBP 特征。

3.3 改进的 SLIC 算法

SLIC 算法虽然在空间和颜色上具有良好的复杂度,但是由于不包含纹理特征,当目标与背景包含不同纹理信息但颜色相近时,不能很好地分割出理

想的超像素块^[7]。将 LBP 纹理特征引入 SLIC 算法,可以有效解决分割精度不准确问题。

改进的 SLIC 算法在初始化聚类中心时,需要加入 LBP 值,即 $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k, LBP_k]^T$,在距离度量步骤加入纹理距离,式(10):

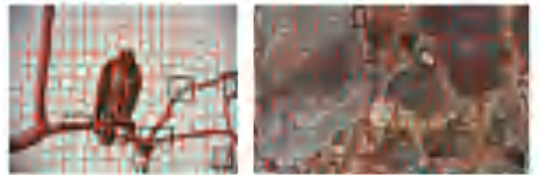
$$d_{LBP} = \sqrt{(LBP_k - LBP_i)^2} \quad (10)$$

最终距离公式改为式(11):

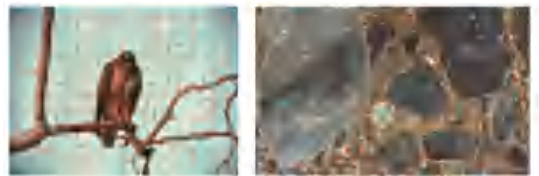
$$D = d_{lab} + \frac{m}{S} d_{xy} + \frac{n}{S} d_{lbp} \quad (11)$$

其中, n 为调节纹理距离的权重系数。

加入纹理特征能够生成更好的贴合提取目标边缘轮廓的超像素块。如图 4 所示,(a)为使用原始 SLIC 算法分别在 eagle 图和岩心颗粒图像上超像素分割的结果,(b)为本文算法分别在两张图的分割结果。可见用原始 SLIC 算法进行分割,在目标和背景存在明显差异的情况下,某些部分依旧没有被分割出来,而本文算法所产生的超像素块比较有效地解决了分割中出现的欠分割问题,分割的结果更完整。



(a) 原始 SLIC 算法



(b) 本文算法

图 4 本文算法与原始 SLIC 算法进行分割对比

Fig. 4 The comparison between the proposed algorithm and the original SLIC algorithm for segmentation

4 基于超像素合并的岩心颗粒边缘分割

4.1 最近邻接图构建

图像在经过超像素分割之后,被划分为 K 个区域,每个区域的像素具有同一个标签值。 K 个区域用区域邻接图 (Region Adjacency Graph, RAG) 表示为 $G = (V, E)$, G 是一个无向图, V 是顶点集,每个顶点代表一个区域, E 是边集,表示超像素块之间的相邻关系,边权重代表两个区域之间的相似度^[8]。

区域邻接图由于计算效率低,本文用 RAG 的改进算法即最近邻接图 (NNG) 来搜索合并相似区域。NNG 为一个有向图 $G_m = (V_m, E_m)$,其中 $V_m =$

V, E_m 为有向边的集合。边指向的是权重最小的相邻节点。 RAG 和 NNG 如图 5 所示。

NNG 去掉了冗余的边信息, 降低了算法的复杂度^[9]。合并算法步骤如下:

- (1) 输入预分割图像;
- (2) 构建 RAG , 根据边权重生成对应的 NNG ;
- (3) 将每个环两端的区域进行合并, 所有环合并完成后, 更新 NNG 。

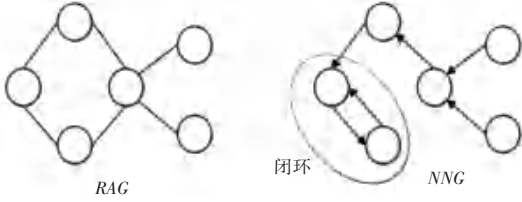


图 5 RAG 和 NNG 示意图

Fig. 5 RAG and NNG schematics

4.2 基于超像素块颜色均值的合并

颜色特征是基于像素点的特征, 也是衡量图像相似度常用的特征之一。相邻超像素块之间的相似度可以用面积大小和颜色差来度量, 计算公式(12)~(14):

$$v_k = \frac{\sum_{i \in k} v_i}{size_k} \quad (12)$$

$$\gamma(A, B) = (v_A - v_B)^2 \quad (13)$$

$$\gamma(A, B) < \varepsilon \quad (14)$$

其中, v_i 表示超像素块中第 i 个颜色值; $size_k$ 表示区域面积; v_k 为区域的颜色均值; $\gamma(A, B)$ 表示区域相似度; ε 表示阈值。

超像素分割之后, 先计算每个超像素块的 v_k , 再对超像素分割图像进行一处或多处背景选点, 根据选点对应的标签值去找选点区域所属的超像素块, 将其它超像素块的 v_k 与背景点进行是否相似比较, 如果相似就将其标签直接划分为背景进行背景区域融合, 本文取背景阈值为 0.1。对剩下的非背景区域, 根据相似度 $\gamma(A, B)$, 利用最近邻接图进行合并, 得到最终的合并结果。

5 实验结果与分析

5.1 实验结果

本文选用 BSD 数据集中的 100 张图像以及 30 张岩心颗粒图像进行实验, 对比了使用 SLIC + DBSCAN 的算法^[5]以及结合 SLIC 的分水岭算法^[4], 分别选取 2 张 BSD 数据集图像和 2 张岩心颗粒图像作为展示, 其分割结果如图 6 所示。

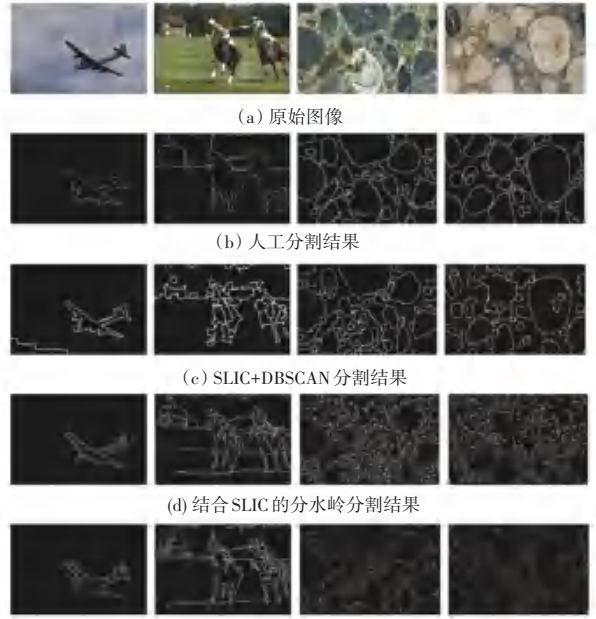


图 6 分割结果对比

Fig. 6 Comparison of segmentation results

由图 6 可以看出, 对于目标单一且背景差异明显的图, 如图 6 中的第一张图, 3 种算法均能分割出目标; 对于目标丰富、背景复杂的图像, 如图 6 中的第二张图以及两张岩心颗粒图像, SLIC+DBSCAN 算法存在明显的欠分割情况, 有些地方边界缺失严重; 结合 SLIC 的分水岭算法最终的融合效果不理想, 有些地方过分割明显, 且两种算法在岩心颗粒图像上效果均不好; 而本文算法能在保留好边界的情况下, 去除杂质, 不仅能在公共图像上比较好地提取目标, 也适用于岩心图像, 提取的结果更完整。

5.2 实验分析

本文采用经典性能指标评价, 查全率 R (Recall) 和查准率 P (Precision) 进行评估, 计算公式(15)和公式(16)如下:

$$R = \frac{\text{提取的目标像素点}}{\text{提取的目标像素点} + \text{没提取到的像素点}} \quad (15)$$

$$P = \frac{\text{提取的目标像素点}}{\text{提取的目标像素点} + \text{提取的无关像素点}} \quad (16)$$

一般 R 和 P 值越大, 表示分割性能越好, 但是由于 R 和 P 值是反比关系, 所以可以用 F 指数来衡量, F 指数定义(17)如下:

$$F = \frac{2 \times R \times P}{R + P} \quad (17)$$

由于本文算法提取的边界只占有一个像素, 用来对比计算的人工分割结果是纯手工标注, 具有一定的误差, 故在计算客观评价标准时, 允许 4 个像素

的误差存在。本文从 3 个指标上和 SLIC+DBSCAN 的算法以及结合 SLIC 的分水岭算法进行对比,计算结果见表 1,可以看出在公共数据图上,本文算法分割效果与对比算法相似, F 指数只是略高于对比算

法;而对于岩心颗粒图像,本文算法的分割结果明显优于其他算法, F 指数也明显高于对比算法。因此,本文所提出的算法适用于岩心颗粒图像的提取,分割结果更准确。

表 1 不同算法分割结果评估

Tab. 1 Evaluation of segmentation results by different algorithms

算法	BSD 数据集			岩心颗粒图像		
	P (%)	R (%)	F (%)	P (%)	R (%)	F (%)
SLIC+DBSCAN	70.58	80.31	75.13	55.34	51.79	53.51
结合 SLIC 的分水岭	69.62	83.89	76.09	47.12	83.11	60.14
本文算法	72.29	85.71	78.43	68.19	81.04	76.06

6 结束语

本文提出了一种基于改进的 SLIC 岩心颗粒图像提取算法。在对岩心颗粒图像进行分割前,先结合中值滤波的 CLAHE 预处理,对图像进行局部增强,使岩心颗粒目标更明显,同时模糊岩心背景区域,让颗粒目标与背景更具有区分度;利用纹理特征对图像分割的影响,在对岩心颗粒图像进行超像素分割时加入 LBP 纹理特征,产生更加贴合目标边界的超像素块;最后利用最近邻接图对颜色特征相似的区域进行合并,最终分割出岩心颗粒。实验结果表明,本文算法对岩心颗粒图像的提取结果比较准确和完整,能有效减少后续对岩心颗粒进行分析的复杂度。

参考文献

[1] 侯情缘, 卿粼波, 滕奇志. 基于多特征融合半自动岩心图像颗粒

提取[J]. 微型机与应用, 2017, 36(1): 52-55.

[2] 潘代玉, 王正勇, 滕奇志. 改进 SLIC 的岩石颗粒分割研究[J]. 软件导刊, 2020, 19(4): 242-246.

[3] 宋熙煜, 周利莉, 李中国, 等. 图像分割中的超像素方法研究综述[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(5): 599-608.

[4] 任大勇, 贾振红, 杨杰, 等. 结合位图切割和区域合并的彩色图像分割[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(2): 162-167.

[5] 郭艳妮, 杨明, 侯宇超. 改进的 SLIC 算法在彩色图像分割中的应用[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2020, 34(2): 158-164.

[6] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.

[7] 李啸宇, 张秋菊. 融合局部纹理特征的颗粒图像 SLIC 超像素分割方法[J]. 食品与机械, 2016, 32(12): 31-34, 39.

[8] 刘安琪, 刘华勇, 王焕宝. 改进的 SLIC 超像素图像分割与合并算法[J]. 安徽建筑大学学报, 2020, 28(4): 39-46.

[9] 吴实, 熊淑华, 李杰, 等. 基于简单线性迭代聚类算法和动态区域合并的岩屑图像分割[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(35): 238-243.

(上接第 53 页)

[11] BAO J, MO J, XU L, et al. VMD-based vibrating fiber system intrusion signal recognition[J]. Optik, 2020, 205: 163753.

[12] Wang Y, Wang P, Ding K, et al. Pattern recognition using relevant vector machine in optical fiber vibration sensing system[J]. IEEE Access, 2019, 7: 5886-5895.

[13] MA Z, LIANG Y, ZHU J. An optic-fiber fence intrusion recognition system using mixture Gaussian hidden Markov models[J]. IEICE Electronics Express, 2017, 14(5): 20170023.

[14] WANG X, LIU Y, LIANG S, et al. Event identification based on random forest classifier for Φ -OTDR fiber-optic distributed disturbance sensor[J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 97: 319-325.

[15] SU L, ZHANG J Q, HUANG X, et al. Automatic operational modal analysis of structures based on image recognition of stabilization diagrams with uncertainty quantification[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2021, 32(1): 335-357.

[16] UDDIN M Z, NILSSON E G. Emotion recognition using speech and neural structured learning to facilitate edge intelligence[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 94: 103775.

[17] MIAO R, GAO Y, GE L, et al. Online defect recognition of narrow overlap weld based on two-stage recognition model combining continuous wavelet transform and convolutional neural network[J]. Computers in Industry, 2019, 112: 103115.

[18] CHE Q, WEN H, Li X, et al. Partial discharge recognition based on optical fiber distributed acoustic sensing and a convolutional neural network[J]. IEEE Access, 2019, 7: 101758-101764.

[19] WU H, CHEN J, LIU X, et al. One-dimensional CNN-based intelligent recognition of vibrations in pipeline monitoring with DAS[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(17): 4359-4366.

[20] LI Z, ZHANG J, WANG M, et al. An anti-noise Φ -OTDR based distributed acoustic sensing system for high-speed railway intrusion detection[J]. Laser Physics, 2020, 30(8): 085103.

[21] BAI Y, XING J, XIE F, et al. Detection and identification of external intrusion signals from 33 km optical fiber sensing system based on deep learning[J]. Optical Fiber Technology, 2019, 53: 102060.

[22] QIN Z, CHEN L, BAO X. Wavelet denoising method for improving detection performance of distributed vibration sensor[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2012, 24(7): 542-544.