

基于支持向量机的重叠大豆颗粒计数

朱伟兴, 苏威, 张怀德

(江苏大学电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘要:为了提高大豆千粒重的测定效率和精度,提出一种基于机器视觉的有效分割多层重叠颗粒和记数方法。将由摄像机采集的大豆颗粒图像经预处理后,提取所有的颗粒块区域;寻找颗粒块区域的拓扑形状特征欧拉数和形状特征向量:颗粒块轮廓边缘上凹点、颗粒块类圆近似核心;采用支持向量机分类法智能识别颗粒叠加类型,将其分为串重叠、多个并粘连和两层并重叠,最后实现自动分割。结果表明:该方法能有效解决两层重叠或深度粘连类圆大豆颗粒的准确计数。

关键词:支持向量机;分割;计数;大豆

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-9841(2009)01-0151-05

Counting of Overlapping Soybean Grain by Support Vector Machine

ZHU Wei-xing, SU Wei, ZHANG Huai-de

(Electrical and Information Engineering College, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, Jiangsu, China)

Abstract: In order to improve the efficiency and precision for measuring the mass of 1 000 soybean grains, a novel new method which can effectively segment overlapping granule and count it based on the machine vision technique was proposed. Firstly collecting the products grain image and be preprocessed, then distilling the region of all overlapping grain; The concave points, grains' approximate center of area and the euler number of topology shape were found out as the feature vectors of the overlapping area; the types of overlapping particle intellectually were finally identified into serial, parallel and double-deck overlapping types by the classification of Support Vector Machine, and automatically divided overlapping granule into lots of single grains. The experimental results show that the paper can effectively count the double-deck overlapping or profoundly cohesive soybean grains.

Key words: Support Vector Machine; Segment; Count; Soybean

大豆千粒重对判断大豆颗粒的大小、饱满度和充实度等质量有着重要的意义。测量大豆颗粒千粒重,关键是对大豆颗粒正确计数。传统方法是人工进行,效率很低,容易出错。利用机器视觉技术,开发了准确率高、使用方便的千粒重系统。在自然光照条件下,由 Sony CCD 摄像机拍摄的大豆颗粒图像,往往存在颗粒粘连在一起,甚至多层重叠。要准确统计图像中颗粒的数量等参数,就必须将所有重叠在一起的颗粒分离为独立的个体。杨蜀秦等^[1]对大米颗粒的分割精度达到 93%,不能正确分割多于 3 个重叠颗粒而导致精度不高。因此,如何将两层重叠和多个粘连的颗粒群有效地分割成独立颗粒是所要解决的关键问题。

目前,对类圆重叠颗粒图像分割主要研究算法如下:研究较多的分割算法是基于数学形态学的腐蚀膨胀法^[2]和流域法^[3]。此类方法对于粘连和重叠较严重的颗粒,由于腐蚀和膨胀的不可逆性,导致分割不足和过度分割而造成分割准确率不高。近年来,许多学者提出了基于类圆颗粒几何形状特征的分割算法。Wang^[4]先提取颗粒群中轴线,根据边缘线上点到中轴线的距离柱状图,找出圆边缘上的凹点,与中轴线垂直的两个凹点的连线即为分割线。该法对一般的多细胞粘连颗粒取得较理想的效果,但对两层重叠的颗粒,分割误差较大。

在此基础上,提取类圆颗粒的几何形态特征和拓扑形状特征作为特征向量,采用支持向量机分类

收稿日期:2008-11-02

基金项目:江苏大学江苏省现代农业装备与技术重点实验室开放基金资助项目(NZ200709)。

作者简介:朱伟兴(1956-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能控制与检测技术。

通讯作者:苏威。E-mail:2002110113@163.com。

法智能识别出颗粒重叠类型,然后对不同重叠类型的颗粒构造最佳分割线,实现准确分割与计数。研究解决了凌云等^[3]提及的分割重叠复杂颗粒的难题,也避免文献^[4]中分割不够彻底和数学形态学分割法所导致过分割的现象,并且分割与计数的精度达到 99.5% 以上。

1 算法设计

算法的基本思想是:首先对原彩色图像预处理,提取所有孤立的颗粒块区域,采用凹点收搜法和点 Hough 变换提取颗粒区域的凹点和核心等几何特征,并计算出不变拓扑形状特征量欧拉数。由上述特征找出孤立颗粒块中的重叠颗粒块区域,采用支持向量机分类法识别其叠加类型,自动将其分为串重叠、多个并粘连和两层并重叠等三种模型。针对不同叠加模型的颗粒,分别将这些凹点配对后构造相应的最佳分离线,对两层重叠和粘连的颗粒准确分割与计数,最后准确测定大豆的千粒重。系统算法流程如图 1 所示。

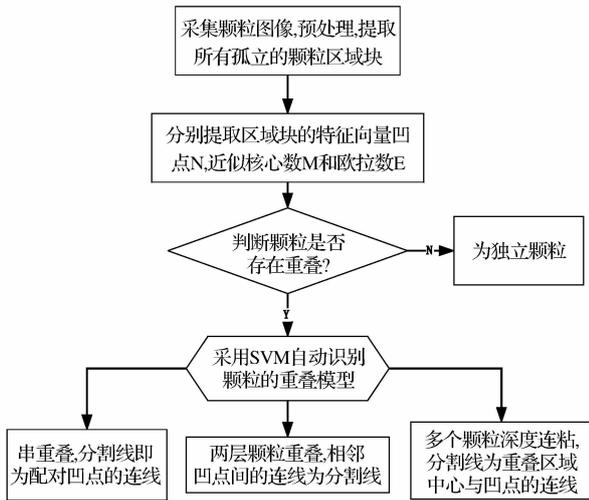


图 1 系统算法流程图

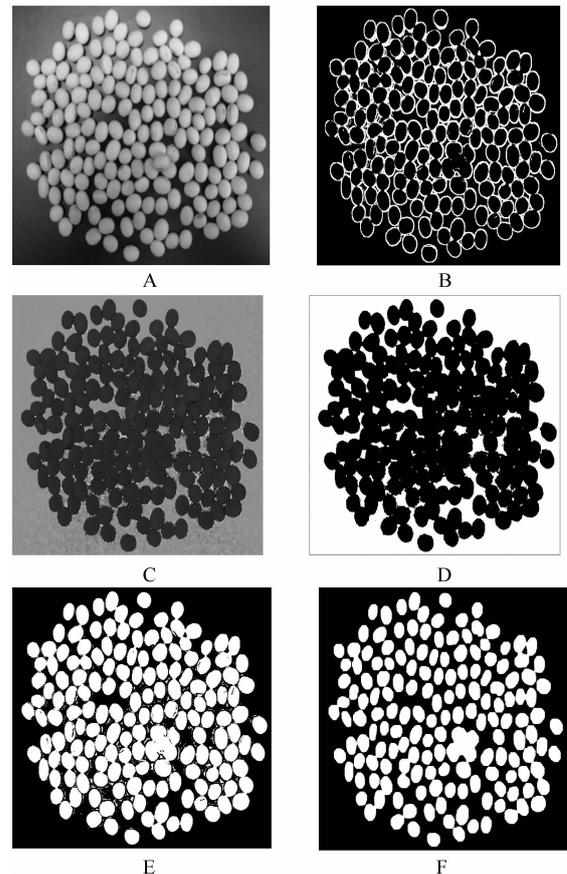
Fig. 1 Flow chart of system arithmetic

1.1 图像预处理

自然光下采集大豆颗粒图像时,经常受到各种外界条件的干扰(如光强等),这对提取颗粒对象产生较大的影响。图 2(A)为将采集的大豆彩色图灰度化后的效果,经过边缘增强后的效果如图 2(B)。由于该灰度图像易受到外界光照的干扰,而 HIS 颜色系统是根据人眼通过颜色的亮度、色度及饱和度来辨别颜色。HIS 模型的 3 个要素是色调 H、饱和度 S 和亮度 I,其中 H 和 S 分量与亮度无关。因此,

选取 HIS 模型中 H 颜色分量来提取颗粒对象。从 RGB 到 HIS 的转换为非线性变换,其转换关系为^[5]:

$$\begin{aligned}
 I &= (R + G + B)/3 \\
 W &= \arccos\left[\frac{2R - G - B}{2(R^2 + G^2 + B^2 - RG - GB - RB)^{1/2}}\right] \\
 S &= 1 - \min(RGB)/I \\
 H &= W(B \leq G) \\
 H &= 2\pi - W(B > G)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$



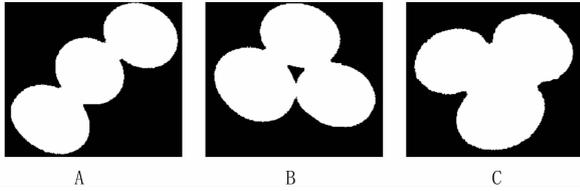
A 大豆原灰度图 A Original gray image of beans
 B 边缘增强 B Edge enhanced
 C 大豆品色调图 C Hue image of beans
 D 色调图二值化 D Hue image binarized
 E 初次分割结果 E First result of partition
 F 消除孤立噪声 F Eliminate isolated noise

图 2 颗粒图像预处理结果

Fig. 2 Preprocessed results of grain image

式中 R、G、B 为 RGB 空间颜色分量。图 2(C)为 HIS 颜色模型中 H 色调图,经滤波和最优阈值二值分割结果如图 2(D)。对图 2(B)和图 2(D)异或运算后,反色得到图 2(E),采取闭操作,消除部分孤立的点,得到预分割图 2(F)。经上述预处理算法

后,大部分连粘颗粒已分离,但仍有少部分颗粒重叠在一起。提取所有的孤立颗粒块区域,对这些块区域提取特征向量和分类。



A 多个颗粒串重叠 A Multi-grains series connection
 B 多个并粘连 B Parallel connection
 C 两层并重叠 C Double-deck overlapping

图3 大豆颗粒重叠类型

Fig.3 Types of overlapping beans grains

1.2 重叠颗粒特征提取

由提取的颗粒块区域图像,其中大部分已为独立颗粒,对于重叠颗粒块区域,可建立如下几类重叠模型:一类是颗粒串重叠,如图3(A)所示;一类是多个颗粒并粘连如图3(B)和两层并重叠图3(C)所示。由于不同类型的重叠颗粒的分割方法也不同,为了正确分割这些重叠复杂的颗粒,首先必须识别颗粒的重叠类型,因此,如何识别颗粒块的重叠类型是要解决的关键问题。采用支持向量机分类法来实现,下面分别求取凹点、核心和欧拉数等特征作为支持向量机的输入特征。

1.2.1 凹点搜索原理 类圆颗粒图像中发生重叠的目标区域在连接处往往形成凹陷,重叠目标颗粒的边缘线的交点叫凹点^[6]。在圆域O1O2边上取3点C1,C2,A,连接以上三点构成三角形,如图4所示。若边C1C2的中点Z在圆域内,即 $z \in O1O2$,则直线AZ上面所有的点都在圆域内, $\forall Z \in O1O2$;若C1C2的中点Z不在圆内 $Z \notin O1O2$,若直线AZ上除A点以外的存在点不在圆域内,则圆弧 $\overline{C1AC2}$ 形成凹陷^[7],点A为凹点。

1.2.2 点Hough变换估计核心 在图5中圆O上分别选取K、L和M三点,分别构成互不重合的弦KL和LM。根据圆周上任意两条不平行弦的中垂线通过核心的性质,确定圆的各个参量,即KL的中垂线 L_{kl} 与LM的中垂线 L_{lm} 必然相交于圆的中心O^[7]。设K、L和M点的坐标分别为 (X_k, Y_k) 、 (X_l, Y_l) 和 (X_m, Y_m) ,则推出两直线的凹点得到圆的核心O,如式(2)和式(3)

$$O_x = -\frac{d_{KL} - d_{ML}}{k_{KL} - k_{ML}}, O_y = k_{KL}O_x + d_{KL} \quad (2)$$

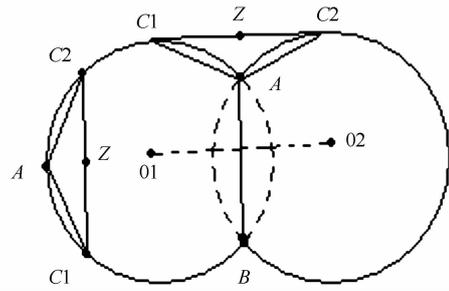


图4 凹点搜索原理

Fig.4 Principle of searching concave points

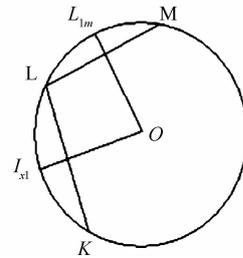


图5 PHT原理

Fig.5 Principle of PHT

$$rO = \sqrt{(x_k - O_x)^2 + (y_k - O_y)^2} \quad (3)$$

其中,

$$k_{ML} = -\frac{x_M - x_L}{y_M - y_L}, d_{ML} = \frac{yM + yL - K_{ML}(xM + xL)}{2}$$

$$k_{ML} = -\frac{x_K - x_L}{y_K - y_L}, d_{KL} = \frac{yK + yL - K_{KL}(xK + xL)}{2}$$

在半径为r,中心 (O_x, O_y) 的圆周上任意不共线的三点(称点组)求出对应空间 (O_x, O_y, r) 中一点 (O_{xi}, O_{yi}, r_i) ,称之为点Hough变换(PHT)^[8]。两个凹点之间的点数为 n_p ,点间距离 d_p 大于8且小于2倍的半径 r ^[8],循环次数 n_p/d_p 。由公式(2)和(3)求出核心坐标和半径向量 (O_{xi}, O_{yi}, r_i) 的值,并据此数组进行累加操作。由于待识别目标是类圆形颗粒,而非标准的圆。因此,对颗粒核心进行最后的确认时,需要将上述计算的结果按聚类的方法进行处理,得到聚集的重心。先将每个点单独作为一组,然后相继地合并相近的组,直到聚类完毕。设初始类数目 $N=0$,第k类质心的坐标为 (x_k, y_k) ,点 (i, j) 到类N的距离计算公式为^[9]:

$$D_d | (i, j), (x_k, y_k) | = \sqrt{(x_k - i)^2 + (y_k - j)^2}$$

若颗粒半径为r,当距离 $D_d | (i, j), (x_k, y_k) | > r$ 时,建立新类,且新类的重心为该点坐标。否则,将点 (i, j) 归并入该类中,对这些点求平均,即为估计的类圆颗粒核心;求出并保存重叠区域内的核心个数

M 及坐标。

2.2.3 拓扑形状特征 欧拉数 (Euler number) 具有不变拓扑形状全局特征,任意拉伸、变形都不会改变图像中的欧拉数。若图像中孔洞数 H,连通域数 C,则欧拉数 $E = C - H^{[10]}$ 。

1.3 颗粒重叠类型识别与分割

1.3.1 支持向量机分类 支持向量机 (Support Vector Machine) 简称 SVM,它在解决小样本、非线性、高维数等模式识别问题中表现出许多特有的优势^[11]。设样本数据 $x \in R^d, y_i \in (+1, -1)$ 为相应的类别标号, $i = 1, \dots, n$ 。处理非线性可分问题时,使用内积 $\{\phi(x_i) \phi(x_j)\} = \{K(x_i, x_j)\}$, $\phi(x_i)$ 为核函数;引入松弛变量 $\xi_i \geq 0$,用以解决不可分问题,针对错误误差引入惩罚因子 γ ;引入拉格朗日乘子 α_i ,将寻最优分类面转为凸优化问题,对偶形式如下^[12]:

$$\begin{aligned} \max Q(\alpha) &= \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i \\ &= 0 \\ 0 &\leq \alpha_i \leq \gamma; i = 1, 2, \dots, n; \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)^T$ 。这是一个带有不等式约束的二次优化问题,存在唯一的最优解 (a^*, b^*) ,其对应最优判决函数为:

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn}\{w\phi(x) + b\} = \\ &\text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha^* y_i K(x_i \cdot x) + b^*\right\} \end{aligned} \quad (5)$$

1.3.2 建立模型 为了提高分割的效率和准确性,采用基于统计学习理论的支持向量机分类方法识别颗粒多类重叠类型。因此,建立 SVM 多类重叠颗粒类型识别模型是研究的重点。运用 SVM 建立识别模型首先是核函数的选择,不同的核函数对所建立模型的性能影响很大。在没有先验知识指导的情况下,一般采用径向基核函数 (RBF) 往往能够得到令人满意的结果^[5]。这是因为径向基核函数可以将非线性样本数据映射到高维特征空间,因此可以处理具有非线性关系的样本数据,并且径向基核函数取特定参数值时与线性内核相同。因此,采用径向基函数作为 SVM 的核函数建立识别模型。但其性能直接受到参数大小的影响,径向基核参数 σ 直接影响 SVM 的性能优劣。误差惩罚参数 C 用来实现在错分样本的比例和算法复杂度之间的折衷,即在确定的特征子空间中调节学习机器置信范围和经验风险的比例,使学习机器的泛化能力最好。

大豆颗粒块区域一般处于重叠和独立状态,根

据独立颗粒的特征:核心点数 $M = 1$,凹点数 $N \geq 1$ 来判断各个孤立块区域中颗粒是否独立。若为重叠颗粒,上文建立多个并粘连、上下两层并重叠和串重叠等三种模型。因此,可以将识别重叠颗粒类型转化为一个多分类问题。对于多分类问题,Vapnik 提出了一对多 (1-against-rest) 标准算法^[12]:对于 N 类问题,构造 N 个两类分类器。第 N 个分类器用第 N 类训练样本作为正的训练样本,将其它类的训练样本作为负的训练样本,最后输出是 N 个两类分类器输出中最大的那一类。此外,一对一 (1-against-1) 多类算法^[13],它构造了所有可能的两类分类器,每次仅对 N 类中的 2 类进行分类,共构造 $N(N-1)/2$ 个分类器,对所有组合进行投票,得票最多的类为测试样本所属的类。用该方法训练支持向量机得到相对好的结果,训练时间也比一对多方法的时间短。因此采用一对一方法分割多类重叠颗粒。

1.3.3 分割算法 通过对 140 幅重叠颗粒进行预处理,提取形状特征值:凹点数 N,核心数 M 和欧拉数 E 作为判别函数式 (5) 中 x 三维特征向量,核函数选用径向基函数 $K(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2}\right\}$,建

立支持向量机模型来判别三种重叠类型。在如图 3 所示的各类重叠颗粒样本中取 20 个串重叠颗粒,30 个并粘连和 25 个两层颗粒枣作为训练集,其余样本作为测试样本检验模型的效果。目前,对参数的优化尚无比较理想的方法,一般要靠多次试验确定。依据识别准确率确定了参数 C 和 σ ,数据见表 1。由表 1 可以看出,在参数 $C = 200, \sigma = 0.005$ 时,支持向量机模型对测试样本的分类准确率最高,此模型的泛化能力最强。

表 1 支持向量机参数选择及试验结果

C	50	100	200	200	200	400
σ	0.001	0.001	0.005	0.01	0.1	0.5
识别精度 Accuracy of identification/%	91.23	94.74	99.90	96.49	96.49	96.49

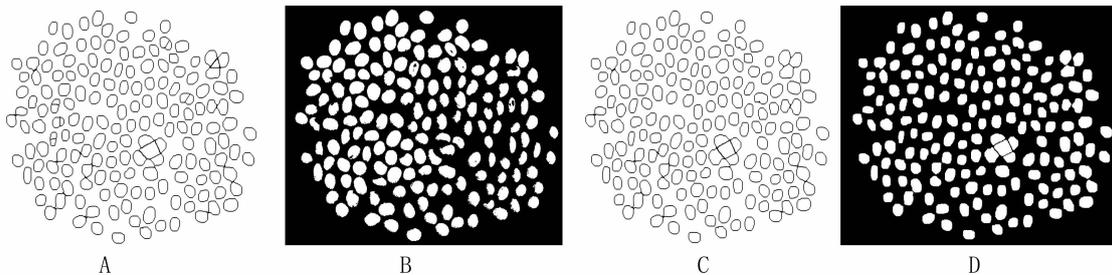
由上文识别颗粒的重叠类型后,若颗粒串重叠的,凹点配对的原则是成对间的直线距离局部最小、并且分处核心连线的两侧。如图 4,两个核心点的坐标为 (x_{o1}, y_{o1}) 和 (x_{o2}, y_{o2}) ,凹点的坐标分别为 A (x_A, y_A) , B (x_B, y_B) 。检验凹点配对准则:两凹点间的分割线与核心连线必相交且近似垂直。对于图 3 (B) 的多个颗粒并粘连类型,分割线为连接颗粒区

域的中心与所求的凹点。对于图3(C)的两层颗粒并重叠类型,将所有的凹点的两两相连,连线即为所求的分割线。

2 结果与分析

以大豆颗粒图像作为研究对象,算法采用C++语言编程在PC机上实现。采用SVM分类法识别颗粒的多种重叠类型,当 $C=200$ 、 $\sigma=0.005$ 时,识别准确率达到99.9%。与其它分割方法比较:图6(A)是

采用文献[5]中颗粒群中轴线距离凹点搜索法进行分割所得到的结果。图6(B)为分水岭法分割的结果,可以发现图6(A)表现为错误的分割和过分割,分水岭算法容易出现分割不足。而本文算法针对不同的叠加类型,由查找出来的真实凹点准确地构造相适应的分割线,将重叠颗粒正确分离为单独颗粒,如图6(C)所示分割线,图6(D)为本文算法的分割结果。得到的分割结果比杨蜀秦等^[1]、Wang^[4]分割方法和分水岭法进行分割后得到的正确率高。



A. 文献[5]分割 B. 分水岭分割 C. 本文分割算法 D. 本文算法分割图

A Partition of literature[5] B Partition of watershed C Partition of paper algorithm D Partition image of paper algorithm

图6 大豆颗粒分割结果对比

Fig. 6 Segmentation results of beans grain compared

3 结论

利用机器视觉技术,对在自然光照条件下的大豆颗粒图进行分析与处理,针对多个复杂重叠的颗粒,建立了三种重叠模型,通过采用SVM多目标分类算法,实现对颗粒不同重叠类型的智能识别,构造最佳分割线准确分割重叠颗粒,准确率达到99.9%,解决精确分割两层重叠的类圆大豆颗粒这一难题,最后达到准确统计颗粒数,误差率不超过0.5%。该方法应用于测量农作物的千粒重时,能实现快速、准确的计数;由于通过HIS模型中H分量提取目标颗粒,系统无需特殊的光照设备,抗光干扰能力强,简化系统的复杂度,降低设备的开发成本,提高了测量千粒重的精度和效率,这对农作物种子质量的鉴定和大豆产量的预测有极大的帮助,有利于促进农业生产现代化和自动化的发展。

参考文献

[1] 杨蜀秦,何东健. 连接大米籽粒图像的自动分割算法研究[J]. 农机化研究,2005(5):62-65. (Yang S Q, He D J. Automated identification and separation of touching rice grains with machine vision[J]. Agricultural Mechanize Research,2005(5):62-65.)

[2] Roerdink J B, Meijster A. The watershed transform: definitions, al-

gorithms and strategies [J]. Fundamental Information, 2001, 41: 187-288.

- [3] 凌云,王一鸣,孙明,等. 基于流域算法的谷物籽粒图像分割技术[J]. 农业机械学报,2005,36(3):95-98. (Lin Y, Wang Y L, Sun M, et al. Application of watershed algorithm to paddy image segmentation[J]. Journal of Agricultural Machine, 2005, 36(3): 95-98.)
- [4] Wang W. Study on cell cluster splitting [J]. IEEE Computer Society, 2007, 183: 427-432.
- [5] 赵杰文,刘少鹏,邹小波,等. 基于支持向量机的缺陷红枣机器视觉识别[J]. 农业机械学报,2008,39(3):113-116. (Zhao J W, Liu S P, Zhou X B, et al. Recognition of defect Chinese dates by machine vision and support vector machine[J]. Journal of Agricultural Machine, 2008, 39(3): 113-116.)
- [6] 傅蓉,申洪,陈浩. 基于凹点搜寻的重叠细胞图像自动分离的算法研究[J]. 计算机工程与应用,2007,43(17):21-24. (Fu R, Shen H, Chen H. Research of automatically separating algorithm for overlap cell based on searching concave spot[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(17): 21-24.)
- [7] Ioannou D, Huda W, Laine A F. Circle recognition through a 2D hough transform and radius histogramming [J]. Image and Vision Computing, 1999, 17: 15-26.
- [8] 林金龙,石青云. 用点 Hough 变换实现圆检测的方法[J]. 计算机工程,2003,29(11):17-19. (Lin J L, Shi Q Y. Circle recognition through a point Hough transformation[J]. Computer Engineering, 2003, 29(11): 17-19.)

(下转第159页)

血管疾病的发生与发展中起重要的作用,特别是在动脉粥样硬化斑块中发现内皮细胞、平滑肌细胞和巨噬细胞都经历着凋亡与坏死,而凋亡占主导地位,参与 AS 的形成过程。研究表明基因的异常表达直接调控着细胞的增殖与凋亡。Fas 蛋白与 Fas 配体结合后,会激活 caspase,导致靶细胞走向凋亡。突变型 p53 有促进异常细胞增殖,抑制其凋亡的作用^[9-10]。这些发现为人们认识和探索 AS 的发生机理及防治提供理论基础。

采用高脂饮食喂养法造成大鼠早期动脉粥样硬化病变,从结果可以看出,各组大鼠高脂饮食喂养 10 周主动脉平滑肌细胞都出现不同程度的损伤,流式细胞检测发现模型对照组的凋亡率和增值率均高于正常对照组,模型对照组突变型 p53 的基因表达也明显比正常对照组要高,光镜和电镜检测发现这一时期动脉壁病变正处于早期向中期过渡,细胞有明显增殖。而豆豉干预后凋亡率和增值指数均降低,突变型 p53 的表达下调,Fas 的表达上调。研究结果提示豆豉可能是通过调节突变型 P53 和 Fas 的基因表达,调节血管平滑肌细胞凋亡和增值的平衡,产生抗动脉粥样硬化的作用。

参考文献

- [1] 王鑫国,葛喜珍,白霞,等. 淡豆豉对去卵巢大鼠脂代谢的影响[J]. 中药材,2003,26(9):652-654. (Wang X G, Ge X Z, Bai X, et al. Effects of Semen Sojæ Preparatum on lipid metabolism in ovariectomized rat [J]. Journal of Chinese Medicinal Materials, 2003, 26(9):652-654.)
- [2] 高淑丽,牛丽颖,曹秀莲,等. 淡豆豉提取物抗心肌缺血作用的研究[J]. 河北医药,2007,29(9):923-924. (Gao S L, Niu L Y, Cao X L, et al. Protective effect of fermented soybean extraction on myocardial ischemia in mice [J]. Hebei Medical Journal, 2007, 29(9):923-924.)
- [3] 牛丽颖,刘娇,崔力剑,等. 淡豆豉对早期动脉粥样硬化大鼠血管内皮损伤的保护作用[J]. 中药药理与临床,2007,23(5):923-924. (Niu L Y, Liu J, Cui L J, et al. Effects and mechanisms of semen sojæ preparatum extracts on rat's injury at the early stage of atherosclerosis [J]. Pharmacology and Clinics of Chinese Materia Medica, 2007, 23(5):923-924.)
- [4] 曹秀莲,牛丽颖,窦玉红,等. 淡豆豉对心肌缺血小鼠心肌一氧化氮合酶表达的影响[J]. 河北中医药学报,2007,22(4):3-4. (Cao X L, Niu L Y, Dou L H, et al. Effects of Semen Sojæ Preparatum on the NOS expression of myocardial ischemia in mice [J]. Hebei Medical Journals, 2007, 22(4):3-4.)
- [5] 白霞,牛丽颖,刘娇,等. 淡豆豉防治早期动脉粥样硬化大鼠血管损伤的机制研究[J]. 时珍国医国药,2008,19(1):170-171. (Bai X, Niu L Y, Liu J, et al. Mechanisms of Semen Sojæ Preparatum Extracts on Rat's injury at the early stage of atherosclerosis [J]. Lishizhen Medicine and Materia Medica Research, 2008, 19(1):170-171.)
- [6] 王鑫国,郭秋红,白霞,等. 乌鸡白凤丸对去卵巢大鼠雌激素分泌的影响[J]. 中成药,2003,25(1):67-68. (Wang X G, Guo Q H, Bai X. The effect of White Phoenix bolus of black-bone chicken on oestrogen level in ovariectomized Rat [J]. Journal of Chinese Medicinal Materials, 2003, 25(1):67-68.)
- [7] 国家药典委员会编. 中华人民共和国药典(一部)[M]. 北京:化学工业出版社,2005:230. (Chinese Pharmacopoeia Committee. China pharmacopoeia version (part one) [M]. Beijing: Chemical Industrial Press, 2005:230.)
- [8] 牛丽颖,杜红娜,刘姣,等. 淡豆豉炮制前后异黄酮组分含量的比较研究[J]. 大豆科学,2008,27(4):672-674,678. (Niu L Y, Du H N, Liu J, et al. The comparative study on the content of isoflavone in Sojæ Preparatum Extracts before and after processing [J]. Soybean Science, 2008, 27(4):672-674,678.)
- [9] Kockx M M, Knaapen M W. The role of apoptosis in vascular disease [J]. Journal of Pathology, 2000, 190(3):267-280.
- [10] Han D K, Haudenschild C C, Hong M K, et al. Evidence for apoptosis in human atherogenesis and in a rat vascular injury model [J]. American Journal of Pathology, 1995, 147(2):267-277.
- [11] 王立国,张晔,谷延锋. 支持向量机多类目标分类器的结构简化研究[J]. 中国图象图形学报,2005,10(5):571-574. (Wang L G, Zhang Y, Gu Y F. Research of simplification of structure of multi-class classifier of SVM [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(5):571-574.)
- [12] Vapnik V N. Statistical learning theory [M]. New-York, John Wiley, 1998, 95-104.
- [13] HSU C W, LIN C J. A comparison of methods for multi-class support vector machines [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2002, 13(2):415-425.

(上接第 155 页)

- [9] 罗三定,肖飞. 不规则类圆形团块目标图像识别的新方法[J]. 中南大学学报,2002,35(4):632-637. (Luo S D, Xiao F. A new method of recognizing quasi-circular object [J]. Journal of South University, 2002, 35(4):632-637.)
- [10] 雷国伟,郭东辉. 基于 CNN 二值图像处理的欧拉数计算[J]. 哈尔滨工程大学学报,2006,27(10):202-204. (Lei G W, Guo D H. Euler solving based on binary image processing via CNN [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2006, 27(10):202-204.)