

# 雷达辐射源信号双谱二次特征提取方法

王占领<sup>1</sup>, 张登福<sup>1</sup>, 王世强<sup>1,2</sup>

(1.空军工程大学航空航天工程学院,陕西西安 710038;2.93986部队,新疆和田,848000)

**摘要** 现有的双谱特征提取方法可以满足信号分类识别,但是出现了交叉项、平凡双谱以及特征维数过高等一些问题。针对以上问题,提出一种双谱二次特征提取方法,将双谱转化为灰度图像,以灰度值表示双谱幅度;再利用图像处理技术提取双谱二次特征,提取出能够表征辐射源信号双谱图像纹理信息的灰度共生矩阵特征集;将该特征集与Hu-不变矩特征集进行对比实验。仿真结果表明:该方法具有更好的分类识别性能,对于CW、LFM和NLFM信号的平均识别率均达90%以上。

**关键词** 高阶谱分析;双谱;雷达辐射源信号;特征提取;灰度共生矩阵

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2014.01.011

**中图分类号** TN 974 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2014)01-0048-05

## A Method of Feature Extracting Bispectrum Cascade from Radar Emitter Signal

WANG Zhan-ling<sup>1</sup>, ZHANG Deng-fu<sup>1</sup>, WANG Shi-qiang<sup>1,2</sup>

(1. Aeronautics and Astronautics College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;  
2. Unit 93986, Hetian 848000, Xinjiang, China)

**Abstract:** New Problems such as redundancy bispectrums, cross-items and possess too high feature dimension still arise though the existing methodes of bispectrum feature extraction can meet the needs of signal classification and recognition at present. A new bispectrum cascade feature extraction method is proposed. Firstly, the bispectrum is converted to gray image, and the amplitude of bispectrum is denoted by gray value. Secondly, the bispectrum cascade feature is extracted based on image processing technique. The gray level co-occurrence matrix (GLCM) cascade feature can specify the bispectrum image texture information of radar emitter signal. Finally, the comparative experiment is made. The result shows that the GLCM features are superior to Hu-invariant moment features greatly in the aspect of performing radar signal classification and recognition.

**Key words:** higher order spectrum analysis; bispectrum; radar emitter signal; feature extraction; gray level co-occurrence matrix (GLCM)

高阶谱分析方法可以保留信号的幅度和相位信息,能够抑制高斯有色噪声对非高斯信号的影响,且

能抑制非高斯有色噪声影响,因此,在辐射源信号的识别分选等方面受到广泛关注<sup>[1]</sup>。三阶谱即双谱具

收稿日期:2013-04-01

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61175029);国防科技重点实验室基金资助项目

作者简介:王占领(1988—),男,河南商丘人,硕士生,主要从事智能信息处理、模式识别研究,E-mail:wangzhanling1988@163.com

**引用格式:**王占领,张登福,王世强.雷达辐射源信号双谱二次特征提取方法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2014,15(1):48-52. WANG Zhanling, ZHANG Dengfu, WANG Shiqiang. A method of feature extracting bispectrum cascade from radar emitter signal[J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2014, 15(1): 48-52.

有诸多优良特性,例如:时移不变性、尺度不变性、相位保持性及时间无关性等特性,因此,在信号特征提取方面具有独特的优势<sup>[2-3]</sup>。目前,在一些研究中将双谱作为信号的特征并用于分类识别当中,取得了较为理想的效果<sup>[4-5]</sup>。双谱二维数据量巨大,将其视为模板用以分类识别信号时计算复杂度很高,因此,一般使用积分双谱、选择双谱等方法提取双谱特征<sup>[2,4]</sup>。但是用积分双谱虽然可以很大程度降低计算量,但它仍存在冗余双谱、交叉项等问题;选择双谱可以得到压缩的特征向量,但向量维数仍然过高,不利于工程实现。

本文研究和分析了辐射源信号的双谱特性,提出一种基于双谱的二次特征提取方法,用以表征辐射源信号在双谱中的调制信息。

## 1 雷达辐射源信号双谱分析

文献[2]给出了高阶谱的概念,假定随机过程  $\{x(n)\}$  的  $k$  阶累积量  $c_{kx}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1})$  是绝对可求和的,即:

$$\sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} \dots \sum_{\tau_{k-1}=-\infty}^{\infty} |c_{kx}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1})| < \infty \quad (1)$$

则  $\{x(n)\}$  的  $k$  阶谱定义为  $(k-1)$  阶离散 Fourier 变换,即有:

$$S_{kx}(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{k-1}) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} \dots \sum_{\tau_{k-1}=-\infty}^{\infty} c_{kx}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1}) e^{-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2 + \dots + \omega_{k-1} \tau_{k-1})} \quad (2)$$

高阶谱又称多谱或累积量谱,称经常使用的三阶谱  $S_{3x}(\omega_1, \omega_2)$  为双谱,用  $B_x(\omega_1, \omega_2)$  表示。

由式(2)可知,三阶谱即双谱由式(3)确定:

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} c_{3x}(\tau_1, \tau_2) e^{-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2)} \quad (3)$$

对于均值为零的随机过程  $x(t)$ ,其双谱为:

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = X(\omega_1)X(\omega_2)X^*(\omega_1 + \omega_2) \quad (4)$$

式中,  $X(\omega) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} x(\tau) e^{-j\omega\tau}$ 。

由双谱的对称性和周期性可知<sup>[2]</sup>,三角区内的双谱包含了双谱的全部信息。因此,估计双谱时仅在此三角区内进行即可,其三角区为:

$$\omega_2 \geq 0, \omega_1 \geq \omega_2, \omega_1 + \omega_2 \leq \pi \quad (5)$$

考察一实信号  $\{x(t)\}$ ,其均值可表示为  $\mu = m_1 = E[x(t)]$ ,则由矩-累积量(Matrix Cumulant, MC)转换公式<sup>[2]</sup>可知:

$$c_{3x}(\tau_1, \tau_2) = E[x(t)x(t+\tau_1)x(t+\tau_2)] - E[x(t)]E[x(t+\tau_1)x(t+\tau_2)] -$$

$$E[x(t+\tau_1)]E[x(t+\tau_2)x(t)] - E[x(t+\tau_2)]E[x(t)x(t+\tau_1)] + 2E[x(t)]E[x(t+\tau_1)]E[x(t+\tau_2)] \quad (6)$$

零时延的 3 阶累积量,即令  $\tau_1 = \tau_2 = 0$ ,则有:

$$c_{3x}(0, 0) = E[x^3(t)] - E[x(t)]E[x^2(t)] - E[x(t)]E[x^2(t)] - E[x(t)]E[x^2(t)] + 2E[x(t)]^3 = E[x^3(t)] - 3\mu E[x^2(t)] + 2\mu^3 \quad (7)$$

若  $\mu = 0$ ,则:

$$c_{3x}(0, 0) = E[x^3(t)] \quad (8)$$

张贤达将式(8)定义为均值为 0 实信号  $\{x(t)\}$  的斜度(skewness)<sup>[2]</sup>,即:

$$S_x = E[x^3(t)] \quad (9)$$

可见,对于任何实信号,若其斜度为 0,则其 3 阶累积量恒等于 0。文献[4]根据式(9)所描述的概念保留了双谱的相位信息<sup>[4,6]</sup>。同时,双谱可以更好地反映雷达辐射源信号的调制特征。

但是,双谱二维数据量巨大,计算复杂度很高,因此,一般使用选择双谱、积分双谱等方法提取双谱特征。选择双谱是指选出双谱中具有最强类可分离度的双谱作为信号的特征参数。Zhang 等<sup>[7]</sup>提出了一种利用 Fisher 可分离度进行双谱选择的方法,可以取得较好结果。积分双谱是通过选择积分路径将二维的双谱转变为一维函数,该方法可以很大程度地降低计算量,但仍存在如下缺点:①积分路径上的双谱可能属于平凡双谱;②存在交叉项。

## 2 雷达辐射源信号双谱二次特征提取

考虑以上问题,本文将双谱谱图与图像处理研究结合起来,将双谱谱图进行灰度化处理,双谱幅度对应图像的灰度值,利用灰度图像中的灰度共生矩阵表征辐射源信号在双谱中的调制信息。灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)<sup>[2]</sup>是一种分析图像纹理特征的重要方法,它通过计算图像中有一定距离和一定方向的 2 点灰度之间的相关性,对其所有像素进行调查统计,反映图像在方向、间隔、变化幅度及快慢上的综合信息<sup>[8]</sup>。GLCM 能精确反映纹理的粗糙程度和重复方向<sup>[9]</sup>。

### 2.1 灰度共生矩阵纹理特征

灰度共生矩阵描述了以下概念:给定一幅图像,其在  $\theta$  方向上,距离为  $d$  的一对像元分别具有灰度  $i$  和  $j$  的出现概率。其具体定义为:设一幅图像在  $X$  轴方向和  $Y$  轴方向上分别有  $N_x$  和  $N_y$  个像素,灰度级为  $N_g$ 。  $L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}$  和  $L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$  分别为水平和垂直空间域,  $G = \{1, 2, \dots,$

$N_g$  为像素的灰度量化集。 $L_x \times L_y$  是图像的像素集, 图像函数  $f$  表明每个像素值的灰度值都取自集合  $G, f: L_x \times L_y \rightarrow G$ 。

设  $f(x, y)$  表示一副图像, 若将  $\theta$  方向上, 距离为  $d$  且分别具有灰度  $i$  和  $j$  的一对像元出现的概率记为  $p(i, j, d, \theta)$ , 则有:

$$p(i, j, d, \theta) = \text{count}\{((x_1, y_1), (x_2, y_2)) | (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in (L_x \times L_y), (x_2, y_2) = (x_1, y_1) + (d \cos \theta, d \sin \theta), f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j, 0 \leq i, j < N_g\} \quad (10)$$

式中:  $\text{count}\{\cdot\}$  为集合中满足条件的像素对的数量;  $d$  为像素对间的距离;  $\theta$  为像素对刻画直线与水平方向的夹角。显然有  $p(i, j, d, \theta) = p(j, i, d, \theta)$ 。则共生矩阵  $\mathbf{M}_{\text{GLCM}}$  可表示为:

$$\mathbf{M}_{\text{GLCM}} = \{p(i, j, d, \theta), i, j \in \{1, 2, \dots, N_g\}\} \quad (11)$$

式中  $p(i, j, d, \theta)$  为  $\mathbf{M}_{\text{GLCM}}$  中的第  $i$  行、第  $j$  列元素。

对于给定的  $\theta$  和  $d$ , 将  $p(i, j, d, \theta)$  简记为  $p(i, j)$ 。令:

$$\begin{aligned} p_x(i) &= \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j), i = 1, 2, \dots, N_g \\ p_y(j) &= \sum_{i=1}^{N_g} p(i, j), j = 1, 2, \dots, N_g \\ p_{x+y}(k) &= \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j), k = 2, 3, \dots, N_g \\ p_{x-y}(k) &= \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j), k = 0, 1, \dots, N_g - 1 \end{aligned} \quad (12)$$

根据文献[10]共可定义出 20 种对分类具有意义的双谱灰度共生矩阵纹理特征。其中, 几种典型的特征为:

1) 自相关(Autocorrelation):

$$f_1 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} ij p(i, j) \quad (13)$$

2) 对比度(Contrast):

$$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \mid |i - j| = n \right\} \quad (14)$$

3) 相关(Correlation):

$$f_3 = \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} ij p(i, j) - \mu_x \mu_y \right\} / \delta_x \delta_y \quad (15)$$

式中:  $\mu_x, \delta_x$  分别为  $p_x(i)$  的均值和方差;  $\mu_y, \delta_y$  分别为  $p_y(i)$  的均值和方差, 分别定义为:

$$\begin{aligned} \mu_x &= \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} ip(i, j), \delta_x = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - \mu_x)^2 p(i, j) \\ \mu_y &= \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} jp(i, j), \delta_y = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (j - \mu_y)^2 p(i, j) \end{aligned} \quad (16)$$

式中:  $i, j = 1, 2, \dots, N_g$ 。

4) 熵(Entropy):

$$f_4 = - \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \log[p(i, j)] \quad (17)$$

## 2.2 GLCM 双谱二次特征提取方法

利用 GLCM 提取纹理时, 预处理和参数设置对计算量和特征的有效性具有较大影响, 下面对其影响及如何选择参数进行分析。

1) 图像矩阵大小对特征参数的影响。在由双谱谱图生成 GLCM 时, 图像矩阵应当保持大小一致, 否则生成的 GLCM 缺乏横向比较的意义, 严重影响识别效果。因此, 在求取雷达信号双谱时应应对信号进行重采样操作, 从而生成具有相同维数的 GLCM。

2) 共生矩阵方向对特征参数的影响。在采用共生矩阵方法提取纹理特征时, 若从所有可能方向的共生矩阵中提取特征, 并且根据这些特征构造纹理特征向量, 不仅特征提取过程涉及的计算量大, 而且相似性度量涉及的计算量也很大。为减小计算量, 通常把  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  和  $135^\circ$  作为显著方向, 从这些方向的共生矩阵中提取纹理特征<sup>[10]</sup>。

3) 灰度级选择对特征参数的影响。图像的灰度级反映了图像的清晰程度,  $N_g$  越大, 越能真实反映图像信息, 但会导致 GLCM 的维数越大, 从而增加纹理特征提取的复杂度。因此, 在生成维数时首先将图像进行灰度级离散化, 根据直方图均衡化预先将灰度级压缩, 并通过实验选择恰当灰度级。通过大量实验发现, 当灰度级取为 32 时, 灰度共生矩阵特征的分类能力与更大的灰度级数相比并没有较大差异, 而再降低到 16 时, 其分类识别能力明显降低, 因而在实验中图像的灰度级取为 32。

4) 步长选取对特征参数的影响。生成步长决定了灰度矩阵的 2 个采样像素点间的距离。对纹理比较细的图像来讲, 当生长步长与纹理基元的幅度大小相差不大, 则灰度共生矩阵中大数值元素的分布将较为均匀。对纹理基元较大的粗纹理图像来讲, 当生长步长与纹理基元的幅度相比较小, 那么生成步长 2 端灰度相近的可能性就较大。因此, 需要针对不同的研究对象选择合适的生成步长。仿真分析时将分别选取  $d=1, d=2$  和  $d=3$  进行实验。

综合以上分析, 这里给出基于 GLCM 纹理特征的双谱提取方法:

**步骤 1** 求取雷达辐射源信号的双谱;

**步骤 2** 对双谱谱图进行去除噪声、图像增强、灰度量化等预处理;

**步骤 3** 选取适当的步长;

**步骤 4** 对每幅灰度图像构造灰度共生矩阵;

**步骤 5** 根据 GLCM 计算上面提到的 20 个双

谱纹理特征,得到表示双谱图像的纹理特征向量,从而得到特征向量为:

$$F_G = [f_1, f_2, \dots, f_{20}] \quad (18)$$

值得注意的是,相对于在每个显著方向上得到的纹理特征,将对 4 个显著方向 0°、45°、90°和 135°求得的 GLCM 取平均,然后再求解纹理特征时能够获得较好的分类识别率。

### 3 仿真分析

利用 Matlab 7.6 进行仿真实验,本文选择 6 种

雷达辐射源信号,包括 CW、LFM、NLFM、BPSK、QPSK 和 FSK。采样频率取 2.4 GHz,载频取 850 MHz,LFM 的频偏为 45 MHz,脉宽为 10.8 μs, NLFM 采用正弦频率调制,BPSK 采用 31 位伪随机码,QPSK 采用 Huffman 码,FSK 采用 Barker 码。对每一种雷达信号在 0~20 dB 的信噪比范围内每隔 5 dB 产生 100 个样本,每一信号总共为 500 个样本。此处利用分类性能较好的 SVM 进行分类识别实验,每种特征集重复做 100 次实验后对分类识别率进行统计。表 1 列出了利用 Hu-不变矩特征进行分类识别时的统计结果。

表 1 用双谱 Hu-不变矩特征分类识别的统计结果

Tab.1 Statistical results of recognition under the bispectrum Hu-invariant moment features

调制方式	0 dB	5 dB	10 dB	15 dB	20 dB	平均识别率/%
CW	60.50	62.73	86.53	88.42	92.54	78.70
LFM	83.39	88.58	90.27	90.32	98.63	90.39
BPSK	10.34	20.41	48.50	53.42	68.53	40.33
QPSK	24.49	34.46	36.45	44.56	52.71	38.63
FSK	76.54	76.62	84.58	81.39	84.50	80.80
NLFM	68.33	80.46	92.59	100.00	100.00	88.38

表 1 结果表明,Hu-不变矩在提取双谱二次特征时,在典型信噪比(SNR=15 dB)下其平均识别率为 76.40%,这说明 Hu-不变矩双谱二次特征是有效的。

然后验证双谱灰度共生矩阵特征用于分类识别

时的有效性。在不同信噪比下,对 4 个显著方向的共生矩阵进行平滑后的特征分类能力进行实验,同时分别取 0°、45°、90°和 135°作为显著方向进行对比实验,实验时每一显著方向取 3 个步长,即分别取  $d = 1, d = 2$  和  $d = 3$ ,分类识别的统计结果见表 2。

表 2 用双谱 GLCM 特征分类识别的统计结果

Tab.2 Statistical results of recognition under the bispectrum GLCM features

步长	方向 / (°)	0 dB	平滑后	5 dB	平滑后	10 dB	平滑后	15 dB	平滑后	20 dB	平滑后	平均识别率/%	平滑后
$d = 1$	0	71.33		75.33		79.33		83.33		91.00		80.06	
	45	66.33	73.45	76.00	80.39	82.33	83.99	82.85	86.01	90.00	93.25	79.53	83.42
	90	64.67		77.00		82.33		83.49		91.33		79.00	
	135	68.00		77.33		78.33		83.67		86.71		79.67	
$d = 2$	0	69.33		72.67		74.00		79.00		89.16		76.83	
	45	67.00	71.33	73.33	76.67	75.67	79.33	79.00	83.67	88.33	90.33	76.67	80.27
	90	60.00		74.33		73.33		72.33		89.62		73.92	
	135	60.67		73.67		79.33		82.67		87.33		76.73	
$d = 3$	0	66.33		70.33		77.00		79.67		88.33		76.33	
	45	67.00	70.67	69.33	76.67	78.67	80.00	79.67	84.00	89.33	90.33	76.80	80.33
	90	68.67		69.33		79.33		82.00		85.00		76.87	
	135	63.33		67.33		80.00		79.33		88.67		75.73	

表 2 表明,对于不同的步长,对 4 个显著方向的 GLCM 进行平滑后再提取特征,其分类识别效果要好于单独利用某一显著方向下的矩阵所提取的特征。同时,当  $d = 1$  时取得的分类识别效果最佳,原因在于:辐射源信号双谱灰度图像中反映相位信息

跳变的像素限于很小的区域内,如果步长过长,则统计时可能包含其它信息,使得相位信息不能很好地得以分辨。

表 3 列出了  $d = 1$  时平滑后的 GLCM 纹理特征对每一类信号的分类识别情况。



表 3 用双谱平滑 GLCM 特征分类识别的统计结果

Tab.3 Statistical results of recognition under the bispectrum smoothed GLCM features

调制方式	0 dB	5 dB	10 dB	15 dB	20 dB	平均识别率/%
CW	88.53	92.47	96.54	98.51	100.00	95.29
LFM	89.44	96.52	100.00	100.00	100.00	97.27
BPSK	49.47	55.48	56.45	61.63	81.47	60.98
QPSK	46.42	52.47	62.45	68.50	86.47	63.37
FSK	75.48	85.41	88.55	87.45	91.58	85.82
NLFM	91.38	100.00	100.00	100.00	100.00	98.28

由表 3 可见,双谱平滑 GLCM 特征较 Hu-不变矩特征取得了更好的分类识别效果,对于 CW、LFM 和 NLFM 信号的平均识别率均达 90% 以上,该特征集在识别 CW 和 NLFM 信号时均获得了较高的正确率,而对其它几种信号的分类则偏弱。总之,双谱平滑 GLCM 特征集获得的分类效果是满意的。

## 4 结语

本文利用双谱具有的诸多优良特性,结合高阶累积量即双谱来提取辐射源信号的双谱二次特征,将双谱看成一种特殊的灰度图像。利用在图像处理中应用较为成熟的灰度共生矩阵,提取出能够反映出双谱图像纹理信息的 GLCM 特征,以获得定量的辐射源双谱二次特征。仿真结果表明,在一定信噪比范围内,双谱二次特征能够反映出不同辐射源信号的调制信息差异,取得了较好的分类识别效果。

### 参考文献(References):

- [1] Qin Kaibing, Shen Qiang, Wang Jie. A novel method for sorting radar emitter signal based on the bispectrum [C]//International conference on information engineering and computer science. Wuhan: Conference publications, 2009: 1-4.
- [2] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- ZHANG Xianda. Modern signal processing[M]. Beijing: Tsinghua university press, 2002. (in Chinese)
- [3] Pei Bingnan, Bao Zheng, Xing Mengdao. Logarithm bispectrum-based approach to radar range profile for automatic target recognition[J]. Pattern recognition, 2002, 35: 2643-2651.

- [4] 陈昌孝, 何明浩, 朱元清, 等. 基于双谱分析的雷达辐射源个体特征提取[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(6): 1046-1049.
- CHEN Changxiao, HE Minghao, ZHU Yuanqing, et al. Specific emitter features extraction based on bispectrum and walsh transform[J]. System engineering and electronics, 2008, 30(6): 1046-1049. (in Chinese)
- [5] Chen X P, Zhu X Y, Zhang D G. A discriminant bispectrum feature for surface electromyogram signal classification[J]. Medical engineering and physics, 2010, 32(2): 126-135.
- [6] Oppenheim A V. The importance of phase in signals [J]. Proc IEEE, 1981, 69(5): 529-541.
- [7] Zhang X D, Shi Y, Bao Z. A new feature vector using selected bispectra for signal classification with application in radar target recognition[J]. IEEE trans signal processing, 2001, 49: 1875-1885.
- [8] 王润生. 图像理解[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1995.
- WANG Runsheng. Image understand[M]. Changsha: National university of defense technology press, 1995. (in Chinese)
- [9] Baraldi A, Parmiggiani F. An investigation of the textural characteristics associated with gray level co-occurrence matrix statistical parameters [J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 1995, 33 (2): 293-304.
- [10] 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 622-635.
- LIU Li, KUANG Gangyao. Overview of image textural feature extraction [J]. Journal of image and graphics, 2009, 14(4): 622-635. (in Chinese)

(编辑: 田新华)