

一种新的图象纹理分析 ——快速特征滤波法*

陈贺新 戴逸松

(吉林工业大学电子工程系,长春)

摘要 本文给出了一种新的图象纹理分析法——快速特征滤波法。在 Ade 特征滤波法基础上,本文应用实对称矩阵特征值表示特征向量相对于该矩阵的分布性质,以及卷积结合律,最终导出了快速特征滤波器。使 Ade 的特征滤波法中的 $n \times n$ 个滤波器在快速特征滤波法中变为一个滤波器,从而增快了计算速度和减少了存贮空间。

关键词 图象分析;快速特征滤波法;纹理分析

1. 引言

目前,描述图象纹理特征的主要方法是统计法。由于图象统计特性的非单一性,同时由于 Caelli 和 Julesz^[1,2]发现了许多描述纹理实例,因此人们提出了许多具体的“特征分析器”^[3]和多重滤波器(检测器)^[4-6]。本文针对 Ade 提出的特征滤波器^[6]计算速度低的缺点,结合数学理论,导出了快速特征滤波器法。该滤波法可比 Ade 滤波法提高速度 $n \times n$ 倍。

(1) Ade 特征滤波器

设 $F(x, y)$ 是一幅纹理图象, $1 \leq x \leq N$, $1 \leq y \leq M$, NM 是图象尺寸; 工作窗口尺寸 $n \times n$, 且 $n \ll N, M$ 。窗口内每两个象素的平均相关程度可用协方差矩阵 \mathbf{C} 表示如下:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \dots & C_{1n^2} \\ C_{21} & C_{22} & \dots & C_{2n^2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ C_{n^21} & C_{n^22} & \dots & C_{n^2n^2} \end{bmatrix} \quad (1a)$$

式中, $C_{ij} = (f_i - \bar{f})(f_j - \bar{f})$ (1b)

在这里, \bar{f} 表示工作窗口内 n^2 个原象素的平均灰度; f_k 是窗口内 n^2 个原象素按行依次排序后第 k 号象素的灰度, 显然, $1 \leq k \leq n^2$ 。

\mathbf{C} 显然是 $n^2 \times n^2$ 实对称矩阵, 它存在一组对应的特征值 λ_i 和特征向量 \mathbf{e}_i ($i = 1, 2, \dots, n^2$)。它们满足

$$\mathbf{C} \cdot \mathbf{e}_i = \lambda_i \mathbf{e}_i \quad (2)$$

式中 $\mathbf{e}_i = (e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{in^2})^t$ 。

* 1988年8月22日收到, 1989年4月3日修改定稿。

由(2)式, Ade 特征滤波器可得

$$D_i = \begin{bmatrix} e_{i1} & e_{i2} & \cdots & e_{in} \\ e_{i(n+1)} & e_{i(n+2)} & \cdots & e_{i2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ e_{i((n-1)n+1)} & e_{i((n-1)n+2)} & \cdots & e_{in^2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

由此可见, 在 $n \times n$ 工作窗口条件下, 一个原图象将对应 n^2 个特征滤波器, 每一个特征滤波器是一个 $n \times n$ 矩阵。

(2) 问题提出

通常, 工作窗口尺寸由检测精度等因素确定。 n 一般选为 $3, 5, 7, \dots$ 可见, n 选的越大, 对应的 n^2 个特征滤波器就越多。而滤波器增多不但会使卷积次数增多, 而且还会使最终的纹理分割运算(通常采应相关生长法)变得复杂。这一切要求大量计算、大存贮空间。

显然, 克服 Ade 滤波器的缺点必须减少滤波器个数。下面应用数学理论推导快速特征滤波器。

2. 快速特征滤波器

在(2)式中, 根据定义, 特征向量 $e_i (i = 1, 2, \dots, n^2)$ 对应于原图象 $F(x, y)$ 在工作窗口 $n \times n$ 条件下的协方差矩阵 C 构成了一组正交基, 特征 λ_i 决定了特征向量 e_i 对应总的协方差的相对分布^[6]。依 Ade 滤波法, n^2 个特征滤波器((3)式)与 $F(x, y)$ 卷积将得到 n^2 个响应图象 $R_i(x, y)$, 即

$$\forall x, y, \forall i, F(x, y) * D_i(k, l) = R_i(x, y) \quad (4)$$

现在, 考虑 λ_i 值, 重新定义(4)式为

$$\forall x, y, \forall i, R_i(x, y) = \lambda_i F(x, y) * D_i(k, l) \quad (5)$$

该式表明 λ_i 决定特征向量 e_i 对应原图象某一纹理特征的相对分布。将各个特征滤波输出累加就得到了原图象中各纹理特征的总响应图象 $R(x, y)$:

$$\begin{aligned} \forall x, y, R(x, y) &= \sum_{i=1}^{n^2} R_i(x, y) = \sum_{i=1}^{n^2} F(x, y) * \lambda_i D_i(k, l) \\ &= F(x, y) * \sum_{i=1}^{n^2} \lambda_i D_i(k, l) \end{aligned} \quad (6)$$

于是, 可定义快速特征滤波器 $D(k, l)$ 为

$$D(k, l) = \sum_{i=1}^{n^2} \lambda_i D_i(k, l) \quad k, l = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

3. 图象纹理描述结果

实验的理论纹理图象^[3]由符号“T”和“+”构成, 如图 1(a) 示。纹理子图案尺寸为 8×8 , 整幅尺寸是 128×128 。由于每一子图案的平均灰度级相等, 因此用平均门限法无法描述或分割这两种纹理。

显然, 若选择工作窗口尺寸 $n = 3$ 时, 依(1)–(3)式可得 9 个特征滤波器及对应的 λ 值, 如表 1 所示。在同样条件下, 依(1)–(3)式和(7)式算出的纹理图象对应的快速特征滤波器为

$$D = \begin{bmatrix} -0.0358 & 0.2634 & -0.2378 \\ 0.0958 & 0.5397 & 0.0674 \\ 0.2980 & 0.5702 & 0.4837 \end{bmatrix} \quad (10)$$

图 1(b) 和 (c) 是两种特征滤波的能量输出, 其定义为:

$$R_{Ei}(x, y) = [R_i(x, y) - \bar{R}_i]^2 \quad (8)$$

$$R_E(x, y) = [R(x, y) - \bar{R}]^2 \quad (9)$$

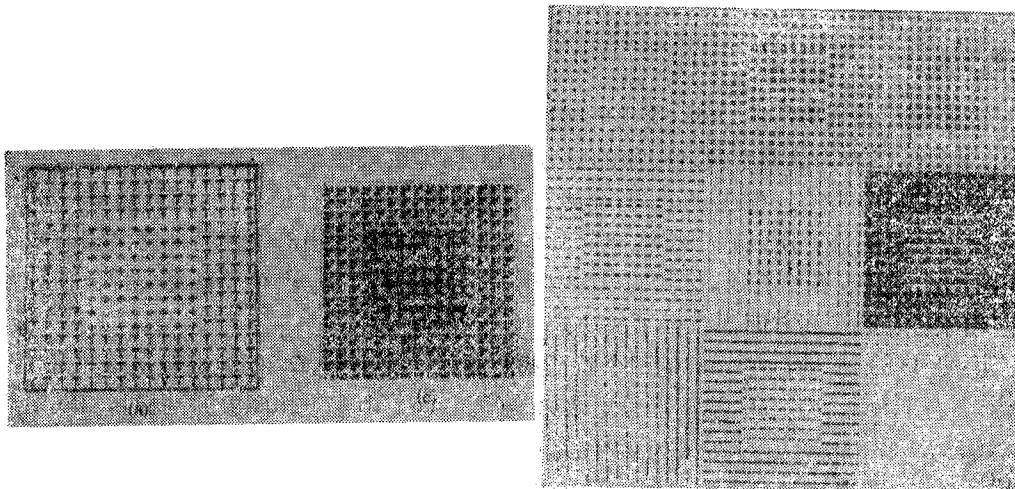


图 1 (a) 128×128 理论纹理图象 (b) 9 帧 Ade 特征滤波后的能量输出 (c) 快速特征滤波后的能量输出(其中(b)与(c)图象幅尺寸仍为 128×128 , 只是拍照时缩小了)

表 1 图 1(a) 理论纹理图象对应的 9 个特征滤波器及特征值

$\lambda_1 = 0.71$	$\lambda_2 = 0.40$	$\lambda_3 = 0.37$
$D_1 = \begin{bmatrix} 0.32 & 0.34 & 0.30 \\ 0.43 & 0.38 & 0.34 \\ 0.30 & 0.34 & 0.32 \end{bmatrix}$	$D_2 = \begin{bmatrix} -0.00 & -0.32 & -0.54 \\ 0.32 & -0.00 & -0.33 \\ 0.54 & 0.33 & 0.00 \end{bmatrix}$	$D_3 = \begin{bmatrix} -0.54 & -0.31 & 0.00 \\ -0.31 & -0.01 & 0.31 \\ 0.00 & 0.31 & 0.56 \end{bmatrix}$
$\lambda_4 = 0.33$	$\lambda_5 = -0.33$	$\lambda_6 = 0.17$
$D_4 = \begin{bmatrix} -0.33 & 0.10 & -0.35 \\ 0.10 & 0.71 & 0.12 \\ -0.35 & 0.12 & -0.31 \end{bmatrix}$	$D_5 = \begin{bmatrix} 0.00 & 0.50 & 0.01 \\ -0.50 & 0.00 & -0.50 \\ -0.01 & 0.50 & -0.00 \end{bmatrix}$	$D_6 = \begin{bmatrix} 0.50 & -0.01 & -0.49 \\ -0.01 & -0.03 & -0.03 \\ -0.49 & -0.03 & 0.51 \end{bmatrix}$
$\lambda_7 = 0.12$	$\lambda_8 = 1.02$	$\lambda_9 = 0.07$
$D_7 = \begin{bmatrix} -0.00 & 0.39 & -0.46 \\ -0.39 & -0.00 & 0.38 \\ 0.46 & -0.38 & 0.00 \end{bmatrix}$	$D_8 = \begin{bmatrix} -0.45 & 0.39 & 0.01 \\ 0.39 & 0.02 & -0.40 \\ 0.01 & -0.40 & 0.43 \end{bmatrix}$	$D_9 = \begin{bmatrix} 0.21 & -0.36 & 0.21 \\ -0.36 & 0.60 & -0.34 \\ 0.21 & -0.34 & 0.19 \end{bmatrix}$

式中, $R_i(x, y)$ 和 $R(x, y)$ 见(4)式和(6)式, $i = 1, 2, \dots, 9$; \bar{R}_i 和 \bar{R} 分别称为 Ade 特征滤波各输出的直流照度和快速特征滤波输出的直流照度,且

$$\bar{R}_i = \frac{1}{NM} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M R_i(x, y)$$

$$\bar{R} = \frac{1}{NM} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M R(x, y)$$

注意: 在本实验中 $N = M = 128$. 图 1(b) 中各图象对应顺序与表 1 中特征滤波器顺序一致。

4. 小结

快速特征滤波法是在 Ade 提出的特征滤波法基础上, 利用卷积的结合律特性导出来的。可见,二者都是基于纹理图象的协方差矩阵,即纹理图象的二阶统计特性对原图象进行纹理特征分析的。但在 Ade 特征滤波法中忽略了 λ_i 特征值作用,而且必须用 n^2 个滤波器去分析图象,所以整个纹理分析工作很复杂。本文提出的快速特征滤波器有效地利用了 λ_i 值及卷积结合律,使我们可以利用一个滤波器代替 n^2 个特征滤波器。使计算速度和节省存贮空间方面都获得了成功。

由图 1(b) 可见,在 Ade 的四个特征滤波的能量输出中, D_9 滤波器输出效果好(图 1(b) 中右下角图象); D_1 滤波器输出效果差(图 1(b) 中左上角图象); 同时, D_9 对应的 λ 值为 0.07, D_1 对应的 λ 值为 0.71. 其它滤波器输出效果有的比较好、有的比较差,而且哪个好些,哪个差些,无法根据 λ 值来判断。也就是说, n^2 个特征滤波输出的效果好与坏无法据根 λ 值决定,从 Ade 的实验中也可以看到这一点^[6]。因此,据根 λ 值不同,按一定规律挑选最佳的特征滤波器进行图象纹理分析是不可能的。造成这种无法选择一个最佳的特征滤波器(按着 λ 值选择)的原因是纹理图象的预未知性。本文提出的“快速特征滤波器”有效地综合了全部的 Ade 滤波器。由于推导快速特征滤波器时,实际上是 n^2 个 Ade 特征滤波器的加权累加,因此虽不能获得最佳滤波效果(如图 1(b) 中的 D_9 滤波输出),但也不会出现最差的滤波效果(如图 1(b) 中的 D_1 滤波输出)。因为 Ade 的 n^2 特征滤波器是线性不相关的。快速特征滤波输出效果示于图 1(c), 它介于 D_9 和 D_1 之间,是比较好的。在图 1(c) 中,显然中间部分的平均(或称统计)灰度级比四周的要低得多,这样,无论从人类视觉(通常对灰度级差敏感)上看,还是采用机器视觉系统,都可以很好地分割出两种纹理区域。

参 考 文 献

- [1] T. M. Caell, B. Julesz, *Biological Cybernetics*, 28(1978), 167—175.
- [2] T. M. Caell, B. Julesz, *Journal of the Optical Society of America*, 69(1979)5, 675—678.
- [3] B. Julesz, *Nature*, 290(1984), 91—97.
- [4] W. Frei, C. Chen, *IEEE Trans. on Computers*, C-26(1977), 988—998.
- [5] K. I. Laws, *SPIE*, 238(1980), 376—380.
- [6] F. Ade, *Signal Processing*, 5(1983), 451—457.

A NEW TEXTURE ANALYSIS METHOD ON IMAGE —FAST EIGENFILTERING METHOD

Chen Hexin Dai Yisong

(Jilin University of Technology, Changchun)

Abstract A new texture analysis method on image—fast eigenfiltering method is presented. Based on eigenfilters proposed by Ade, with which the eigenvalues of the real symmetric matrix represent distribution of the eigenvectors related to the matrix, and by using associative law of convolution, the fast eigenfilters are derived. In fast eigenfiltering method, $n \times n$ eigenfilters in Ade's filtering method merge into one filter, which can speed up the computation and reduces memory space.

Key words Image analysis; Fast eigenfiltering method; Texture analysis method