

# 一种多尺度自卷积快速算法

黄 波<sup>1,2</sup>, 赵晓晖<sup>1</sup>, 庞怡杰<sup>2</sup>, 时公涛<sup>2</sup>, 陈 东<sup>2</sup>, 赵继印<sup>1</sup>

(1. 吉林大学通信工程学院, 吉林长春 130022; 2. 空军装备研究院, 北京 100085)

**摘 要:** 本文提出了一种 MSA 变换的快速算法. 根据快速傅里叶变换理论, 在 MSA 变换尺度的最小取值范围内, 推导出最小基准变换尺寸, 以取代同一尺度变换的不同变换尺寸, 减少 MSA 变换计算次数; 此外, 在 MSA 变换尺度的最小取值范围外, 利用 MSA 变换的对称性进行尺度范围映射, 减小 MSA 变换尺寸, 降低计算复杂度. 利用典型数据, 从时间效率和特征值精度对算法进行仿真分析验证. 实验表明, 所提快速计算方法在保证特征值精度一致的前提下, 计算速度提高到 3 倍以上.

**关键词:** 多尺度自卷积 (MSA); 目标识别; 仿射不变特征; 仿射不变量

**中图分类号:** TP391.4      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2013) 12-2430-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.12.017

## A Fast Computational Algorithm of Multi-Scale Autoconvolution

HUANG Bo<sup>1,2</sup>, ZHAO Xiao-hui<sup>1</sup>, PANG Yi-jie<sup>2</sup>, SHI Gong-tao<sup>2</sup>, CHEN Dong<sup>2</sup>, ZHAO Ji-yin<sup>1</sup>

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun, Jilin 130012, China;

2. The Equipment Academy of the Air Force, Beijing 100085, China)

**Abstract:** A fast computational method of the multi-scale autoconvolution (MSA) transform is proposed in this paper. In order to reduce the times of MSA transform, the method deduces the smallest benchmark transform size according to the fast Fourier transform theory, and replaces the different transform sizes of the same scale transform within the minimum range of MSA transform scale. Then, for reducing the computational complexity, this method reduces the MSA transform by using the MSA transform symmetry outside the range of MSA transform scale. Several experiments on the aspects of time efficiency and accuracy of eigenvalue using typical sample data are given. The results demonstrate that computation speed of the fast proposed computational method is three times faster than that of the original method while maintaining eigenvalue accuracy.

**Key words:** multi-scale autoconvolution (MSA); object recognition; affine invariant features; affine invariance

## 1 引言

仿射不变量是计算机视觉领域的研究热点之一<sup>[1-3]</sup>. 近年来, 不变量提取已从基于目标单一图像发展到基于目标多尺度图像, 诸如尺度傅立叶描述子<sup>[4]</sup>、全局仿射不变量<sup>[5]</sup>、二进小波仿射不变量<sup>[6]</sup>等多尺度提取方法, 使不变量识别能力得到不断提高. 其中, Rahtu 等将图像函数概率解释与仿射坐标系相结合, 提出了多尺度自卷积 (Multi-Scale Autoconvolution, MSA) 变换提取目标仿射不变特征的方法, 所提特征数量可变, 对噪声、遮挡和角度变化等具有良好的适应性, 在目标识别<sup>[7-10]</sup>、图像配准<sup>[11]</sup>等方面取得了较佳的效果.

但是, MSA 变换在每次计算尺度时需要多次傅立

叶变换, 其计算复杂度大、计算效率较低、时间消耗多. 为此, 本文根据傅里叶变换的快速计算理论, 在 MSA 变换尺度的最小取值范围内, 推导出最小基准变换尺寸以取代同一尺度变换的不同变换尺寸, 减少 MSA 变换计算次数; 同时, 在 MSA 变换尺度的最小取值范围外, 利用 MSA 变换的对称性进行尺度范围映射, 减小 MSA 变换尺寸, 降低计算复杂度. 通过仿真实验验证了所提快速计算方法的正确性和有效性.

## 2 MSA 特征提取方法

MSA 原理为一幅图像中任意一点都可以利用该图像不共线的三点线性表示, 当图像发生仿射变换时, 这四个点的线性关系保持不变, 其变换的一种表达形式为

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{\|f\|_L^3} \int_{R^2} f(\mathbf{x})(f_\alpha * f_\beta * f_\gamma)(\mathbf{x})d\mathbf{x} \quad (1)$$

其中, \* 表示卷积,  $\alpha, \beta, \gamma \in R$  为尺度因子, 且  $\alpha + \beta + \gamma = 1$ . 当  $a \neq 0$  时,  $f_a(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}/a)/a^2$ ; 当  $a = 0$  时,  $f_a(\mathbf{x}) = \delta(\mathbf{x})$  (迪拉克函数).  $F(\alpha, \beta)$  表示图像灰度值的数学期望, 对仿射变换具有不变性, 适用于背景像素灰度值为零的目标图像, 通过改变尺度  $\alpha, \beta$  值可以获取无限多的特征值. 计算三重积分非常耗时, 而利用傅立叶变换将空域卷积转换成频域中乘积可大大提高式(1)计算速度, 因此式(1)应用于离散图像的快速计算式为

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{M_1 M_2 \hat{f}(0)^3} \sum_{i=0}^{M_1 M_2 - 1} \hat{f}(-\mathbf{w}_i) \hat{f}_\alpha(\mathbf{w}_i) \hat{f}_\beta(\mathbf{w}_i) \hat{f}_\gamma(\mathbf{w}_i) \quad (2)$$

其中,  $\hat{f}(\mathbf{w}_i)$  表示  $f(\mathbf{x})$  的离散傅立叶变换, 式(2)计算量包括傅立叶变换和乘积计算, 显然, 傅立叶变换占用了主要计算时间, 因此快速傅立叶变换能够进一步提高 MSA 计算速度. 令  $\lambda_{\alpha\beta} = |\alpha| + |\beta| + |\gamma|$ , 为避免卷绕误差, 设原图像尺寸为  $N_1 \times N_2$ , 变换后长度必须满足  $M_i \geq \lambda_{\alpha\beta} N_i - 2, i = 1, 2$ , 变换时一般取  $M_i = \lambda_{\alpha\beta} N_i$ . 由于  $\alpha + \beta + \gamma = 1, \alpha, \beta$  值可确定  $\gamma$  值, 因此  $F(\alpha, \beta)$  和  $F(\alpha, \beta, \gamma)$  等价, 所以  $F(\alpha, \beta, \gamma)$  具有如下性质<sup>[7]</sup>

(1)  $F(\alpha, \beta, \gamma) = F(\sigma(\alpha, \beta, \gamma)), \sigma(\alpha, \beta, \gamma)$  表示  $\alpha, \beta, \gamma$  的任意排列;

$$(2) F(\alpha, \beta, \gamma) = \frac{1}{\alpha^2} F\left(\frac{1}{\alpha}, -\frac{\beta}{\alpha}, -\frac{\gamma}{\alpha}\right) = \frac{1}{\beta^2} F\left(-\frac{\alpha}{\beta}, \frac{1}{\beta}, -\frac{\gamma}{\beta}\right) = \frac{1}{\gamma^2} F\left(-\frac{\alpha}{\gamma}, -\frac{\beta}{\gamma}, \frac{1}{\gamma}\right).$$

### 3 MSA 的快速计算

对于一幅  $N \times N$  图像, 图像变换尺寸为  $M = \lambda_{\alpha\beta} N$ , 设  $M$  为 2 的整数次幂, 忽略图像缩放和插值操作时间, 如式(2), 采用标准快速傅立叶变换, 每对尺度  $(\alpha, \beta)$  上 MSA 变换需 4 次离散傅立叶变换, 每次需  $O(M^2 \log_2 M)$  次操作, 接着计算上述结果的乘积需  $3M^2$  次复乘和  $M^2 - 1$  次复加, 而计算  $\hat{f}(0)$  仅需  $M^2 - 1$  次实加, 且对所有尺度都只需计算 1 次. 显然, 快速傅立叶变换占用了主要计算时间, 减少其计算量是有效提高 MSA 变换速度的关键环节.

MSA 中快速傅立叶变换速度由两个方面决定: 一是变换次数, 二是变换尺寸, 而它们分别由尺度因子  $(\alpha, \beta)$  数量和值决定, 本节将针对尺度取值特点和范围, 通过减小变换次数或变换尺寸的方法, 提高 MSA 变换速度.

#### 3.1 最小化变换次数快速算法

利用性质 1 和性质 2 可求得覆盖所有  $F(\alpha, \beta)$  值的一个最小  $(\alpha, \beta)$  平面三角形区域  $\{-1, 1; 0, 0; 1/3, 1/3\}$ .

$1/3\}$ <sup>[7]</sup>. 虽然  $(\alpha, \beta)$  在区域内有无限多种选择, 但卷积性质决定了 MSA 变换值为平滑连续曲面, 所以距离很近的  $(\alpha, \beta)$  点得出的 MSA 特征值相关性很高, 因此, 通常选择在三角形区域中均匀分布的  $(\alpha, \beta)$  点<sup>[8]</sup>. 该方法可概括为: 从坐标原点开始, 依次在  $\alpha$  和  $\beta$  正负方向上以  $1/\Delta$  等间隔在区域内取值,  $\Delta$  为正整数, 此时,  $\max(|\alpha|, |\beta|, |\gamma|) \leq 1$ .

当  $(\alpha, \beta)$  在三角形区域  $\{-1, 1; 0, 0; 1/3, 1/3\}$  以内以  $1/\Delta$  间隔均匀取值时, 所得尺度对数  $O(\Delta)$  与  $\Delta$  间关系为

$$O(\Delta) = \sum_{i=1}^N \lfloor ((\Delta + i)/2) \rfloor - (\Delta - 1)\Delta/2 + \lfloor (\Delta/2) \rfloor + \sum_{i=1}^{\lfloor \Delta/3 \rfloor} \lfloor (\Delta - i)/2 \rfloor - (\lfloor \Delta/3 \rfloor - 1)\lfloor \Delta/3 \rfloor/2 \quad (3)$$

其中,  $\Delta \geq 3, \lfloor \cdot \rfloor$  表示向负方向取整. 多尺度卷积时, 图像缩放系数为尺度绝对值, 所以  $|\alpha|, |\beta|, |\gamma| \in \{1/\Delta, 2/\Delta, \dots, (\Delta - 1)/\Delta, 1\}$ , 易知只有  $\Delta$  种尺度参与卷积, 即  $f_{1/\Delta}, f_{2/\Delta}, \dots, f_{(\Delta-1)/\Delta}, f_1, f_1 = f$ , 此处下标表示图像缩放系数. 由于  $\lambda_{\alpha\beta}$  决定了变换尺寸, 每对尺度  $(\alpha, \beta)$  的  $\lambda_{\alpha\beta}$  值不同, 即使是同一尺度图像, 仍需在多个不同尺寸上进行变换, 因此 MSA 共需  $4 \times O(\Delta)$  次傅立叶变换, 而  $O(\Delta) \geq 2\Delta$ , 显然每个尺度平均需要多于 8 次的傅立叶变换, 这恰恰是每次变换尺寸不同引起的. 如果所有尺度图像都在同一尺寸上进行变换, 那么 MSA 变换中的傅立叶变换次数从大于  $8\Delta$  次减少至仅需  $\Delta$  次, MSA 变换速度将显著提高.

设图像  $f(i, k)$  的尺寸为  $N_1 \times N_2$ , 在尺度  $a$  上为  $f_a(i_a, k_a)$ , 设  $M_1 = \lambda_{\alpha\beta} N_1 + \delta_1, M_2 = \lambda_{\alpha\beta} N_2 + \delta_2, \delta_1, \delta_2$  为任意正整数. 将  $f_a(i_a, k_a)$  延拓成大小为  $M_1 \times M_2$  图像  $g_a(i_a, k_a)$ , 即

$$g_a(i_a, k_a) = \begin{cases} f_a(i_a, k_a), & 0 \leq i_a \leq a|N_1 - 1, 0 \leq k_a \leq a|N_2 - 1 \\ 0, & |a|N_1 \leq i_a \leq M_1 - 1 \\ & \text{或 } |a|N_2 \leq k_a \leq M_2 - 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $a \neq 1$  时,  $f_a(i_a, k_a) = f(i_a, k_a)/a^2$ ;  $a = 1$  时,  $f_1(i, k) = f(i, k)$ , 将  $g_a(i_a, k_a)$  以尺寸  $M_1 \times M_2$  进行傅立叶变换得

$$\hat{g}_a(m_a, n_a) = \sum_{i_a=0}^{M_1-1} \sum_{k_a=0}^{M_2-1} g_a(i_a, k_a) e^{-j2\pi(n_a \frac{i_a}{M_1} + m_a \frac{k_a}{M_2})} \quad (5)$$

式中,  $a = 1$  时,  $g_1(i, k) = g(i, k)$ , 联合式(5)代入式(2), 整理得

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{\hat{f}(0)^3} \sum_{i_\alpha=0}^{M_1-1} \sum_{k_\beta=0}^{M_2-1} \sum_{i_\gamma=0}^{M_1-1} \sum_{k_\gamma=0}^{M_2-1} \sum_{i=0}^{M_1-1} \sum_{k=0}^{M_2-1} g(i, k) g_\alpha(i_\alpha, k_\alpha) g_\beta(i_\beta, k_\beta) \cdot \left[ \sum_{k_\gamma=0}^{M_2-1} \sum_{i_\gamma=0}^{M_1-1} g_\gamma(i_\gamma, k_\gamma) \frac{1}{M_1 M_2} \right]$$

$$\cdot \sum_{m=0}^{M_1-1} e^{j2\pi \frac{m}{M_1}(i-i_\alpha-i_\beta-i_\gamma)} \sum_{n=0}^{M_2-1} e^{j2\pi \frac{n}{M_2}(k-k_\alpha-k_\beta-k_\gamma)} \quad (6)$$

显然  $\hat{g}(0) = \hat{f}(0)$ , 将式(4)代入式(6), 化简得

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{\hat{f}(0)^3} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{k=0}^{N_2-1} \sum_{i_\alpha=0}^{|a|N_1-1} \sum_{k_\alpha=0}^{|a|N_2-1} \sum_{i_\beta=0}^{N_1-1} \sum_{k_\beta=0}^{N_2-1} f(i, k) \cdot f_\alpha(i_\alpha, k_\alpha) f_\beta(i_\beta, k_\beta) f_\gamma(i-i_\alpha-i_\beta, k-k_\alpha-k_\beta) \quad (7)$$

所以  $F(\alpha, \beta)$  与  $\delta_1, \delta_2$  无关, 当图像在尺度  $\alpha, \beta, \gamma$  上以尺寸  $M_1 \times M_2$  ( $M_1 \geq \lambda_{\alpha\beta} N_1, M_2 \geq \lambda_{\alpha\beta} N_2$ ) 进行傅立叶变换时,  $F(\alpha, \beta)$  值保持不变.

因此将尺度图像  $f_{1/\Delta}, f_{2/\Delta}, \dots, f_{(\Delta-1)/\Delta}, f_1$  统一以相同尺寸  $M_1 \times M_2$  进行傅立叶变换可有效减少变换次数, 同时保持值不变. 设  $\lambda_{\max} = \max(\arg \lambda_{\alpha\beta})$ ,  $\lambda_{\max}$  表示全部  $(\alpha, \beta)$  对中  $\lambda_{\alpha\beta}$  的最大值, MSA 变换时, 取  $M_i = \lambda_{\max} N_i, i = 1, 2$ , 该方法虽然增加了变换尺寸, 但减少了变换次数, 从而总体上减少了计算复杂度. 在三角形区域  $\{-1, 1; 0, 0; 1/3, 1/3\}$  中,  $\lambda_{\max} = 3$ , 取  $M_i = 3N_i$  作为 MSA 变换尺寸时, 所需傅立叶变换次数仅为  $\Delta$  次, 如图 1 中 13 对尺度和 43 对尺度, 原方法分别需 52 次和 172 次, 而所提方法分别只需 5 次和 10 次, 因此提高 MSA 变换速度效果显著.

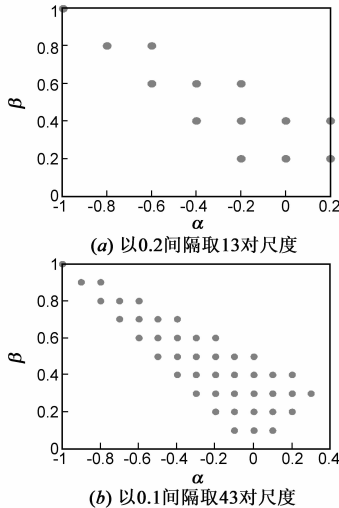


图1 三角形区域内均匀取点图

MSA 变换计算复杂度主要包括傅立叶变换及其结果之间的乘积运算, 而其它复数加和系数乘积等操作相对可忽略不计, 图像尺寸为  $N \times N$ , 标准快速傅立叶变换和复数乘积计算复杂度分别约为  $(\lambda_{\alpha\beta} N)^2 \log_2(\lambda_{\alpha\beta} N)$  和  $\lambda_{\alpha\beta}^2 N^2$  次复数乘. 当  $\alpha \cdot \beta \neq 0$  时, 需 4 次傅立叶变换和 3 次复数矩阵点乘; 当  $\alpha \cdot \beta = 0$  时, 需 3 次傅立叶变换和 2 次复数矩阵点乘, MSA 变换的复杂度估算为

$$T \approx \left[ \sum_{\alpha, \beta} \frac{1}{2} F_{\alpha\beta} \cdot \lambda_{\alpha\beta}^2 \log_2(\lambda_{\alpha\beta} \cdot N) + \sum_{\alpha, \beta} M_{\alpha\beta} \cdot \lambda_{\alpha\beta}^2 \right] N^2 \quad (8)$$

其中,  $F_{\alpha\beta}$  为尺度对  $(\alpha, \beta)$  所需傅立叶变换次数,  $M_{\alpha\beta}$  为复数矩阵点乘次数, 即当  $\alpha \cdot \beta \neq 0$  时,  $F_{\alpha\beta} = 4, M_{\alpha\beta} = 3$ ; 当  $\alpha \cdot \beta = 0$  时,  $F_{\alpha\beta} = 3, M_{\alpha\beta} = 2$ . 对于实数输入, 傅立叶变换速度约为复数输入的一半, 所以在式(8)中  $F_{\alpha\beta}$  乘以系数  $1/2$ . 基于图 1(a) 和 1(b) 中参数, 原方法的计算复杂度分别为  $T_{1a} \approx 83 N^2 \log_2 N + 209 N^2$  和  $T_{1b} \approx 241 N^2 \log_2 N + 584 N^2$ , 而本文所提方法的计算复杂度分别为  $T'_{1a} \approx 23 N^2 \log_2 N + 369 N^2$  和  $T'_{1b} \approx 45 N^2 \log_2 N + 1187 N^2$ , 当  $N = 512$  时, 所提方法计算效率约为原方法 2 倍.

### 3.2 最小化变换尺度快速算法

如图 2(a) 中尺度  $(\alpha, \beta)$  的均匀取值<sup>[7]</sup>, 应用 3.1 节方法虽然可以提高计算效率, 但效果不明显, 因为间隔  $1/N = 0.25, \max(|\alpha|, |\beta|, |\gamma|) = 3, \lambda_{\max} = 5$ , 即对于 29 对参数不但需计算 12 次傅立叶变换, 而且变换尺寸增加到原图像的 5 倍, 因此总的计算量减少得非常小, 所以最小化变换次数法不适用于  $\max(|\alpha|, |\beta|, |\gamma|) > 1$  时的尺度取值情况.

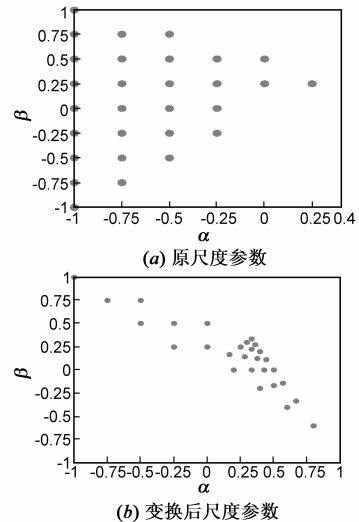


图2 尺度变换前后对照图

当尺度  $(\alpha, \beta)$  数量确定时, 傅立叶变换计算量由  $\lambda_{\alpha\beta}$  值决定,  $\gamma = 1 - \alpha - \beta$ , 如果能对  $(\alpha, \beta, \gamma)$  进行某种变换, 不但使  $F(\alpha, \beta)$  值保持不变, 而且使得  $\lambda_{\alpha\beta}$  值变小, 那么傅立叶变换尺寸可相应减小, MSA 计算速度将能显著提高. 不失一般性, 设  $|\alpha| \geq |\beta|, |\gamma|$ , 根据  $F(\alpha, \beta)$  性质 2 知, 求取  $F(\alpha, \beta, \gamma)$  值可转换为求  $F\left(\frac{1}{\alpha}, -\frac{\beta}{\alpha}, -\frac{\gamma}{\alpha}\right)$  值, 此时变换图像尺寸为  $\left(\left|\frac{1}{\alpha}\right| + \left|\frac{\beta}{\alpha}\right| + \left|\frac{\gamma}{\alpha}\right|\right) N$ , 与  $F(\alpha, \beta, \gamma)$  的变换尺寸  $\lambda_{\alpha\beta} N$  相比, 尺度变换后所需计算图像尺寸增减与  $|\alpha|$  有关,  $|\alpha| < 1$  时, 尺寸增加;  $|\alpha| = 1$  时, 尺寸不变;  $|\alpha| > 1$  时, 尺寸减小. 系数  $\frac{1}{\alpha^2}, \frac{1}{\alpha}, -\frac{\beta}{\alpha}, -\frac{\gamma}{\alpha}$  已知, 而  $\frac{1}{\alpha^2}$  与  $F$

$(\frac{1}{\alpha}, -\frac{\beta}{\alpha}, -\frac{\gamma}{\alpha})$  的乘积相对于傅立叶变换时间,可忽略不计,所以  $|\alpha| > 1$  时,即尺度位于最小平面区域外时,利用尺度变换法将尺度映射到最小平面区域,可大大提高 MSA 变换速度.利用  $F(\alpha, \beta)$  性质 1 的互换性,可得  $|\beta| > 1$  且  $|\beta| \geq |\alpha|$ ,  $|\gamma|$ , 或  $|\gamma| > 1$  且  $|\gamma| \geq |\alpha|$ ,  $|\beta|$  时,都可基于尺度变换实现 MSA 的快速变换.

将以上三种情况统一表示为  $\max(|\alpha|, |\beta|, |\gamma|) > 1$  时,  $F(\alpha, \beta)$  值都可基于尺度变换实现快速计算.如图 2(a) 中 29 对尺度因子<sup>[7]</sup>,从  $(-1, -1)$  点开始,按自下向上,自左向右顺序,依次对尺度对编号,将其中  $\max(|\alpha|, |\beta|, |\gamma|) > 1$  的  $(\alpha, \beta)$  对进行尺度变换,其余值保持不变,得到如图 2(b) 所示的  $(\alpha, \beta)$  分布,由于编号为 17 和 29 的尺度对经尺度变换后值相等,图中只显示 28 对参数.令  $\lambda'_{\alpha\beta}$  表示尺度变换后尺度对中各尺度绝对值的和.如图 3 所示,29 对尺度中的 20 对为  $\max(|\alpha|, |\beta|, |\gamma|) > 1$ ,变换后  $\lambda'_{\alpha\beta} < \lambda_{\alpha\beta}$ ;其余 9 对为  $\max(|\alpha|, |\beta|, |\gamma|) \leq 1$ ,保持不变,即  $\lambda'_{\alpha\beta} = \lambda_{\alpha\beta}$ ,由于 MSA 变换时间与  $\lambda_{\alpha\beta}^2$  成正比关系,而  $\sum \lambda_{\alpha\beta}^2 = 223$ ,  $\sum \lambda'_{\alpha\beta}^2 = 61$ ,所以尺度变换后 MSA 变换时间大大减少.

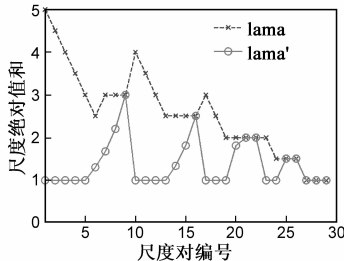


图3 尺度变换前后的  $\lambda_{\alpha\beta}$  和  $\lambda'_{\alpha\beta}$  值

根据式(8)估算图 2(a) 和 2(b) 中的计算复杂度分别为  $T_{2a} \approx 440N^2 \log_2 N + 1391N^2$  和  $T_{2b} \approx 119N^2 \log_2 N + 268N^2$ , 当  $N = 512$  时,最小化变换尺度法将计算速度提高至 4 倍.

## 4 仿真实验结果及分析

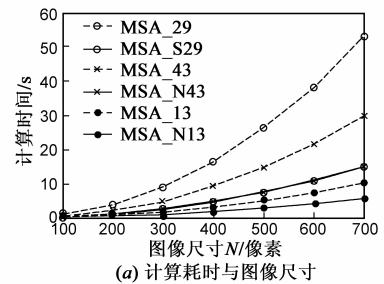
本节通过时间效率分析和特征值精度分析实验来验证所提快速计算方法的有效性.在时间效率分析实验中,由于当图像尺寸为 2 的整数次幂时,标准快速傅立叶变换计算最快;当图像尺寸只包含小素数因子时,计算速度几乎与 2 的整数次幂时一样快;但当图像尺寸为素数或含有大素数因子时,计算速度通常慢几倍,所以为了使计算复杂度尽可能逼近标准快速计算模型,根据 MSA 变换尺度取值特点,选择以  $100 \times 100 \sim 700 \times 700$  大小的图像为计算样本,同时,将变换尺寸取为满足最小变换尺寸要求,且只含 7 及以下的小素数因子,以使计算速度尽可能贴近标准快速傅立叶变换.在特

征值精度分析实验中,选择典型的“autumn”风景,“cameraman”人物,“wood”纹理和“circles”二值图像为研究对象,测试所提两种快速方法的特征值精度,如图 5 所示.

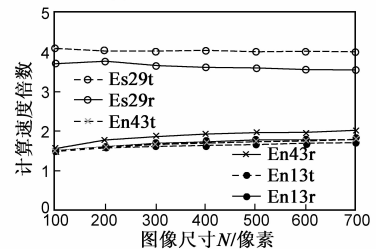
基于图 1(a)、(b) 和图 2(a) 中参数的原方法分别记为 MSA\_13、MSA\_43 和 MSA\_29,所对应的最小化变换次数法和最小化变换尺度法记为 MSA\_N13、MSA\_N43 和 MSA\_S29.

### 4.1 时间效率分析

图 4 给出了运行环境为 3.0GHz 主频双核 CPU, 2GB 内存和 XP 操作系统时,计算时间与图像尺寸间的关系.为了尽可能减少测试时间受系统软件影响,对每个样本都运行 100 次,找出其中最小值作为程序执行时间,结果如图 4(a) 所示.所提快速方法与原方法计算速度的比值如图 4(b) 所示,Es29t、En43t 和 En13t 表示理论分析得到的倍数,Es29r、En43r 和 En13r 为仿真实验的实际倍数,从图中得出,理论分析与实际运行结果相差在 10% 以内,这主要是由于分析模型为标准快速傅立叶变换,而实验图像尺寸不是 2 的整数次幂,以及算法中其它程序执行时间等引起的,因此理论分析与实际运行结果吻合.基于文中尺度,尺度变换法的计算速度约为原方法 4 倍,最小化变换次数法的计算速度约为原方法 2 倍.



(a) 计算耗时与图像尺寸



(b) 计算速度倍数与图像尺寸

图4 计算速度与图像尺寸间关系

### 4.2 特征值精度分析

为验证所提方法是否能有效保持特征值精度,基于图 2(a) 中尺度,图 6 给出了最小化变换次数法和原方法提取图 5 中图像的 MSA 特征值;基于图 3(a) 中尺度,图 7 给出了最小化变换尺度法和原方法提取图 5 中图像的特征值.

图 6 和图 7 中 MSA 特征值曲线表明,所提方法和

原方法提取的特征值精度一致,对风景、人物、纹理和二值图像均表现出相同的性能.所提最小化变换次数法与原方法的傅立叶变换尺寸满足最小尺寸要求,都避免了混叠,因而具有相同的计算精度,而所提最小化变换尺度法利用尺度变换不改变 MSA 特征值的性质,

降低了计算复杂度,同时保持了特征值精度,实验结果和理论推导结果吻合.由于特征值精度决定了识别率,那么所提方法与原方法识别率也一致,鉴于篇幅所限,不再进行实验验证.

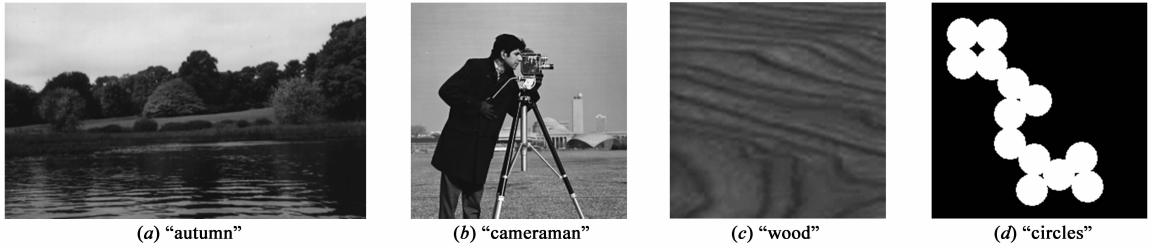


图5 特征提取实验测试数据

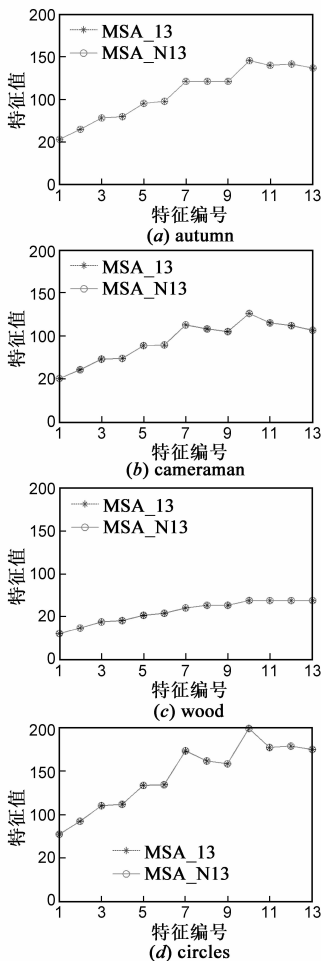


图6 最小化变换次数法与原方法提取的MSA特征值比较

## 5 结束语

实时处理已成为仿射不变量用于目标识别的基本要求,为此,本文提出了一种 MSA 变换的快速计算方法.通过证明推导出最小基准变换尺寸,并利用 MSA 变换的对称性进行尺度范围映射,极大减少了 MSA 变换

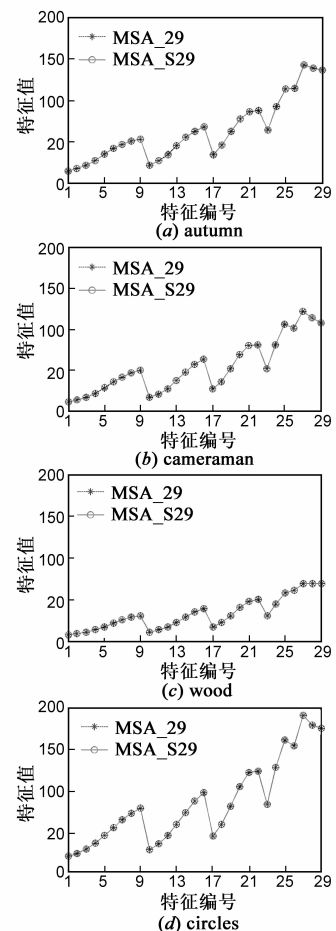


图7 最小化变换尺度法与原方法提取的MSA特征值比较

计算复杂度.实验结果验证了所提快速计算方法的正确性和有效性.此外,该快速计算方法还可扩展应用于归一化仿射矩不变量.

## 参考文献

- [1] I E Rube, M Ahmed, M S Kamel. Wavelet approximation-based

- affine invariant shape representation functions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(2): 323 – 327.
- [2] 蔡红苹, 雷琳, 等. 一种通用的仿射不变特征区域提取方法[J]. 电子学报, 2008, 36(4): 672 – 678.  
Cai Hong-ping, Lei Lin, et al. A general approach for extracting affine invariant regions[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(4): 672 – 678. (in Chinese)
- [3] 贾建华, 焦李成, 黄文涛. 一种基于质心不变特性的仿射不变纹理特征提取方法[J]. 电子学报, 2008, 36(10): 1910 – 1915.  
Jia Jian-hua, Jiao Li-cheng, Huang Wen-tao. Affine invariant texture feature extraction based on invariant centroid[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(10): 1910 – 1915. (in Chinese)
- [4] C Direkoglu, M S Nixon. Shape classification using multi-scale Fourier-based description in 2-D space[A]. Proceedings of the 9th International Conference on Signal Processing[C]. Beijing: IEEE, 2008. 820 – 823.
- [5] E Rahtu, M Salo, J Heikkilä. A new efficient method for producing global affine invariants[A]. Proceedings of 13th International Conference on Image Analysis and Processing[C]. Germany: Springer Berlin Heidelberg, 2005. 407 – 414.
- [6] M I Khalil, M M Bayoumi. A dyadic wavelet affine invariant function for 2d shape recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(10): 1152 – 1164.
- [7] E Rahtu, M Salo, J Heikkilä. Affine invariant pattern recognition using multi-scale autoconvolution[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(6): 908 – 918.
- [8] E Rahtu, J Heikkilä. Object classification with multi-scale autocorrelation[A]. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition[C]. Cambridge: IEEE, 2004. 37 – 40.
- [9] Lei Lin, Su Yi, Li Zhi-yong. A new target association algorithm based on invariant features in remote sensing images[A]. Proceedings of SPIE Image and Signal Processing for Remote Sensing[C]. Florence: International Society for Optical Engineering, 2007.
- [10] 谢锦, 蔡自兴, 唐. 基于 MSA 不变矩的道路导向标线分类[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(8): 1418 – 1423.  
Xie Jin, Cai Zi-xing, Tang Jin. Road oriented marking classification based on MSA invariant moment[J]. Journal of Image and Graphic, 2011, 16(8): 1418 – 1423. (in Chinese)
- [11] J Kannala, E Rahtu, J Heikkilä. Affine registration with multi-scale autoconvolution[A]. Proceedings of International Conference on Image Processing[C]. Genoa: IEEE, 2005. 1064 – 1067.

#### 作者简介



**黄波** 男, 1980 年 2 月出生于江苏省东海县. 吉林大学通信工程学院博士研究生. 主要从事图像处理与模式识别方面的研究.

E-mail: huangbojlu@sina.com



**赵晓晖(通信作者)** 男, 1957 年 11 月出生于北京. 吉林大学通信工程学院教授、博士生导师, 主要研究方向为信号处理理论及其在通信中的应用.

E-mail: xzhao@jlu.edu.cn