

基于两尺度自卷积的直方图仿射不变量提取方法

黄波^{1,2}, 赵晓晖¹, 曹昕艳^{1,3}, 赵继印¹, 时公涛²

(1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130012; 2. 空军装备研究院情报所, 北京 100085;

3. 长春大学 电子信息工程学院, 吉林 长春 130022)

摘要: 提出了一种新的两尺度自卷积直方图仿射不变量。以图像二维坐标线性变换生成新图像为基点, 建立两尺度自卷积变换, 进而把新图像密度函数值转化成直方图区间划分, 由此推导出新的直方图仿射不变量。另外, 重点分析了新不变量的参数选择范围, 并详述了其计算步骤。利用经典的“fish”和“coil-100”测试数据库, 对比性能优的多尺度自卷积归一化直方图仿射不变量, 从时间效率、抗图像变形、抗视角变化等方面, 全面验证了所提新仿射不变量的有效性。

关键词: 目标识别; 仿射不变量; 自卷积; 直方图

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)12-0140-07

Histogram affine invariants extraction method based on two-scale auto-convolution

HUANG Bo^{1,2}, ZHAO Xiao-hui¹, CAO Xin-yan^{1,3}, ZHAO Ji-yin¹, SHI Gong-tao²

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

2. Information Institute, the Equipment Academy of the Air Force, Beijing 100085, China;

3. College of Electronic Information Engineering, Changchun University, Changchun 130022, China)

Abstract: A two-scale auto-convolution histogram affine invariant was proposed. A two-scale auto-convolution transformation was established based on the new image generated by two-dimensional linear transform of image coordinates. Then the value of the new image density function is transformed into the histogram intervals partition and the proposed histogram affine invariant is obtained. In addition, the possible parameter ranges of the new invariants are analyzed and the detailed deduction is given. By using the classic "fish" and "coil-100" test database, the effectiveness of the proposed invariant is verified by comparing to the multi-scale auto-convolution normalized histogram affine invariants from the perspective of time efficiency, anti-image distortion, and anti-viewing angle changes.

Key words: object recognition; affine invariant; auto-convolution; histogram

1 引言

目标在不同视角、距离和光照条件下所成图像之间会发生一定的变化, 如何从目标图像中提取不受这些变化影响的特征是解决目标识别问题的关

键环节之一。Hu 矩^[1]、Zernike 矩^[2]、傅立叶描述子^[3]等不变量提取方法适用于旋转、平移、缩放中一种或几种情况的组合, 但这些组合不足以表达目标实际所成图像间的关系, 而它们却能被仿射变换模型很好的近似, 这些仿射不变特征在目标识别和配准

收稿日期: 2011-12-20; 修回日期: 2012-10-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61040043, 61101213)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61040043, 61101213)

等方面得到了广泛应用。

基于多尺度理论框架，也就是以图像中任意三点坐标在给定的三系数（即尺度因子）下进行线性变换生成新图像为出发点（即为三尺度理论），相继出现了 MSA^[4,5]、归一化仿射不变矩^[6]、多尺度自卷积直方图^[7]、多尺度自卷积熵^[8,9]、多尺度自卷积归一化直方图^[10]等仿射不变量，这些不变量的特征数量不受限制，且对噪声、遮挡和角度变化等具有良好适应性，性能优于传统的不变矩方法。三尺度理论在目标识别，景象匹配，遥感图像多目标关联等方面都取得了较好的效果^[11-14]。但是，三尺度理论中 2 重卷积占用了主要计算时间，虽然利用傅立叶变换可有效提高其计算速度，但进行一次三尺度运算需相当于 4 次傅立叶变换计算量，特征获取运算量大。为此，依托图像二维坐标在给定的两系数下进行线性变换生成的新图像与原图像间的关系，通过把两尺度密度函数卷积值转化成直方图区间划分，由此提出了两尺度自卷积直方图（TSAH, two-scale auto-convolution histogram）不变量提取方法。相比三尺度仿射不变量，所提新的不变量所需计算图像尺寸小，计算效率高，且保持较高识别率。

2 TSAH 构造

定义仿射变换为 $A=Tx+t, t, x \in R^2, T$ 为二维实数矩阵，且 $|\det(T)| \neq 0, |\det(T)|$ 表示矩阵 T 行列式的绝对值。设 $f(x):R^2 \rightarrow R, f(x) \in L^1(R^2) \cap L^2(R^2), f(x) \geq 0$ 是二维图像的灰度函数，定义 $p(x) = f(x) / \int_{R^2} f(x) dx$ ，则 $\int_{R^2} p(x) dx = 1, p(x)$ 称为概率密度函数。设仿射变换 A 作用于 $f(x)$ 生成新的图像为 $f'(x')$ ， x' 为其坐标，因此有 $x'=A(x)=Tx+t, f'(x')=f \circ A^{-1}(x')=f(x)$ ，所以仿射变换只改变图像坐标，不改变图像内容， $f'(x')$ 称为 $f(x)$ 经仿射变换 A 作用后的形式^[5]。

MSA 特征原理为一幅图像中任意一点坐标都可在图像中找到三点坐标线性表示，当图像发生仿射变换时，这 4 个点的线性关系保持不变，设 $x_0, x_1, x_2 \in R^2$ ，以 (x_0, x_1, x_2) 为基作线性变换

$$u = a(x_1 - x_0) + b(x_2 - x_0) + x_0 \quad (1)$$

其中， a 和 b 为 u 在向量 $x_1 - x_0$ 和 $x_2 - x_0$ 张成的空间中以 x_0 为原点的坐标， $a, b \in R$ 。设 X_0, X_1 和 X_2 为 R^2 中互不相关的随机变量，由式(1)定义随机变量

$$\begin{aligned} U_{a,b} &= a(X_1 - X_0) + b(X_2 - X_0) + X_0 \\ &= aX_1 + bX_2 + gX_0 \end{aligned} \quad (2)$$

其中， $g = 1 - a - b$ ，令 (x_0, x_1, x_2) 为 (X_0, X_1, X_2) 的样本点，则 u 为 $U_{a,b}$ 的样本点，所以 $\forall u \in R^2$ ，以给定的 a, b 和 g 为变换系数都可找到其对应点 (x_0, x_1, x_2) ，使得 $(x_0, x_1, x_2) = (X_0, X_1, X_2)$ 。同理， $\forall v \in R^2$ ，以给定的 l 和 m ($l, m \in R, l, m \neq 0$) 为变换系数都可找到其对应点 (x_0, x_1) ，使得 $(x_0, x_1) = (X_0, X_1)$

$$v = l x_0 + m x_1 \quad (3)$$

由式(3)定义随机变量 $V_{l,m} = lX_0 + mX_1$ ，则 v 为 $V_{l,m}$ 的对应样本点，设区域 $D \subset R^2, X_0, X_1 \in D, D$ 可测，由于 X_0, X_1 相互独立，所以 $V_{l,m}$ 的概率可表示为

$$\begin{aligned} P(V_{l,m} \in D) &= P(lX_0 + mX_1 \in D) \\ &= \int_{R^2} \left(\int_{l x_0 + m x_1 \in D} p(x_0) p(x_1) dx_0 \right) dx_1 \end{aligned} \quad (4)$$

令 $x = \mu x_1$ ，联合式(3)与式(4)得

$$P(V_{l,m} \in D) = \int_D \left(\int_{R^2} p\left(\frac{x}{m}\right) p\left(\frac{v-x}{l}\right) dx \right) dv \quad (5)$$

所以， $V_{l,m}$ 的概率密度函数为 $p_{l,m}(v) = (p_l * p_m)(v)$ ， l 和 m 为尺度因子， $p_l(x) = \frac{1}{l^2} p\left(\frac{x}{l}\right), p_m(x) =$

$\frac{1}{m^2} p\left(\frac{x}{m}\right)$ 。设图像仿射变换后两尺度自卷积概率密度函数为 $p'_{l,m}(v)$ ， $v' = Tv + (? + \mu)t$ ，可得

$$p'_{l,m}(v) = |\det(T)| p_{l,m}(v) \quad (6)$$

$p_{l,m}(v)$ 直方图特征为

$$I_j = P(p_{l,m}(v) \in B_j) = \frac{1}{\int_{B_j} p_{l,m}(v) dv} \int_{(p_{l,m}^{-1}(B_j))} dv \quad (7)$$

其中， B_j 为直方图划分区间， $j=1, 2, \dots, H, H$ 为 $p_{l,m}(v)$ 灰度等间隔划分的区间数， $B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_H = \emptyset, B_1 \cup B_2 \cup \dots \cup B_H = [0, p_{\max}]$ ， $p_{\max} = \max_v p_{l,m}(v)$ 。

为了避免背景像素影响目标特征，将 B_1 区间中所有像素的灰度值设置为零，即 $p_{l,m}(v) \in B_1$ 时， $p_{l,m}(v) = 0, p_{l,m}(v) \notin B_1$ 时， $p_{l,m}(v) = 1$ ，所以 $I_1 = 0, p_{l,m}(v)$ 的直方图特征为 (I_2, I_3, \dots, I_H) 。由 $v' = Tv + (? + \mu)t$ 和 $|\det(T)| > 0$ 可得 $B_j = |\det(T)| B'_j$ ，将其代入式(7)，得

$$I_j = P(p'_{l,m}(v) \in B_j) = P(p_{l,m}(v) \in B'_j) = I'_j \quad (8)$$

式(8)表明： $(I_2, I_3, \dots, I_H) = (I'_2, I'_3, \dots, I'_H)$ ，也就是

(I_2, I_3, \dots, I_H) 为仿射不变量(简记为 TSAH),该方法通过把仿射变化前后的概率密度函数划分成相同的区间数,使得对应区间直方图相等。

3 TSAH 参数选择及计算步骤

3.1 TSAH 参数选择

影响 TSAH 性能的因素主要有 2 个方面:一是尺度因子 λ 和 μ 二是直方图区间数量。 λ 和 μ 为 $f(x)$ 缩放因子, $|\lambda|, |\mu| > 1$ 表示将图像放大, $|\lambda|, |\mu| < 1$ 表示将图像缩小。实际计算时,在像素间插入零值像素点实现图像放大操作,放大图像与原图像信息量相同,所以利用放大图像不能增加区分能力,而且 $|\lambda|+|\mu|$ 值越大,计算效率越低,因此将 λ 和 μ 取值范围设定为 $|\lambda| \geq 1, |\mu| \geq 1$ 。由式(5)可知 $p_{\lambda, \mu}(v)$ 具有如下性质

$$p_{\lambda, \mu}(v) = p_{\mu, \lambda}(v) \tag{9}$$

$$p_{\lambda, \mu}(v) = p_{-\mu, -\lambda}(-v) \tag{10}$$

由第 2 节的推导过程知,与多尺度自卷积中 $a+\beta+\gamma=1$ 不同, (I_2, I_3, \dots, I_N) 的仿射不变性与 $(\lambda+\mu)t$ 值无关,其尺度取值不受 $\lambda+\mu=1$ 限制, TSAH 具有旋转和平移不变性,因此 $p_{-\lambda, -\mu}(-v)$ 和 $p_{-\mu, -\lambda}(-v)$ 直方图相同,结合式(9)和式(10)得 (λ, μ) 的一个最小取值范围为三角形区域 $\{(-1, 1), (0, 0), (1, 1)\}$, 即使在该三角形区域中, (λ, μ) 值仍有无限多种选择。由于概率密度函数卷积值平滑连续,因此由间隔很小的 (λ, μ) 计算得到的 TSAH 特征值相关性很高,基于上述原因,本文从三角形区域中取 20 个均匀分布点,如图 1(a)所示,这些点在 λ 和 μ 方向上的间隔都为 0.25。根据大量实际分类实验表明,使用 20 对尺度因子的某个子集(如图 1(b)所示)也可取得较高的识别率。

直方图分割区间越多,特征的区分能力就越强,但同时图像非仿射变形越敏感。综合权衡特征识别能力和抗图像非仿射变形能力,经大量实验,优化直方图区间数为 25,即每对尺度因子取 24 个特征。

3.2 计算步骤

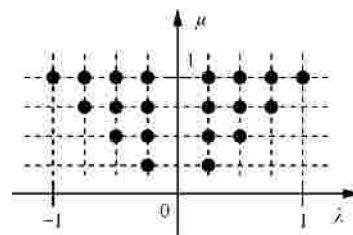
设图像尺寸为 $M \times M$, $p_{\lambda}(x)$ 和 $p_{\mu}(x)$ 表示图像在尺度 λ 和 μ 上的概率密度函数, $\hat{p}_{\lambda}(w)$ 和 $\hat{p}_{\mu}(w)$ 为它们的离散傅立叶变换形式。当计算图像 TSAH 特征时,在空域中计算 $p_{\lambda, \mu}(v)$ 需 $O(M^4)$ 次操作,而变换到频域后计算量可减少至 $O(M^2 \ln M)$ 次操作,在频

域中计算 $p_{\lambda, \mu}(v)$ 为

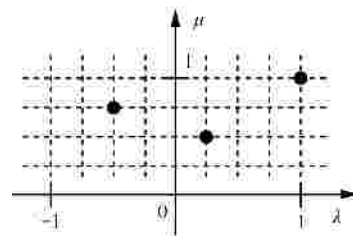
$$p_{\lambda, \mu}(v) = \text{IDFT}(\hat{p}_{\lambda}(w) \hat{p}_{\mu}(w)) \tag{11}$$

其中 IDFT 表示离散傅立叶逆变换,为了保持 $p_{\lambda, \mu}(v)$ 值的精度,图像傅立叶变换尺寸 L 需满足 $L \geq (|\lambda|+|\mu|)M-1$ 。所以, TSAH 特征的快速计算步骤可概括如下。

- 1) 从图 1(a)中确定特征提取所需的 N 对尺度因子 $(\lambda_1, \mu_1), (\lambda_2, \mu_2), \dots, (\lambda_N, \mu_N)$ 。
- 2) 利用式(11)快速计算图像在尺度 (λ_i, μ_i) 上的两尺度自卷积概率密度 $p_{\lambda_i, \mu_i}(v), i=1, 2, \dots, N$ 。
- 3) 计算 $p_{\lambda_i, \mu_i}(v)$ 中的最大值 p_{\max} , 将区间 $[0, p_{\max}]$ 等分成 H 个区间 $B_1^i, B_2^i, \dots, B_H^i$ 。
- 4) 利用式(8)求得 $p_{\lambda_i, \mu_i}(v)$ 在区间 $B_1^i, B_2^i, \dots, B_H^i$ 中的直方图特征 $(T_2, T_3, \dots, T_H)_{\lambda_i, \mu_i}$ 。
- 5) 重复步骤 2)~步骤 4)求得所有 N 对尺度上的直方图特征,最后将这些特征合并为 $(H-1) \times N$ 维不变量 $\{(I_2, I_3, \dots, I_H)_{\lambda_1, \mu_1}, \dots, (I_2, I_3, \dots, I_H)_{\lambda_N, \mu_N}\}$, 该不变量即为所求的 TSAH 特征。



(a) 20对尺度因子



(b) 3对尺度因子

图 1 (λ, μ) 取值范围和取值点

4 仿真实验结果及分析

抗图像变形分析实验采用验证仿射不变量的经典“fish”测试数据库^[15], 该数据库包含 94 种鱼图像, 图像分辨率为 200×400 。从数据库中选择有代表性的 15 种相似鱼图像, 部分图像如图 2(a)所示, 分别进行 10 种随机仿射变换模拟鱼在不同视点和距离下所成的图像, 并利用双线性插值法计算

仿射变换后鱼图像的灰度值，共得到 150 幅鱼图像样本，将该样本作为获取噪声、遮挡等测试样本的基础图像，为了增加识别难度，以全部 94 种鱼图像作为学习样本。抗视角变化分析实验采用“coil-100”数据库^[16]，该数据库包含从不同角度获取的 100 种物体图像，每种物体图像为 72 幅，每幅图像获取角度依次间隔 5°。实验采用互相关系数作为分类器，互相关系数表明目标相似程度，系数最大的 2 个目标即判为同一目标。

为方便起见，将多尺度自卷积归一化直方图方法^[10]所得仿射不变量简记为“1-不变量”。实验也已表明，“1-不变量”对受噪声、遮挡、照度以及视角变化的目标图像的识别率均优于 MSA 特征，并且特征计算效率高^[10]，因此，实验只需比较 TSAH 特征与“1-不变量”的性能便可说明前者是否有效。“1-不变量”采用原文中 3 对参数 $(a, \beta) = \{(-1, 1), (-0.4, 0.4), (0.2, 0.4)\}$ 构造 45 维不变量，TSAH 采用图 1 中的 20 对和 3 对尺度因子，简记为 TSAH20 和 TSAH3，分别构造 480 维和 72 维不变量，验证和比较 TSAH 特征和“1-不变量”的识别能力，以及 TSAH 特征在不同数量尺度因子下的识别能力。

4.1 抗图像变形分析

在 150 幅鱼图像样本中加入零均值、方差为 ν

的高斯噪声，通过改变 ν 值 (ν 为噪声标准差与图像最大灰度值之比的平方) 来模拟图像受噪声干扰时变形程度，共得到 1 500 幅测试样本，部分图像如图 2(b)所示，噪声方差对识别率的影响如表 1 所示。在 150 幅鱼图像上随机放置尺寸为 $d \times d$ ，各点灰度值为 128 的方块模拟遮挡物，且使方块最大限度覆盖鱼体来增加识别难度，共得到 900 幅测试样本，部分图像如图 2(c)所示，遮挡尺寸对识别率的影响如表 2 所示。照度变化影响了获取图像的灰度值，图像受均匀照度影响的情况采用均匀改变图像灰度值的方法模拟，而图像受非线性照度影响的情况采用以图像中心为起始点线性改变图像灰度值来模拟，根据上述方法，利用 150 幅鱼图像样本共得到 1 050 幅模拟受均匀照度影响的测试样本和 1 050 幅模拟受非线性照度影响的测试样本，源图像灰度值均匀变化量 c 、亮度值变化斜率 s 与识别率的关系分别如表 3 和表 4 所示。

表 1~表 4 中数据表明，2 组参数下的 TSAH 特征在所有情况下基本保持着最高的识别率，且平均识别率都高于“1-不变量”。对于高斯噪声和照度均匀变化，TSAH20 识别率高，而对于遮挡和亮度非线性变化，TSAH3 的识别率高，这也说明识别率高低与尺度因子对数没有必然的联系，所以需针对不同的干扰类型，进行大量实验去指导尺度因子对数

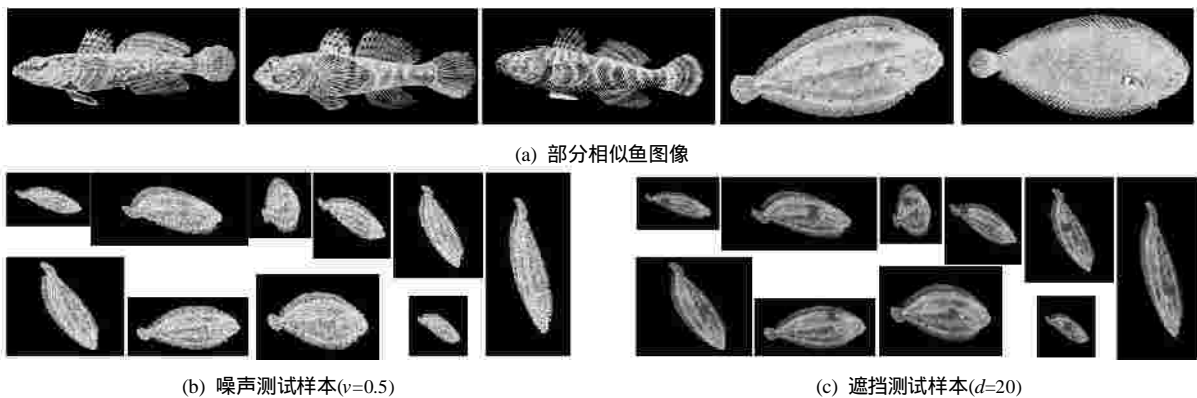


图 2 部分鱼图像样本

表 1 噪声强度和正确识别率关系/%

| 算法名称 | 高斯噪声方差 ν | | | | | | | | | | 平均值 |
|--------|--------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| | 0.01 | 0.02 | 0.03 | 0.04 | 0.05 | 0.06 | 0.07 | 0.08 | 0.09 | 0.1 | |
| 1-不变量 | 99.3 | 100 | 100 | 98.7 | 99.3 | 98.7 | 98.0 | 94.0 | 92.7 | 92.0 | 97.3 |
| TSAH3 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 99.3 | 100 | 98.7 | 97.3 | 96.7 | 99.2 |
| TSAH20 | 100 | 100 | 100 | 100 | 99.3 | 99.3 | 100 | 100 | 98.7 | 100 | 99.7 |

表 2 遮挡尺寸和正确识别率关系/%

| 算法名称 | 遮挡尺寸 d | | | | | | 平均值 |
|--------|----------|------|------|------|------|------|------|
| | 5 | 10 | 15 | 20 | 25 | 30 | |
| 1-不变量 | 99.3 | 98.0 | 94.0 | 82.7 | 68.0 | 58.7 | 83.4 |
| TSAH3 | 100 | 98.7 | 96.7 | 92.7 | 82.0 | 67.3 | 89.6 |
| TSAH20 | 100 | 100 | 95.3 | 90.0 | 78.0 | 68.0 | 88.6 |

表 3 亮度均匀变化量和正确识别率关系/%

| 算法名称 | 亮度变化 c | | | | | | | 平均值 |
|--------|----------|------|-----|-----|------|------|------|------|
| | -27 | -18 | -9 | 0 | +9 | +18 | +27 | |
| 1-不变量 | 87.3 | 98.7 | 100 | 100 | 99.3 | 99.3 | 93.3 | 96.8 |
| TSAH3 | 96.7 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 98.7 | 99.3 |
| TSAH20 | 99.3 | 100 | 100 | 100 | 100 | 99.3 | 93.3 | 99.8 |

表 4 亮度非线性变化量和正确识别率关系/%

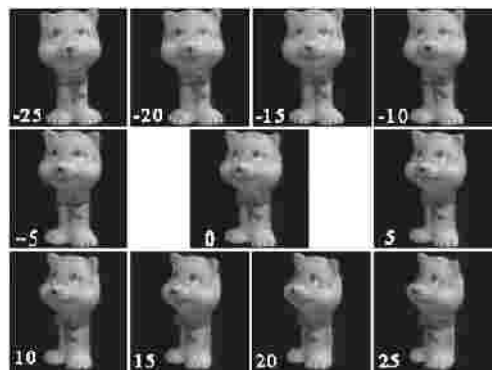
| 算法名称 | 亮度值变化斜率 s | | | | | | | 平均值 |
|--------|-------------|------|------|------|------|------|------|------|
| | 0.03 | 0.06 | 0.09 | 0.12 | 0.15 | 0.18 | 0.21 | |
| 1-不变量 | 100 | 100 | 100 | 96.7 | 95.3 | 92.0 | 86.7 | 95.8 |
| TSAH3 | 100 | 100 | 100 | 99.3 | 99.3 | 96.7 | 95.3 | 98.8 |
| TSAH20 | 100 | 100 | 99.3 | 97.3 | 95.3 | 94.0 | 86.7 | 96.1 |

的选择。从识别率与图像受噪声、遮挡、照度和视角变化等非仿射变形强度的关系看，图像变形较小时，TSAH 和“1-不变量”识别率都接近 100%。随着变形的增大，2 种特征的识别率均呈现下降趋势，原因是非仿射变形使提取的特征产生偏差，变形强度越大，偏差越大，识别率也就越低。所以，此时的识别率对应特征的抗非仿射变形能力，识别率越高，抗非仿射变形能力越强，所以从表 1~表 4 中数据可得出 TSAH 特征的抗干扰能力好于“1-不变量”。

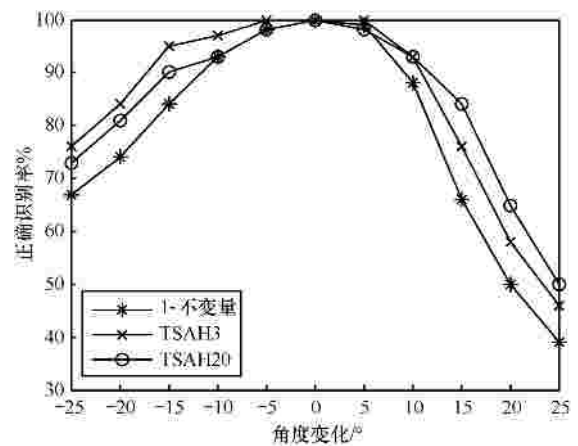
4.2 抗视角变化分析

实验选取“coil-100”数据库^[16]中视角为 0°~50°的图像作测试样本，同时视角为 25°的图像兼作训练样本，设其视角为 0°，则其他图像视角以 5°间隔依次从-25°增加到 25°，数据库部分图像如图 3(a)所示，图中每幅图像在实验中的角度数标注在其左下角，正确识别率和视角变化关系如图 3(b)所示。

图 3(b)中识别率曲线表明，当视角变化量小于 10°时，TSAH3 高于 TSAH20；大于 10°时，TSAH20 高于 TSAH3，因此 TSAH 需针对视角变化进行尺度因子组合的优化，但在 2 组尺度下，TSAH 特征识别率均高于“1-不变量”，对视角变化具有更强的适应性。所有识别率曲线都随着视角变化量的增加逐渐下降，当变化量较小时，物体所成图像的大部



(a) “coil-100”数据库样本 0°~50°，自左至右从上到下视角依次增加



(b) 识别率和视角变化的关系

图 3 错误识别率和视角变化的关系

分区域相同，仿射变换与这些图像间近似程度很高，进而识别率高；而随着变化量的增加，目标所成图像相同区域越来越少，仿射变换表示这些图像间关系的误差越来越大，识别率越来越低。同时，视角的正向与负向变化量对成像区域的影响也不尽相同，这点可从图 3(a)中观察到，以 0° 图像为参考对象， -25° 、 -20° 图像均比 25° 、 20° 图像相同的区域多，因此识别率曲线关于基准图像 (0° 视角) 不对称。

4.3 时间效率分析

尺寸为 $M \times M$ 的图像，其傅立叶变换计算复杂度为 $O(M^2 \ln M)$ ，则“1-不变量”计算图像尺寸为 $(|a|+|\beta|+|1-a-\beta|)M$ ，TSAH 计算图像尺寸为 $(|a|+|\beta|)M$ ，前者完成 1 次计算需 3 次傅立叶变换和 1 次逆变换，而后者只需 2 次傅立叶变换和 1 次逆变换。当参数数量相同时，计算图像尺寸和傅立叶变换次数决定了计算复杂度，TSAH 所需计算图像尺寸和傅立叶变换次数都小于“1-不变量”，所以计算速度更快。TSAH 和“1-不变量”采用相同的尺度因子 $(a, \beta) = \{(1, 1), (0.25, 0.25), (-0.5, 0.75)\}$ ，在同一软硬件环境中运行，“运行时间 - 图像尺寸”曲线如图 4 所示，观察曲线可得出，TSAH 计算速度为“1-不变量”的 2 倍多，并且该倍数受图像尺寸影响非常小。

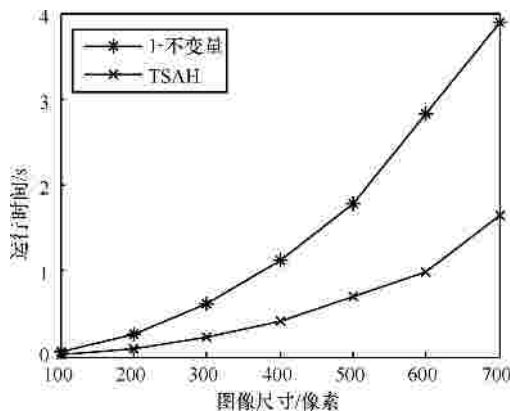


图 4 计算耗时与图像尺寸间关系

5 结束语

针对已有多尺度理论构造的仿射不变量存在计算效率低等问题，本文借助图像二维坐标在给定线性变换系数下生成的新图像，通过把两尺度密度函数卷积值转化成直方图区间划分，推导出两尺度自卷积直方图仿射不变量。以典型的“fish”和

“coil-100”数据库作为样本，通过实验，比较分析了 TSAH 方法计算复杂性、抗图像变形和抗视角变化能力，结果表明，TSAH 特征与多尺度自卷积归一化直方图特征相比，具有更快的计算速度，更好的抗图像变形和视角变化适应能力。

参考文献：

- [1] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariant IEEE Trans on Information Theory, 1962, 8(2):179-187.
- [2] TEAGUE M R. Image analysis via the general theory of moments[J]. Journal of Optimal Society of American, 1980, 70(8):920-930.
- [3] ZAHN C T, ROSKIES R Z. Fourier descriptors for plane closed curves[J]. IEEE Transactions on Computers, 1972, 21(3):269-281.
- [4] RAHTU E, HEIKKILÄ J. Object classification with multi-scale autoconvolution[A]. Proc of the 17th International Conference on Pattern Recognition[C]. Cambridge, 2004. 37-40.
- [5] RAHTU E, SALO M, HEIKKILÄ J. Affine invariant pattern gnition using multi-scale autoconvolution[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(6), 908-918.
- [6] RAHTU E. Generalized affine moment invariants for object recognition[A]. Proc 18th International Conference on Pattern Recognition[C]. Hong Kong, China, 2006. 634-637.
- [7] RAHTU E, SALO M, HEIKKILÄ J. Multiscale autoconvolution histograms for affine invariant pattern recognition[A]. Proc 16th British Machine Vision Conference[C]. Edinburgh, 2006. 1039-1048.
- [8] 张洁玉, 陈强, 白小晶等. 基于广义典型相关分析的仿射不变特征提取方法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(10):2465-2469.
ZHANG J Y, CHEN Q, BAI X J, *et al.* Affine invariant feature extraction algorithm based on generalized canonical correlation analysis[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(10): 2465-2469.
- [9] 张洁玉, 陈强, 白小晶等. 仿射不变的多尺度自卷积熵提取方法[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2009, 21(9):1328-1332.
ZHANG J Y, CHEN Q, BAI X J, *et al.* Affine invariant feature extraction based on multi-scale auto-convolution entropy[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(9):1328-1332.
- [10] 黄波, 赵继印, 郑蕊蕊等. 基于多尺度自卷积归一化直方图的仿射不变量模式识别[J]. 电子学报, 2011, 39(1):64-69.
HUNG B, ZHAO J Y, ZHENG R R, *et al.* Affine invariant pattern recognition based on multiscale autoconvolution normalized histograms[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(1): 64-69.
- [11] 谢锦, 蔡自兴, 唐璠. 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 J, CAI Z X, TANG J. Road oriented marking classification based on MSA invariant moment[J]. Journal of Image and Graph 2011, 16(8):1418-1423.

[12] 纪华, 韩广良, 陈小林等. 基于 MSA 直方图的景象匹配算法研究[J]. 激光与红外, 2009, 39(7):788-792.

JI H, HAN G L, CHEN X L, *et al.* Study on scene matching algorithm based on MSA histogram[J]. Laser & Infrared, 2009, 39(7):788-792.

[13] 雷琳, 蔡红苹, 唐涛等. 基于 MSA 特征的遥感图像多目标关联算法[J]. 遥感学报, 2008, 12(4):586-592.

LEI L, CAI H P, TANG T, *et al.* A MSA feature-based multiple targets association algorithm in remote sensing images[J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(4):586-592.

[14] KANNALA J, RAHTU E, HEIKKILÄ J. Affine registration with multi-scale autoconvolution[A]. Proc International Conference on Image Processing[C]. Genoa, 2005. 1064-1067.

[15] ALEXANDER K, MARIA P. The trace transform and its application[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 23(8): 811-828.

[16] Columbia University. Coil-100 image database[EB/OL]. <http://www.cs.columbia.edu>, 2010.

作者简介：



黄波 (1980-), 男, 江苏东海人, 吉林大学博士生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。



赵晓晖 (1957-), 男, 满族, 北京人, 博士后, 吉林大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线宽带和超宽带移动通信中的信号处理、智能天线理论、信道均衡技术、OFDM 和 MIMO 通信系统中的信号处理、多用户检测、语音信号数字处理和自适应信号处理理论。



曹昕艳 (1973-), 女, 吉林长春人, 长春大学博士生、副教授, 主要研究方向为图像检测与处理。



赵继印 (1961-2011), 男, 吉林九台人, 博士后, 吉林大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能信息处理与传输。



时公涛 (1980-), 男, 山东新泰人, 博士, 空军装备研究院情报所工程师, 主要研究方向为遥感信息处理、卫星应用。