

基于图像尺度空间的几何不变特征点提取算法

陶茂垣, 卢正鼎, 袁武钢, 凌贺飞, 邹复好

(华中科技大学计算机学院, 湖北武汉 430074)

摘 要: 图像特征点的提取是实现抗几何攻击数字水印算法的重要步骤, 所提取的特征点是否鲁棒, 将直接影响抗几何攻击水印的鲁棒性. Harris-Laplace 角点检测方法是一种多尺度抗几何攻击角点提取方法, 但计算比较复杂. 将 Harris-Laplace 角点检测方法进行改进, 把直接分析图像局部灰度值的角点提取方法与图像尺度空间的思想相结合, 并兼顾多尺度的不同权值, 则既可以保证角点抵抗一般几何攻击的鲁棒性, 又减少计算复杂度的, 根据此思路提出了加权平均 Harris-Laplace 角点检测方法来提取特征点. 实验结果表明, 该算法提取的图像特征点不仅具有很好的抵抗图像裁剪、几何缩放能力, 而且计算复杂度明显低于相同重复检测率的 Harris-Laplace 角点检测算法.

关键词: 特征点提取; Harris 角点算子; 尺度空间

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 12A-2564-05

Geometrically Invariant Feature Points Detection Based on Scale Space Theory

TAO Mao-yuan, LU Zheng-ding, YUAN Wu-gang, LING He-fei, ZOU Fu-hao

(Computer College, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

Abstract: Feature extraction is a vital part of watermarking technology that resists geometrically attacks. The points extracted from the image will directly influence the robustness of the watermark exists in the image. This paper improves Harris-Laplace corner detector by presenting a novel method to extract geometrically invariant feature points based on the scale space theory. According to the experiments, the proposed method can select those feature points that resist several geometrically attacks such as scaling and cropping, but at the cost of lower computation.

Key words: feature points extraction; Harris corner detector; scale space theory

1 引言

第二代数字水印是一种基于图像内容的局部化数字水印方案, 能够抵抗裁剪等、缩放等局部几何攻击. 一般来说, 局部化水印算法需要通过图像本身的某些特征来辅助水印的嵌入和提取, 特别是辅助确定水印嵌入的准确位置. Celik 等^[1]分析了把特征用于水印检测参考点的水印算法. 他们把这类算法分成三个步骤: (1) 特征点的提取; (2) 基于特征点的图像剖分和剖分后区域的校准; (3) 水印的嵌入和提取. 可见特征点提取为后续的图像处理、分析和理解提供了参考的数据.

Kutter 等^[2]首次提出第二代水印的概念, 他们利用二维 Mexican Hat 小波来提取图像的特征点, 而 Bas 等^[3]采用 Harris 角点检测器提取特征点. 由于角点是二维图像亮度变化剧烈的点或图像边缘曲线上具有曲率极大值的点, 其信息含量很高, 可以对视觉处理提供足够的约束. 角点的数目相对于图像像素点总数来说十分之少, 这样可以极大地提高了计算速度, 因此, 它非常适合作为图像特征点.

目前角点的提取方法大致可分为两类^[4]: 基于图像边界信息^[5~7]和直接分析图像局部灰度值的方法^[8]. 前者需要首先提取图像的边缘, 这样将图像看作二维曲线, 寻找曲线上曲率最大的点作为角点. 后者使用特定的公式直接对图像上的每一点进行计算, 并根据检测每个点的计算结果是否满足一定条件 (例如大于某一阈值, 为 0 或者为局部极值等) 来判断点是否为特征点. 后者由于直接对灰度图像中的每一点的灰度值进行计算, 这样避免前期的边缘检测, 从而减少了计算复杂度, 同时也易于实现.

然而单独使用角点作为抗几何攻击的数字水印算法中的特征点并不理想, 因为当图像受到简单几何攻击 (RST) 后, 单一角点检测器存在较多误检, 或者检测出的角点位置误差较大. Linderberg 提出了尺度空间理论^[9], 他通过将图像与高斯核进行卷积, 得到一系列在不同尺度上的图像. 通过多尺度观测, 提取具有抵抗 RST, 裁剪攻击的图像特征. Mikolajczyk 提出了一种基于尺度空间的 Harris-Laplace 角点检测器^[10], 它首先使用尺度 Harris 角点算子建立原始图像的尺度空间, 选择大

收稿日期: 2006-09-01; 修回日期: 2006-12-07

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60502024); 湖北省自然科学基金 (No. 2005ABA267); 信息产业部资助的电子信息产业发展基金 (No. 信部运 [2004] 479 号); 科技部资助的科技型中小企业创新基金 (No. 04C26214201284)

于某一阈值的局部极值作为候选角点,然后再验证这些点是否在尺度维上获得 Laplace 算子局部极大值,如果是,则确定为特征点,并将获得极大值的点所在的尺度作为特征尺度,然而该方法计算复杂.通常,通过大尺度观察图像,可以得到图像的粗糙画面;而从小尺度观察,能够检测到图像的细节特征.由于图像可能存在噪声信号,单独在小尺度上检测出的特征点可能存在较高的误检;而单独在大尺度上检测出的特征点虽然能较好地排除噪声的干扰并检测出图像特征点的大致位置,但却不一定准确.

因此本文把直接分析图像局部灰度值的角点提取方法与图像尺度空间的思想相结合,改进了 Harris-Laplace 角点检测方法,提出了加权平均 Harris-Laplace 尺度不变特征点的提取算法(简称为 WAHL 特征点提取算法),将直接分析图像局部灰度值的角点提取方法与图像尺度空间的思想相结合,计算图像的加权平均 Harris 算子响应来选择候选特征点.

2 图像的多尺度表示

尺度空间理论是将图像与某变换核进行卷积运算,得到基于该变换核的图像序列.高斯核具有有线性、平移不变性、旋转不变性和子集特性等特性,Linderberg 指出,高斯核是实现尺度变换的唯一变换核.对于给定信号 $f: R^D \rightarrow R$,其多尺度表达定义为:

$$L(\cdot, t) = g(\cdot, t) * f(\cdot) \tag{1}$$

其中 t 为尺度参数, $g(\cdot, t) = (1/(2t)^{N/2})e^{-(x_1^2 + \dots + x_D^2)/(2t)}$ 为高斯核,初始条件 $L(\cdot, 0) = f(\cdot)$, $*$ 为卷积计算.图像经过高斯卷积后,随着 t 的不同,将会产生在不同尺度 t 下的一组图像,其导数的极值将会按照减小的趋势变化,并且通过 m 阶导数或者其组合计算出来的图像特征具有尺度不变性.

3 Harris 角点检测法

Harris 角点检测是一种直接分析图像局部灰度值的方法.它基于这样的假设:若某一点所在的邻域在平移一个很小的距离后,亮度变化很小则说明该点处于亮度均匀的“平坦区域”;沿某一方向变化小而沿另一方向变化大则说明该点在边缘上;若亮度在各个方向上变化都很大,则判断该点为角点.

Harris 算子采用以下自相关矩阵进行计算:

$$H = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \tag{2}$$

其中 $A = w * \left[\frac{\partial I}{\partial u} \right]^2$, $B = w * \left[\frac{\partial I}{\partial v} \right]^2$, $C = w * \left[\frac{\partial I}{\partial u} \frac{\partial I}{\partial v} \right]$, w 为高斯核, $\frac{\partial I}{\partial u}$, $\frac{\partial I}{\partial v}$ 分别是 u, v 方向上的一阶偏导, $*$ 代表卷积运算.

Harris 算子为:

$$\text{Corner} = \text{Det}(H) - \text{Tr}^2(H) \tag{3}$$

其中 $\text{Det}(H) = AB - C^2$, $\text{Tr}(H) = A + B$, $\theta = 0.04$.对图像中每个点,依式(3)进行计算,若某点计算结果较小,则判断该点在亮度均匀区域,若计算结果为负,则判断该点在边缘上,若为大于某阈值 T 的局部最大值,则判断该点为角点^[11].目前认

为 Harris 角点提取角点的效果最好.

4 加权平均 Harris-Laplace(WAHL)特征点提取算法

目前基于亮度的图像特征点的提取方法虽然很多,然而这些特征点提取算法大多没有尺度特性,并且也存在一些不足问题.例如在第 2 节中介绍的 Harris 角点算子并不带有尺度特征,当图像遭到诸如 RST 等几何攻击后,使用以上 Harris 角点算子进行角点提取时存在较多误检,并且角点检测位置误差较大.又如 Laplace 算子主要用于边缘检测,而区分角点和边缘的能力较弱,并且对于噪声抵抗能力也较弱.因此需要结合几种算子的特点,改造算子以适应多尺度环境下的特征点检测.

改造后带有尺度的 Harris 角点算子的自相关矩阵定义为:

$$H(\cdot, D, I) = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix} = {}_2Dg(\cdot, I) * \begin{bmatrix} L_x^2(\cdot, D) & L_x(\cdot, D)L_y(\cdot, D) \\ L_x(\cdot, D)L_y(\cdot, D) & L_y^2(\cdot, D) \end{bmatrix} \tag{4}$$

其中 $D = s \cdot n$ 称为微分尺度, $I = n$ 是计算时所选择的尺度, $g(\cdot, I)$ 为高斯核, $*$ 代表卷积计算, $L_a(\cdot, D)$ 代表 L 在 a 方向上的导数,带有尺度的 Harris 算子具有一定的抗尺度变换性.

与 Mikolajczyk 提出的 Harris-Laplace 角点检测方法比较,如果仅仅提取具有抗几何攻击特性的鲁棒特征点,为了简化计算,可以根据以下假设重新设计算法:若某点在尺度空间上各个尺度都取得局部极值,则该点应为一个鲁棒抗尺度变换的特征点.或者说,若某一点在尺度空间中取得的局部极值越多,则这一点的鲁棒性更强.而不同尺度上的局部极值所体现出的点鲁棒性也不同,因此为了综合考虑点在各个尺度下表现,筛选出最合适的特征点,则使用如下式(5)进行计算:

令 $n = n$, $D = s \cdot n$, $I = n$,其中 s, n 为常数,表示尺度因子,反映了不同尺度下微分尺度与积分尺度的变化,在后续实验中,设置 $s = 1.4$, $n = 0.7^{[9,10]}$,带尺度 Harris 角点算子变换为:

$$H(x, y, n) = (s \cdot n)^2 g(x, y, n) * \begin{bmatrix} L_x^2(x, y, s \cdot n) & L_x(x, y, s \cdot n)L_y(x, y, s \cdot n) \\ L_x(x, y, s \cdot n)L_y(x, y, s \cdot n) & L_y^2(x, y, s \cdot n) \end{bmatrix} \tag{5}$$

根据式(5)构造图像的 Harris 响应尺度空间,首先需要确定构造级数 n ,即不同尺度响应下图像的数目,构造级数越大,则提取特征点的精确度也应该随之越高,但计算量也随之增大.图像 Harris 响应尺度空间构造完毕后,使用以下公式计算加权平均 Harris 角点响应:

$$H_n = \sum_{k=1}^n p(k) H(x, y, k) \tag{6}$$

其中 $p(k)$ 是关于第 k 个尺度的权函数,代表了该尺度下特征点鲁棒程度.考虑后续算法中需要使用阈值来筛选候选

角点,而不同图像的计算结果也各不相同,这样同一阈值针对不同图像的误检率就会不同.因此需要将计算结果映射到同一个区间,即将计算结果按比例进行缩放统一到同一区间.于是加权平均 Harris 角点响应公式变形为:

$$H_{\text{average}}(x, y) = \begin{cases} \frac{\sum_{k=1}^n p(k) H(x, y, k)}{\sum_{k=1}^n p(k)} & \sum_{k=1}^n p(k) H(x, y, k) > 0 \\ \max_{k=1}^n p(k) H(x, y, k) & \\ 0 & \sum_{k=1}^n p(k) H(x, y, k) < 0 \end{cases} \quad (7)$$

上述公式的意义在于将不同尺度下的 Harris 算子相应结果按照其尺度的重要程度进行叠加,取获得最大值点的运算结果值映射为 1,而将所有负值映射为 0,这是因为根据 Harris 角点算子的特性,计算结果为负则判断点在边缘上,因此忽略所有负值,而其余结果按照比例映射到 0,1 之间.算法步骤如下:

- (1) 使用带尺度的 Harris 算子对原始亮度图像进行计算,根据式(5)生成不同尺度空间上的一组响应图像.
- (2) 将这些相应图像按照式(7)进行叠加,得到原始图像的平均 Harris 角点响应.
- (3) 求解 2 计算后的局部最大值,并将这些点作为候选特征点.
- (4) 选择阈值 T ,对 3 中得到的局部最大值进行筛选,选择大于阈值 T 的点作为候选特征点.
- (5) 计算在步骤 4 中得到的候选特征点的 Laplace 响应, Laplace 算子为:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (8)$$

若 4 中的候选特征点同时也是 Laplace 响应的局部极值,则认为该点为特征点.

5 实验结果与分析

实验中,在计算离散图像偏导时使用 sobel 掩模与原图像进行卷积得到偏导矩阵, sobel 算子为 $S_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, $S_y =$

$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}$,该掩模对噪声有更好的抵抗能力.对于计算 Laplace 算子响应,使用如下掩模对图像进行卷积运算即可. Laplacian = $\begin{pmatrix} 1/6 & 2/3 & 1/6 \\ 2/3 & -10/3 & 2/3 \\ 1/6 & 2/3 & 1/6 \end{pmatrix}$. 实验中取 $s = 1$, $s = 0.7$,

$= 1.4^{10}$, $p(k) = k$. 通过 Harris 算子对图像进行计算后,由于边缘上点的计算结果为负,不在角点的选择范围内,所以舍弃负值,同时对正值象素进行标准化,将最大正值象素映射为 1,将非正值映射为 0,其余象素值按比例映射.这样就方便阈值的选择,经过映射后,即使对于不同图像,大部分非特征点

象素的亮度非常接近 0,而特征点象素亮度取值范围跨度较大,故实验中取阈值 $T = 0.04$,即可很好过滤非特征点.是权中函数,一般来说,尺度越大,则噪点越少,寻找到的特征点抗噪声能力越高,因此具有较大权重,为了计算简便,可以使用 $p(k) = k$ 作为权重函数.

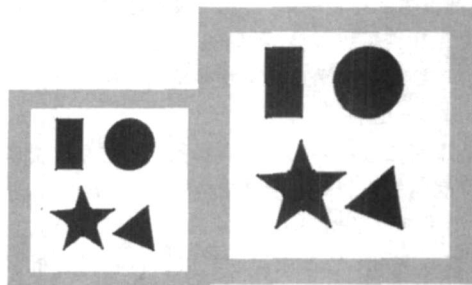


图 1 左图为原始图像提取特征点效果,右图为将原图像按比例扩大后特征点提取效果

首先,使用人造规则图像来进行角点检测.图 1 分别列举出原始图像,按比例放大后的图像的特征点提取效果:

从图 1 中可以清楚的看出,使用 WAHL 特征点提取算法对规则图形提取出角点有非常好的重复性和准确性.接下来使用自然图像进行实验.实验效果图如图 2 所示:



图 2 左图为原始图像提取特征点效果,右图为将原图像按比例扩大后特征点提取效果

为了能够对特征点在不同尺度下提取的效果进行定量评价,使用以下公式^[12]:

$$r_{1,2} = \frac{C(I_1, I_2)}{\text{mean}(m_1, m_2)} \quad (9)$$

其中 $C(I_1, I_2)$ 表示两幅图像中重复特征点的个数, $\text{mean}(m_1, m_2)$ 表示两幅图像中特征点提取个数的平均值,这个值被成为重复率.重复率越大,则说明特征点算法效果越好,即算法提取特征点的稳定性越好.图 3 显示在不同尺度下两种算法

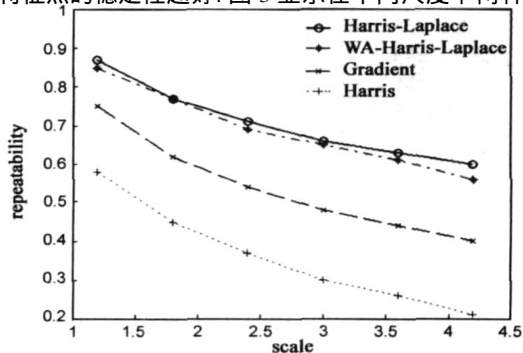


图 3 不同尺度下分别使用几种角点提取算法的重

的特征点重复率:

通过重复率测试,发现基于尺度空间的特征点提取方法的重复率要明显高于单一尺度(不使用尺度空间)角点算子.这印证了多尺度图像观察可以筛选出对几何攻击更加鲁棒的特征点.从图 3 的结果可以发现,使用 WAHL 方法提取的特征点与 Harris-Laplace 方法提取特征点的重复率相当.

为了检验 WAHL 算法的运算速度,分别使用 WAHL 算法和 Harris-Laplace 算法对 200×200 Lena 图像进行特征点提取,比较提取时间如表 1 所示:

表 1 对 200×200 Lena 图像进行特征点提取在不同构造级数下的计算时间

构造级数	1	2	3	4	5	6
Harris-Laplace (单位:秒)	1.7210	2.0320	2.4220	2.7920	3.0930	3.4340
WAHL(单位:秒)	0.4010	0.5100	0.6110	0.7410	0.8410	0.9810

由表 1 数据不难发现,WAHL 算法计算时间明显少于 Harris-Laplace 算法计算时间,这是因为 WAHL 特征点提取算法首先构造原始图像尺度空间后,再根据权重将尺度空间合并为一幅响应图像,筛选出候选特征点.然后再使用 Laplace 算子筛选出特征点.首先,合并后的响应图像上的候选特征点的数量只相当于一个尺度空间上候选特征点的数目,这样需要进一步使用 Laplace 算子进行计算的候选特征点的数量就大大减少;其次,WAHL 方法只判断候选特征点的 Laplace 算子是否大于某阈值来确定是否为特征点,而 Harris-Laplace 方法需要验证每个候选角点在“空间”上是否是 Laplace 算子极值,这样需要与周围 26 个点进行比较,这意味着对每个候选特征点都需要计算其周围 26 个点的 Laplace 算子响应.

下面通过实验检验算法抵抗裁减的能力,裁减部分 Lena 图像,使用算法重新提取特征点,提取效果如图 4 所示:



图 4 左图为原始图像提取特征点,右图为裁减部分图像后提取特征点

从实验效果可知,该算法能够很好的抵抗图像的裁减,图像剩余部分的特征点能很好的提取出来.为了衡量算法抵抗裁减的效果,仍然可以使用公式(9)进行测量,而此时其中 $C(I_1, I_2)$ 表示两幅图像重叠部分(对应部分)重复特征点的个数, $\text{mean}(m_1, m_2)$ 表示两幅图像重叠部分(对应部分)特征点提取个数的平均值.针对不同的图像进行实验,实验表明重复率接近 100%,这是因为图像的特征点计算只依赖特征点周围的局部图像的亮度,因此即使裁减部分图像,剩余的图像中特征点仍然可以保留.当然,在图像的边框上可能存在一些误检,这是因为边框上的特征点周围像素可能被裁减而引起局

部亮度变化过大.通常,可以不把图像边框附近的提取的特征点作为候选特征点,而只关心图像内部的特征点.

6 结论

本文将直接分析图像局部灰度值的角点提取方法与图像尺度空间的思想相结合,提出了一种基于图像尺度空间表达的几何不变特征点的提取算法.首先使用带尺度的 Harris 角点算子计算在不同尺度下的图像响应,由此建立图像的尺度空间,然后基于图像尺度空间,通过计算出加权平均 Harris 算子响应来选择候选特征点.实验结果表明,该算法提取的图像特征点不仅具有很好的抵抗图像几何缩放能力和抗图像裁减能力,而且计算复杂度明显低于相同重复检测率的其他算法.

参考文献:

- [1] Celik M U, et al. Analysis of feature-based geometry invariant watermarking [A]. Security and Watermarking of Multimedia Contents [C]. San Jose, CA: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2001. 261 - 268.
- [2] Kutter M, S K Bhattacharjee, T Ebrahimi. Towards second generation watermarking schemes [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C]. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society Press, 1999. 320 - 323.
- [3] Bas P, J M Chassery, B Macq. Geometrically invariant watermarking using feature points [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11 (9): 1014 - 1028.
- [4] Abdeljaoued Y, T Ebrahimi. Feature point extraction using scale-space representation [A]. International Conference on Image Processing [C]. Singapore: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2004. 3053 - 3056.
- [5] He X C, N H C Yung. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support [A]. International Conference on Pattern Recognition [C]. Cambridge, United Kingdom: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2004. 791 - 794.
- [6] Mokhtarian F, R Suomela. Curvature scale space for image point feature detection [A]. Seventh International Conference on Image Processing And Its Applications [C]. Manchester, UK: Institution of Electrical Engineers, Stevenage, Engl, 1999. 206 - 210.
- [7] Matsopoulos G, S Marshall. Feature migration in morphological scale space [A]. 1993 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C]. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1993. 599 - 602.
- [8] 陈白帆, 蔡自兴. 基于尺度空间理论的 Harris 角点检测 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2005, 36(5): 751 - 754.
- [9] Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(2): 79 - 116.
- [10] Mikolajczyk K, C Schmid. Scale and affine invariant interest

point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63 - 86.

- [11] C Harris M S. A combined corner and edge detector[A]. Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference[C]. Manchester, United Kingdom: The Plessey Company, 1988. 147 - 151.
- [12] C Schmid R M, C Bauckhage. Comparing and evaluating interest points [A]. Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision[C]. Bombay, India: IEEE Computer Society Press, 1998. 230 - 235.

作者简介:



陶茂垣 男, 1981 年 10 月出生于湖北武汉, 现为华中科技大学计算机学院计算机应用 2004 级硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、数字水印、流媒体技术。

E-mail: roundhat1981@hotmail.com



卢正鼎 男, 1967 年毕业于武汉大学数学系, 1982 年华中工学院计算机软件专业研究生毕业, 获中国科学院技术工程学部授予的工学硕士学位。1994 年 ~ 1997 年任华中理工大学计算机科学与工程系系主任, 1997 年 ~ 2005 年任华中科技大学计算机学院院长。现为中国计算机学会理事, 中国计算机学会电子政务与办公自动化专业委员会副主任, 中国计算机学会开放式系统专业委员会副主任, 湖北省计算机学会理事长, 国家信息安全成果产业化(湖北)基地专家组组长, 全国高校计算机专业教学指导委员会委员, 华中理工大学计算机集成制造系统(CIMS)研究中心副主任。享受国家政府特殊津贴。主要从事分布式计算、数据库系统、信息安全、图形图像处理、数字水印方面的研究。主持(或参加)完成了国家自然科学基金项目、国家“七五”、“八五”、“十五”科技攻关计划项目、国家 863 项目、湖北省科技攻关重点项目、湖北省 CIMS 示范工程和我国大型企业委托的重大课题等科研项目 30 余项。曾获美国 SME “大学领先奖”(1999 年度), 获省(部)级科技进步一等奖 1 项, 三等奖 1 项, 国家“七五”攻关重大成果奖 4 项。主编或合编出版教材和著作 9 部, 在《Computer Communications》、《Information Sciences》、《International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering》、《Journal of Computer Science and Technology》、《计算机学报》、《软件学报》等权威刊物上发表学术论文 160 余篇。曾担任 GCC2004 国际会议程序委员会委员, WISA2004 会议主席, DPCS2002 程序委员会主席等多项学术职位。