

基于仿生视觉的图像 RST 不变属性特征提取方法*

余伶俐¹, 夏旭梅¹, 周开军², 陈海初³

(1. 中南大学信息科学与工程学院 长沙 410083; 2. 湖南商学院计算机与信息工程学院 长沙 410205;
3. 南昌大学机电工程学院 南昌 330031)

摘要:针对图像目标识别过程中易受旋转、缩放、平移及噪声影响的问题,提出一种仿生物视觉感知的 RST 不变属性特征提取方法,以提升形变目标的识别率与抗噪鲁棒性。受生物视觉感知机理启发,其皮质细胞经过多级变换后,能够最佳权衡图像选择性与不变性。为此,该方法设计成两个阶段。第 1 阶段中,受生物视觉在水平与垂直方向响应强烈的启发,提出 Gabor 滤波器与双极滤波器融合的 filter-to-filter 方向边缘检测方法。Gabor 滤波作为底层滤波器平滑图像,通过高层水平与垂直方向双极滤波器检测边缘,构建方向边缘检测子。以增强特征提取的鲁棒性,提升边缘检测的准确度。在此基础上,模拟大脑视觉皮质细胞对线条响应强度的反馈,根据不同边缘方向及间距,度量图像线条的空间频率。设计空间频率间距检测子,将方向边缘图像映射至方向 θ -间距 l 坐标系中。使原图像的旋转与比例缩放,在该坐标系上表现为水平与垂直方向变化。在第 2 阶段中,针对第 1 阶段输出图像,再次进行方向边缘检测与间距检测。将第 1 阶段中水平与垂直平移变换,转变为第 2 阶段的特征图中不变像素点,使图像具有 RST 不变性。通过实验统计分析,验证了本文特征的 RST 不变性及其识别能力。并与其他不变属性特征提取方法进行了识别率与复杂度比较,突显本方法对噪声的强鲁棒性与 RST 的高识别率。

关键词: RST 不变属性特征;仿生物视觉感知;图像特征提取;目标识别

中图分类号: TP751 TH-39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

RST-invariant feature extraction method inspired by bionic visual perception

Yu Lingli¹, Xia Xumei¹, Zhou Kaijun², Chen Haichu³

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;
2. School of Computer and Information Engineering, Hunan University of Commerce, Changsha 410205, China;
3. School of Mechanical & Electrical Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: Rotation, scaling and translation (RST) invariant features extraction with bionic vision mechanism is proposed to improve their recognition accuracy and robustness. Inspired by the biological visual perception, the cortical cells are able to balance the selectivity and invariance of the image with multiple transformations. Therefore, the proposed method is divided into two stages. In the first stage, inspired by the horizontal and vertical directions response of biological vision, a novel filter-to-filter orientation edge detector is built that combines Gabor filters and bipolar filters. The Gabor filters are used as the bottom filter to smooth images, and the edge detector is constructed by the edge of the horizontal and vertical bipolar filter, to enhance the feature extraction robustness and the edge detection accuracy. On this basis, response intensity of cortical visual cortex cells are simulated and the spatial frequency of image is measured according to the different edge direction and distance. Furthermore, spatial frequency interval detector is designed by orientation-interval image mapping in $\theta-l$ coordination, which transforms rotation and scaling of original image into a horizontal or vertical shift. In the second stage, the orientation and interval detection are performed once again on the output of first stage, which converts the horizontal and vertical shift into an invariant pixel in orientation-interval map to make the image RST invariance. Experimental results illustrate the effectiveness of invariant features and recognition ability. Meanwhile, the recognition accuracy and complexity are compared with other invariant feature extraction methods, which shows the proposed method is superior on robustness to rotation, scaling, translation and noise image.

Keywords: rotation, scaling and translation (RST)-invariant feature; biological visual perception; feature extraction; object recognition

1 引言

图像不变属性特征提取是提高目标识别率的重要手段^[1]。利用传统计算机视觉算法实现旋转、缩放、平移(rotation, scaling and translation, RST)和噪声图像的目标识别,是一项极具挑战性的工作^[2]。随着视觉大脑皮层响应机制的不断揭示^[3-4], Hubel D. H.^[5]曾在 Nature 中报道,生物视觉皮质细胞对某些长度或方向的线条,响应非常强烈。若机器视觉能模拟大脑视觉皮质细胞,产生不同强度响应,那么仿生视觉的 RST 不变属性特征提取便成为了现实^[6-7]。

近几年,出现了许多求解旋转、比例缩放、平移或加噪图像的特征提取方法^[8]。但大多数不变属性特征提取方法利用了积分变换、Fourier 变换(Fourier transform, FT)^[1,9-10]、Fourier-Mellin (FM) 变换^[11-12]、Gabor 滤波器^[13-14]、Fourier 描述算子^[15]。FM 将 FT 功率谱变换至极坐标中,并引入 log 映射,将图像的旋转和比例缩放转换至图像的平移变换^[11-12]。Gabor 滤波器对于旋转与比例缩放图像具有不变属性^[13],如 Shi Y 等人^[14]提出基于 Gabor 滤波器的自适应方向估计方法,在保留图像本质特征的同时消除噪声。为此,该方法具有噪声不变属性,但其滤波器方向角度与波长等参数,难以针对不同图像自适应调整。文献^[15]设计一种 Fourier 描述算子的特征提取方法,其计算复杂度过高,难以实现高维图像的特征提取,即特征提取的快速性无法保障。

Hu M. K.^[16]提出组合动量矩的不变属性特征提取方法,但高阶矩对强噪声具有高敏感性^[17]。尺度不变特征转换(scale invariant feature transform, SIFT)^[18-19]计算局部区域像素梯度方向,出现特征匹配误差; Qi X 等人^[20]提出多尺度局部二值模式(local binary pattern, LBPs),实现全局的旋转不变性;近期,图像不变属性特征也能通过极坐标转换而提取,如 Ramesh B 等人^[21]通过引入 log 极坐标转换实现了平移与旋转不变属性特征的提取。

事实上,模拟生物特性的特征提取方法已成为当下的热门研究方向,如卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN),模拟灵长目类动物视觉系统的递阶结构^[22-23]。VisNet 是针对不变属性目标识别的视觉通道模型^[24],实现平移不变属性的表达,但该模型需多次训练不同图像中各尺度的目标。HMAX 是 4 层计算单元组合结构的递阶模型^[25-26],C 单元利用非线性最大池操作,实现平移与比例缩放不变性。但由于随机选取图像块,使其对旋转图像非常敏感。为了解决该问题, Lu Y 等人^[27]利用显著点改进图像块选择机制,减少了大量冗余信息; Ghodrati M 等人^[28]利用优化算法选择有用信息的图像

块,但该解决方案仍难以实现对旋转不变属性的提取。为此,对每次旋转后不同版本的图像进行单独训练学习,以达到旋转不变属性特征提取目的; Serre T 等人^[29]引入基于初级视皮层(primary visual cortex, V1)的鲁棒目标识别特征集,得到复杂特征。类似 V1 表达模式,具有比例缩放与平移的不变属性。文献^[8]提出了递阶生物变换方法(biologically transform, BT),该模型模拟了灵长目动物视觉初级阶段。然而,存在两方面不足。首先,该模型中采用了 box 滤波器,该滤波器是利用图像周围像素点加权均值实现,与人类视觉感知机理并非一致。为此,对噪声鲁棒性不高。其次,黑白滤波器的边缘检测子,对简单结构图像目标(例如:字母 I 或数字 1 等)的识别,由于边缘特征少,识别率下降。

为此,提出受生物视觉感知启发的 RST 不变属性特征提取方法,该方法对加噪图像具有强鲁棒性,且计算代价不高。本文工作主要有以下 4 点贡献:1)模拟人类视觉感知机理,完善一种 RST 不变属性特征提取框架,该框架为多级级联模型。使得本文所提取的特征,不仅具有特征的不变性,而且还具有图像识别的选择性。2)根据生物视觉感知过程,水平与垂直方向线条响应强度最为强烈。为此,提出一种水平和垂直方向的双极滤波器,与 Gabor 滤波器融合,实现 filter-to-filter 的方向边缘检测。该框架结构利用 Gabor 滤波器与双极滤波器实现不同方向与间距的边缘检测。3)模拟大脑视觉皮质细胞对线条响应的强度,设计空间间距检测子。测量线条的空间频率,客观描述线条响应强度。4)将仿生视觉感知的 RST 不变属性特征提取,应用于图像目标识别中,提高了识别及噪声鲁棒性。

2 基于仿生视觉感知的 RST 不变属性特征提取框架

生物视觉高层皮质细胞对干扰图像的不变属性特征提取作用更大。同时,图像不变属性特征提取过程中,需使图像保留高选择性。然而,视觉皮层经过多级变换后,能够最佳权衡图像选择性与不变性。且方向敏感性细胞与文献^[29]中 V1 类似,模拟生物视觉感知的初期过程。

如图 1 所示,该不变属性特征提取框架包括两个阶段。每个阶段中,图像方向边缘检测与空间间距检测各执行一次。将第 1 阶段输出再经过一次边缘检测与间距检测,得到第 2 阶段特征输出,并映射至不变属性特征图上。该框架中,方向边缘检测用于标记某方向的目标边缘,以模拟生物视觉检测目标线条特征。而空间频率间距检测用于生成局部空间频率分析,模拟生物大脑视觉皮质细胞对线条响应强度的反馈。首先,构建一种度量图像空间频率的方向边缘检测子;而后,设计面向不同方

向与不同间距的间距检测子,计算空间频率;最后,将各方向与各间距的空间频率进行累加,映射至方向与间距坐标系中,即特征图上的一个像素点。

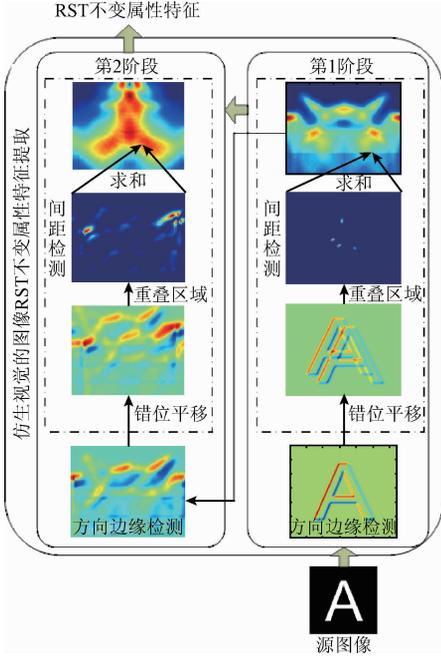


图1 RST 不变属性特征提取框架

Fig.1 RST-invariant feature extraction framework

3 基于 filter-to-filter 结构的方向边缘检测方法

受生物视觉感知机理启发,高层神经元对不变属性特征提取贡献较大,而目标水平与垂直方向线条的响应强度强烈^[5]。为此,设计 filter-to-filter 结构改进方向边缘检测子,Gabor 滤波作为底层滤波器,而方向滤波器是一种高层滤波器,并选用水平与垂直方向的双极滤波器,以达到提取目标不变性特征目的。

生物视觉感知实验中,Hubel D. H.^[5]发现感知场响应于高对比度的边缘,而不是简单的中心-周围对比度边缘。此外,滤波器形状对滤波操作具有一定影响,双极细胞是关键的功能神经元,由视网膜中垂直通道的中间元素组成^[30]。双极形状滤波器接受度较高,因为在人类视觉中水平与垂直方向非常重要。因此,显著方向边缘为水平与垂直方向的结合。图像滤波器满足分配律与交换律。同时,方向边缘滤波器 D 能分解为两个不同卷积滤波器,如式(1)所示。

$$D(\theta, I) = F(\theta) \otimes G(w) = F_x(\theta) \otimes [F_y(\theta) \otimes G(w)] = [F_x(\theta) \otimes F_y(\theta)] \otimes G(w) \quad (1)$$

式中:方向角 $\theta \in [0, 180^\circ]$ 。若第1阶段输入图像大小为 128×128 ,则 $I \in [13, 90]$ 。 $D(\theta, I)$ 是方向边缘滤波

器, $F_x(\theta)$ 和 $F_y(\theta)$ 为双极滤波器, $G(w)$ 是 Gabor 滤波器。根据以上分析,利用不同方向的边缘检测,构建双极滤波器。双极滤波器大小分别为 1×3 和 3×1 ,由正弦或余弦函数构成。图像方向边缘分别由此二滤波器与原始图像卷积获得。水平滤波器为 1×3 ,此处利用余弦函数构建水平滤波器 $Hb(\theta)$:

$$Hb(\theta) = [-\cos(\theta) \quad 1 - |\cos(\theta)| \quad \cos(\theta)] \quad (2)$$

式中:水平滤波器虽确定。但当 $\theta = 0^\circ$, $Hb(\theta) = 0$,且滤波器 $Hb(\theta)$ 总和不等 于 1。为此,根据滤波器中每个元素的阶跃响应进行加权。

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

根据权重因子设置阶跃函数,水平滤波器设置为 $Hb(\theta)$ 与 $S(Hb(\theta))$ 的点乘,如式(2)所示。

$$F_x(\theta) = Hb(\theta) \cdot S(Hb(\theta)) = \begin{bmatrix} -\cos(\theta) \times S(-\cos(\theta)) \\ (1 - |\cos(\theta)|) \times S(1 - |\cos(\theta)|) \\ \cos(\theta) \times S(\cos(\theta)) \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

式中:由于 $1 - |\cos(\theta)| \geq 0$,滤波器能进一步表示为式(5)。

$$F_x(\theta) = \begin{bmatrix} -\cos(\theta) \times S(-\cos(\theta)) \\ 1 - |\cos(\theta)| \\ \cos(\theta) \times S(\cos(\theta)) \end{bmatrix}^T \quad (5)$$

式中:当 $\theta \in [0, 180^\circ]$ 时, $\sum F_x(\theta, I) = 1$ 。水平滤波器由余弦函数组成有两个优点。首先,能增强水平方向边缘检测,而弱化垂直方向边缘。其次,循环过程中,滤波器是垂直对称。且在一个周期内,仅需关注 $[0, 180^\circ]$,减少了计算代价。同理,利用正弦函数构建垂直滤波器,大小为 3×1 ,如式(6)所示。

$$Vb(\theta) = \begin{bmatrix} -\sin(\theta) \\ 1 - |\sin(\theta)| \\ \sin(\theta) \end{bmatrix} \quad (6)$$

利用阶跃函数构建垂直滤波器,为 $Vb(\theta)$ 与 $S(Vb(\theta))$ 点乘,如式(7)所示。

$$F_y(\theta) = Vb(\theta) \cdot S(Vb(\theta)) = \begin{bmatrix} -\sin(\theta) \times S(-\sin(\theta)) \\ (1 - |\sin(\theta)|) \times S(1 - |\sin(\theta)|) \\ \sin(\theta) \times S(\sin(\theta)) \end{bmatrix} \quad (7)$$

由于 $1 - |\sin(\theta)| \geq 0$,滤波器如式(6)形式。

$$F_y(\theta) = \begin{bmatrix} -\sin(\theta) \times S(-\sin(\theta)) \\ 1 - |\sin(\theta)| \\ \sin(\theta) \times S(\sin(\theta)) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $\sum F_y(\theta) = 1$, 且 $\theta \in [0, 180^\circ]$ 。在循环过程中,滤波器水平对称。为此,一个周期内仅需关注

[0, 180°]范围。由于 $F_y(\theta)$ 与 $F_x(\theta)$ 均为矢量,其卷积等价于 $F_y(\theta)$ 与 $F_x(\theta)$ 乘积。因此,融合双极滤

波器与 Gabor 滤波器的方向边缘检测滤波器,如式(7)所示。

$$F(\theta) = F_x(\theta) \otimes F_y(\theta) = F_y(\theta) \times F_x(\theta) = \begin{bmatrix} f_{11}(\theta) & f_{12}(\theta) & f_{13}(\theta) \\ f_{21}(\theta) & f_{22}(\theta) & f_{23}(\theta) \\ f_{31}(\theta) & f_{32}(\theta) & f_{33}(\theta) \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中,

$$\begin{cases} f_{11}(\theta) = \sin(\theta) \times \cos(\theta) \times S(-\sin(\theta)) \times S(-\cos(\theta)) \\ f_{12}(\theta) = \sin(\theta) \times |\cos(\theta)| \times S(-\sin(\theta)) - \sin(\theta) \times S(-\sin(\theta)) \\ f_{13}(\theta) = -\sin(\theta) \times \cos(\theta) \times S(-\sin(\theta)) \times S(\cos(\theta)) \\ f_{21}(\theta) = -\cos(\theta) \times S(-\cos(\theta)) + |\sin(\theta)| \times \cos(\theta) \times S(-\cos(\theta)) \\ f_{22}(\theta) = 1 - |\sin(\theta)| - |\cos(\theta)| + |\sin(\theta) \times \cos(\theta)| \\ f_{23}(\theta) = \cos(\theta) \times S(\cos(\theta)) - |\sin(\theta)| \times \cos(\theta) \times S(\cos(\theta)) \\ f_{31}(\theta) = -\sin(\theta) \times \cos(\theta) \times S(\sin(\theta)) \times S(-\cos(\theta)) \\ f_{32}(\theta) = \sin(\theta) \times S(\sin(\theta)) - \sin(\theta) \times |\cos(\theta)| \times S(\sin(\theta)) \\ f_{33}(\theta) = \sin(\theta) \times \cos(\theta) \times S(\sin(\theta)) \times S(\cos(\theta)) \end{cases} \quad (10)$$

组合滤波器是中心对称,在[0, 180°]范围内,足够检测所有方向边缘。不同方向的边缘检测结果如图2所示。

$$R(\theta, I; E) = \frac{\sum_i \sum_j E_{ij} \times E_{i-\Delta_x, j-\Delta_y}}{(\sum_i \sum_j E_{ij})^2} \quad (8)$$

式中: E_{ij} 为边缘图像对应像素点, 平移量 $\Delta_x = I \times \cos(\theta + 90^\circ)$, $\Delta_y = I \times \sin(\theta + 90^\circ)$, 且 $\theta \in [0, 180^\circ]$ 。

边缘检测输出图像即为间距检测输入图像,若给定间距 I 和角度 θ ,对边缘图像实施间距为 I ,角度为 $\theta + 90^\circ$ 的平移处理,并与原图像像素对应相乘,而后将所有像素点乘积结果进行求和。并利用边缘图像像素点总和的平方进行归一化,如式(12)所示。如此保障了未叠加区域的输出为0。

$$T(\theta, I; E) = \text{Rect}\{R(\theta, I; E)\} = \begin{cases} R(\theta, I; E), & R(\theta, I; E) > 0 \\ 0, & R(\theta, I; E) \leq 0 \end{cases} \quad (12)$$

由于生物视觉皮质神经元输出不小于零,定义如图3所示的半波整形函数。当 $R < 0$ 时,该半波整形函数输出为0,当 $R > 0$ 时,输出为 R 原值,其表达式如式(9)所示。该图像变换过程中,当存在像素点为非整数时,利用双线性插值法计算对应像素点坐标。

建立以方向 θ 和间距 $\log(I)$ 的坐标系,间距检测子对区域内所有位置边缘进行检测,再对所有位置的间距检测结果进行求和。图4所示为间距检测过程,其中图4(a)为边缘图像,与其 $I = 15, \theta = 135^\circ$ 的错位图像的重叠部分。图4(b)所示为重叠边缘乘积的叠加图。在该叠加图中,由于梯度方向原因,有些重合区域相乘为正,有些重合区域相乘为负。为此,利用式(9)整形函数

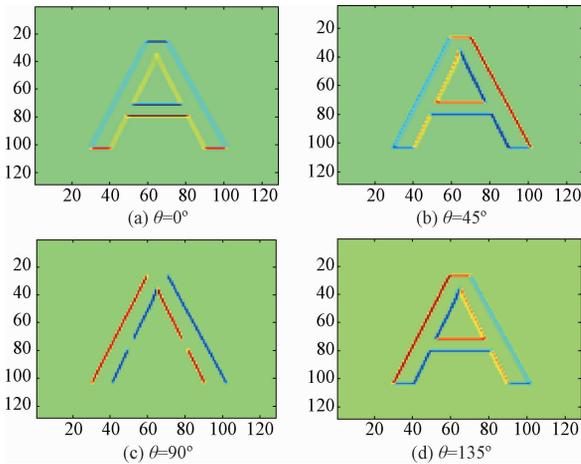


图2 不同方向角的图像边缘检测

Fig. 2 Image edge detection on different orientation

4 图像空间间距检测

空间间距检测是为了寻找间距 I 角度 θ 的错位边缘的空间频率,在边缘图像 E 中,若给定方向 θ 与间距 I ,间距检测子 R 如式(11)所示。间距检测过程首先对边缘图像进行错位处理,并寻找错位边缘的重叠区域,将该重叠区域进行乘积处理后,再进行求和。

对其进行整形。而后,对叠加图像求其总和,并利用边缘图像像素点总和的平方进行归一化。最后映射至第一阶段输出图像中一个像素点,如图4(c)所示。

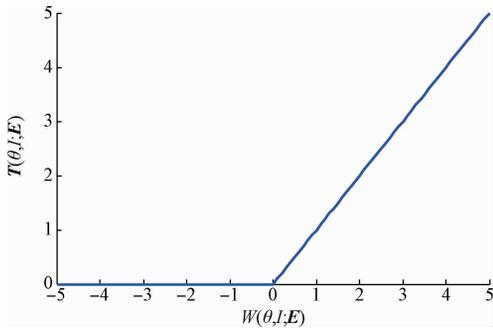


图3 整形函数

Fig. 3 Rectification function

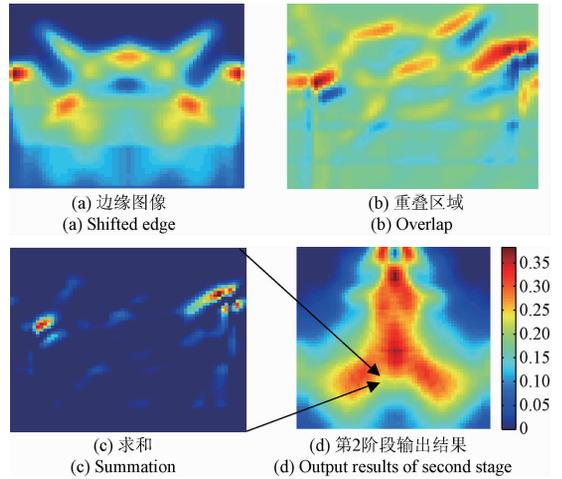


图5 第2阶段不同方向与间距值的间距检测过程

Fig. 5 Interval detection process with different directions and intervals in the second stage

5 仿真实验与分析

5.1 RST 不变属性特征的有效性分析

5.1.1 图像特征的不变性分析

为了验证提取图像特征的RST不变性,对G字母的原图像进行不同程度的旋转、缩放、平移与加噪处理。图6(a)所示为原始图像,其中图6(b)所示为第1阶段变换输出结果,图6(c)所示为第2阶段输出特征图。而后,将图6(a)进行逆时针旋转135°,如图6(d)所示,得第1阶段输出图6(e)。原图像即使发生了旋转,经过生物变换的两阶段处理后,提取的图像特征,并没有发生变化,即所提图像特征具有旋转不变性。

图6(g)所示为经过比例缩放的图像,其中图6(g)缩小为原图的0.7倍。为此,第2阶段输出特征图,对于比例缩放仍具有不变性。为了验证图像平移的不变性,将原图像向左上方向平移(-150, -150),如图6(m)所示。经过边缘检测与间距检测,平移图像仍具有不变性。图6(s)和图6(v)所示为加噪后的图像,分别加入0.2倍与0.5倍随机噪声。随之,将干扰引入第2阶段的特征图输出中,如图6(u)与图6(x)所示。较图6(c)而言,图6(u)与图6(x)的特征区域较之增强,其灰度值较高区域的轮廓非常相似,说明本文算法对噪声也具有一定容错能力,即具有加噪后特征不变性。通过以上分析可知,即使图像经过旋转、比例缩放、平移处理,特征图轮廓均保持不变性,且抗噪能力较强。

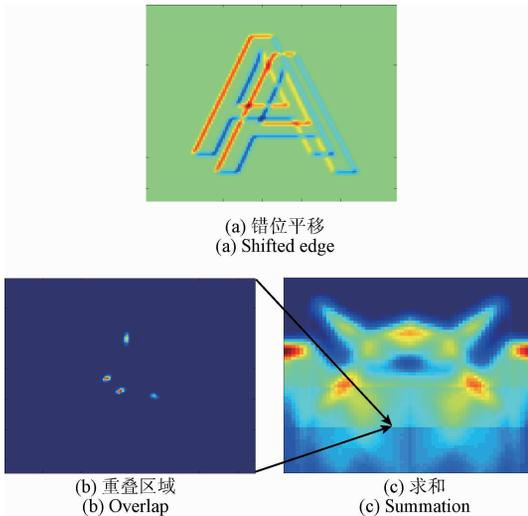


图4 第1阶段中不同方向与间距值的间距检测过程

Fig. 4 Interval detection process with different directions and intervals in the first stage

第1阶段间距检测结果将作为第2阶段边缘检测的输入。第1阶段输入图像为128×128,则I∈[13,90]。第2阶段间距检测中,若第2阶段输入图像大小为64×64,则I∈[10,54]。即对第1阶段而言,I取值范围为输入图像大小的10%~70%,第2阶段中,I取值范围为输入图像大小的15%~85%。图5(b)所示为第2阶段间距检测中,边缘重叠错位图像,其中图像方向角为45°,间距值为15。如图5(d)所示。

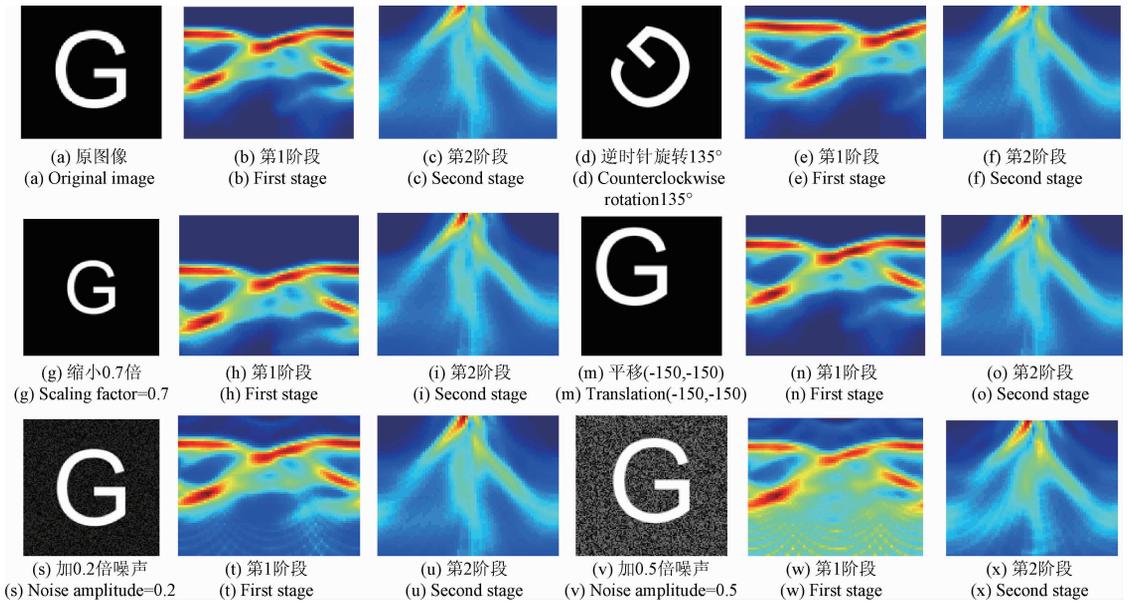


图6 RST 不变属性特征提取
Fig.6 RST-invariant feature extraction

5.1.2 相似图像特征提取的选择性分析

图像特征的提取不仅具有不变性,且需注重其选择性,即特征表达具有区分度。本节利用相似图像特征的可视化分析其选择性。图7中第4列为第1列的相似图像,如M与W等,分别为相似字母。其中第2列与第5列为

第1阶段输出结果,第3列与第6列为第2阶段输出特征图。字母V与Y,O与0相似,但其第一阶段与第二阶段的变换图具有强区分度,即不变属性特征具有高选择性。另外,经过仿生物变换后的对称图像,仍保留对称特征图。例如,M和W为垂直对称图,其特征图也为垂直对称。

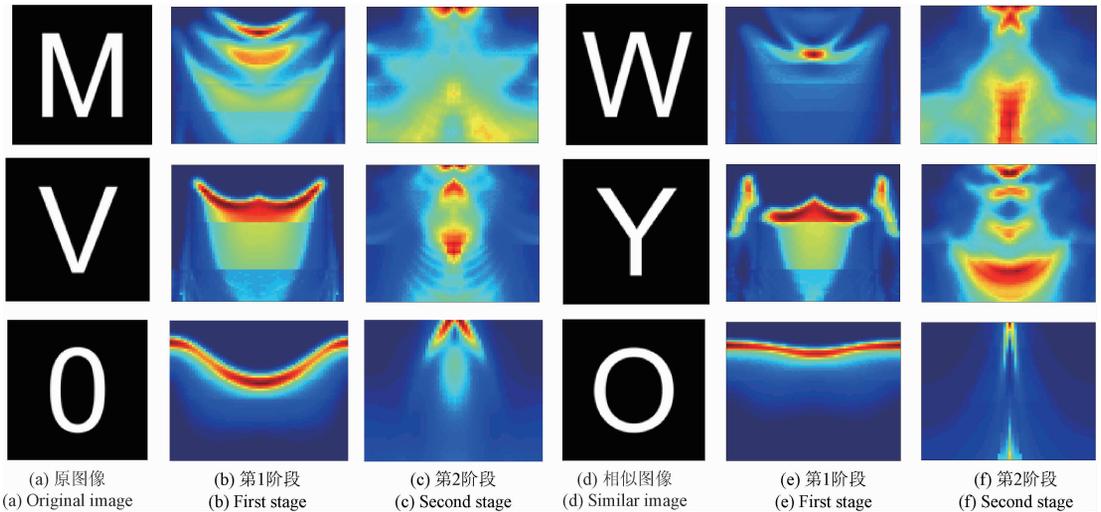


图7 相似图像的特征选择性分析
Fig.7 Feature selectivity of similar images

5.2 RST 不变属性特征提取方法的性能比较分析

5.2.1 RST 图像特征的抗噪能力分析

RST 不变属性特征提取方法应对噪声具有一定鲁棒性,因为具有高斯函数的边缘检测算子,能够胜任加噪或

灰度变化图像的边缘检测。本节实验中,将加入随机噪声进行分析,图8所示为为文献[8]特征提取结果。图8(d)是加入0.8倍原图像灰度值随机噪声,图8(e)、(f)分别为图8(d)的第1阶段与第2阶段输出图像。较图8(b)、(c)而言,第1阶段的输出结果非常杂乱,因为

大量噪声重叠在原目标中。第2阶段的特征图也丢失了主要特征信息,且由于噪声干扰,特征图像的形状和轮廓

也发生了改变。说明在强噪声情况下,文献[8]提取特征的结果,难以保证图像的有效识别分类。

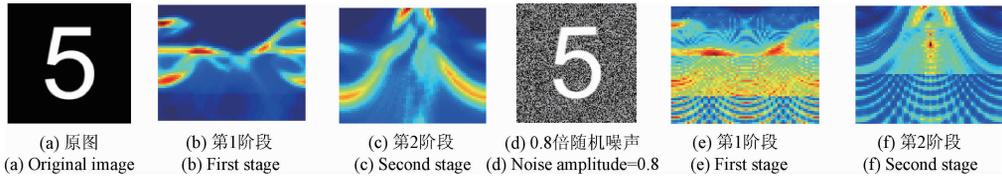


图8 文献[8]中噪声图像的特征提取结果

Fig. 8 Feature extraction results in Ref[8] on noisy images

图9所示为本文提取的RST不变属性特征,其中图9(a)为原图像,图9(b)、(c)分别为第1阶段与第2阶段的输出图。图像先利用原图像灰度值0.8倍的随机

噪声进行腐蚀,如图9(d)所示。而后,图9(e)、(f)为第1阶段与第2阶段特征图。第2阶段特征图的主形状与轮廓没有发生变化。

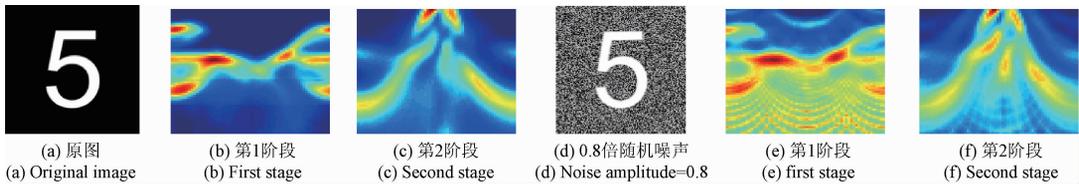


图9 本文方法提取加噪图像的特征结果

Fig. 9 Feature extraction results with the proposed method on noisy images

综上所述,在给定随机噪声范围内,本文方法没有丢失主要特征信息,保留了特征轮廓及其细节,并抑制了周围噪声。当然,在特征图像中也存在一些低幅度噪声。较文献[8]而言,本文方法提取的不变属性特征,更有益于最近邻算法完成图像识别分类。

5.2.2 RST图像特征提取效果分析

上述实验对简单结构图像与加噪图像的特征提取进行了分析,本节对同时加入旋转、比例缩放和噪声的图像进行测试。图10(a)、(f)中加入0.2倍的随机噪声,逆

时针旋转135°,并缩小至原图0.6倍。图10(b)、(g)为文献[8]第1阶段输出结果,图10(c)、(h)为第2阶段特征图。特别在第2阶段中,特征图保留了上半部分的特征信息。也即至少有一半特征信息丢失,这将严重影响目标识别的有效性。较之,本文方法的第1阶段特征图10(d)、(i)与第2阶段特征图10(e)、(j)的特征轮廓保留完好,因为本文方法的方向边缘检测子设计模拟了仿生物视觉感知机理、抑制了噪声干扰、对噪声干扰具有强鲁棒性。

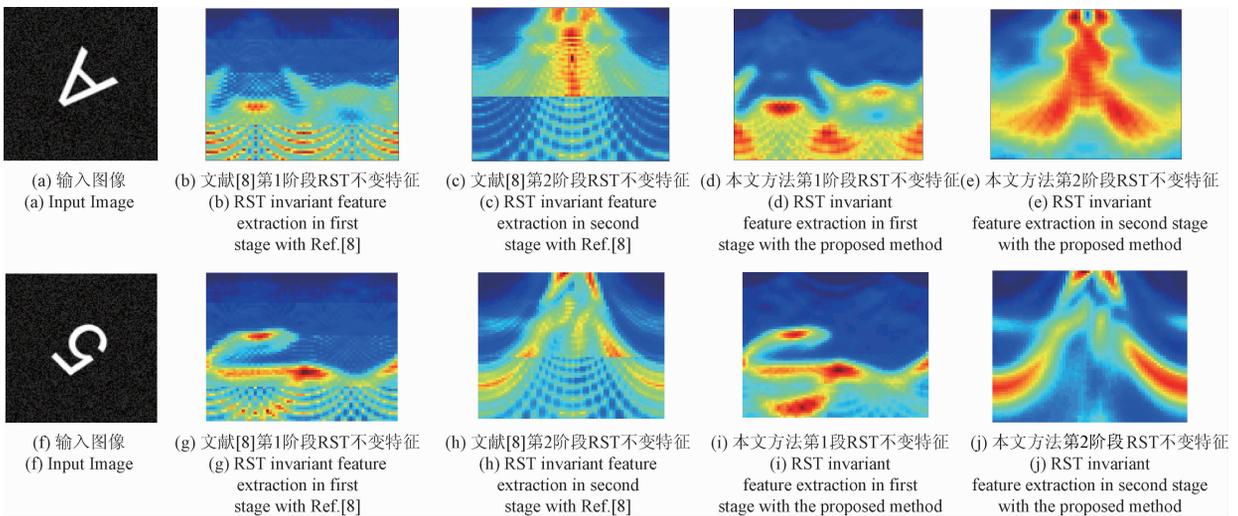


图10 同时加入旋转、比例和噪声图像的特征提取结果

Fig. 10 Feature extraction results with rotation, scale and noise simultaneously

5.2.3 图像识别率与计算复杂度的比较

实验中采用1 800幅图像对算法运行时间与识别率进行定量统计量化测试,其中标准模板由26个字母与10个数字组成的36幅母图像组成。随机加噪范围是0~0.3,旋转角度范围是0~360°,比例缩放范围是0.5~1.3,平移范围是0~200像素点。经过噪声、旋转、比例缩放或平移后,其特征输出为1×4 096,与36幅模板图像进行欧氏距离的最近邻匹配。分别独立记录每幅图像特征提取的运行时间,计算其识别率平均值。

在计算复杂度方面,SIFT方法运行时间相对最高。同时,当所提取特征图的分辨率为64×64时,文献[8]方法的平均运行时间为10.94 s,本文仿生视觉感知的不变特征提取方法平均运行时间为8.87 s。而当特征图分辨率为100×100时,文献[8]方法的平均运行时间为31.52 s。本

文仿生视觉感知的不变特征提取方法平均运行时间为23.66 s。实验结果说明本文方法计算效率高于文献[8],但较LBP与MF而言,计算时间相对较长。分析可知,运行时间随特征分辨率(间距I步数)增大而增加,仿生视觉感知方法的卷积操作导致了运行时间递增。

在图像识别率方面,本文方法对于旋转、平移图像的识别率均高达100%,比例缩放图像识别率也高达98.72%,即便加入噪声,图像识别率保持在90.38%。即便是同时加入旋转、比例缩放、平移与噪声的图像识别率仍高于90%,从表1中可得,本文方法的识别率表现突出。文献[8]方法识别旋转图像的识别率为85.47%,比例缩放的识别率为79.49%,平移图像识别率为80.77%。而加噪图像识别率仅为69.23%,对于RST图像的识别率仅为68.63%。

表1 不变属性特征提取方法的性能比较

Table 1 Performance comparison of four invariant feature extraction methods

性能分析	平均运行时间/s		图像平均识别率/%				
	特征分辨率 64×64	特征分辨率 100×100	经旋转处理图像	经比例缩放处理图像	经平移处理图像	加噪图像	RST图像
文献[8]方法	10.49	31.52	85.47	79.49	80.77	69.23	68.63
本文方法	8.87	23.66	100	98.72	100	90.38	90.24

基于以上分析,针对不同旋转角度、平移距离、比例尺度、噪声强度,如图11所示。其中,比例尺度从表1实验中[0.5,1.3]放大至[0.1,2.0],噪声强度从表1实验中[0.0,0.3]放宽至[0.0,1.5]。经过不同角度旋转的图像,文献[8]方法识别率一般在85%上下波动,而本文方法识别率始终保持100%,如图11(a)所示。

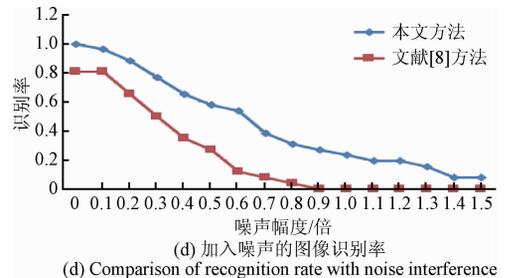
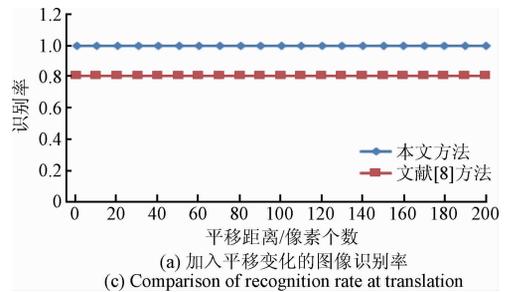
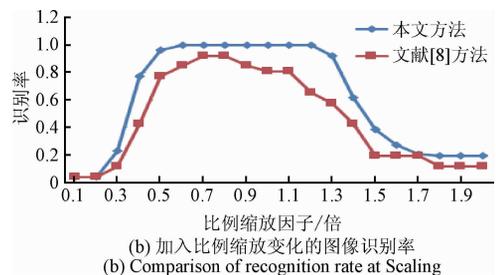
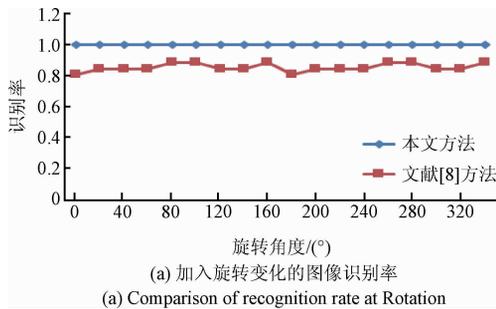


图11 两方法图像识别率比较
Fig. 11 Comparison of recognition rate

当图像比例缩放时,识别率随着比例因子变化而变化。特别是比例因子大于1.2和小于0.5时,识别率会突降。因为间距检测中,间距取值范围的限制。对于128×128图像,间距I∈[13,90],而对于64×64图

像,间距 $I \in [10, 54]$ 。若比例因子过大,容易出现大幅度错位出界,无法叠加求和,导致大量信息丢失。若比例因子过小,图像特征信息会大量减少,不利于图像识别。本文方法中比例因子在 $[0.6, 1.2]$ 之间,识别率近似 100%,如图 11(b) 所示。而文献[8]方法最高识别率出现在比例因子为 0.7/0.8 时,识别率为 92.31%。

针对不同的平移距离,两方法的识别率均保持为常数,如图 11(c) 所示。文献[8]方法的识别率为 80.77%,而本文方法识别率保持 100%。结果说明,本文方法选取特征分辨率为 64×64 时,特征的不变性表现优异。

对加噪图像进行分析,加噪范围为 $[0.0, 1.5]$ 。噪声数据干扰了目标边缘,导致图像特征腐蚀化,图 11(d) 展示了不同加噪幅度的识别率。文献[8]中,最高识别率为 80.77%,随噪声加大,识别率下降较本文方法明显。然而,本文方法在加噪 0.3 倍以内,识别率仍保持 76.92% 以上,较文献[8]识别率高 26.92%。

6 RST 不变属性特征提取方法在交通标志牌识别中的应用

在自然场景的交通标志牌识别过程中,图像易受到摄像机角度或交通标志牌旋转等因素的干扰。通常情况下,图像中交通标志大小难以统一确定,如图 12 所示。为此,导致交通标志牌特征提取的鲁棒性不足,约束了交通标志牌识别的效果。为此,提取交通标志牌识别过程

中的不变属性特征,对提升识别率以及鲁棒性有重要意义。通过以上实验分析,发现本文方法能有效提取经旋转、比例缩放、平移与加噪图像中不变属性的特征。为此,将本文方法应用于交通标志牌的不变属性特征提取,以改善其识别率。



图 12 交通标志牌数据库的部分示例
Fig. 12 Some examples in traffic sign database

在提取不变属性特征前,需完成感兴趣区域 (region of interest, ROI) 的提取。随机选取图像,其中图像大小最大为 88×88 ,最小图像为 46×43 ,所采集的交通标志牌图像中仍具有强背景。本实验中利用 RGB 颜色空间分割图像,提取红色与蓝色的连通区域,实现背景与噪声的抑制。所提取的目标区域,如图 13 第 2 列所示。这些图像之间存在一定比例的缩放,或目标旋转关系。图 13 第 3 列为二值图像,第 4 列为本文方法提取的不变属性特征图。由图 13 可知,即便是交通标志牌图像发生不确定角度的旋转,或比例缩放,特征图的高亮区域轮廓始终保持一致。为此,本文方法提取的交通标志牌特征,具有 RSTN 不变属性,有助于提高交通标志牌的识别率。

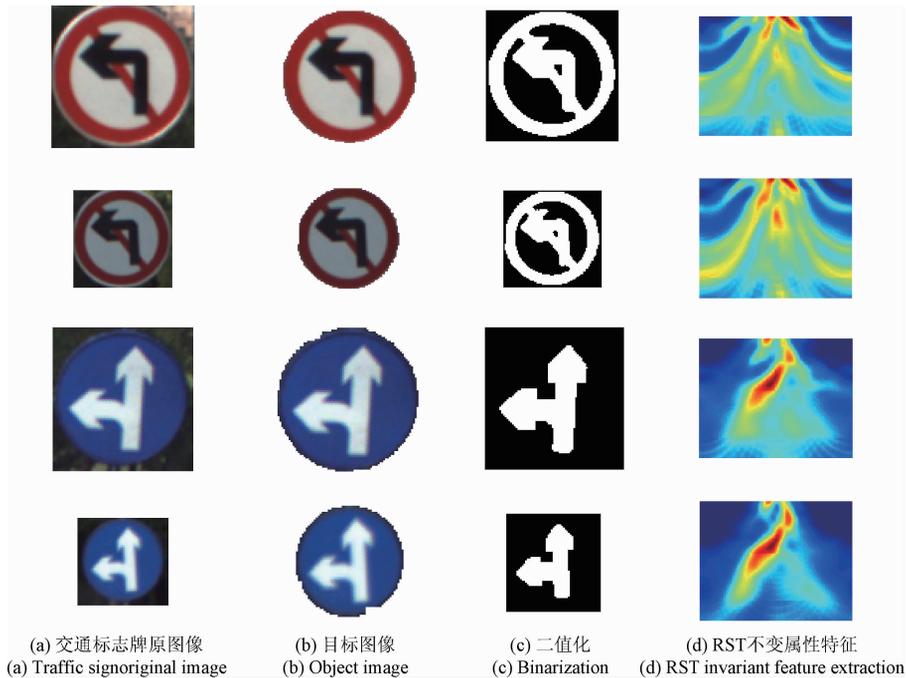


图 13 单连通区域的交通标志牌不变属性特征提取
Fig. 13 Feature extraction for traffic signs with single component

7 结 论

综上所述,本文提出一种仿生物视觉的 RST 不变属性特征提取方法,该方法经历两阶段的图像边缘与空间间距频率检测,模拟了生物视觉过程。在生物变换的第 1 阶段中,本文设计了 filter-to-filter 滤波器检测方向边缘,利用实数形 Gabor 滤波器与双极滤波器构建方向边缘检测子。实数形 Gabor 滤波器能有效平滑图像边缘与噪声,且参数选取对图像干扰并不敏感。同时,设计了基于两相互垂直的双极滤波器,模拟生物视觉中最为关注的两个方向,强化水平与垂直方向边缘。此外,能在半个周期内完成方向边缘检测。而后,利用间距检测子测量各方向不同间距的图像空间频率,以模拟大脑视觉皮质细胞对线条响应的强度。

利用 Gabor 滤波器与双极滤波器结合改进了边缘检测子,揭示了该方法提取图像 RST 不变属性特征本质及其抗噪鲁棒性能。目前,本文方法在精确构造生物视觉感知模型仍处于初级阶段。一般而言,理想计算模型应在视觉处理的初期阶段便能自然呈现其二值图像。由于实际图像中存在嘈杂背景,方向边缘检测子将产生大量不相干边缘,受到背景环境严重干扰。为此,面向背景抑制的 RST 不变属性特征提取方法,将是今后的重点研究方向。

参考文献

- [1] RAMESH B, XIANG C, LEE T H. Shape classification using invariant features and contextual information in the bag-of-words model [J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48(3) : 894-906.
- [2] ROLLS E T, WEBB T J. Finding and recognizing objects in natural scenes: Complementary computations in the dorsal and ventral visual systems [J]. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 2014, 8(85) : 1-19.
- [3] RIESENHUBER M, POGGIO T. Hierarchical models of object recognition in cortex [J]. *Nature Neuroscience*, 1999, 2(11) : 1019-1025.
- [4] POGGIO T, SERRE T. Models of visual cortex [J]. *Scholarpedia*, 2013, 8(4) : 3516.
- [5] HUBEL D H. Exploration of the primary visual cortex [J]. *Nature*, 1982, 299(5883) : 515-524.
- [6] YAMADA Y, KAWABE T, MIYAZAKI M. Pattern randomness aftereffect [J]. *Scientific Reports*, 2013, 3(2906) : 1-8.
- [7] GRAHAM N V. Beyond multiple pattern analyzers modeled as linear filters (as classical V1 simple cells) : Useful additions of the last 25 years [J]. *Vision Research*, 2011, 51(13) : 1397-1430.
- [8] HSU C J, RAMASUBBU S, KO M Y, et al. A biologically plausible transform for visual recognition that is invariant to translation, scale, and rotation [J]. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 2011, 5 : 1-7.
- [9] LIU K, SKIBBE H, SCHMIDT T, et al. Rotation invariant HOG descriptors using Fourier analysis in polar and spherical coordinates [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, 106(3) : 342-364.
- [10] ZHANG J, LIANG J, ZHANG C. Scale invariant texture representation based on frequency decomposition and gradient orientation [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2015, 51(1) : 57-62.
- [11] BIGOT J, GAMBOA F, VIMOND M. Estimation of translation, rotation, and scaling between noisy images using the Fourier-Mellin transform [J]. *Journal SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2) : 614-645.
- [12] MENNESSON J, SAINT-JEAN C, MASCARILLA L. Color Fourier-Mellin descriptors for image recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2014, 40(1) : 27-35.
- [13] FRANKLIN S W, RAJAN S E. Retinal vessel segmentation employing ANN technique by Gabor and moment invariants-based features [J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 22(9) : 94-100.
- [14] SHI Y, YANG X, GUO Y. Translation invariant directional framelet transform combined with Gabor filters for image denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(1) : 44-55.
- [15] LI H, LIU Z, HUANG Y, et al. Quaternion generic Fourier descriptor for color object recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48(12) : 3895-3903.
- [16] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. *IRE Transactions on Information Theory*, 1962, 8(2) : 179-187.
- [17] 杨建伟, 李沛遥. 基于分数阶矩的仿射不变特征提取. *自动化学报*, 2015, 41(12) : 2147-2154.
- [17] YAND J W, LI P Y. Affine invariant feature extraction based on fractional order moment [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(12) : 2147-2154.
- [18] AZEEM A, SHARIF M, SHAH J H. Hexagonal scale invariant feature transform (H-SIFT) for facial feature extraction [J]. *Journal of Applied Research and Technology*, 2015, 13(3) : 402-408.
- [19] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]. *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 1999, 2(3) : 1150-1157.
- [20] QI X, SHEN L, ZHAO G, et al. Globally rotation

- invariant multi-scale co-occurrence local binary pattern[J]. *Image and Vision Computing*, 2015, 43(C):16-26.
- [21] RAMESH B, XIANG C, LEE T H. Shape classification using invariant features and contextual information in the bag-of-words model [J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48(3): 894-906.
- [22] DIELEMAN S, WILLETT K W, DAMBRE J. Rotation invariant convolutional neural networks for galaxy morphology prediction[J]. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 2015, 450(2): 1441-1459.
- [23] CAO Y, CHEN Y, KHOSLA D. Spiking deep convolutional neural networks for energy-efficient object recognition [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 113(1): 54-66.
- [24] ROLLS E T. Invariant visual object and face recognition: Neural and computational bases, and a model, VisNet[J]. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 2012, 6(2): 35.
- [25] ROBINSON L, ROLLS E T. Invariant visual object recognition: Biologically plausible approaches [J] . *Biological Cybernetics*, 2015, 109(4): 505-535.
- [26] MUTCH J, LOWE D G. Object class recognition and localization using sparse features with limited receptive fields [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 80(1):45-57.
- [27] LU Y, KANG T, ZHANG H, et al. Enhanced hierarchical model of object recognition based on a novel patch selection method in salient regions [J]. *IET Computer Vision*, 2015, 9(5): 663-672.
- [28] GHODRATI M, KHALIGH S M, EBRAHIMPOUR R, et al. How can selection of biologically inspired features improve the performance of a robust object recognition model[J]. *PLOS ONE*, 2012, 7(2): e32357.
- [29] SERRE T, WOLF L, POGGIO T. Object recognition with features inspired by visual cortex[C]. *IEEE Computer*

Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2(6): 994-1000.

- [30] DACEY D, PACKER O S, DILLER L, et al.. Center surround receptive field structure of cone bipolar cells in primate retina [J]. *Vision Research*, 2000, 40(14): 1801-1811.

作者简介



余伶俐,2010年于中南大学获得博士学位,现为中南大学副教授,主要研究方向为移动机器人导航规划、视觉感知处理。

E-mail:llyu@csu.edu.cn

Yu Lingli received her Ph. D. degree in 2010 from Central South University. Now, she is an associate professor in Central South University. Her main research interests include mobile robot navigation planning, vision perception processing.



夏旭梅,2015年于南华大学获得学士学位,现为中南大学硕士研究生,主要研究方向为仿生视觉的不变属性特征提取。

E-mail: 1152067358@qq.com

Xia Xumei received her B. Sc. degree in 2015 from University of South China. Now, she is a M. S. student in Central South University. Her main research interest is invariant feature extraction method inspired by bionic visual perception.



周开军(通讯作者),2010年于中南大学获得博士学位,现为湖南商学院副教授,主要研究方向为机器视觉、图像处理。

E-mail: alpha218@126.com

Zhou Kaijun (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Central South University in 2010. Now, he is an associate professor in Hunan University of Commerce. His main research interests are machine vision and image processing.