

文章编号: 1001-0920(2013)06-0844-05

基于多模型表示的交通标志识别算法设计

谷明琴¹, 蔡自兴¹, 李 仪¹, 任孝平²

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083; 2. 中国计量
科学研究院 力学与声学计量科学研究所, 北京 100013)

摘要: 通过变换RGB空间颜色值并分割图像, 利用标记图为特征的形状分类器检测城市环境中的交通标志. 为了提高分类准确度, 用两种模型表示方法分类交通标志: 1) 结合二元树复小波变换和二维独立分量分析提取特征, 送入最近邻分类器中分类交通标志; 2) 提取交通标志的内部图形, 利用模板匹配进行分类. 最后, 将两种分类结果融合输出. 实验结果表明, 所提出算法的整体识别率超过91%, 平均处理帧率达到6.6帧/s, 系统能够鲁棒、有效和实时地识别交通标志.

关键词: 交通标志识别; 二元树复小波变换; 二维独立分量分析; 内部图形

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Traffic sign recognition algorithm design based on multi-modal representation

GU Ming-qin¹, CAI Zi-xing¹, LI Yi¹, REN Xiao-ping²

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. Division of Mechanics and Acoustics, National Institute of Metrology, Beijing 100013, China. Correspondent: CAI Zi-xing, E-mail: zxcai@csu.edu.cn)

Abstract: The image segmentation based on transforming RGB color space and the shape classifier based on signature feature are used to detect traffic signs in urban scenes. For improving recognition accuracy, two modal representations are presented to classify the traffic sign. 1) The feature of traffic sign is extracted by dual-tree complex wavelet transform(DT-CWT) and 2D independent component analysis(2DICA), then sent to the nearest neighbor classifier to classify traffic sign. 2) The template matching based on intra pictograms of traffic sign is applied to recognition. The recognition results are fused by some decision rules. Experimental results show that, the overall recognition rate of the proposed algorithm is more than 91% and the average frame rate is up to 6.6fps, which indicates that the system is robust, effective and accurate to classify traffic signs.

Key words: traffic sign recognition; dual-tree complex wavelet transform; 2D independent component analysis; intra pictogram

0 引 言

交通标志能够为驾驶者提供当前行驶环境的状态信息, 并能对关键信息作出及时反馈. 交通标志识别已受到较多研究者的重视, 该系统主要分为两部分: 1) 检测过程, 从采集图像中提取交通标志候选区域; 2) 分类过程, 用分类器识别已检测到的候选区域.

检测过程主要有: 1) 在灰度图像上检测边缘信息, 利用形状分析方法检测交通标志, 所用的边缘检

测算子主要有 Sobel^[1]和 Canny^[2], Belaroussi 等^[3]建立图像梯度方向的几何模型来检测三角形标志, 但这些方法对噪声非常敏感, 误检率较高; 2) 利用聚类分析和智能特征提取感兴趣的区域, 文献[4]利用 Haar 小波特征和 Adaboost 分类器检测交通标志, 文献[5]结合图像表示和区分性特征识别交通标志, 但该方法会过度搜索特征集, 时间复杂度高; 3) 根据颜色分割图像, 根据形状特征检测交通标志, 用于分割的主要颜

收稿日期: 2012-07-29; 修回日期: 2012-11-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目(90820302, 61175064); 国家博士点基金项目(195470); 湖南省院士基金项目(2013FJ4030); 湖南省自然科学基金项目(12JJ6058).

作者简介: 谷明琴(1981—), 女, 博士生, 从事图像处理、目标检测与识别的研究; 蔡自兴(1938—), 男, 教授, 博士生导师, 从事机器人、智能控制等研究.

色空间有 RGB^[6]、HSI^[7]等, 这种方式分割和定位交通标志的效果较好, 但受光照和天气条件影响较大。

交通标志的分类算法主要有以下几种: 1) 模板匹配^[8], 必须预先归一化感兴趣区域, 然后与模板库中的样本进行匹配; 2) 神经网络, 文献[9]利用主成分分析和 Fisher 线性判决提取图形的分类特征, 并利用基于 Lyapunov 稳定性理论的径向基函数的神经网络对特征进行训练和分类, 对于差异性较大的数据, 神经网络很有效, 但必须归一化输入数据, 且计算复杂度较高, 支持向量机也存在类似问题^[10]; 3) Nguwi 等^[7]建立初级视觉皮层上的人脑感知模型来理解交通标志。然而, 上述算法或者识别交通标志的准确度不高, 或者时间复杂度非常高, 在智能车辆上的适用性不强。

鉴于此, 本文提出一种新算法来识别车辆行驶环境中的交通标志。首先利用交通标志的颜色和形状特征寻找和定位交通标志候选区域; 为了提高识别的精度, 用二元树复小波变换+二维独立分量分析和内部图形+模板匹配两种模型表示方法来识别交通标志; 最后, 融合两种识别结果。

1 交通标志检测

交通标志一般设计为标准的几何形状, 如圆形、三角形和正方形等, 颜色则以红色、蓝色和黄色为主。通过颜色和形状信息可以有效检测交通标志。

1.1 颜色分割

为了准确地分割交通标志区域, 按下式变换每个像素值 $v = [v_R, v_G, v_B]$, 有

$$\begin{aligned} CI_R(x, y) &= \max(0, \min((v_R - v_G), (v_R - v_B))/S), \\ CI_B(x, y) &= \max(0, \min((v_B - v_R), (v_B - v_G))/S), \\ CI_Y(x, y) &= \max(0, \min((v_G - v_B), (v_R - v_G))/S). \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $S = v_R + v_G + v_B$ 为 3 通道颜色值之和, (x, y) 为该像素点坐标。通过此变换, 仅用单阈值即可将交通标志从复杂背景中分离出来, 即

$$BI_c(x, y) = \begin{cases} 1, & CI_c(x, y) > T_c; \\ 0, & CI_c(x, y) \leq T_c. \end{cases} \quad (2)$$

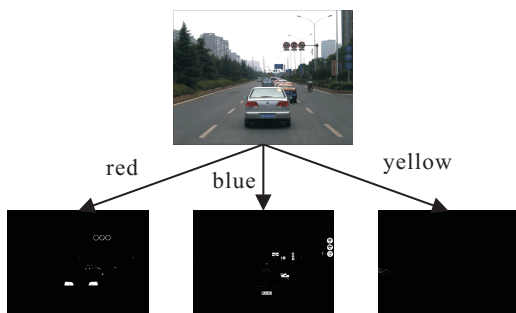


图 1 基于颜色的图像分割

其中: $c \in \{R, B, Y\}$, T_c 分别取 $\{0.1, 0.1, 0.15\}$ 。图 1 为一幅输入图像经过上述处理获得对应 3 种特征颜色的二值图像。可以看出, 交通标志区域分割完整, 且噪声区域较少。

利用结构元素为 $[0, 1, 0; 1, 1, 1; 0, 1, 0]$ 的腐蚀和膨胀操作消除二值图像上的噪声点, 标记二值图像 BI_c 的区域为 $Reg_{i,c}$, $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。假设 $H_{i,c}$, $W_{i,c}$, $A_{i,c}$ 是区域 $Reg_{i,c}$ 的高、宽和面积, 定义下列布尔算子:

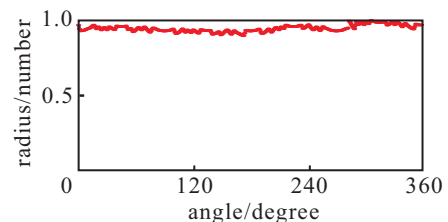
$$B(Rwh_{i,c}) = \begin{cases} 1, & 0.5 < Rwh_{i,c} < 2; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

$$B(A_{i,c}) = \begin{cases} 1, & 200 < A_{i,c} < 10000; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

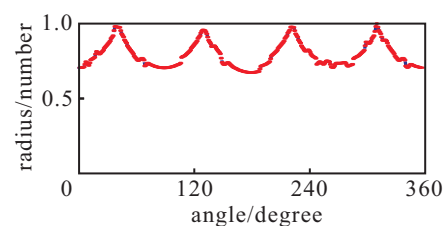
其中 $Rwh_{i,c}$ 为区域 $Reg_{i,c}$ 的宽高比, 且 $Rwh_{i,c} = H_{i,c}/W_{i,c}$ 。保留 $B(Rwh_{i,c}) \cap B(A_{i,c}) = 1$ 的区域 $Reg_{i,c}$ 作为交通标志的感兴趣区域, 送入形状分类器中判别是否符合交通标志的形状特征。

1.2 感兴趣区域的形状分类

建立 6 类形状 (圆形、倒三角形、六边形、正三角形、正方形、长方形) 的模板数据库, 每类包含 200 幅二值图像, 进行离线训练, 形成形状特征数据库。首先填充感兴趣区域 $Reg_{i,c}$ 的内部空洞, 然后通过双线性插值算法归一化为 50×50 , 最后利用文献[11]设计的算法提取 $Reg_{i,c}$ 的形状标记图。因为不同形状的边界点个数不同, 标记图特征值个数也有差异, 无法直接送入分类器, 所以, 需要预先将标记图特征均扩展为 360 个, 与角度相对应后送入最近邻分类器进行分类。图 2 显示了圆形和正方形的标记图特征, 表明不同形状的标记图特征差异较大, 适合作为交通标志形状的分类特征。



(a) 圆形标记图特征



(b) 正方形标记图特征

图 2 不同交通标志形状的标记图

形状分类后, 将与交通标志形状最为相似的区域

域 $\text{Reg}_{i,c}$ 从输入图像和阈值分割后的二值图像中剪切出来, 分别标记为 $\text{SCI}_{i,c}$ 和 $\text{SBI}_{i,c}$, $i \in \{1, 2, \dots, S_N\}$, 其中 S_N 为候选区域的总个数.

2 交通标志识别

为了提高交通标志识别的准确性, 利用模型特征 DT-CWT+2DICA^[12]和内部图形分类交通标志, 以简单的决策规则融合分类结果.

2.1 DT-CWT+2DICA

二元树复小波变换 (DT-CWT) 具有较好的方向选择性、较低的计算代价、近似的平移和旋转不变性等优点^[13], 适合表示交通标志的特征. 为了使 DT-CWT 图像特征数相同, 首先将候选区域的图像灰度化, 并归一化为 64×64 . 对图像的行和列分别用两个小波树进行处理, 产生 4:1 的冗余信息^[13]. 每个 DT-CWT 系数的二叉树部分均由简单和差运算组成, 生成复系数对, 在每个尺度上, 产生 6 个方向 ($\pm 15^\circ$, $\pm 45^\circ$, $\pm 75^\circ$) 的选择性子带. 合成各尺度上的子带, 得到 O_i ($i = 1, 2, 3, 4$), 表示在 4 个尺度上对 6 个方向性选择子带的合成. 特征矩阵为 $\chi = (O_1, O_2, O_3, O_4)^T$, O_i 均为归一化单位变量. 为了减少特征数量, 对特征矩阵 χ 隔行和隔列进行采样, 然后利用文献 [14] 提出的 2 维独立分量分析 (2DICA) 算法降低交通标志特征的维数和冗余性, 并用最近邻分类器对候选区域进行分类^[12].

2.2 内部图形提取和匹配

为了提取交通标志的内部图形, 需要同时处理候选区域的彩色图像 $\text{SCI}_{i,c}$ 和二值图像 $\text{SBI}_{i,c}$. 警告类标志通常以黄色为底, 图形为黑色三角形; 禁止、限速和让行类标志是圆形、三角形等标准几何形状, 背景为白色, 边缘为红色, 中间为黑色字符或图形; 指示和导向类标志通常为具有蓝色背景白色符号的圆形或长方形.

对于禁止、限速和让行标志, 由于红色与黑色像素的灰度值相差较小, 红色边缘会干扰提取内部图形, 需要预先将交通标志候选区域的红色边缘设置为 0. 假设 $\text{SBI}_{i,c}$ 的大小为 $\text{row} \times \text{col}$, IntraI 是与 $\text{SBI}_{i,c}$ 大小相同的全零图像. 查找二值图像 $\text{SBI}_{i,c}$ 中每行的非零元素, 其纵坐标记为 $y_k = \{y_{k,1}, y_{k,2}, \dots, y_{k,N}\}$, $k = 1, 2, \dots, \text{row}$, N 为非零元素的个数. 令 $D_{i-1} = y_{k,i} - y_{k,i-1}$, 候选区域内部为

$$\text{IntraI}(k, y_{k,j-1} : y_{k,j}) = \begin{cases} 1, & D_{j-1} > 0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

标记 IntraI 中像素数最多的区域, 将其从图像 $\text{SCI}_{i,c}$ 中剪切出来, 并灰度化为 $G_{i,c}$.

警告、信息和导向类标志一般由 2 种差异性较大

的颜色组成, 所以在预处理阶段, 仅需将 $\text{SCI}_{i,c}$ 直接转换为灰度图像 $G_{i,c}$. 统计灰度图像 $G_{i,c}$ 的 256 级直方图, 利用 Otsu 方法自动计算出直方图阈值 $\text{Level}_{i,c}$. 因为交通标志内部文字或图形的颜色有差异 (红色和黄色交通标志一般为黑色, 蓝色交通标志为白色), 所以采用下列两种不同方式提取内部图形: 假设候选区域的内部像素点坐标为 (x, y) , 对于红色和黄色交通标志候选区域, 阈值分割为

$$\text{InB}_{i,c}(x, y) = \begin{cases} 1, & G_{i,c}(x, y) < \text{Level}_{i,c}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

对于蓝色交通标志候选区域, 阈值分割为

$$\text{InB}_{i,c}(x, y) = \begin{cases} 1, & G_{i,c}(x, y) < \text{Level}_{i,c}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

利用结构元素相同的腐蚀和膨胀操作消除二值图像 $\text{InB}_{i,c}(x, y)$ 中的噪声和较小区域. 提取内部图形的过程如下.

Step 1: 移除 $\text{InB}_{i,c}(x, y)$ 中全为 0 的行和列.

Step 2: 如果 $\text{InB}_{i,c}(x, y)$ 为一个空图像, 则将识别输出结果标记为 0; 否则转入 Step 3.

Step 3: 将 $\text{InB}_{i,c}(x, y)$ 送入模板匹配分类器中, 判断该候选区域的交通标志类别, 并标记对应的结果.

交通标志的内部图形提取过程如图 3 所示.

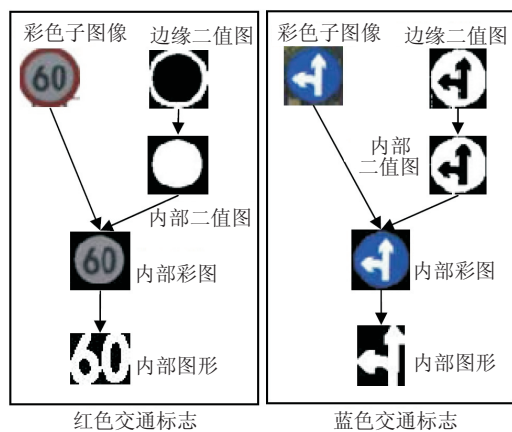


图 3 交通标志候选区域内部图形提取过程

2.3 分类结果融合

条件 1 3 个识别结果有 2 个结果相同且第 3 个结果为 0, 或者 3 个结果均相同.

假设两种模型 (DT-CWT+2DICA 和内部图形+模板匹配) 连续 3 帧的识别结果分别为 $\{\text{Dre}_1, \text{Dre}_2, \text{Dre}_3\}$ 和 $\{\text{Ire}_1, \text{Ire}_2, \text{Ire}_3\}$. 若 $\{\text{Dre}_1, \text{Dre}_2, \text{Dre}_3\}$ 满足条件 1, 则将 OutR_1 记为 Dre ; 否则记为 0. 若 $\{\text{Ire}_1, \text{Ire}_2, \text{Ire}_3\}$ 满足条件 1, 则将 OutR_2 记为 Ire ; 否则记为 0.

若 $\text{OutR}_2 \cap \text{OutR}_1 \neq 0 \cap \text{OutR}_2 \neq 0$, 则将输出结果 Out 记为 OutR_1 , 送至智能车控制中心, 根据交通标志类别进行相应的控制决策; 否则将 Out 记为 0,

表示该候选区域不是一个交通标志. 只有两种方法的识别结果相同, 即均为交通标志的某一种类型, 才进行输出. 这样严格限制了两种不同方法下产生误识的概率, 能够增强识别输出结果的可靠性.

3 实验分析

3.1 实验数据

为了测试系统性能, 将配备 12 mm 焦距镜头的工业相机 JAI BB-141 安装在车辆顶部拍摄车辆前方道路的环境. 相机分辨率为 1040×1392 , 帧率为 25 fps. 因为检测算法依赖图像颜色, 需要固定相机的增益和快门, 避免颜色过饱和.

建立 50 类交通标志(禁止、限速、停止、指示、让、警告等)的样本库, 每类包含 200 个样本. 在长沙市区内不同天气和光照的条件下, 用车载相机采集大量的视频图像测试系统的检测率和识别率. 为了测试系统的稳定性, 在早晨、中午和傍晚 3 个时间段, 根据车载计算机实时处理相机采集的图像, 检测和识别道路环境中出现的交通标志. 记录检测和识别结果(实验日期、时间、交通标志类别、个数等信息), 并与人观察结果相对照.

3.2 整体性能

图 4 为交通标志检测和识别结果, 用方框标示出检测到的交通标志区域, 其识别结果用标准图片显示在检测区域的左侧. 图 4 表明, 根据交通标志的颜色、形状和内部图形信息, 相似性较高的干扰区域被成功排除. 在复杂的道路环境中, 识别系统能够稳定地检测和识别交通标志目标.



图 4 交通标志检测和识别结果

为了测试算法的整体性能, 从采集到的图像中挑选 7854 幅拍摄环境复杂、路况多变、干扰较多的图片进行分析. 将其分为 3 组, 1 组和 2 组为光照强的晴天, 3 组为光照稍弱的阴天, 送入交通标志识别系统中. 表 1 为系统的各项性能指标, 表明该算法的整体识别率最高时达到了 92.82%, 而误报率不足 0.2%.

在检测阶段, 根据交通标志的颜色和形状信息寻找感兴趣区域, 有效地降低了漏检率和误检率. 同时, 用 DT-CWT+2DICA 和内部图形+模板匹配的方法来识别交通标志候选区域, 误报率也相应地有所降低. 虽然系统漏报率有所增加, 但系统整体的可靠性提升较大, 输出的交通标志类型信息可信度较高, 因此智能车辆根据交通标志识别结果所作的决策正确性较高, 减少了错误判断, 车辆行驶更加智能.

表 1 算法性能 %

参数	1 组	2 组	3 组	整体
帧数	2020	2356	3478	7854
检测率	97.27	95.46	97.07	96.638
DT-CWT+2DICA	96.78	95.82	95.82	96.066
内部图形匹配	95.88	97.15	95.64	96.155
融合后的识别率	95.41	95.5	94.76	95.149
误报率	0.15	0.08	0.17	0.14
总体	92.82	91.16	91.98	91.953

为了评估结合多模型表示的交通标志识别算法的性能, 从检测结果中选择 31320 个交通标志的正样本和负样本图像进行多组实验来对比不同的算法性能. 表 2 为算法的识别效果和拒识能力. 在降维算法均用 2 维独立分量分析(2DICA)的情况下, 直接模板匹配的识别率明显低于 Gabor 小波表示和本文算法, 且其负样本的识别错误率明显高于其他两种算法. 相比较而言, 本文算法在交通标志类别正确判断和拒识方面, 性能均优于模板匹配和 Gabor 小波表示.

表 2 不同算法的性能对比 %

算法	模板匹配+2DICA	Gabor+2DICA	本文算法
红色标志: 15324	81.98	91.92	93.35
蓝色标志: 10357	86.15	91.65	93.42
黄色标志: 5639	83.82	92.16	91.56
负样本: 3451	1.45	0.63	0.17

3.3 计算时间分析

算法的软件环境为 VC++.net 和 OpenCV, 硬件环境为: 2.5 GHz Pentium(R) Dual-Core CPU, 3 GB RAM. 表 3 为算法步骤的平均计算时间, “-”表示时间可以

表 3 计算时间分析 ms

步骤	计算时间
图像获取	40
感兴趣区域定位	35
形状分类	13
DT-CWT+2DICA	26
最近邻分类器	22
内部图形提取	11
模板匹配	24
识别结果融合	-
总计算时间	171

忽略不计. 由表 3 可见, 平均每秒可以处理 6.6 帧图像, 能够满足智能车辆对实时感知道路环境中交通标志的需要.

4 结 论

本文介绍了一种交通标志识别的新算法. 在检测阶段, 根据交通标志的颜色和形状特征分割图像和提取感兴趣区域. 在识别阶段, 用两种模型表示方法分类交通标志候选区域, 并匹配模板数据库中已有的图形, 将相似度最高的图形类号作为识别输出. 在输出阶段, 利用决策规则融合两种识别结果. 实验结果表明, 所提出算法的总体识别率超过 91%, 图像帧的平均处理时间为 171 ms, 算法具有鲁棒性, 能够有效分类城市环境中常见的交通标志类别, 且满足智能车辆行驶中实时感知的需要.

本文目前具有以下挑战: 1) 现有文献较少研究含有文字的交通标志识别问题; 2) 较少研究容易混淆的标志, 如道路两侧的广告牌; 3) 较少研究交通标志被遮挡和污损的情况. 如何克服这些问题是下一步的研究重点.

参考文献(References)

- [1] Nunn C, Kummert A, Muller-Schneiders S. A two stage detection module for traffic signs[C]. IEEE Int Conf on Vehicular Electronics and Safety. Piscataway: IEEE Press, 2008: 248-252.
- [2] Garca-Garrido M A, Sotelo M A, Martn-Gorostiza E. Fast road sign detection using hough transform for assisted driving of road vehicles[C]. The 10th Int Conf on Computer Aided Systems Theory. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 543-548.
- [3] Belaroussi R, Tarel J. Angle vertex and bisector geometric model for triangular road sign detection[C]. Workshop on Applications of Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2009: 1-7.
- [4] Dela Escalera A, Moreno L E, Salichs M A, et al. Road traffic sign detection and classification[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 1997, 44(6): 847-859.
- [5] Ruta Li Y, Liu X. Towards real-time traffic sign recognition by class-specific discriminative features[C]. Proc of the 18th British Machine Vision Conf. Guildford: BMVA Press, 2007: 399-408.
- [6] Andrey V, Kang-Hyun J. Automatic detection and recognition of traffic signs using geometric structure analysis[C]. SICE-ICASE Int Joint Conf. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1451-1456.
- [7] Nguwi Y, Kouzani A. Automatic road sign recognition using neural networks[C]. IEEE Int Conf on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 2006: 3955-3962.
- [8] Dela Escalera A, Armingol J M, Pastor J M, et al. Visual sign information extraction and identification by deformable models for intelligent vehicles[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(2): 57-68.
- [9] Lim King Hann, Seng Kah Phooi, Ang Li Minn. Intra color-shape classification for traffic sign recognition[C]. Int Conf of Computer Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2010: 642-647.
- [10] Maldonado-Bascón S, Lafuente-Arroyo S, Gil-Jiménez P, et al. Road-sign detection and recognition based on support vector machines[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation System, 2007, 8(2): 264-278.
- [11] 谷明琴, 蔡自兴, 何芬芬. 基于形状标记图和 Gabor 小波的交通标志识别[J]. 智能系统学报, 2011, 6(6): 526-530. (Gu M Q, Cai Z X, He F F. Traffic sign recognition based on shape signature and gabor wavelet[J]. CAAI Trans on Intelligent Systems, 2011, 6(6): 526-530.)
- [12] Cai Zi-xing, Gu Ming-qin. Traffic sign recognition algorithm based on shape signature and dual tree-complex wavelet transform[J]. J of Central South University of Technology, 2013, 20(2): 433-439.
- [13] Selesnick W, Baraniuk R G, Kingsbury N C. The dual-tree complex wavelet transform[J]. Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.
- [14] Hyvarinen A, Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications[J]. Neural Networks, 2000, 13(4/5): 411-430.