

基于 MHSW 特征融合的火焰检测

张 健¹, 钟中志², 柯艳国¹, 凡远柱³

(1. 国网安徽省电力有限公司, 安徽 合肥 230061;

2. 安徽大学 电子信息工程学院, 安徽 合肥 230039;

3. 安徽南瑞继远电网技术有限公司, 安徽 合肥 230088)

摘 要: 为了提高火焰特征使用效率和对光照强度变化的鲁棒性, 结合 MHSW (Maximal HSV and SILBP of Windows) 和圆形度特征融合给出了一种基于图像的火焰检测算法。该算法对图像进行超像素分割, 并采用 YCbCr 颜色空间对超像素进行处理, 分割出疑似火焰区域; 然后对疑似火焰区域图像提取 MHSW 和圆形度特征, 其中 MHSW 特征是同一水平内局部窗口中两个 SILBP (尺度不变的局部三元模式) 统计直方图和 HSV 颜色直方图对应模式最大值组合而成; 最后融合 MHSW 特征和圆形度特征, 并使用交叉网络搜索法的 SVM 实现火焰的识别。MHSW 特征减少火焰特征使用的冗余性和火焰特征训练识别的复杂性, 降低火焰识别的误检率; MHSW 特征对噪声和光照强度变化具有鲁棒性。实验结果证明, 该算法是有效的, 且具有较高的识别率和较低的误减率。

关键词: 火焰检测; SILBP; MHSW; 圆形度; 超像素

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2019)12-0184-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2019.12.033

Flame Detection Based on MHSW Feature Fusion

ZHANG Jian¹, ZHONG Zhong-zhi², KE Yan-guo¹, FAN Yuan-zhu³

(1. State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230061, China;

2. School of Electronic Information Engineering, Anhui University, Hefei 230039, China;

3. Anhui Nanrui Jiyuan Power Grid Technology Co., Ltd., Hefei 230088, China)

Abstract: In order to improve the efficiency of flame feature and robustness to light intensity changes, a flame detection algorithm based on image is presented, which combines MHSW (Maximal HSV and SILBP of Windows) and circularity feature fusion. The algorithm is used to perform super-pixel segmentation on the image and process the super-pixels in YCbCr space to segment the suspected flame region. Then MHSW feature and circularity feature are extracted from the suspected flame region images. The MHSW feature is a combination of two SILBP (scale invariant local ternary pattern) statistical histograms and HSV color histogram corresponding mode maximum values of local windows in the same level. Finally, by means of SILBP and circularity feature fusion, the SVM of cross network search method is used to identify the flame. The MHSW feature reduces the redundancy of flame feature and the complexity of flame feature training and recognition, and decreases the false detection rate of flame recognition. The MHSW feature is robust to noise and light intensity changes. The experiment shows that the algorithm is effective and has a high recognition rate and a low false negative rate.

Key words: flame detection; SILBP; MHSW; circularity; super-pixel

0 引言

火灾会导致电力设备被烧毁, 造成经济损失以及人员伤亡。因此, 对环境中的火焰做出检测有利于发现早期的火灾。在计算机视觉和图像处理领域, 火焰的识别已经成为了热门的研究方向。Shao Jing 等^[1]基于 RGB 空间中颜色分布的分析, 提出一种提取疑似

火焰像素点的算法, 可以移除错误的火焰像素点和填充火焰区域的空洞。Kong 等^[2]选择了 HSI 颜色空间, 利用固定阈值分割方法来提取火焰区域, 但是单个空间模型比混合空间模型对火焰区域的识别精准度要低一些。Dimitropoulos^[3]等提出融合空间能量、颜色特征和纹理特征的火灾火焰检测的系统, 该系统具有鲁

收稿日期: 2019-01-14

修回日期: 2019-05-16

网络出版时间: 2019-09-24

基金项目: 国家自然科学基金(61401001)

作者简介: 张 健(1971-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统运维检修。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20190924.1535.028.html>

棒性和较低的误检率。严云洋等^[4]采用 LBP(局部二值模式)对疑似火焰区域提取多尺度纹理特征,再将 LBP 特征放入支持向量机中进行识别,该方法简单,误警率较低。Chou 等^[5]采用基于块的对局部特征包括火焰的颜色和火焰的不动性分析,再通过 LBP 特征进一步识别火焰。Sam G Benjamin 等^[6]用 HSV-YCbCr 颜色空间和灰度共生矩阵(GLCM)的五个纹理特征来识别火焰,得到了较高识别率,但 GLCM 特征是统计性纹理特征,所以该方法对于像素级的纹理分类具有局限性。Ouyang 等^[7]用 RGB 颜色模型分离火焰图像,通过形态学开合操作和边缘提取操作提取合适的图像边缘来识别火焰,能够准确识别光干涉条件下的火焰图像。

上述文献火焰特征提取的部分都存在特征不具有抗噪声性和火焰特征使用不充分的问题,会导致火焰特征训练和识别复杂化。针对这个问题,文中先利用超像素分割提取疑似火焰区域,对疑似火焰区域提取 MHSW 特征,MHSW 中的 HSV 颜色直方图和 SILTP(尺度不变的局部三元模式)统计直方图的局部最大化(只保留同一模式下最大的直方图),其中 SILTP 特征具有抗噪声性和光照不变性,充分高效地利用这两个特征,通过与圆形度特征融合和交叉网络搜索法的 SVM 识别真实的火焰。

1 疑似火焰区域的提取

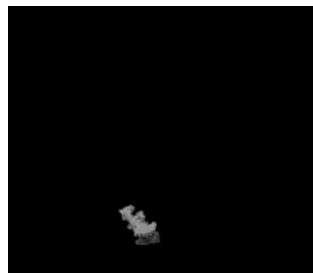
超像素分割利用像素特征间的相似性将像素分



(a)原图像



(b)超像素分割



(c)疑似火焰区域

图 1 疑似火焰区域提取

文中结合超像素和 YCbCr 提取疑似火焰区域,基于超像素的分割火焰的区域是完整的,如图 1(c)所示,可以直接对火焰区域进行特征提取。而以前的方法直接用颜色空间提取疑似火焰区域,基于像素点的分割火焰的区域是空洞的,需要经过中值滤波、闭运算和填充等一系列的复杂图像处理得到完整的火焰区域,才可以进行下面火焰区域特征提取的步骤。

2 火焰区域特征提取

2.1 SILTP(尺度不变的局部三元模式)

通过研究局部三元模式算子(LTP)^[10]和局部二

组,用少量的超像素代替大量的像素来表达图像的特征,很大程度上降低了图像后处理的复杂度。文中采用 SLIC 图像过分割的方法对图像进行预处理^[8]。

颜色是火焰的特征,典型的颜色空间主要有 RGB、HSI、YCbCr 等,不同的颜色空间有不同的特长^[9]。根据火焰颜色的特点,文中采用 YCbCr 颜色空间模型对火焰进行分析,该模型采用的 6 条规制如下:

$$\text{rule}_1: Y(x, y) > Cb(x, y) \quad (1)$$

$$\text{rule}_2: Cr(x, y) > Cb(x, y) \quad (2)$$

$$\text{rule}_3: Y(x, y) > Y_{\text{mean}} \quad (3)$$

$$\text{rule}_4: Cb(x, y) < Cb_{\text{mean}} \quad (4)$$

$$\text{rule}_5: Cr(x, y) > Cr_{\text{mean}} \quad (5)$$

$$\text{rule}_6: F_{\tau}(x, y) = \begin{cases} 1, & |Cb(x, y) - Cr(x, y)| \geq \tau \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $Y_{\text{mean}} = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^K Y(x_i, y_i)$, $Cb_{\text{mean}} = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^K Cb(x_i, y_i)$, $Cr_{\text{mean}} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K Cr(x_i, y_i)$, 分别是亮度信息、蓝色色差和红色色差对应的平均值; K 表示图像中像素点的总数。

通过式 1~式 5 对超像素分割后的图像提取疑似火焰区域,结果如图 1 所示。

值模式(LBP)^[11],提出了 SILTP 模式,解决了 LBP 提取火焰区域纹理特征的一些问题。SILTP 提取火焰区域特征对于范围内的局部火焰区域图像噪声具有鲁棒性,而 LBP 提取火焰区域特征受到噪声影响比较严重;尺度不变性使得 SILTP 提取火焰区域特征对光照变化具有鲁棒性。因此, SILTP 提取火焰区域特征更加健壮。

SILTP 的概念描述和 SILTP 带噪声及缩放变化的比较如图 2 所示,其中带圆圈的像素随着噪声或比例改变而改变。

对于给定的任何像素点位置 (x_c, y_c) , SILTP 的编

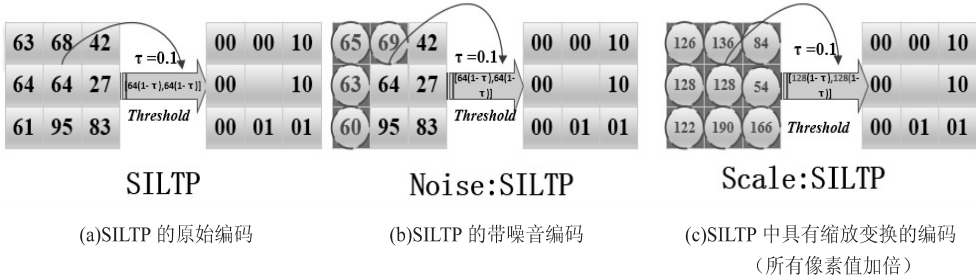


图 2 SILTP 的概念描述和 SILTP 带噪声及缩放变化的比较

码为:

$$\text{SILTP}_{N,R}^{\tau}(x_c, y_c) = \bigoplus_{k=0}^{N-1} s_{\tau}(I_c, I_k) \quad (7)$$

其中, I_c 是中心像素点的灰度值; I_k 是以中心像素点为中心的半径为 R 的平均分配的 N 个灰度值中的一个; \oplus 是二进制字符串 s 的串联运算符; τ 是一个比例因子, 表示比较范围; s_{τ} 函数表示为:

$$s_{\tau}(I_c, I_k) = \begin{cases} 01, & \text{if } I_k > (1 + \tau)I_c \\ 10, & \text{if } I_k > (1 - \tau)I_c \\ 00, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

2.2 火焰区间局部特征提取

大量实验研究证明^[12], 利用不同的特征对火焰进行描述, 往往能够互补从而提高火焰的识别率。颜色特征是火焰区域的一个非常重要的外观特征, 所以是用来识别火焰的一个重要特征。颜色直方图是在火焰识别中应用广泛的颜色特征, 其中 HSV 空间更符合人眼的主观判断, 所以用 HSV 颜色直方图提取颜色特征; 火焰的纹理特征用于火焰的识别是最稳定的, 用 SILTP 来描述火焰的局部纹理特征的算子, 除了具有灰度不变性和旋转不变性^[13], 还具有对噪声和光照变化的鲁棒性。

文中利用 HSV 颜色直方图和 SILBP 统计直方图, 针对火焰特征使用冗余的情况, 利用滑窗法提取火焰区域的 MHSW (Maximal HSV and SILTP of Windows) 局部细节特征。具体如图 3 所示, 对于每一幅图像 (大小为 640×480) 采用 10×10 像素大小的子窗口, 重叠步长为 5 个像素扫描整幅图像, 每一个子窗口中, 提取 $8 \times 8 \times 8$ 位的联合的 HSV 直方图和两个 SILTP 统计直方图 ($\text{SILTP}_{4,3}^{0.3}$ 和 $\text{SILTP}_{4,5}^{0.3}$)。每个子窗口中, 将 HSV 颜色空间量化为 512 个颜色小区间, 每个颜色小区的直方图代表其在子窗口中出现的概率; 同样地, 每个子窗口提取两个 SILTP 统计直方图特征, 对于每个子窗口中的某个像素, $\text{SILTP}_{4,3}^{0.3}$ 和 $\text{SILTP}_{4,5}^{0.3}$ 根据式 7 和式 8 求得, 然后计算每个子窗口的直方图, 即每个数字出现的概率; 再在同一个水平高度的子窗口中, 取 HSV、 $\text{SILTP}_{4,3}^{0.3}$ 和 $\text{SILTP}_{4,5}^{0.3}$ 统计直方图最大的值组成一个新的子窗口直方图, 最后得到的特征向量是在同一水平高度上统计直方图特征最大化的特征向量。

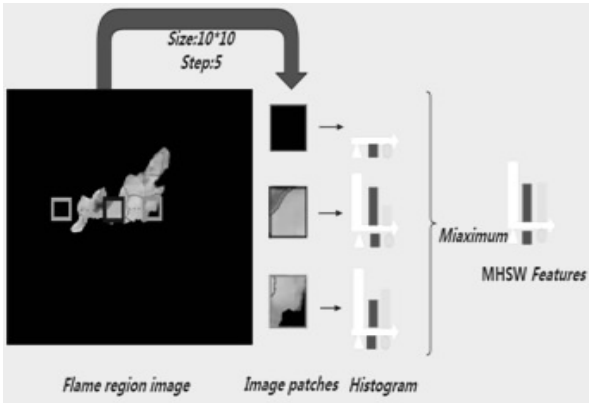


图 3 MHSW 特征提取过程

为了考虑到多尺度信息, 将原图分别缩小一倍和两倍, 建立三尺度图像金字塔, 同样运用以上方法提取其 MHSW 特征, 将缩放后提取的特征组合在一起, 构成一个新的特征向量 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 来描述火焰区域。此外, 为了消除不同特征量纲和量纲单位的影响, 对数据特征向量 \mathbf{X} 作归一标准化处理, 归一化后的特征向量记为 $\hat{\mathbf{X}} = [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_n]^T$, 其中:

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \min(X)}{\max(X) - \min(X)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

2.3 火焰区域全局特征提取

HSV 颜色直方图和 SILTP 统计直方图的两个特征都是对火焰区域进行局部区域提取的特征, 对于火焰的识别都具有一定的局限性。火焰区域圆形度特征是全局特征, 可以通过它来互补从而提高火焰识别率。

圆形度是圆形相似程度的量, 根据圆周长与圆面积, 圆形度的计算公式定义为:

$$C = \frac{L^2}{4\pi S} \quad (10)$$

其中, L 为火焰边界的周长; S 为火焰的面积。

将获取的图像转化成二值图像, 1 为火焰区域 (白色区域), 0 为非火焰区域 (黑色区域), 提取火焰区域内部所有像素作为面积值, 由边界算法得到火焰的周长。

对火焰区域的 MHSW 局部细节特征和火焰区域的圆形度的全局特征进行最优加权^[14], 然后融合成一组特征向量组作为疑似火焰区域的特征描述, 同时使用交叉网络搜查法的 SVM 实现火焰的识别^[15]。

3 实验结果与分析

3.1 算法流程

基于 MHSW 特征融合的火焰检测算法首先对图像进行超像素分割,根据 YCbCr 颜色空间提取疑似火

焰区域,通过对疑似火焰区域提取局部的 MHSW 特征和全局特征,通过融合得到疑似火焰区域的特征向量组,最后采用交叉网格搜查法的 SVM 进行识别。具体流程如图 4 所示。

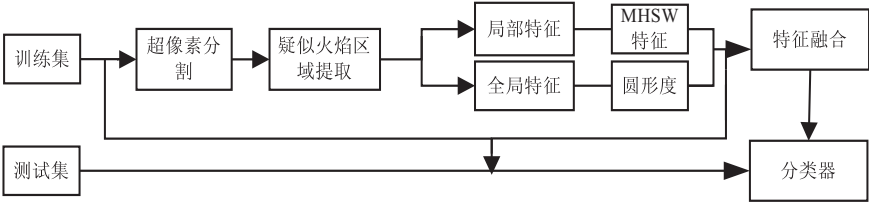


图 4 算法流程

3.2 实验数据

实验数据一部分来自自行录制的视频图像,一部分来自互联网,共有图像 7 858 幅,图像大小为 640 *

480,来自不同场合,有晚上的室内外火灾视频图像和非火灾视频图像,有白天室内外火灾视频图像和白天室内非火灾视频图像。图 5(a)是其中部分视频图像。



图 5 实验部分数据

在实验中,选取 3 400 幅火焰图像和 2 400 幅非火焰图像,共 5 800 帧作为训练样本,其余 2 058 幅作为测试样本。

3.3 实验结果及分析

将图像直接提取 HSV+LBP+圆形度特征进行融合(直接算法),与文中算法进行对比。SVM 都选用径向基核函数,使用算法求取最优参数:核参数 g 和惩罚参数 c ^[15]。其中直接算法最优参数 $c = 4.56$, $g = 0.35$,文中算法最优参数 $c = 5.16$, $g = 0.26$ 。图 6 给出了两种算法的火焰识别结果。

一直相对稳定,所以识别率很高;建筑物火焰比较明显,与周围环境差别很大,因此识别率也比较高;野草树木火焰受到风力等因素影响较大,也会有些许的噪声影响,火焰特征可能不稳定,识别率会有所下降;夜晚的红灯与火焰的颜色和圆度角有些相似,所以会发生误检。由图 6 实验数据可知,五种场景中文中算法的识别率明显都高于直接算法,这是因为:(1)超像素分割获得完整的火焰区域促进了 MHSW 和圆形度特征的精确提取;(2)SILBP 特征具有抗噪声性和对光照变化的鲁棒性;(3)MHSW 特征中充分利用了 HSV 颜色直方图和 SILBP 统计直方图特征中局部最大化特性,降低了火焰特征使用的冗余性和火焰特征训练的复杂性,以及火焰识别的误检率,从而使得火焰的识别率在原有基础上有所提高。

同时,还将文中算法和参考文献[5-6]进行对比,结果如表 1 所示。其中 TP 指火焰被正确识别概率,即准确检测到的数量占实际火焰数量的比例;FP 指火焰被视为非火焰的概率,即未检测到火焰数量占实际火焰数量的比例;TN 指非火焰被视为非火焰的概率,即检测到的非火焰数量占实际非火焰数量的比例;FN 指

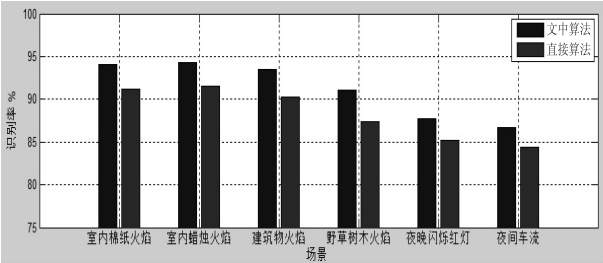


图 6 SVM 分类器对火焰识别的结果

图 6 每个场景中第一个条形表示文中算法,第二个条形表示直接算法。室内棉纸火焰和室内蜡烛火焰

非火焰被视为火焰的概率,即未检测到的非火焰数量占实际非火焰数量的比例。

表 1 不同方法火焰平均识别率对比 %

场景描述	方法	TP	FP	TN	FN
室内火焰场景	文献[6]	90.1	9.9	91.34	8.66
	文献[5]	90.2	9.8	89.4	10.6
	文中	93.73	6.27	92.4	7.6
室外火焰场景	文献[6]	87.45	12.55	86.9	13.1
	文献[5]	89.1	10.9	88.2	11.8
	文中	92.89	7.11	90.2	10.8

由表 1 可以看出,在室内和室外不同场景下,提出的 MHSW 特征融合方法取得了更高的识别率和更低的误检率。这是由于引入的超像素分割和 YCbCr 颜色空间,在复杂场景下能够定位到疑似火焰区域,同时提取的 MHSW 特征解决了大量冗余信息导致的特征使用效率低下的问题。

选取部分无明显光照影响火焰图像和有明显光照影响的图像,如图 5(b)第一行三个是无明显光照影响图像,第二行三个是明显光照影响图像。结果如图 7 所示,其中每种算法第一个条形表示无光照影响,第二条形表示有光照影响。

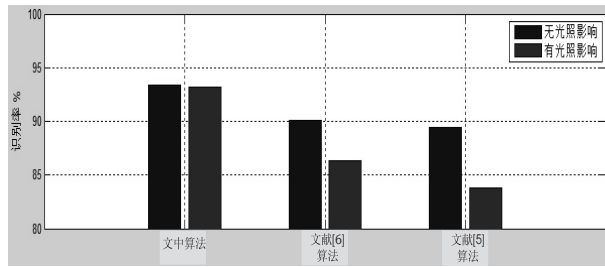


图 7 有无光照影响下的火焰识别率

由图 7 看出,在有明显光照影响的条件下,文献[5-6]的火焰识别率都有所下降,而文中算法的识别率几乎没有影响。实验图像中由于光照强度的变化,导致文献[5-6]的火焰特征提取会产生误差。文中算法为了克服光照因素,使用了火焰的 MHSW 特征,MHSW 特征对噪声和光照变化具有鲁棒性。

4 结束语

文中算法通过超像素分割和 YCbCr 颜色空间分割疑似火焰区域,对疑似火焰区域通过 MHSW 特征和圆弧度特征进行火焰识别。实验结果表明,文中提出的火焰识别算法有较高的识别率和较低的误检率,而且能适应多场景,对光照强度变化具有鲁棒性。

参考文献:

[1] SHAO Jing, WANG Guanxian, GUO Wei. An image-based

fire detection method using color analysis[C]//2012 international conference on computer science and information processing. Xi'an, China; IEEE, 2012: 1008-1011.

[2] KONG S G, JIN Donglin, LI Shengzhe, et al. Fast fire flame detection in surveillance video using logistic regression and temporal smoothing[J]. Fire Safety Journal, 2016, 79: 37-43.

[3] DIMITROPOULOS K, BARMPOUTIS P, GRAMMALIDIS N. Spatio-temporal flame modeling and dynamic texture analysis for automatic video based fire detection[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2015, 25(2): 339-351.

[4] 严云洋, 唐岩岩, 刘以安, 等. 使用多尺度 LBP 特征和 SVM 的火焰识别算法[J]. 山东大学学报: 工学版, 2012, 42(5): 47-52.

[5] CHOU K. Block-based feature extraction model for early fire detection[C]//2017 IEEE symposium series on computational intelligence. Honolulu, HI; IEEE, 2017: 1-8.

[6] BENJAMIN S G, RADHAKRISHNAN B, NIDHIN T G. Extraction of fire region from forest fire images using color rules and texture analysis[C]//2016 international conference on emerging technological trends. Kollam, India; IEEE, 2016: 1-7.

[7] OUYANG Jineng, BU Leping, YANG Zhikai. An early flame identification method based on edge gradient feature[C]//2nd IEEE advanced information management, communicates, electronic and automation control conference. Xi'an, China; IEEE, 2018: 642-646.

[8] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.

[9] 段锁林, 毛丹. 关于火灾火焰图像检测算法研究[J]. 计算机仿真, 2016, 33(2): 393-398.

[10] ROY K, KIM J, IQBAL M T B, et al. An adaptive fusion scheme of color and edge features for background subtraction[C]//14th IEEE international conference on advanced video and signal based surveillance. Lecce, Italy; IEEE, 2017: 1-6.

[11] 贾磊, 鲁旭涛, 孙运强. 基于改进的局部二值模式算法的表情识别[J]. 国外电子测量技术, 2018, 37(10): 35-39.

[12] 吴茜茜, 严云洋, 杜静, 等. 多特征融合的火焰检测算法[J]. 智能系统学报, 2015, 10(2): 240-247.

[13] MEHTA R, EGAZARIAN K. Dominant rotated local binary patterns (DRLBP) for texture classification[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 71: 16-22.

[14] SUN Bo, SONG Shiji, WU Cheng. A new algorithm of support vector machine based on weighted feature[C]//2009 international conference on machine learning and cybernetics. Hebei, China; IEEE, 2009: 1616-1620.

[15] 罗小燕, 陈慧明, 卢小江, 等. 基于网格搜索与交叉验证的 SVM 磨机负荷预测[J]. 中国测试, 2017, 43(1): 132-135.