

文章编号:0253-4339(2025)04-0061-14

doi:10.12465/j.issn.0253-4339.2025.04.061

# 基于图像纹理特征的高适应性低成本蒸发器结霜状态智能识别方法对比

徐英杰<sup>1</sup> 张恒瑞<sup>1</sup> 柳云宇<sup>1</sup> 周晓晓<sup>2</sup> 韩晓红<sup>3</sup> 陈光明<sup>3</sup>

(1 浙江工业大学机械工程学院 杭州 310023; 2 浙江盾安人工环境股份有限公司 绍兴 311835;  
3 浙江大学制冷与低温研究所 杭州 310007)

**摘要** 误除霜或除霜不及时将导致制冷/热泵机组能耗增加、稳定性降低、故障率提升。精准识别结霜状态从而及时除霜是提升制冷/热泵性能的重要方向。基于数字/智能技术的结霜状态识别方法展现出较好的潜力,但现有技术在实际应用的复杂条件下,识别准确率明显降低,亟待改善。基于此,以蒸发器表面图像的纹理特征为切入点,提出以灰度共生矩阵提取纹理特征并结合麻雀算法优化后的极限学习机进行分类的智能识别方法。有望规避拍摄角度、光照强度等外部条件的影响,实现较强的适应性。建立实验装置,实验采集4125张复杂工况下3种结霜状态的蒸发器图像样本,对新方法进行了验证和对比研究。结果表明,该方法在不同工况下识别准确率可接近或高于95%,显著高于现有的方法5%~35%。该方法的稳定性较高,成本较低,表现出良好的应用潜力。

**关键词** 结霜状态识别;灰度共生矩阵;数字图像;纹理特征;除霜

**中图分类号**:TB61<sup>+</sup>1;TK172;TP75

**文献标识码**:A

## Comparison of High Adaptability and Low-Cost Intelligent Recognition Method for Evaporator Frosting Status Based on Image Texture Features

Xu Yingjie<sup>1</sup> Zhang Hengrui<sup>1</sup> Liu Yunyu<sup>1</sup> Zhou Xiaoxiao<sup>2</sup> Han Xiaohong<sup>3</sup> Chen Guangming<sup>3</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, 310023, China; 2. Zhejiang Dun'an Artificial Environment Co., Ltd., Shaoxing, 311835, China; 3. Institute of Refrigeration and Cryogenics, Zhejiang University, Hangzhou, 310007, China)

**Abstract** Unnecessary or delayed defrosting results in increased energy consumption, reduced stability, and increased failure rates in refrigeration and heat pump units. Accurately identifying the frost status and timely defrosting are important for improving the performance of refrigeration and heat pumps. Frost status identification methods based on digital and intelligent technologies have shown significant potential. However, existing technologies have significantly reduced accuracy in complex real-world conditions and require urgent improvement. In this paper, we proposed an intelligent recognition method based on the texture features of evaporator surface images. We used a gray-level co-occurrence matrix to extract texture features and combine them with the extreme learning machine optimized by the sparrow algorithm for classification. This is expected to mitigate the impact of external conditions, such as shooting angles and light intensity, thereby achieving strong adaptability. An experimental setup was established to collect 4125 images of the evaporator in three different frost states under complex working conditions, and the proposed method was validated and compared. The results showed that the accuracy of the method in identifying different conditions can reach 95%, which is significantly higher than that of existing methods by 5~35%. Furthermore, this method has high stability and low cost thereby demonstrating great potential for practical applications.

**Keywords** frosting state recognition; gray level co-occurrence matrix; digital image processing; texture features; defrost

空气源热泵是未来实现零/近零碳供热的关键技术,而冷链制冷系统是节能减排的重点对象。二者的蒸发器与空气换热时均存在结霜问题,影响系统性

能。蒸发器上的霜层较厚<sup>[1]</sup>时,会显著降低传热效率,从而导致换热量减少30%~57%<sup>[2-4]</sup>,COP(性能系数,coefficient of performance)下降35%~60%<sup>[5-9]</sup>,

能耗急剧上升。还会使压缩机吸气压力下降,导致制冷量或制热量不足<sup>[10-11]</sup>。结霜进一步严重时,还会造成机组停机、设备损坏<sup>[12]</sup>等事故。因而,及时准确地对蒸发器进行除霜非常重要,而此项工作得以实施的必要前提就是对结霜状态实现精确识别。

制冷/热泵系统蒸发器结霜状态的识别方法传统上可以分为 2 类。第 1 类是直接法,即直接测量霜层自身的参数,如厚度<sup>[13]</sup>、覆盖面积等,来确定结霜程度。主要包括:以千分尺<sup>[14]</sup>直接测量霜层厚度的方法,厚度误差低至 0.1 mm;采用激光测量法<sup>[15]</sup>测量霜层厚度,误差仅 0.5 mm;使用光电耦合技术<sup>[16]</sup>测量霜层厚度;利用电荷耦合器件<sup>[17]</sup>观察冰晶的高度,误差为 0.002 mm;使用干涉测量法<sup>[18]</sup>分析霜层厚度,其测量不确定度为 $\pm 0.01$  mm 等。这些方法对霜层测量精度高,但操作复杂、成本高,且局部测量不能反映蒸发器整体的结霜状态,因而直接法很难实际应用。

第 2 类是间接法,即测量霜层自身参数以外的信号来判断结霜程度。主要包括:测量运行时间参数的定时法<sup>[5,19]</sup>,其误除霜率高达 60%;结合系统运行时间蒸发器盘管温度的 T-T 法<sup>[7]</sup>,在北方城市的误除霜率为 53%,中部城市为 38%,南方城市为 15%;测量室外换热器空气压差<sup>[20]</sup>的除霜控制法,其准确率为 72%~85%;结合最大平均供热能力<sup>[21-22]</sup>的除霜控制法,其相对于 T-T 除霜控制方法的准确率约有 5%的提升;测量风机电流<sup>[23]</sup>的除霜控制方法,但长期使用风机会产生污垢,导致准确率下降。间接法因结构简单、成本低廉是当前热泵/制冷系统除霜中采用的主要方法,但其最大的弊端是影响因素复杂,识别准确率低,一般不足 75%。

随着计算机科学的发展,数字图像技术的处理能力提升、设备成本下降,已逐渐应用于医学、交通等领域,也正在成为蒸发器结霜识别的第 3 类方法。Song Mengjie 等<sup>[24]</sup>对图像处理在霜层测量中的应用进行了调研。调研表明,图像处理技术可以直接用来检测霜层厚度,但受到一些干扰因素的影响,效果仍有提升空间。Li Zhaoyang 等<sup>[25]</sup>提出一种多阈值分割方法,使用阈值对图像中的像素点进行特征化处理,预测当前的结霜阶段,准确率约为 70%。Miao Hongfei 等<sup>[26]</sup>使用图像分层理论与图像数字处理技术结合的方法进行除霜控制,与传统 T-T 方法相比,可使“有霜不除”和“无霜除霜”的误除霜现象造成的能耗分别降低 10.6%和 22.3%。Sun Huan 等<sup>[27]</sup>提出一种基于灰度对比度振幅的霜厚检测方法,利用提出的新特征参数评价蒸发器盘管结霜量。该方法的精度有一

定的提高,但改变光照条件时,准确率会大幅下降。Chen Siliang 等<sup>[28]</sup>直接使用卷积神经网络,将实验所得图片直接放入神经网络中,对霜层状态进行分类。但当改变拍摄角度和光照条件时,结霜状态识别准确率为 75%,比额定工况下降 21%。

综上所述,现有的具有实用价值的蒸发器结霜状态识别方法的识别准确率多在 50%~75%,仍有较大概率导致误除霜,可引起约 40%<sup>[7]</sup>能源浪费,造成温度波动。因而开发具有高准确性、高适应性、高实用价值的结霜状态识别方法十分必要和紧迫。同时也可以看到,数字图像结霜识别方法在准确性和实用性上具有较好的基础,展现出巨大的潜力。但在复杂的光照强度、图像尺寸、拍摄角度和传感器性能等实际工况下,其性能仍需进一步提升。

基于此,本文从卫星遥感数字图像技术中受到启发,提出以改进的灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)提取蒸发器表面结霜图像的纹理特征<sup>[29]</sup>,构建新型特征向量简化特征的表征,结合经麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)优化的极限学习机(extreme learning machine, ELM)最终实现准确分类的结霜状态识别方法。为研究与验证上述新方法(gray level co-occurrence matrix-supervised extreme learning machine, GLCM-SELM),搭建了蒸发器结霜模拟实验系统,实验得到不同光照等条件下的不同程度的结霜图像,并分析了其经济性。依据这些图像与现有的若干数字图像结霜识别方法进行对比,确认 GLCM-SELM 方法的准确性和适应性。

## 1 基于蒸发器图像灰度共生矩阵和极限学习机(GLCM-SELM)的结霜识别方法

GLCM-SELM 方法的流程原理如图 1 所示。将预处理后的蒸发器图像经过计算和转换,得到了保存有图像纹理特征的灰度共生矩阵(GLCM)。再用 8 个特征参数进一步简化表征 GLCM 中的图像纹理特征。最后以特征参数作为麻雀搜索优化的极限学习机(SELM)的输入量,实现图像的分类。

### 1.1 蒸发器数字图像的预处理

在图像的传输和采集过程中,常受到噪声干扰,从而导致图像数据失真。针对霜层图像,其噪声主要来源于温度突变和光照不足等因素所引发的高斯噪声。因此,本文首先采用高斯滤波的方法对图像进行处理,为后续的分析 and 识别奠定基础,该过程可表述为:

$$G(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left[ -\frac{(i-k)^2 + (i-1)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (1)$$

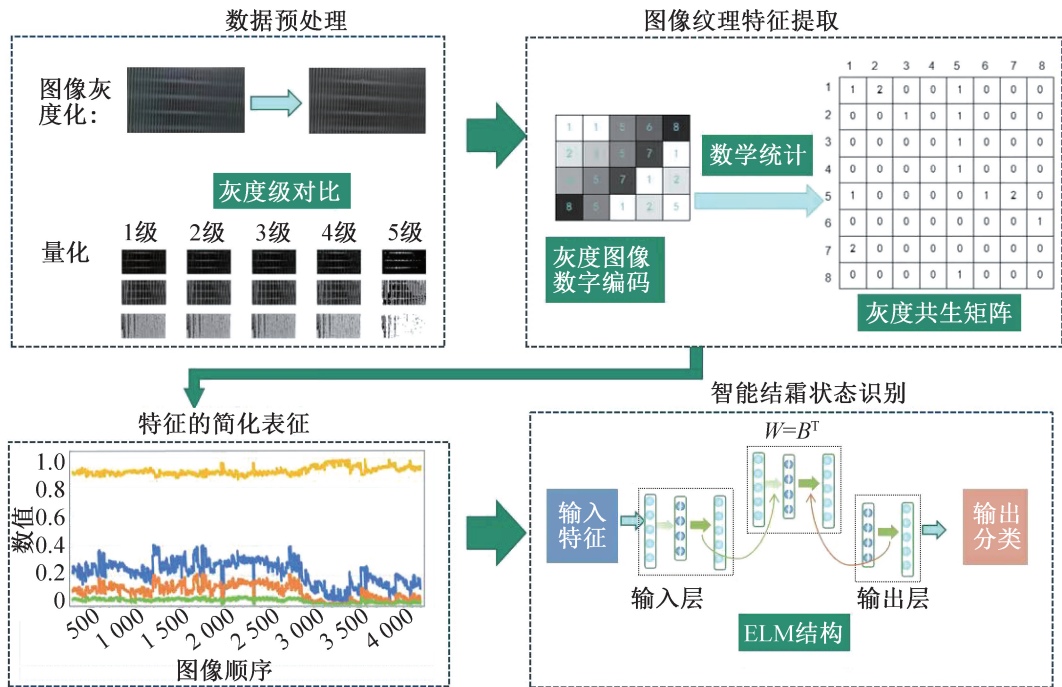


图 1 GLCM-SELM 方法的流程原理  
Fig.1 Flow schematic of GLCM-SELM method

式中:  $G(i, j)$  为坐标  $(i, j)$  处的函数值, 能体现该点在高斯分布里的权重或概率密度;  $i, j$  为像素坐标;  $k$  为高斯卷积核的大小;  $\sigma$  为高斯分布的标准差。

然后, 将图像转化为灰度格式, 如式 (2) 所示。

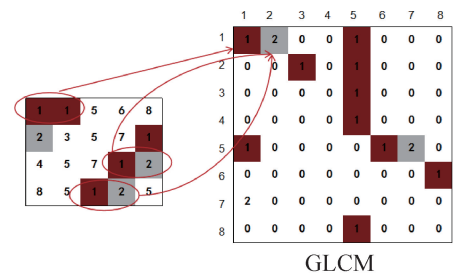
$$G = 0.299R + 0.587G + 0.144B \quad (2)$$

式中:  $G$  为转换后的灰度值, 范围一般为  $0 \sim 255$ ;  $R, G, B$  分别为像素点的红、绿、蓝通道值, 范围为  $0 \sim 255$ 。最后, 将灰度图像进行压缩和量化处理, 以降低计算复杂度并节省存储空间。即将连续的亮度值分成若干个区间, 并将同一区间内的像素值映射为相同的数值。将灰度图像  $0 \sim 255$  的灰度值, 按照 8、16、32、64 个等级别平均划分为若干个区间, 并将同一区间内的像素值映射为相同的数值。

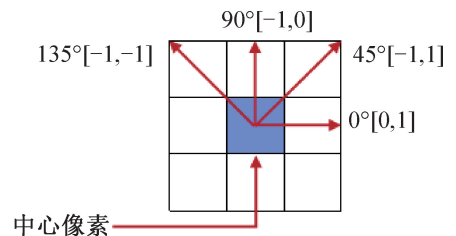
### 1.2 灰度共生矩阵与图像纹理特征的表征

通过使用灰度共生矩阵 (GLCM) 对霜层的纹理特征进行量化统计。具体而言就是将蒸发器表面霜层的图像转换为黑白图像, 并将其分成小块。对于每个小块, 计算它与周围像素之间的灰度级别共生关系, 然后根据这些关系计算出一系列统计特征, 例如能量、对比度和相关性等。最后, 将整个图像的所有小块的纹理特征进行汇总, 并得到代表整个图像的纹理特征向量, 该过程如图 2(a) 所示。图 2(b) 所示为在不同方向上对纹理特征进行统计的过程。

通过 GLCM 计算可得 14 种 Haralick 纹理特征, 其维数较大, 一般不能直接进行纹理特征的分。需



(a) 灰度共生矩阵求解过程



(b) 不同方向角灰度共生矩阵

图 2 灰度共生矩阵求解

Fig.2 Solution for grayscale co-occurrence matrix

要针对不同的应用场景和任务选取不同的 Haralick 纹理特征进行分析。本文选取对比度、同质性、相关性和能量作为特征值进行研究。

1) 角二阶矩 (angular second moment, ASM): 角二阶矩也被称为能量, 能量是指图像中纹理的规则程度, 也可以理解为纹理的强度。高能量值表示图像中的纹理相对较强、规则性较高, 低能量值表示纹理较弱、规则性较低。

$$S = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (G(i,j))^2 \quad (3)$$

式中:  $S$  为角二阶矩的值。

2) 同质性 (Homogeneity, Hom): 同质性反映了图像中纹理的一致性 or 均匀性。高同质性值表示图像中的纹理相互间相似度较高, 低同质性值表示纹理之间差异较大。

$$H = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \frac{G(i,j)}{1 + (i-j)^2} \quad (4)$$

式中:  $H$  为同质性的值。

3) 相关性 (Correlation, Cor): 相关性描述了图像中纹理的线性关系程度。高相关性值表示纹理在不同位置间具有较强的线性关联, 低相关性值表示纹理之间的线性关联较弱。

$$O = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \frac{(i,j)G(i,j) - u_i u_j}{\sigma_i \sigma_j} \quad (5)$$

式中:  $O$  为相关性的值;  $u_i$  和  $u_j$  分别为  $i$  和  $j$  的均值;  $\sigma_i$  和  $\sigma_j$  分别为  $i$  和  $j$  的标准差。

4) 对比度 (Contrast, Con): 对比度衡量了图像中明暗或颜色的变化程度。高对比度值表示图像中明暗或颜色差异明显, 低对比度值表示图像中明暗或颜色变化较小。

$$Q = \sum_{n=0}^{k-1} n^2 \left\{ \sum_{|i-j|=n} G(i,j) \right\} \quad (6)$$

式中:  $Q$  为对比度的值;  $n$  为  $i$  和  $j$  的差值。

通过上述计算方法, 分别求解了 4 个方向上的相关统计参数。然而, 获得的  $4 \times 4$  矩阵保存的图像信息将过于冗余, 增加了后续机器学习的计算量。本文由  $4 \times 4$  矩阵计算得到 4 个非线性相关统计参数在 4 个方向上的均差和标准差以简化机器学习中的输入信息。

### 1.3 麻雀搜索算法优化的极限学习机

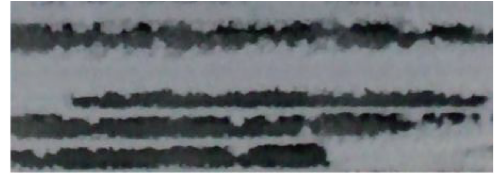
极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 是 Huang Guangbin 等<sup>[30]</sup>提出的一种单隐层前馈神经网络模型。通过解方程组的方法可以直接计算输出层与隐含层之间的连接权值, 在保证模型精准性的同时, 具有较快的学习速度, 已经在各种领域得到广泛应用。此外, 将麻雀优化算法 (sparrow search algorithm, SSA) 和 ELM 结合可以提升 ELM 的性能和泛化能力, SSA 模拟了麻雀在寻找食物、避免危险和群体合作等方面的行为规律。利用 SSA 寻找最优的输入层与隐含层权重矩阵和偏置向量, 可使 ELM 的性能最优化。

### 1.4 已有的基于数字图像的蒸发器结霜状态识别方法

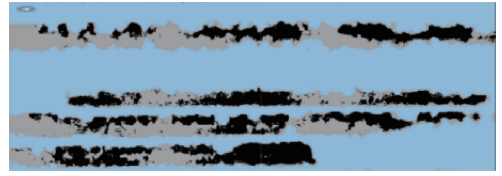
1) 基于多阈值分割的结霜状态识别方法。多阈

值分割是在将不同光照强度、像素和拍摄角度的图像数据转化为灰度图像的基础上, 使每个像素的灰度值与预设的阈值进行对比<sup>[21]</sup>。通过对比为每个像素重新赋予新的特征值。该过程表述为式 (7), 其中, 阈值  $K_1$  用于区分非结霜区域和中等结霜区域, 阈值  $K_2$  用于区分中度结霜区域和重度结霜区域。图 3 所示为赋予新特征值前、后的图像对比。

$$g(x,y) = \begin{cases} 0, & 0 \leq f(x,y) \leq K_1 \\ 0.5, & K_1 \leq f(x,y) \leq K_2 \\ 1, & K_2 \leq f(x,y) \leq 255 \end{cases} \quad (7)$$



(a) 原局部灰度图像



(b) 处理后局部图像

图 3 霜层对比

Fig.3 Frost layer comparison

通过赋值霜层图片中的像素点全部拥有新的特征数, 计算整张图像的特征值平均值, 同时引入结霜系数  $P$ , 将特征值平均值与  $P$  进行对比, 从而判断霜层状态。

$$P = \frac{\sum_{xy} g(x,y)}{N} \quad (8)$$

式中:  $N$  为图像中像素点的个数。

2) 基于卷积神经网络的结霜状态识别方法。卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 可逐层提取图像特征, 通过共享参数减少过拟合风险, 在大规模数据集上具有优异表现, 广泛应用于图像分类<sup>[31]</sup>、目标检测<sup>[32]</sup>和图像生成等。根据不同需求, 可以通过设置激活函数、卷积核大小、隐含层和池化层数量等参数来构建卷积神经网络。本文在 MATLAB 环境下建立基于卷积神经网络的结霜图像识别模型。

3) 基于灰度直方图的 BP (back propagation) 神经网络识别方法。通过统计图像像素在不同颜色的分布情况, 可以得到对应的直方图。当不同灰度图像灰度级分布相同时, 可能具有相同的灰度直方图<sup>[32]</sup>。在该情况下, 利用灰度直方图的一对多特性可以对结

霜状态的图像进行分类。图 4 所示为无霜、中霜和重霜 3 种不同结霜状态图像的直方图,可以明显看出它们之间的差异。

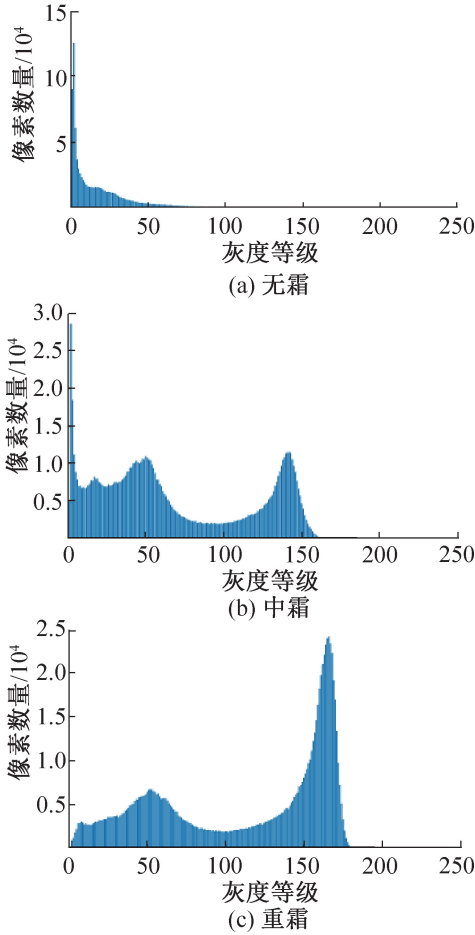


图 4 不同结霜状态图像的直方图

Fig.4 Histograms of images with different frosting states

其次,将直方图中的灰度数据加载至 BP 神经网络中。针对实验得到的 3 种结霜状态下的灰度直方图,分别给予标签,按照一定比例划分为训练集和测试集,通过 BP 神经网络进行学习和预测,实现对结霜状态的预测。

4) 基于分型理论的结霜状态识别方法。在霜层图形识别中可以使用分形维数来描述和分析霜层的自相似性和长程依赖性。分形维数是一种用于描述分形对象几何结构复杂性的度量指标。常用的分形维数<sup>[33]</sup>定义方式包括盒维数、信息维数和谱维数等。图 5 所示为霜层经过分型处理后的三维视图。

分形维数的计算可以通过将几何体分解成若干个粗略相同的子部分,并计算每个子部分需要被分解的次数,然后将得到的结果进行加权平均,得到整个几何体的分形维数。该过程可以通过计算盒计数-盒尺寸关系曲线的斜率来实现。将不同霜层状态下

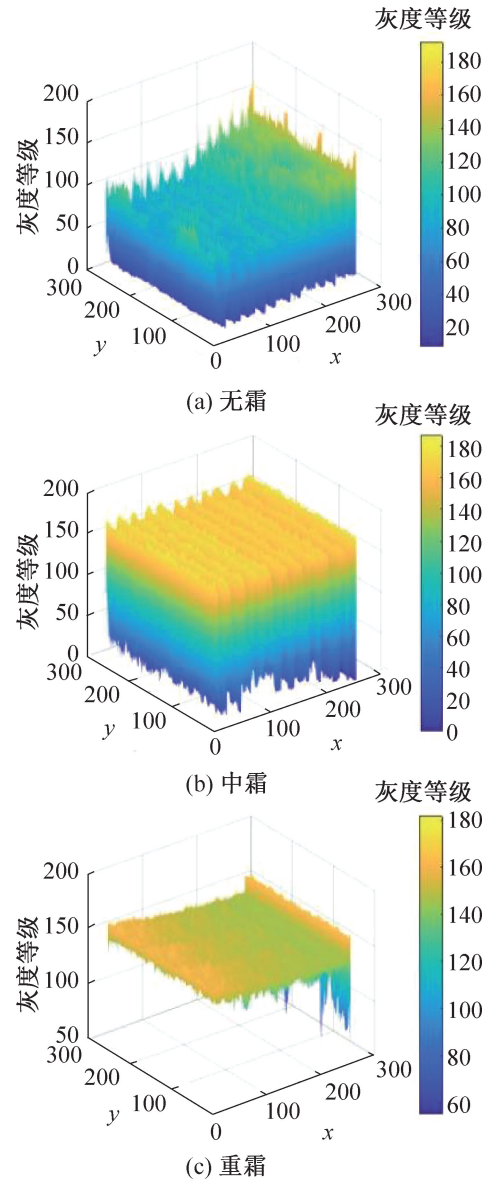


图 5 霜层分型

Fig.5 Frost layer classification

的分形维数作为特征,并设置标签,利用深度机器学习来识别不同光照强度下的霜层结冰状态。

## 2 实验系统与实验结果

### 2.1 实验系统

为了验证和评估该方法的准确性和可行性,建立了一个空气源热泵换热器结霜模拟实验系统,并在实验过程中收集了不同阶段霜层发展的图像。这些图像对于分析和理解结霜过程中的变化非常重要。实验系统如图 6 所示,该系统包括一个空气源热泵换热器,用于模拟真实工况下的结霜过程。在实验过程中,使用高清摄像机捕捉了不同阶段霜层发展的图像。这些图像作为后续分析的数据源,可以用于评估提出的方法在结霜图像识别和分析中的效果。

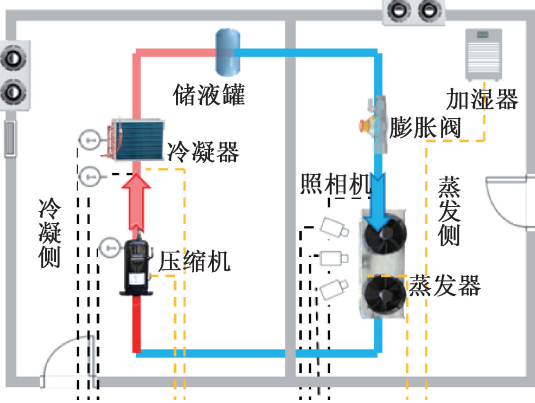


图6 实验系统

Fig.6 Experimental system plan

实验系统分为2个主要区域:冷凝侧和蒸发侧。这些区域各自承担不同的功能,以模拟真实工况并实现对实验系统的有效控制。在蒸发侧,使用型号为DF100-720P的CMOS摄像机,这是一款具有高集成度相机系统的设备。采用0.635 cm的CMOS,最大分辨率可达1 280×720。同时,配备一个棒灯作为辅助光源,以满足不同光照强度、拍摄角度及拍摄距离的要求,具体情况如图7所示。

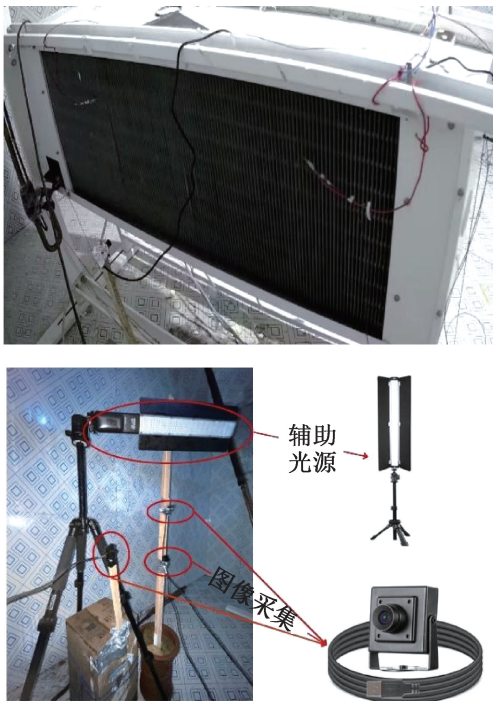


图7 图像采集设备

Fig.7 Image acquisition device

本方法的经济性分析:相比原换热系统,本方法需要一个CMOS摄像机和图像视觉识别模块,价值57元,用于图像的获取;将原有价值约90元的控制板芯片升级为价值150元的图像处理芯片。额定输

入功率为3 600 W的制冷系统,成本约为1万~3万元,额定输入功率为7 355 W的制冷系统成本约为5万~15万元,额定输入功率为14 700 W的系统成本约为10万~30万元。额外增加的设备约相当于原系统价值的3%。所以GLCM-SELM方法的成本相当低。

## 2.2 实验测试及结果

为了采集不同复杂工况下蒸发器表面的结霜图片,实验中模拟的蒸发侧环境温度为 $-20\sim-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,相对湿度在75%~100%之间变化;光照强度在5~2 370 lx之间变化;拍摄角度分为左、中、右。具体实验步骤如下:

1) 在开始实验前,检查设备的连接和安装情况,确保设备能够安全运行,同时排除制冷剂泄漏、传感器和数据采集装置连接异常等问题。

2) 设置相机的拍摄角度,以获取不同角度下的蒸发器霜层图像。同时,通过可调节的辅助光源,在不同光照条件下获取结霜图像。

3) 调整好相机位置后,启动设备进行实验,并打开上位机中的系统运行参数数据采集装置。通过电脑用户界面进行控制,可以实时采集系统的数据,并记录温度、电流等参数的变化。

4) 随着系统的运行,蒸发器翅片表面逐渐结霜并生长。选择每180 s采集一次图像,并在辅助光源的帮助下采集不同光照下的图像。一直进行图像采集,直至蒸发器表面的霜层完全覆盖后停止采集。

5) 在系统运行结束后,启动强制除霜系统。

6) 重新设定新的目标温度,并调整光照强度和拍摄角度。重复执行步骤2~5的操作。在同一温湿度下,多次重复实验,以消除偶然误差。

实验中光照强度为5~2 370 lx;角度为 $-45^{\circ}\sim 45^{\circ}$ ,实验所得的典型图像如图8所示。通过测量所摄图像中霜层厚度,结合制冷系统制冷性能下降比例,经综合判断将蒸发器对应的结霜状态分为无霜、中霜和重霜3类,并分别标记为1、2、3。

## 3 结果分析与对比

### 3.1 各图像识别方法参数优化

图像识别模型中的参数取值影响识别准确率,为确保对比的公平,先将各模型的参数均优化至最佳值。

1) GLCM-SELM模型的参数优化:GLCM-SELM模型存在一些关键参数的确定,如机器学习中的隐含层节点数和激活函数的选取,以及图像量化等级 $g$ 、扫描角度和扫描步长 $d$ 的选择。本文在量化等级8、

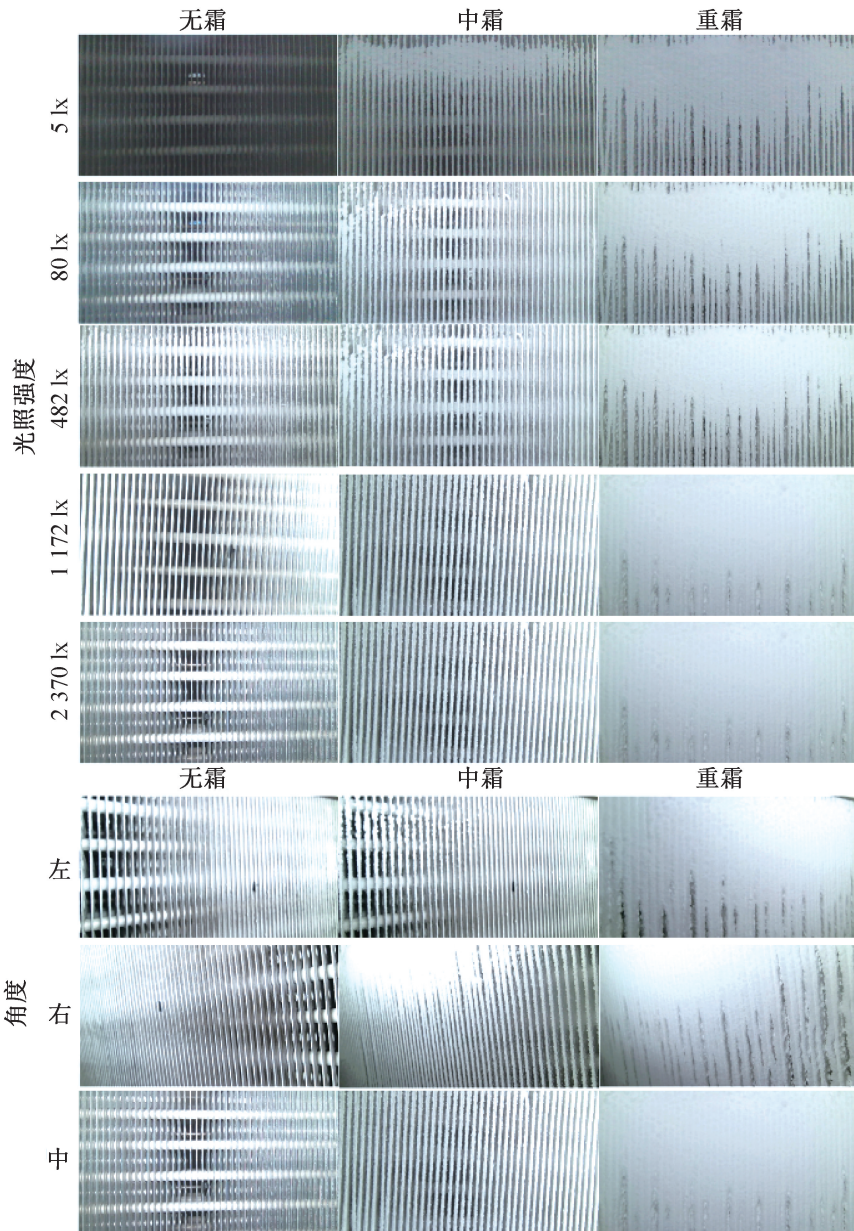


图 8 不同拍摄角度及距离霜层图像

Fig.8 Frost layer images at different shooting angles and distances

16、32、64, 扫描步长 1、2、3、4 范围内搜寻最优参数。运行结果如图 9 所示。

2) 基于多阈值分割的结霜状态识别模型的参数优化: 阈值是决定将图像中的像素分为目标和背景的界限。较高的阈值会导致漏检增多, 将一些真正的目标误分类为背景; 较低的阈值也会导致误检增多, 将一些背景误分类为目标。因此, 合理选择阈值是提高准确率的关键, 阈值不同导致同一张图像的结霜系数  $P$  不同, 从而影响结霜状态的识别率。因此多次循环使用不同的阈值计算识别准确率, 以得到最佳阈值, 结果如图 10(a) 所示。

3) 基于卷积神经网络的结霜状态识别模型的参

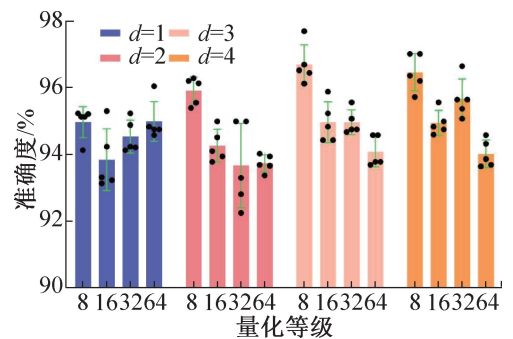


图 9 GLCM-SELM 的构造参数的优化

Fig.9 Optimization of construction parameters for GLCM-SELM

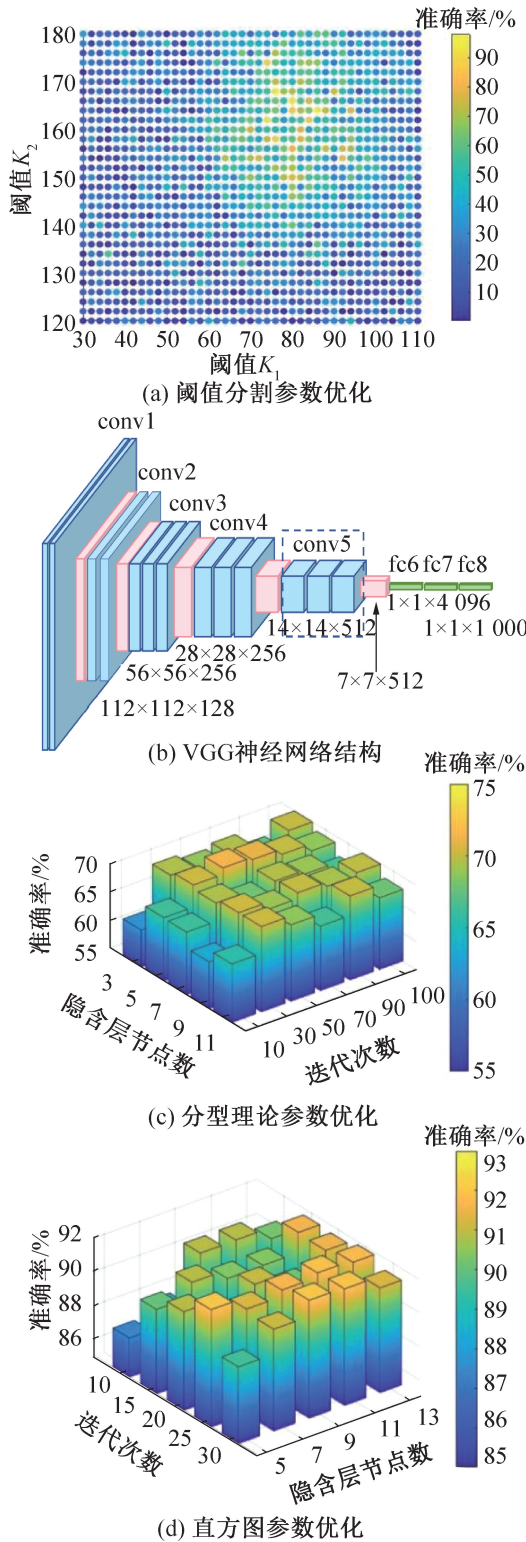


图 10 参数优化过程

Fig.10 Parameter optimization process

数优化:卷积神经网络需要设置激活函数、卷积核大小、隐含层和池化层数量等参数来构建卷积神经网络。本文中使用的 VGG (visual geometry group) 卷积神经网络, VGG 网络的核心思想是通过多层堆叠的卷积层和池化层来增加网络的深度。基本架构包括几

个相同的块,每块由连续的卷积层(使用小尺寸的卷积核)和池化层组成。这种简单的设计使网络具有非常深的结构,有助于提取更高级别的特征。本文采用优化的卷积核为  $3 \times 3$ ,最大池化层为  $2 \times 2$ ,卷积层数为 13,全连接层数为 3,组成结果如图 10(b) 所示。

4) 基于灰度直方图的结霜状态识别模型的参数优化:基于灰度直方图的结霜状态识别方法通过计算统计不同结霜状态下图像的灰度值,以此作为机器学习的输入特征值,从而进行分类判断。在确认输入的特征值后,对分类器的结构以及参数进行优化可以不同程度地提升模型的准确度。本文采用 BP 神经网络进行分类判断,对其关键参数隐含层节点数和训练迭代次数进行了优化。如图 10(c) 所示,基于灰度直方图和 BP 网络的结霜状态识别模型在迭代次数为 50,隐含层节点数为 5 时,准确率最高。

5) 基于分型理论的结霜状态识别模型的参数优化:基于分型理论的结霜状态识别方法是提取霜层图像的分形维数作为特征值,同样运用 BP 神经网络分类器进行分类判断。图 10(d) 所示为该方法在考虑隐藏层节点数和迭代次数的优化过程,当迭代次数为 15,隐含层节点数为 13 时,准确率最高。

### 3.2 GLCM-SELM 方法准确率分析及与已有方法的对比

本文通过实验获得了在不同拍摄角度、不同光照强度的复杂工况下的蒸发器结霜图像 4 125 张,如表 1 所示。并随机将数据集分为 70% 的训练集和 30% 的测试集。

表 1 图像样本数量

Tab.1 Number of image samples

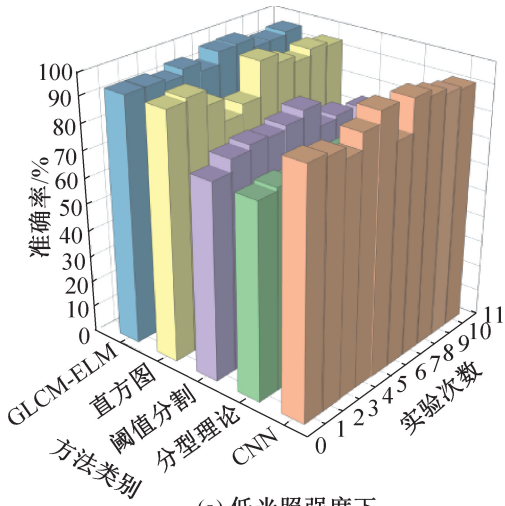
结霜程度	样本数量	分类标签
无霜	1 749	0
中霜	957	1
重霜	1 419	2

为了验证 GLCM-SELM 方法的有效性,将样本输入不同的图像识别模型,得到各霜冻状态的训练精度、测试精度和识别率。并且对每种识别方法进行 10 次测试,以减少训练时的随机性,准确率的结果如图 11 所示。此处准确率是指分类器测试集中正确分类的样本数占总样本数比例(式(9))。可以看出 GLCM-SELM 方法的准确率稳定性较高,无论在低光照强度还是高光照强度下,波动均较小,并且高光照强度下单次测试准确率可达 100%。而基于直方图的方法在低光照强度下波动性很明显,为 5 种方法中

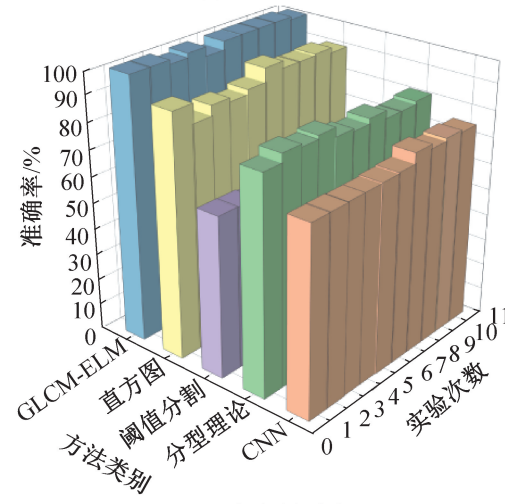
最大。在高光照强度下,5 种方法的准确率均较为稳定。总体而言,10 次测试中,GLCM-SELM 方法的稳定性优于其他 4 种方法。

$$A = C/M \quad (9)$$

式中: $A$  为准确率的值; $C$  为正确分类的样本数; $M$  为所有的样本个数。



(a) 低光照强度下



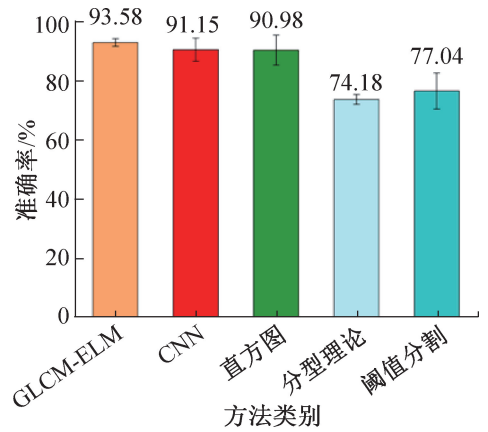
(b) 高光照强度下

图 11 不同光照下识别方法的准确率

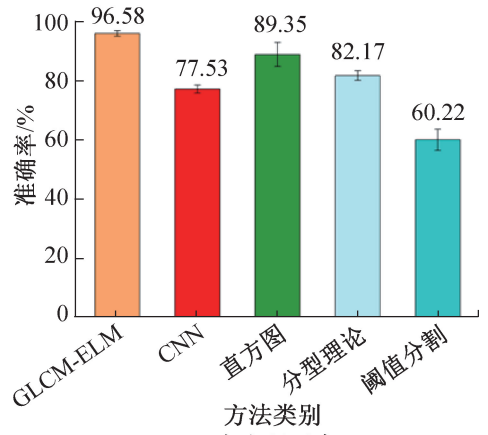
Fig.11 Accuracy of recognition methods under different lighting conditions

图 12 所示为 5 种方法分别在低光照强度、高光照强度和混合光照强度下的识别准确率。除去卷积神经网络识别方法和直方图识别方法。无论是高光照强度(1 172 lx 以上)、中光照强度(252~1 172 lx)、低光照强度(4.6~252 lx)还是混合光照的条件下, GLCM-SELM 方法均有较高的识别准确率,分别为 93.58%、96.58%、98.89% 和 95.48%,可见其在复杂光照条件下的高适应性。对于 CNN 卷积神经网络识别法其在低光照强度下有较好的识别准确率,但当光照强度提高时,准确率下降,且混合光照时,准确率仅有

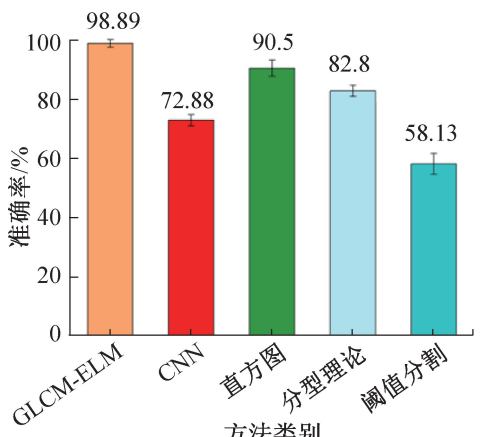
61.85%,受到光照强度的严重影响。对于直方图识别法,在不同光照强度下均略低于 GLCM-SELM,特别是在高光照强度下识别率相对于 GLCM-SELM 方法低约 8%。基于分形理论的识别方法,由于分形维数主要说明图像自身的相似性,重霜和无霜时的分形维数较为接近,在不同光照强度下,该方法的准确率低于 GLCM-SELM 方法 10%~30%。基于阈值分割的识别方法,在不同光照强度下,使用同一阈值进行状态识别时,就会出现准确率的大幅度波动,所以在低光照强度下其准确率相对于 GLCM-SELM 方法低约



(a) 低光照强度下



(b) 中光照强度下



(c) 高光照强度下

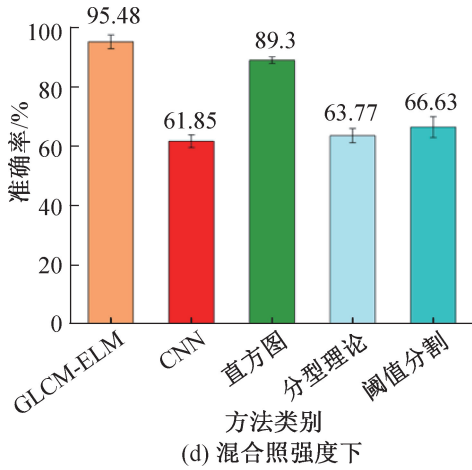


图 12 不同光照下不同方法平均识别准确率

Fig.12 Average recognition accuracy of different methods under different lighting conditions

表 2 不同方法识别准确率的标准差

Tab.2 Identification accuracy of different methods

方法	低光照强度		中光照强度		高光照强度		混合光照强度	
	标准差	方差	标准差	方差	标准差	方差	标准差	方差
GLCM-SELM	1.31	1.55	0.95	0.88	1.99	3.85	2.34	7.49
CNN	3.95	14.08	1.37	1.69	1.94	3.39	2.17	4.25
直方图	5.09	23.38	4.09	15.06	2.73	6.74	1.14	1.17
分型理论	1.69	2.57	1.63	2.39	1.92	3.34	2.04	5.21
阈值分割	6.1	33.85	3.62	11.85	4.0	14.92	3.51	11.10

霜、中霜和重霜状态。混淆矩阵中对角线所在数值越大,说明该方法对于该状态下的识别越准确,对应方格的颜色也越接近深红色。对角线上某一格的水平方向上其他方格中的数据则表示将当前结霜状态错误地识别为其他状态的数量。

纵观图 13 中 5 种方法的混淆矩阵图,只有本文的 GLCM-SELM 方法在高、低光照强度下均呈现出完整的深红色对角线,说明其识别结果几乎完全正确。

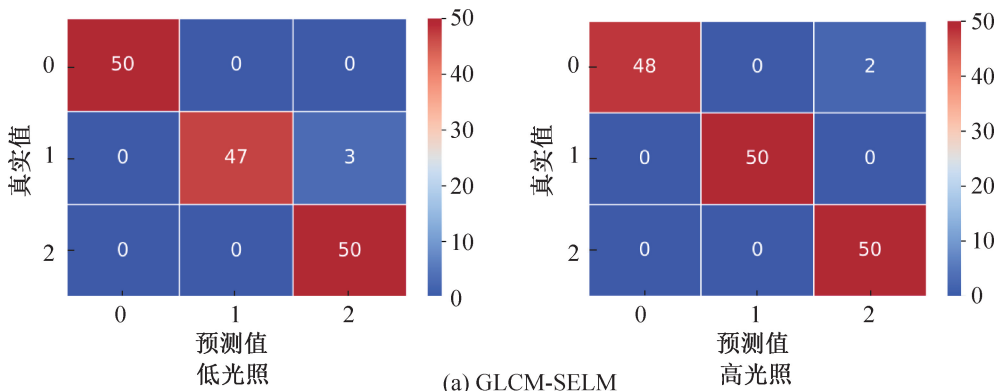
15%,而在高光照强度,准确率低约 30%,混合光照强度准确率仅有 66.63%。表 2 所示为不同方法在不同光照强度下的识别准确率的标准差及标准差, GLCM-SELM 方法及分型理论方法的方差及标准差均较低,说明这 2 种方法的稳定性最好,而直方图方法的稳定性最差。

### 3.3 GLCM-SELM 及已有方法的样本真实混淆数据对比分析

取无霜、中霜和重霜 3 种结霜状态下的图像样本各 50 个,共 150 个组成新的测试集。在高光照强度 (2 370 lx) 和低光照强度 (35 lx) 2 种光照下分别构建上述测试集,且测试集中随机混入不同拍摄角度的样本。5 种方法分别对上述测试集进行识别。图 13 以混淆矩阵的形式给出了不同识别方法对结霜图像进行分类的结果。混淆矩阵中 0、1、2 分别代表了无

霜、中霜和重霜状态。混淆矩阵中对角线所在数值越大,说明该方法对于该状态下的识别越准确,对应方格的颜色也越接近深红色。对角线上某一格的水平方向上其他方格中的数据则表示将当前结霜状态错误地识别为其他状态的数量。

基于阈值分割的方法,对于不同光照强度下的霜层图像,需要不同的阈值进行区分,当阈值满足低光照强度时,阈值偏低,导致该方法易将在高光照强度下获取的无霜状态和中霜状态的图像错误地分类至



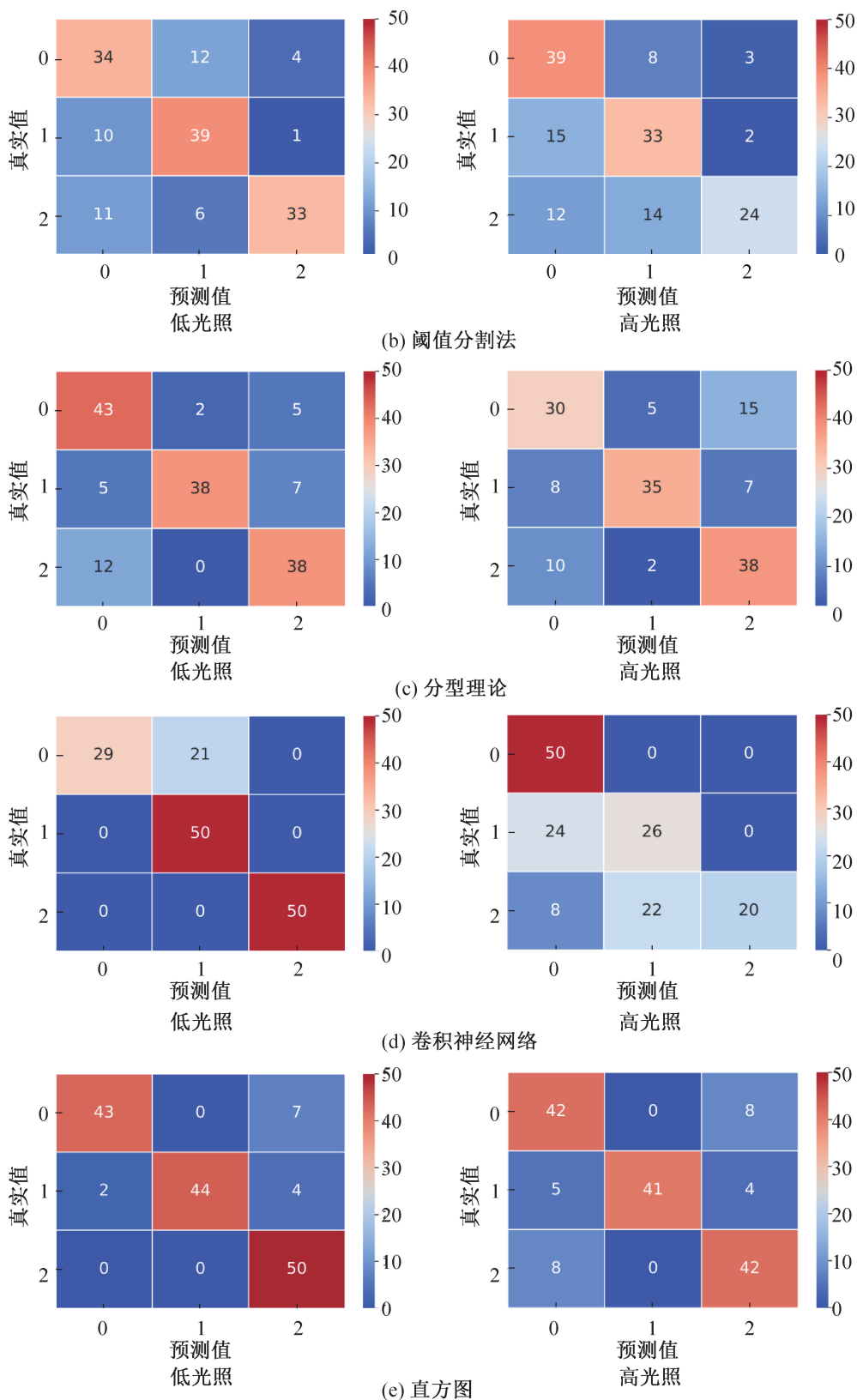


图 13 不同识别方法矩阵图混淆矩阵

Fig.13 The confusion matrices of matrix diagrams identified by different recognition methods

中霜状态或重霜状态,使准确率降低,反之亦然。本文通过优化将阈值控制在高低光照下识别较均衡的状态。但可以看到无论是哪种状态其对角线颜色均

处于较浅的水平。由图 14 可知,其对无霜、中霜、重霜的总识别准确率分别仅为 73%、72%、59%,为 5 种方法中最低的。

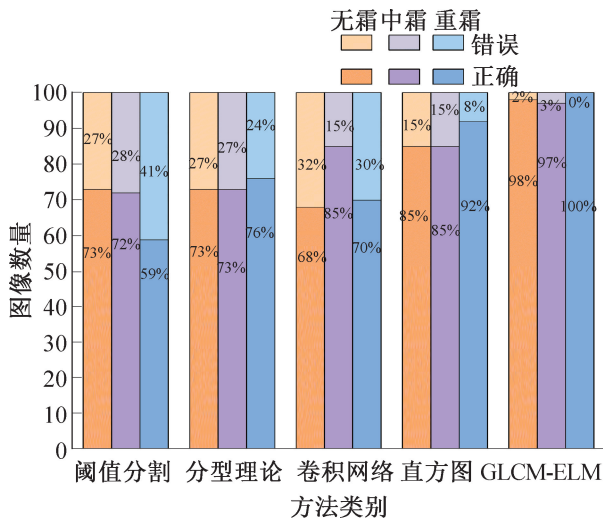


图 14 不同方法识别分类数量

Fig.14 Different methods for identifying the number of classifications

基于分形理论方法,在低光照强度下,易将中霜和重霜状态误认为无霜,从而霜状态的识别率较高;而高光照强度下则相反,易将无霜状态误认为重霜。其对3种状态总的识别准确率分别为73%、73%和76%。对于卷积神经网络方法在高、低光照下也有非常明显的差异,但错误方向与分型理论正好相反,其对3种状态总的识别准确率分别为68%、85%和70%。显示出光照对这2种方法的影响非常大,即这2种方法对光照的适应性较差。总体而言,这2种方法的准确率在中等水平,但很难突破75%。

基于直方图的方法,虽然与本文提出的新方法存在明显差距(对3种状态准确率分别为85%、85%、92%),但相比其他方法具有一定优势。其特点是高光照下的识别准确率明显低于低光照下的准确率,对于晴朗天气下的应用较为不利。

上述结果直观地体现出GLCM-SELM方法对于其他4种结霜状态识别方法的优势。

## 4 结论

本文提出并研究了一种基于优化灰度共生矩阵、新型表征参数组合和极限学习机(OGLCM-SELM)的蒸发器结霜状态识别新方法。可采用低成本设备,实现较高的识别精度和对不同工况的适应性,得到结论如下:

1)搭建了蒸发器结霜实验系统,实验采集了不同光照强度和拍摄角度下的不同结霜程度的图像样本。基于实验装置分析,本方法的硬件成本相比现有设备仅增加约117元,相比大型制冷/热泵系统的成本较低,具有实用性。

2)混合拍摄角度和不同光照强度的复杂工况下,GLCM-SELM的识别准确率可达97%~100%,高于阈值分割方法的59%~73%,分型理论方法的73%~76%,卷积神经网络的68%~85%以及基于直方图方法的85%~92%,显著提升了结霜状态识别的技术水平。

3)GLCM-SELM识别方法在复杂应用条件下的稳定性也处于较高水平,其不同工况下识别准确率的方差为0.88~7.49,与分型理论方法的2.39~5.21相近,明显优于阈值分割方法的11.1~33.85,卷积神经网络方法的1.69~14.08,以及基于直方图方法的1.17~23.38。

综上所述,GLCM-SELM表现出对不同工况的高适应性,同时也将成本保持在较低水平,是一种具有应用潜力的结霜状态识别技术。

## 参考文献

- [1] 郭宪民. 空气源热泵结霜问题的研究现状及进展(II)[J]. 制冷与空调(北京), 2009, 9(3):8-14. (GUO Xianmin. Current status and progress of air source heat pump under frosting conditions; part II[J]. Refrigeration and Air-conditioning, 2009, 9(3):8-14.)
- [2] LIU Jingdong, SUN Yuying, WANG Wei, et al. Performance evaluation of air source heat pump under unnecessary defrosting phenomena for nine typical cities in China[J]. International Journal of Refrigeration, 2017, 74: 385-398.
- [3] LIANG Shimin, WANG Wei, SUN Yuying, et al. A novel characteristic index for frosting suppression based on the configuration and operation of air source heat pumps[J]. International Journal of Refrigeration, 2020, 109: 161-171.
- [4] RAFATI NASR M, FAUCHOUX M, BESANT R W, et al. A review of frosting in air-to-air energy exchangers[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2014, 30: 538-554.
- [5] 肖彪. 风冷热泵商用空调除霜控制分析[J]. 家电科技, 2009(23): 55-57. (XIAO Biao. Analysis on defrosting control of air-cooled heat pump commercial air conditioner[J]. China Appliance Technology, 2009(23): 55-57.)
- [6] WANG W, XIAO J, GUO Q C, et al. Field test investigation of the characteristics for the air source heat pump under two typical mal-defrost phenomena[J]. Applied Energy, 2011, 88(12): 4470-4480.
- [7] WANG W, FENG Y C, ZHU J H, et al. Performances of air source heat pump system for a kind of mal-defrost phenomenon appearing in moderate climate conditions[J].

- Applied Energy, 2013, 112: 1138–1145.
- [8] GONG Guangcai, TANG Jinchen, LYU Dongyan, et al. Research on frost formation in air source heat pump at cold-moist conditions in central-South China [J]. Applied Energy, 2013, 102: 571–581.
- [9] 王泮浩, 马龙霞, 王志华, 等. 空气源热泵除霜控制方法研究现状及展望[J]. 制冷学报, 2021, 42(5): 27–35. (WANG Fenghao, MA Longxia, WANG Zhihua, et al. Research status and prospect on defrosting control method of air source heat pump [J]. Journal of Refrigeration, 2021, 42(5): 27–35.)
- [10] 何亚屏, 胡家喜, 文字良, 等. 中央空调高速永磁直驱变频传动系统关键技术研究及应用[J]. 制冷与空调(北京), 2018, 18(9): 1–6. (HE Yaping, HU Jiayi, WEN Yuliang, et al. Research and application of key technologies for high speed PMSM direct drive VFD system of central air-conditioning [J]. Refrigeration and Air-conditioning, 2018, 18(9): 1–6.)
- [11] 梁士民, 王伟, 孙育英, 等. 抑霜型空气源热泵机组应用实测研究[J]. 制冷学报, 2022, 43(5): 24–32. (LIANG Shimin, WANG Wei, SUN Yuying, et al. Field study on the application of frost-suppression air-source heat pump units[J]. Journal of Refrigeration, 2022, 43(5): 24–32.)
- [12] 刘耀, 盛伟, 方永强, 等. 铝基波纹表面结霜特性实验研究[J]. 制冷学报, 2022, 43(3): 78–86. (LIU Yao, SHENG Wei, FANG Yongqiang, et al. Experimental study on frosting characteristics of wavy aluminum surfaces[J]. Journal of Refrigeration, 2022, 43(3): 78–86.)
- [13] 邢震, 郭宪民, 李景善. 基于平均性能最优的空气源热泵除霜控制方法的研究[J]. 制冷学报, 2016, 37(3): 17–21. (XING Zhen, GUO Xianmin, LI Jingshan. Study on the defrosting control method based on the optimal average performance of an air source heat pump [J]. Journal of Refrigeration, 2016, 37(3): 17–21.)
- [14] FOSSA M, TANDA G. Study of free convection frost formation on a vertical plate [J]. Experimental Thermal and Fluid Science, 2002, 26(6/7): 661–668.
- [15] 董金钊, 王玮, 董振强. 蒸发器结霜速率实时测定[J]. 激光技术, 2000, 24(3): 179–181. (DONG Jinchang, WANG Wei, DONG Zhenqiang. Real-time measurement for evaporator frosting rate [J]. Laser Technology, 2000, 24(3): 179–181.)
- [16] WANG Wei, XIAO Jing, FENG Yingchao, et al. Characteristics of an air source heat pump with novel photoelectric sensors during periodic frost–defrost cycles [J]. Applied Thermal Engineering, 2013, 50(1): 177–186.
- [17] 周冲, 程惠尔. 图像处理在管内结霜厚度测量中的应用[J]. 上海交通大学学报, 2001, 35(8): 1175–1177. (ZHOU Chong, CHENG Hui'er. Dynamic height-detecting system for growing frost in a tube [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2001, 35(8): 1175–1177.)
- [18] QU Kaiyang, KOMORI S, JIANG Yi. Local variation of frost layer thickness and morphology [J]. International Journal of Thermal Sciences, 2006, 45(2): 116–123.
- [19] XIA Y, ZHONG Y, HRNJAK P S, et al. Frost, defrost, and refrost and its impact on the air-side thermal-hydraulic performance of louvered-fin, flat-tube heat exchangers[J]. International Journal of Refrigeration, 2006, 29(7): 1066–1079.
- [20] CHUNG Y, NA S I, CHOI J, et al. Feasibility and optimization of defrosting control method with differential pressure sensor for air source heat pump systems [J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 155: 461–469.
- [21] 陈汝东, 许东晟. 风冷热泵空调器除霜控制的研究[J]. 流体机械, 1999, 27(2): 55–57. (CHEN Rudong, XU Dongsheng. Study on defrosting control of air-cooled heat pump air conditioner [J]. Fluid Machinery, 1999, 27(2): 55–57.)
- [22] 葛住军, 许文斌, 付彬, 等. 最大平均制热量控制除霜方法的实验研究[J]. 制冷, 2007, 26(2): 14–17. (GE Zhujun, XU Wenbin, FU Bin, et al. Research on a kind of defrosting control method-maximum average heating capacity [J]. Refrigeration, 2007, 26(2): 14–17.)
- [23] XU Yingjie, ZHAO Ruiying, WU Kai, et al. Experimental investigation and validation on an air-source heat pump frosting state recognition method based on fan current fluctuation signal and machine learning [J]. Energy, 2024, 291: 130372.
- [24] SONG Mengjie, DANG Chaobin. Review on the measurement and calculation of frost characteristics [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2018, 124: 586–614.
- [25] LI Zhaoyang, WANG Wei, SUN Yuying, et al. Applying image recognition to frost built-up detection in air source heat pumps [J]. Energy, 2021, 233: 121004.
- [26] MIAO Hongfei, YANG Xueqing, YIN Dazhen, et al. A novel defrosting control strategy with image processing technique and fractal theory [J]. International Journal of Refrigeration, 2022, 138: 259–269.
- [27] SUN Huan, ZHU Junda, LIU Xinghua, et al. Theoretical and experimental study of a new defrost control strategy based on gray scale graph theory [J]. International Journal of Refrigeration, 2022, 139: 214–224.
- [28] CHEN Siliang, CHEN Kang, ZHU Xu, et al. Deep learning-based image recognition method for on-demand defrosting control to save energy in commercial energy

- systems[J]. *Applied Energy*, 2022, 324: 119702.
- [29] XU Yingjie, XIE Yong, WANG Xiaopo, et al. Study on a novel defrost control method based on the surface texture of evaporator image with gray-level cooccurrence matrix, new characterization parameter combination and machine learning[J]. *Energy and Buildings*, 2023, 292: 113173.
- [30] HUANG Guangbin, ZHU Qinyu, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications [ J ]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1-3): 489-501.
- [31] ZHANG Mengxuan, LIU Long, JIN Yaochu, et al. Tree-shaped multiobjective evolutionary CNN for hyperspectral image classification[J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 152: 111176.
- [32] HAN Qi, QIAN Xin, XU Hongxiang, et al. DM-CNN: Dynamic multi-scale convolutional neural network with uncertainty quantification for medical image classification [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2024, 168: 107758.
- [33] LI Guangfei, GAO Quanyue, YANG Ming, et al. Active

learning based on similarity level histogram and adaptive-scale sampling for very high resolution image classification [J]. *Neural Networks*, 2023, 167: 22-35.

#### 通信作者简介

韩晓红,女,教授,博士生导师,浙江大学制冷与低温研究所,(0571)87953944,E-mail:hanxh66@zju.edu.cn。研究方向:高热流散热技术(主要指热管散热、微通道散热及浸没液体冷却技术)、动力电池浸没液冷热管理技术、制冷剂替代技术、制冷剂泄漏与回收及再利用技术。

#### About the corresponding author

Han Xiaohong, female, professor, doctoral advisor, Institute of Refrigeration and Cryogenics, Zhejiang University, 86-571-87953944, E-mail: hanxh66@zju.edu.cn. Research fields: high heat flux heat dissipation technology (mainly heat pipe heat dissipation, microchannel heat dissipation and immersion liquid cooling technology), immersion liquid cooling of power battery, refrigerant replacement technology, refrigerant leakage, refrigerant recovery, recycling and reclamation.