

# 基于移动端的非侵入式贫血检测系统研究与设计

张盛<sup>1</sup>, 胡国清<sup>1</sup>, 陈佳<sup>2</sup>, 付西敏<sup>3</sup>, 赵芮<sup>4</sup>, 王廷昱<sup>5</sup>, 刘丹<sup>6</sup>

- (1. 华南理工大学机械与汽车工程学院, 广州 510000; 2. 广东药科大学中医学院, 广州 510000;  
3. 广东寰宇智慧医疗科技有限公司, 广州 510000;  
4. 广东医科大学人文与管理学院, 广东东莞 523000;  
5. 长安大学电子与控制学院, 西安 710000;  
6. 河北民族师范学院数学与计算机科学学院, 河北承德 067000)

**摘要:** 针对全球范围内的贫血健康问题, 以及传统侵入式贫血检测带来的不适, 设计了一种基于结膜图像的非侵入式贫血检测系统, 结合了图像处理算法和移动端开发技术, 实现方便快捷的非侵入式贫血检测; 通过数据集的构建与数据清洗、去光点、数据增强等预处理方法, 在分类算法 ResNet34 基础上, 改进残差块以提高网络对关键信息的学习能力, 使用卷积层组的整体跳跃连接, 便于深层信息和浅层信息的融合; 开发了一款非侵入式贫血检测微信小程序, 适用于日常的贫血检测; 实验结果表明改进后的结膜贫血分类方法同原始基线网络和其他经典分类网络相比, 分类效果更好, 分类准确率、精确度、召回率和  $F_1$  分数分别达到了 0.918、0.940、0.888 和 0.913, 经实际应用移动端软件达到了完全识别的效果; 表明该系统具有较强的分类准确性和可用性, 也为非侵入式贫血检测提供了有益的参考。

**关键词:** 贫血检测; 微信小程序开发; 图像分类; 健康监护; 未病先防

## Research and Design of Non-Invasive Anemia Detection System Based on Mobile Terminals

ZHANG Sheng<sup>1</sup>, HU Guoqing<sup>1</sup>, CHEN Jia<sup>2</sup>, FU Ximin<sup>3</sup>, ZHAO Rui<sup>4</sup>, WANG Tingyu<sup>5</sup>, LIU Dan<sup>6</sup>

- (1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510000, China;  
2. School of Chinese Medicine, Guangdong Pharmaceutical University, Guangzhou 510000, China;  
3. Guangdong Huanyu Smart Medical Technology Co., Ltd., Guangzhou 510000, China;  
4. School of Humanities and Management, Guangdong Medical University, Dongguan 523000, China;  
5. School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710000, China;  
6. School of Mathematics and Computer Science, Hebei Normal University for Nationalities, Chengde 067000, China)

**Abstract:** To address the global issue of anemia and the discomfort associated with traditional invasive anemia testing, this paper designs a non-invasive anemia detection system based on conjunctival images. This system integrates image processing algorithms and mobile development technologies to achieve convenient and rapid non-invasive anemia detection. Through the construction of datasets, data cleaning, light spot removal, data enhancement, and other preprocessing methods. On the basis of the classification algorithm ResNet34, the system improves the residual block to enhance the network's ability to learn key information. The overall skip connection of convolutional layer groups is used to achieve the integration of deep and shallow information. A non-invasive anemia detection WeChat mini-program is developed, and suitable for daily anemia testing. Experimental results show that the improved conjunctival anemia classification method is superior to the original baseline network and other classical classification networks, achieving the classification accuracy, precision, recall, and  $F_1$  score of 0.918, 0.940, 0.888, and 0.913, respectively. The mobile application software achieves complete recognition in practical applications. This indicates that the system has strong classification accuracy and usability, providing a valuable reference for non-invasive anemia detection.

**Keywords:** anemia detection; WeChat mini-program development; image classification; health monitoring; prevention before illness

收稿日期: 2024-04-25; 修回日期: 2024-05-29。

基金项目: 国家自然科学基金(51105213)。

作者简介: 张盛(1999-), 男, 硕士研究生。

胡国清(1964-), 男, 博士研究生, 教授。

通讯作者: 陈佳(1988-), 男, 博士研究生。

引用格式: 张盛, 胡国清, 陈佳, 等. 基于移动端的非侵入式贫血检测系统研究与设计[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(11): 63-71.

## 0 引言

贫血是一种常见的健康问题，它是指血液中红细胞数量不足或红细胞内携带的血红蛋白含量低于正常水平的情况<sup>[1]</sup>。血红蛋白是红细胞内的一种蛋白质，它负责将氧气从肺部输送到身体各个部位，并将二氧化碳从身体组织运送至肺部进行排出。

贫血可能由多种原因引起，包括营养不良、慢性疾病、遗传因素、失血、骨髓疾病等。贫血的症状可能因其原因和严重程度而有所不同，但一般包括疲劳、乏力、头晕、心慌、皮肤苍白、呼吸急促、头痛、注意力不集中等<sup>[2-6]</sup>。

目前的贫血检测方法包括侵入式和非侵入式两种，侵入式检测方法是指需要通过采集血液样本进行检测的方法，比如最常见的检测方法是血液常规检查，采集血液样本后进行血红蛋白浓度等指标的测量来诊断贫血。这种侵入式的检测方法虽然能够提供比较准确的诊断结果但是采集血液样本时需要刺穿皮肤，可能会带来一定的不便与风险<sup>[7-9]</sup>。

与之相对的，非侵入式检测方法则是指不需要采集血液样本，而是通过其他手段来进行贫血的检测。如基于图像学的技术，可以通过口唇、结膜、指甲床等多个身体部分对贫血状况进行评估。非侵入式的贫血检测方法提供了一种更加快捷方便的手段，同时这种非侵入式的贫血检测方法和移动端结合可以实现更加日常化的检测，有助于未病先防、既病防变，符合中医“治未病”的预防保健理论体系<sup>[10-12]</sup>。

结膜是覆盖在眼睑内面和眼球表面的一层透明薄膜，其颜色相对来说比较固定，由结膜内血管和神经末梢决定，因此在可用于贫血检测的身体各部位中，结膜受到肤色的影响最小，可以广泛地适用于不同肤色的个体<sup>[13]</sup>。1989年，Sanchez-Carrillo 就已经开展了结膜颜色同血红蛋白的实验方法与研究，客观地证明了结膜和贫血的相关性<sup>[14]</sup>。Noor 等提取了图像的 R、G、B 的像素百分比作为特征，对比了决策树、支持向量机、KNN 的分类方法，在决策树的分类器上取得了最高的 82.6% 的准确率<sup>[15]</sup>。Chen 等提出了基于改进卡尔曼滤波与非线性惩罚回归相结合的贫血评估算法，计算了结膜图像的 R 分量平均值作为唯一特征拟合出表征特征值和相应血红蛋白水平的非线性曲线，为贫血检测提供了新思路<sup>[16]</sup>。

深度学习同样也在结膜的贫血检测方向上展现出了强大的应用前景，胡小艳等对深度学习算法进行了比较，他们选择了 InceptionV3、ResNet50V2、EfficientNetV2B0 和 DenseNet121 这 4 种模型进行测试。经过评估，他们发现 InceptionV3 模型在综合预测性能上表现最优，可以达到 69.5% 的准确率<sup>[17]</sup>。另外，Purwanti 等在另一项研究中使用了 AlexNet、ResNet50 和 MobileNetV2 三种深度学习模型进行比较。结果显示，ResNet50 模型在结膜分类任务中取得了最高的准确率，为 97.94%<sup>[18]</sup>。这两项研究均表明，深度学习算法在结膜分类任务中具有较高的应用价值，同

时不同模型之间也会存在性能差异。

这些基于非侵入式结膜图像的贫血检测方法虽然在一定程度上实现了对贫血的准确判断，但他们所依赖的数据集来源较为单一，同时由于很少会实现算法的移动端应用，很难证实算法的泛化性能和发挥日常化贫血检测的便捷性<sup>[19-21]</sup>。为此针对非侵入式结膜图像的贫血检测存在的问题，扩大了数据集的来源与多样性，引入深度学习算法提出了一种改进的非侵入式的贫血检测方法，并开发了一款微信小程序将这一方法更好地应用于实际生活中，为用户提供一个便捷、快速的贫血检测方式，帮助用户早期地发现和预防贫血。

## 1 系统框架

非侵入式贫血检测系统包括数据集构建、数据预处理、结膜图像分类、算法的应用 4 个部分，帮助使用者借助移动端日常便捷地对贫血进行检测，该系统的总体框架如图 1 所示。

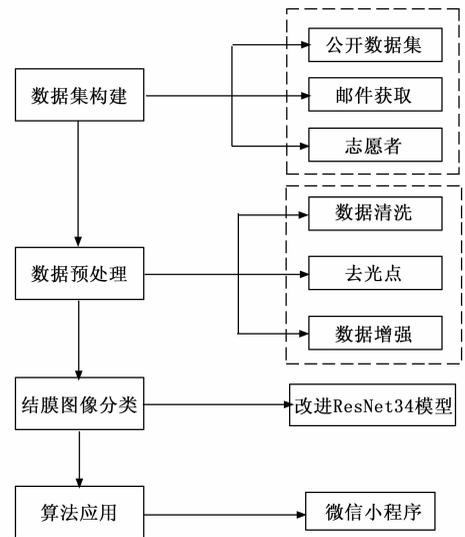


图 1 非侵入式贫血检测系统框架

系统获取了多种来源的结膜分类数据，构建了一个更加全面多样的数据集。为了提升数据集质量，采用了多种预处理方法，如数据清洗，对不规范的数据进行筛选；去光点，排除外界光源噪声的干扰；数据增强，生成更多样本，提高模型的泛化性能。改进 ResNet34 结构并将结膜分类数据集作为输入进行模型训练，提高模型对于结膜图像数据的分类能力，最终开发了一款微信小程序，将算法进行封装与应用，实现日常便捷的检测。

## 2 结膜图像分类数据集

### 2.1 原始数据集

本次实验的数据集来源较为广泛，不仅使用了结膜-贫血领域的公开数据集 EYES-DEFY-ANEMIA<sup>[22, 23]</sup>，还与其他研究人员通过邮件交流<sup>[24]</sup>，取得了他们的实验数据集，此外在专业医生的帮助下主动获取了志愿者的数据。

为了保证数据的一致性和高质量, 对数据集进行了数据清洗, 去除了结膜-贫血公开数据集中标签丢失的部分结膜图像。在邮件数据集中, 部分图像来源的人群患有登革热疾病或眼白严重变黄, 这些都对会结膜的自然状态造成影响, 导致结膜出现了非贫血原因的差异问题, 也进行了剔除。

考虑到个体差异与评判一致性, 模型采用了和结膜贫血检测领域的研究专家 Giovanni 相同的分类标准, 即两级评估分类原则: 当  $Hb \geq 11.5 \text{ g/dl}$  时, 患者的情况被标记为“健康”, 当  $Hb < 11.5 \text{ g/dl}$  时, 患者的情况被标记为“贫血”<sup>[25]</sup>。最终数据集中“贫血”类别有 110 张, “健康”类别 208 张, 详细数据集信息如表 1 所示。

表 1 结膜分类原始数据集

数据集来源	安全	危险	数目
EYES-DEFY-ANEMIA 公开数据集	150	67	217
邮件获取作者实验数据集	44	29	73
志愿者提供	14	14	28
总计	208	110	318

图 2 为结膜示意图, 左边的两张为贫血人群的结膜图像, 右边的两张为健康人群的结膜图像。

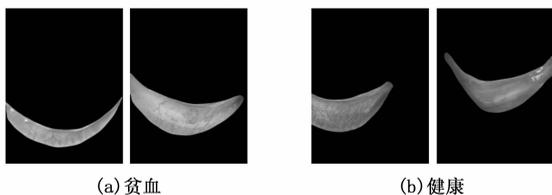


图 2 结膜示意图

### 2.2 图像去光点

观察数据集中的图像, 由于光线角度的问题或眼部湿润反射光线, 部分结膜图像上存在亮点。当含有亮点的图像被用作结膜分析时的输入时, 亮点本身就会被视为噪音, 因为其不代表结膜的真实结构和特征。

为了减少亮点引入的噪声对结膜分析的影响, 采用了 K-means 算法对结膜图像中的亮点进行识别和处理, 该算法首先将彩色图像分解成 R、G、B 三个分量, 并通过像素值进行聚类分析, 将亮点和周围像素区分开来。通过设定簇数量和阈值精确识别亮点, 并将像素值替换为周围区域的平均值, 最终处理后的 R、G、B 分量图像被重新组合成一幅去除亮点的彩色图像, 显著地提高图像质量并减少噪声干扰, 去除亮点的示意图如图 3 所示<sup>[26]</sup>。

### 2.3 数据增强

由于原始数据集的数据量较小, 可能会导致模型训练不充分或容易过拟合, 为了增强模型的泛化能力, 避免过拟合, 对数据集进行数据增强操作, 采用的数据增强方法有: 随机旋转、随机缩小裁剪、随机放大裁剪、随机水平翻转、随机垂直翻转、随机透视变换、随机仿射变换等。

此外, 原始结膜数据集的图像数量分布如图 4 所示, 数据集中“健康”类别的数据占大多数, 模型可能倾向于

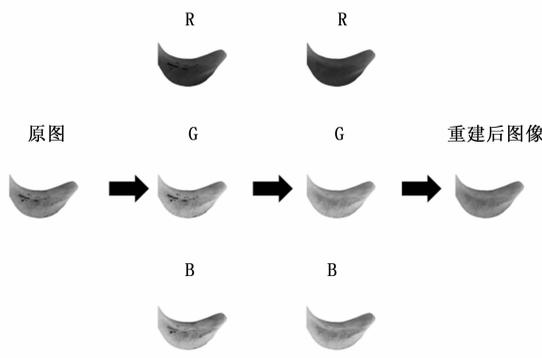


图 3 K-means 去除亮点的示意图

数量较多的“健康”类别, 而对数量较少的“贫血”类别分类效果较差。故而采用数据平衡, 使两个类别的样本数量相对均衡, 模型可以更好地学习到两个类别之间的区分特征, 从而提高整体的分类效果。实验采用的数据平衡方法为: 对“健康”类别的每张图像随机采用如上数据增强方法中的 3 种, 对“贫血”类别的图像采用全部的数据增强方法, 即每张“贫血”类别的原图生成了七张新的图像, 每张“健康”类别的原图生成了三张新的图像。

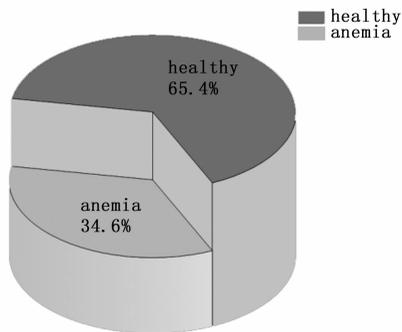


图 4 不同种类的结膜图像数量分布

### 2.4 数据集的划分

本次实验将数据平衡后的数据集划分为训练集和测试集, 其中数据集的 70% (1199 张结膜图像) 用于训练集, 数据集的 30% (513 张结膜图像) 用于测试集。数据集的具体信息如表 2 所示。

表 2 结膜分类数据集信息

数据集	原始	数据增强	训练集	测试集
健康	208	832	583	249
贫血	110	880	616	264
总计	318	1 712	1 199	513

## 3 基于改进 ResNet34 的结膜图像分类方法

由于不同类别的结膜图像类间的差异较小, 仅在颜色、状态等较为细节的信息上凸显, 因此基于结膜图像的贫血检测相对于其他的分类任务较为困难, 为了更好地捕捉到其差异, 选择了 ResNet34 网络作为基准网络, 其残差结构有较强的特征提取能力, 能够解决网络深度带来的梯度爆

炸和梯度消失等问题，残差结构如图 5 所示。

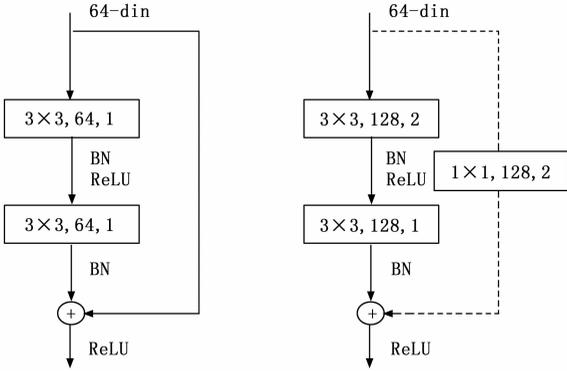


图 5 残差结构

### 3.1 改进残差结构

在传统的 ReLU 函数中，当输入小于零时，神经元的输出为零，导致一些神经元永远无法激活。Leaky ReLU 通过在输入小于零时引入一个小的斜率（通常是一个很小的正数，比如 0.01），从而使得负数输入时神经元仍然有一定的输出。ReLU 和 LeakyReLU 数学表达式为：

$$\text{ReLU}(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{LeakyReLU}(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x \geq 0 \\ \alpha \times x, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

根据先验知识，结膜图像的分类重点在于其通道特征，因此学习特征图之间的相关性，动态地调整通道特征地重要性，有助于增强有用信息的表示。

通过全局最大池化和全局平均池化同时压缩特征，并将它们的输出进行拼接，结合了两种池化方法的优点，全局最大池化能够捕获特征图中最显著的特征，而全局平均池化则提供了特征图的整体平均信息。将两者结合使用可以丰富模型对通道间依赖关系的理解，从而提高模型的性能。通过全连接层和激活函数对信息建模，得到每个通道的注意力权重。最后，将得到的注意力权重与原始特征图相乘，以获得经过加权后的特征表示，从而增强了网络对重要特征的学习能力，改进残差块结构如图 6 所示。

### 3.2 改进 ResNet34 结构

改进的残差结构解决了传统 ResNet34 结构中的“死亡神经元”的问题，对于图像的通道特征信息也更为关注，因此对于原始的残差结构进行了修改替换。

此外，为了进一步地增强深层信息与浅层信息的融合，将原始的 ResNet34 的卷积层组作为一个整体采取了跳跃连接，在有助于信息融合的同时不会增加模型的计算量。面对输入输出维度不匹配的场景使用 1×1 的卷积进行通道的调整以及尺寸的下采样，为了满足分类要求，将全连接层的输出特征也调整为 2，即实现对于结膜图像的“健康”或“贫血”的分类，改进 ResNet34 网络如图 7 所示，LResD-SEBlock 指引入了 Leaky ReLU 和通道注意力模块的残差块

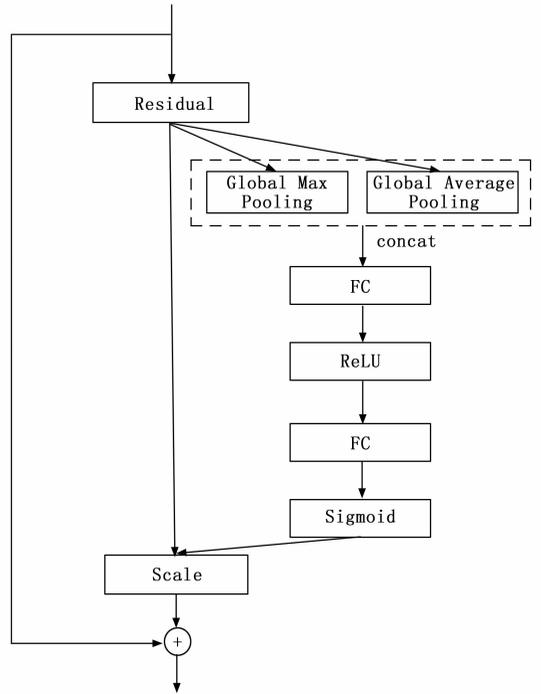


图 6 改进残差块结构

结构。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 模型训练细节与评价指标

实验在云共享算力平台上进行，实验环境如表 3 所示。实验的超参数设置为：优化器使用 ADAM，批次的大小设置为 16，初始学习率为 0.000 1，采用了固定衰减的学习率衰减策略，每 5 轮会衰减为本次的 0.8 倍，实验训练了 100 轮。

表 3 实验运行环境配置

配置	参数
操作系统	Ubuntu 20.04.3 LTS
内存	32 GB
显存	24 GB
CPU	Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2680 v3 @ 2.50 GHz
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4090
框架	Pytorch 1.10+Python 3.8+CUDA 11.3

模型采用了准确率、精确度、召回率、 $F_1$  分数、混淆矩阵、AUC-ROC 多个评价指标，其表达式如下：

$$\text{Accurate} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$F_1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (6)$$

$$\text{AUC} = \frac{1}{2} \times \sum_i^{m-1} (x_{i+1} - x_i)(y_i + y_{i+1}) \quad (7)$$

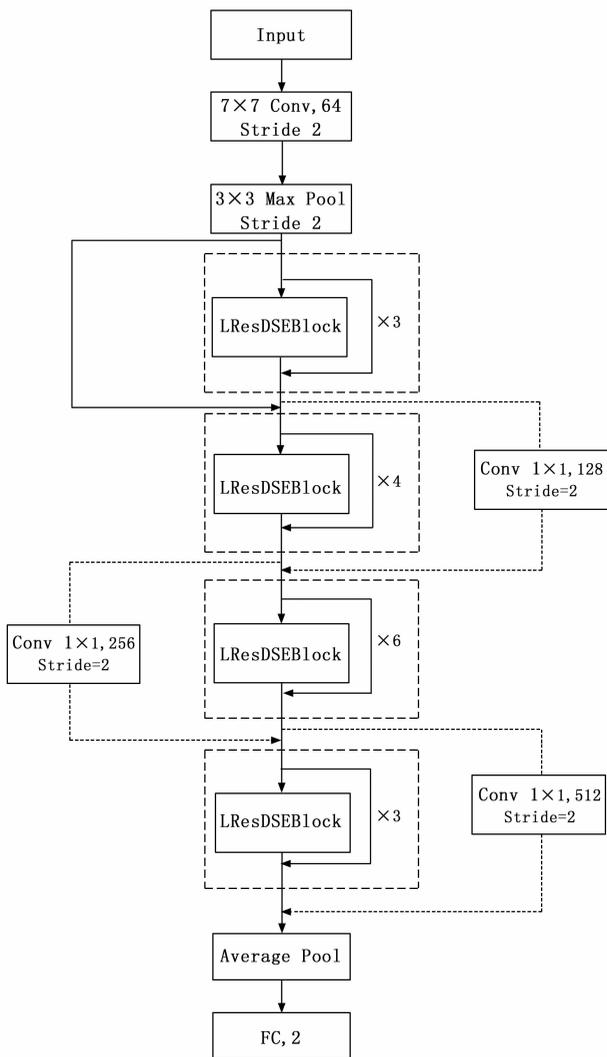


图 7 改进 ResNet34 网络结构

### 4.2 消融实验

为了说明不同的改进操作对网络分类效果的提升作用, 本章进行了消融实验, 即 ResNet34 基准网络, 在基准网络上依次进行改进残差块、卷积层组的阶段残差连接、同时改进残差块和阶段残差连接的调整, 并在不同比例数据增强的平衡实验数据集中进行实验, 实验结果如表 4 所示。

表 4 结膜分类网络的消融实验

改进残差块	阶段残差连接	准确率	精确度	召回率	F <sub>1</sub> 值
×	×	0.903	0.920	0.876	0.897
√	×	0.912	0.918	0.900	0.909
×	√	0.914	0.940	0.880	0.909
√	√	0.918	0.940	0.888	0.913

表中可以看出残差块的修改和阶段残差连接的引入会一定程度的提升模型的分类准确率, 同时进行两个改进对模型效果的提升最高, 改进 ResNet34 的模型在精确度和召回率均在对比网络中的前列, 准确率达到 91.8%, 相比

于基准网络提升了 1.5%, 综合评估精确度和召回率的 F<sub>1</sub> 分数也是最高的 91.3%, 相比于基准网络提升了 1.6%。

### 4.3 与其他经典网络的对比

将实验结果和其他的分类网络如 AlexNet、vgg 等以及原始的 ResNet34 对比, 控制设置的超参数相同, 进行实验, 其结果如表 5 所示。

表 5 同经典网络分类效果对比

网络模型	准确率	精确度	召回率	F <sub>1</sub> 分数
AlexNet	0.817	0.882	0.719	0.792
vgg	0.893	0.908	0.867	0.887
GoogleNet	0.895	0.922	0.855	0.888
ResNet34	0.903	0.920	0.876	0.897
改进 ResNet34	0.918	0.940	0.888	0.913

从表中可以看出改进 ResNet34 的分类效果更加优越, 在准确率、精确度、召回率、F<sub>1</sub> 分数 4 个指标上都超过其他的分类网络。

使用混淆矩阵直观地反应模型的分类效果, 如图 8 所示, 改进的 ResNet34 在对角线上的颜色更深, 表明模型分类正确的样本数更多。

图 9 为不同网络的 ROC 曲线, AUC 为 ROC 曲线与横轴的面积, AUC 更大表明模型分类效果更好, 从图中可以看出改进的 ResNet34 模型比其他的对比模型 AUC 值更高, 分类性能更优。

## 5 移动端设计与开发

贫血检测的移动端开发具有重要的意义, 它不仅使得贫血检测更加贴近人们的日常生活, 还极大地提升了检测的便捷性、实时性和持续性。人们无需前往医院和诊所, 通过智能手机采集结膜图像就可以实现初步检测, 节省了时间和精力。同时通过结合贫血检测算法和移动技术开发智能化的健康管理应用, 也有助于推动医疗行业的数字化转型和升级, 提高医疗服务的效率和质量。

微信小程序是一种基于微信平台的应用程序, 它无需用户下载安装, 可以直接在微信中打开, 极大地节省了手机的存储空间。此外小程序还具有跨平台的优势, 无论是 Android 系统还是 iOS 系统, 用户都可以通过微信直接使用小程序, 为用户提高了更加便捷和统一的使用体验。因此系统的移动端开发的载体选择为微信小程序, 系统的设计过程包括软件的功能需求分析、功能模块程序设计、应用界面运行效果与实际场景下的检测实验等多个步骤。

### 5.1 软件需求分析

在微信小程序开发过程中需求分析较为重要, 通过功能需求的详细分析可以明确软件需要实现的功能与特性, 软件的各项功能需求如下。

1) 登录注册功能: 用户没有账号时使用注册功能注册获取登录的账号和密码, 或直接使用账号、密码登录小程序体验其功能。

2) 贫血检测功能: 系统调用算法对用户上传的结膜图

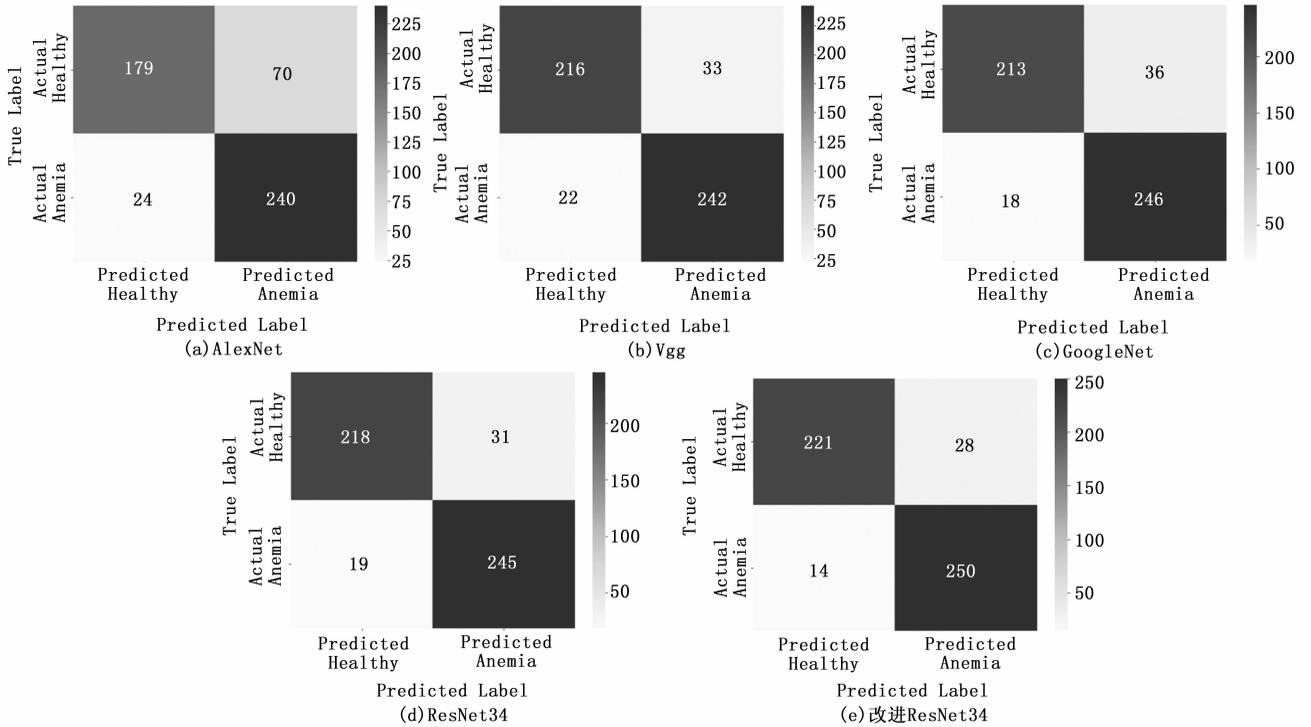


图 8 不同模型的混淆矩阵对比

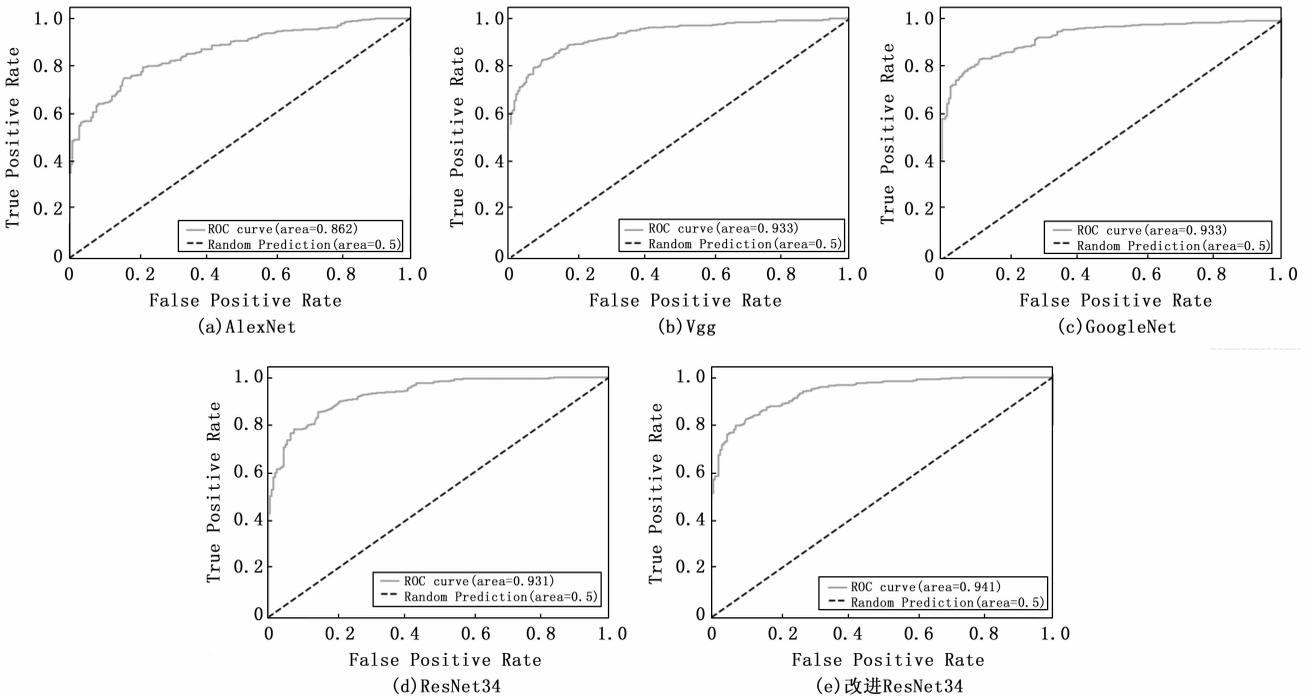


图 9 不同模型的 AUC-ROC 对比

像分析识别，判断用户是否为贫血患者。

3) 结果查询功能：用户可查询检测记录，根据记录回顾和审查；或是对结果进行分析统计，了解自身相关状况。

### 5.2 功能模块程序设计

软件采用了前后端分离的方式进行开发，前端依托于

微信小程序进行和用户的交互，使用前端三件套和 Vant Weapp 组件库构建界面，使用 echarts 实现可视化的功能，后端部分主要使用 golang 的 gin 框架实现业务逻辑，对于图像处理任务使用了 python 的 flask 进行深度学习算法调用。

注册登录模块中, 用户输入账号和密码进行登录, 密码正确时服务端会生成一个 jwt 返回小程序, 并存储在 storage 中, 短时间内用户再次进入小程序时系统会先从 storage 中取出 jwt 并判断是否有效且未超出过期时间, 当没有问题会直接跳过登录注册页面直接进入系统, 流程图如图 10 所示。

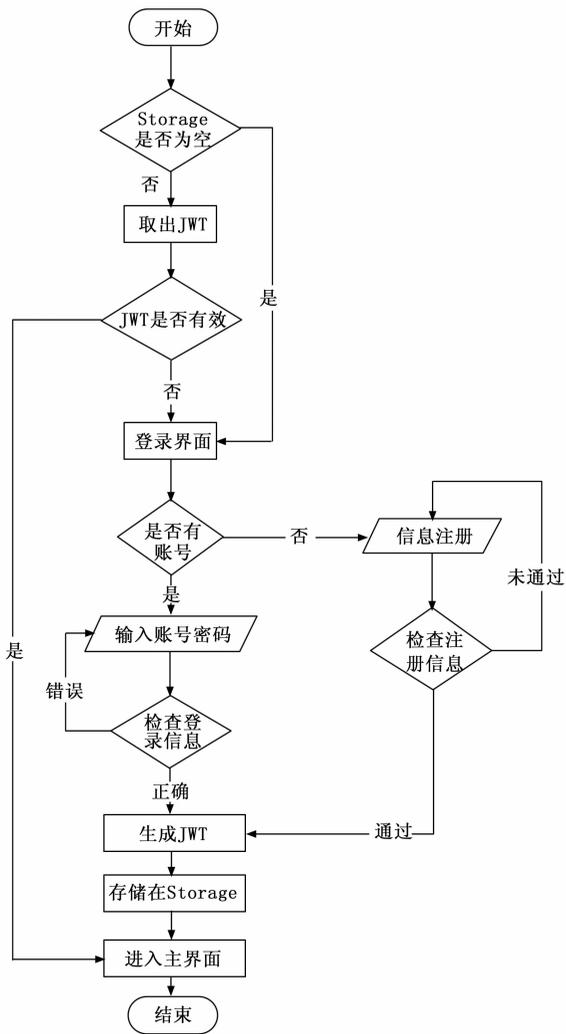


图 10 登录注册流程图

系统的后端主要使用了 go 语言的 gin web 框架开发, 但是考虑到 go 语言官方不直接支持 pytorch, 使用了 python 的 flask 实现包含深度学习算法在内的图像处理任务。其调用流程为小程序发出图像处理请求, gin 服务端会将请求转发至 flask 进行处理, flask 处理结果反馈给 gin 进行数据库交互与结果返回, 如图 11 所示。

### 5.3 应用界面运行效果

用户进入登录界面后, 输入账号和密码进入检测界面, 检测界面中会有操作指南和注意事项的使用前提示信息, 上传结膜图像后调用算法进行检测, 并显示检测结果和贫血的小贴士。

用户也可以查询检测记录与检测结果的分析统计, 检

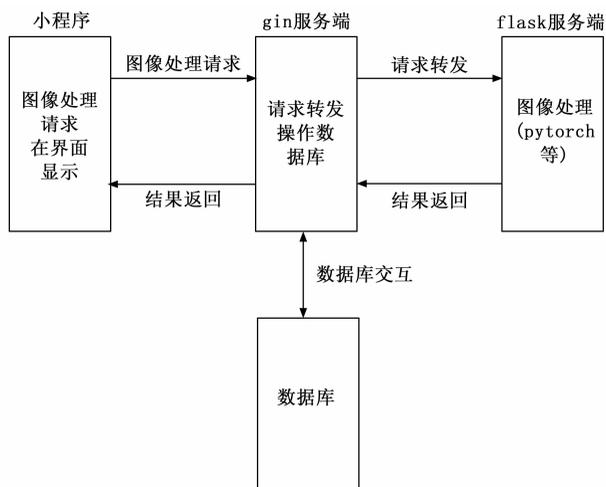


图 11 贫血检测流程示意图

测记录中记录了每次检测的日期、结果等信息, 可以按照结果定向筛选查询。在分析统计中, 不仅可以查看累计检测次数、累计贫血次数、累计贫血占比等数据, 还可以可视化地直观感受检测结果, 如在饼图中清晰了解不同检测结果的比例, 或是柱状图中查看不同结果的差异。在可视化功能里也有近一周、近一月、近 10 次、全部的次数和时间多个维度的检测情况, 使结果查询更加全面, 相关界面如图 12 所示。

### 5.4 软件应用实验结果

在真实环境中开展实验来测试软件的可用性与准确性, 在志愿者的积极参与下, 在稳定的自然光下使用华为 P40 Pro+手机, 通过自拍的方式, 采集了 20 张结膜图像并完成 ROI 的提取, 将图像上传到微信小程序中进行检测。

为了验证检测结果的准确性, 志愿者前往专业医院进行血常规检查, 以获取准确的血红蛋白水平数据, 医院通过专业的检测设备和方法测量了志愿者的血红蛋白浓度关键指标。依据医院测得的血红蛋白水平同 2.1 节中的两级评估分类原则对比, 将志愿者的结膜健康状态划分为健康 and 贫血两类其中贫血结膜图像有 8 张, 健康结膜图像有 12 张。参与实验的结膜图像如图 13 所示, 图 13 (a) 为贫血结膜, 其血常规检查结果中血红蛋白浓度为 9.5 g/dl, 图 13 (b) 的为健康结膜, 其血常规检查结果中血红蛋白浓度为 15.6 g/dl。

最终所有的图像被完美地分类, 准确率、精确度、召回率和  $F_1$  分数都达到了 1.000, 其混淆矩阵如图 14 所示。对于实验结果进行分析, 100% 的分类准确率证明了算法和系统的可用性和准确性, 但也存在一些需要注意的问题, 首先是用于应用测试的数据集较少, 仅有 20 张, 会存在一定的偶然性。同时参与实验的个体的血红蛋白浓度距离健康-贫血的分隔线 11.5 g/dl 的差距较大, 无疑会使得分类任务更加容易, 导致分类结果较好。

### 6 结束语

贫血作为一项健康指标, 对人体健康的影响不可忽视,



图 12 小程序主要功能界面

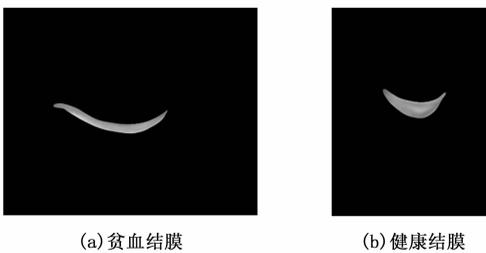


图 13 参与实验的结膜图像

而非侵入式的贫血检测方法为贫血检测提供了一种便捷高效的手段, 无需采集血液样本, 避免了患者因采血产生的疼痛和不适, 同时也有着操作简单、快速出结果的优点。为此提出了一种基于非侵入式结膜图像的改进 ResNet34 的贫血检测方法, 提高了分类的效果, 并将算法进行应用, 用户可以随时随地体验系统的贫血检测功能, 系统也会长期记录检测结果和进行分析统计, 帮助用户更好地了解自身的贫血状况。系统经过真实环境的应用和测试可以达到全部样本被正确分类的效果, 证明了系统的有效性。后续的研究工作中将会进一步扩充实验的数据集和真实场景实

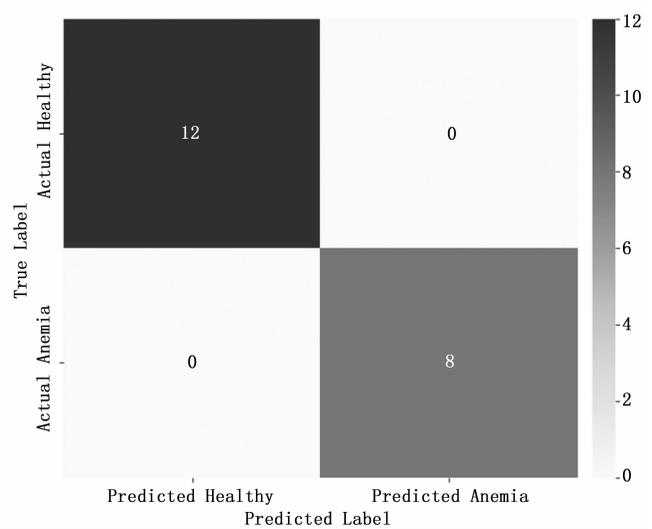


图 14 实际的实验测试结果

验测试数据集, 提高算法的泛化性能, 并不断丰富完善系统的功能, 为用户提供更好的使用体验。

参考文献:

- [1] BEUTLER E, WAALLEN J. The definition of anemia: what is the lower limit of normal of the blood hemoglobin concentration? [J]. Blood, 2006, 107 (5): 1747 - 1750.
- [2] STOLTZFUS R J, EDWARD-RAJ A, DREYFUSS M L, et al. Clinical pallor is useful to detect severe anemia in populations where anemia is prevalent and severe [J]. The Journal of Nutrition, 1999, 129 (9): 1675 - 1681.
- [3] KAUR K. Anaemia 'a silent killer' among women in India: Present scenario [J]. European Journal of Zoological Research, 2014, 3 (1): 32 - 36.
- [4] DE BENOIST B, COGSWELL M, EGLI I, et al. Worldwide prevalence of anaemia 1993 - 2005; WHO Global Database of anaemia [Z]. 2008.
- [5] RANGANATHAN H, GUNASEKARAN N. Simple method for estimation of hemoglobin in human blood using color analysis [J]. IEEE transactions on Information Technology in Biomedicine, 2006, 10 (4): 657 - 662.
- [6] ATAGA K I, GORDEUK V R, AGODOA I, et al. Low hemoglobin increases risk for cerebrovascular disease, kidney disease, pulmonary vasculopathy, and mortality in sickle cell disease: A systematic literature review and meta - analysis [J]. PLoS One, 2020, 15 (4): e0229959.
- [7] PARATI G, STERGIUO G S, ASMAR R, et al. European society of hypertension practice guidelines for home blood pressure monitoring [J]. Journal of human hypertension, 2010, 24 (12): 779 - 785.
- [8] PLATT O S, BRAMBILLA D J, ROSSE W F, et al. Mortality in sickle cell disease-life expectancy and risk factors for early death [J]. New England Journal of Medicine, 1994, 330 (23): 1639 - 1644.

- [9] COVENTRY L L, JACOB A M, DAVIES H T, et al. Drawing blood from peripheral intravenous cannula compared with venepuncture: A systematic review and meta - analysis [J]. *Journal of Advanced Nursing*, 2019, 75 (11): 2313 - 2339.
- [10] JAYAKODY J, EDIRISINGHE E. HemoSmart: a non-invasive, machine learning based device and mobile app for anemia detection [C] //2020 Ieee region 10 conference (TENCON). IEEE, 2020: 1401 - 1406.
- [11] CHAKRABORTY S, KANSARA K, DINESH KUMAR R, et al. Non-invasive estimation of clinical severity of anemia using hierarchical ensemble classifiers [J]. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 2022, 42 (6): 828 - 838.
- [12] MANNINO R G, MYERS D R, TYBURSKI E A, et al. Smartphone app for non-invasive detection of anemia using only patient-sourced photos [J]. *Nature Communications*, 2018, 9 (1): 4924.
- [13] ASARE J W, APPIAHENE P, DONKOH E T. Detection of anaemia using medical images: A comparative study of machine learning algorithms-A systematic literature review [J]. *Informatics in Medicine Unlocked*, 2023: 101283.
- [14] SANCHEZ-CARRILLO C I, DE JESUS RAMIREZ-SANCHEZ T, SELWYN B J. Test of a noninvasive instrument for measuring hemoglobin concentration [J]. *International Journal of Technology Assessment in Health Care*, 1989, 5 (4): 659 - 667.
- [15] NOOR N B, ANWAR M S, DEY M. Comparative study between decision tree, SVM and KNN to predict anaemic condition [C] //2019 IEEE International Conference on Biomedical Engineering, Computer and Information Technology for Health (BECITHCON). IEEE, 2019: 24 - 28.
- [16] CHEN Y-M, MIAOU S-G. A Kalman filtering and nonlinear penalty regression approach for noninvasive anemia detection with palpebral conjunctiva images [J]. *Journal of Healthcare Engineering*, 2017, 2017.
- [17] 胡小艳, 李昊洋, 刘 祥, 等. 基于深度学习建立睑结膜图像贫血筛查算法模型的研究 [J]. *陆军军医大学学报*, 2023, 45 (上接第 62 页)
- [9] 戚晓利, 崔创创, 杨 艳, 等. 基于 RTSMFE、M-KRCDA 与 COA-SVM 的行星齿轮箱故障诊断 [J]. *振动与冲击*, 2022, 41 (21): 109 - 120.
- [10] 胡 萍, 崔建涛. 最小二乘直线拟合的含噪声数据检测方法仿真 [J]. *计算机仿真*, 2023, 40 (9): 467 - 471.
- [11] 蔡超志, 白金鑫, 张仲杭, 等. 基于自适应小波降噪和 Inception 网络的齿轮箱故障诊断 [J]. *制造技术与机床*, 2022, (10): 21 - 28.
- [12] 单成成, 齐咏生, 高胜利, 等. 基于信息网与 MK-MOMEDA 的齿轮箱复合故障诊断 [J]. *控制工程*, 2022, 29 (10): 1907 - 1915.
- [13] 李东东, 蒋海涛, 赵 耀, 等. 极端条件下基于改进深度森林的行星齿轮箱故障诊断方法 [J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51 (11): 39 - 50.
- (8): 746 - 752.
- [18] PURWANTI E, AMELIA H, BUSTOMI M A, et al. Anemia detection using convolutional neural network based on palpebral conjunctiva images [C] //2023 14th International Conference on Information & Communication Technology and System (ICTS). IEEE, 2023: 117 - 122.
- [19] KLASNJA P, PRATT W. Healthcare in the pocket: mapping the space of mobile-phone health interventions [J]. *Journal of Biomedical Informatics*, 2012, 45 (1): 184 - 198.
- [20] HASAN M K, AZIZ M H, ZARIF M I I, et al. Noninvasive hemoglobin level prediction in a mobile phone environment: State of the art review and recommendations [J]. *JMIR mHealth and uHealth*, 2021, 9 (4): e16806.
- [21] RAHMAN M M, TASNIM O F, ULLAH S S A, et al. Non-invasive mHealth application for detecting anemia from conjunctiva images [C] //2023 7th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISM-SIT). IEEE, 2023: 1 - 5.
- [22] DIMAURO G, SIMONE L. Novel biased normalized cuts approach for the automatic segmentation of the conjunctiva [J]. *Electronics*, 2020, 9 (6): 997.
- [23] DIMAURO G, CAIVANO D, DI PILATO P, et al. A systematic mapping study on research in anemia assessment with non-invasive devices [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10 (14): 4804.
- [24] NOOR N B, ANWAR M S, DEY M. An efficient technique of hemoglobin level screening using machine learning algorithms [C] //2019 4th International Conference on Electrical Information and Communication Technology (EICT). IEEE, 2019: 1 - 6.
- [25] DIMAURO G, GUARINI A, CAIVANO D, et al. Detecting clinical signs of anaemia from digital images of the palpebral conjunctiva [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 113488 - 113498.
- [26] CHEN Y-M, MIAOU S-G, BIAN H. Examining palpebral conjunctiva for anemia assessment with image processing methods [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2016, 137: 125 - 135.
- [14] 罗宇航, 冷军发, 荆双喜, 等. 基于 Alpert 多小波的行星齿轮箱故障特征提取 [J]. *机械设计与研究*, 2023, 39 (3): 84 - 88.
- [15] 张博文, 庞新宇, 关重阳. 基于 DPD-1DCNN 的行星齿轮箱故障诊断方法研究 [J]. *机械传动*, 2023, 47 (3): 113 - 119.
- [16] 黎德才, 张 冕, 王科盛, 等. 基于改进的胶囊网络的行星齿轮箱故障诊断方法 [J]. *控制与决策*, 2023, 38 (3): 661 - 669.
- [17] 魏秀业, 程海吉, 贺 妍, 等. 基于特征融合与 ResNet 的行星齿轮箱故障诊断 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36 (5): 213 - 222.
- [18] 王慧慧, 李 超, 陈 杰. 基于 SSO 优化 VMD 算法的齿轮箱状态监测及故障诊断 [J]. *机械设计与研究*, 2022, 38 (6): 90 - 93.