

改进灰狼优化算法及其在 QR 码识别上的应用

严春满**, 陈佳辉*, 马芸婷, 郝有菲, 张迪

西北师范大学物理与电子工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 针对 QR(Quick Response)码在光照变化、污染、破损等情况下识别率低的问题,提出一种多块局部二值模式(MB-LBP)结合改进灰狼优化算法(GWO)优化支持向量机(SVM)的 QR 码识别算法。首先采用提升小波变换分离出图像的高低频分量,将二级低频和水平高频分量分成互不重叠的子块,分别提取每个子块的 MB-LBP 特征并融合;然后运用主成分分析(PCA)对样本集进行特征降维;最后采用 SVM 算法对 QR 码数据建立分类模型。为进一步提高分类精度,在标准 GWO 基础上引入基于对数函数的非线性收敛因子提升其寻优性能,并使用改进 GWO 优化 SVM 模型。实验根据不同高低频结合方式、SVM 优化算法对识别性能进行了测试,结果表明本文方法在识别速度和分类精度方面都有明显提升,具有良好的稳健性。

关键词 图像处理; QR 码识别; 改进灰狼优化算法; 多块局部二值模式; 提升小波变换

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.021015

Improvement of Grey Wolf Optimization Algorithm and Its Application in QR-Code Recognition

Yan Chunman**, Chen Jiahui*, Ma Yunting, Hao Youfei, Zhang Di

College of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract To address the problem of low recognition rate of QR (Quick Response) codes under changes in illumination, pollution, and damage, a QR-code recognition algorithm based on multiblock local binary patterns (MB-LBP) combined with an improved grey wolf optimization (GWO) algorithm for optimizing a support vector machine (SVM) is proposed. Firstly, the lifting wavelet transform is used to separate the high- and low-frequency components of the image, while the second-level low-frequency and horizontal high-frequency components are divided into nonoverlapping sub-blocks. The MB-LBP features of each sub-block are separately extracted and fused. Then, principal component analysis is applied to reducing the dimension of the sample set. Finally, the classification model of the QR-code data is established using the SVM algorithm. To further improve the classification accuracy, the nonlinear convergence factor based on a logarithmic function is introduced to improve the optimization performance based on the standard GWO; the improved GWO is used to optimize the SVM model. The recognition performance is tested according to different combination modes of high and low frequencies and the SVM optimization algorithm. The experimental results show that the proposed algorithm significantly improves the recognition rate and classification accuracy, and it is highly robust.

Key words image processing; QR-code recognition; improved grey wolf optimization algorithm; multiblock local binary patterns; lifting wavelet transform

OCIS codes 100.5010; 100.7410; 150.113

1 引言

QR(Quick Response)码作为一种新型的信息储存和传递技术,具有高密度、高信息含量、高可靠

性及可机器智能识读的特点,且保密能力强。QR 码已广泛应用于新闻传播、公共安全、交通运输、金融保险等领域。

针对 QR 码识别的问题,Ahn 等^[1]提出一种虚拟

收稿日期: 2019-05-28; 修回日期: 2019-06-21; 录用日期: 2019-07-15

基金项目: 国家自然科学基金(61741119,61367005)、甘肃省自然科学基金(17JR5RA074,17JR5RA078)

* E-mail: 46261219@qq.com; ** E-mail: Yancha02@163.com

的 QR 码识别方法,该方法将 QR 码信息发送到数据库相关区域,并和已经拥有的数据库共同使用图像匹配方法进行识别。熊用等^[2]提出一种基于相关匹配法的 QR 码识别方法,该方法利用模板对 QR 码进行相关匹配,通过对相干系数阈值进行处理得出取样网格,但此方法需要在 QR 码完整且不存在模糊的前提下进行识别。谷晓琳等^[3]提出基于遗传算法的 QR 码识别方法,该方法的识别率较高,但计算量较大。侯阿临等^[4]利用游程编码进行 QR 码图像预处理,再对图像解码,取得了较好的识别效果。在实际应用中,QR 码易受光照、污染、遮挡、破损、缺失等因素的影响,导致识别率低及误识别等,为此,学者们开展了更为广泛的研究。孙道达等^[5]采用稀疏表示的原理,提出一种针对缺损情况下的 QR 码识别算法,但该算法需要较多的训练样本,计算量较大。Tribak 等^[6]提出方向梯度直方图(HOG)特征与支持向量机(SVM)分类器相结合的 QR 码识别算法,该算法将特征传递给 SVM 分类器,对解决小样本、非线性问题较为有效,但单一特征难以充分描述 QR 码的所有信息,而且 SVM 内部参数选取对分类性能影响较大,随机给出的参数值往往会影响到分类准确度。因此,各种特征融合算法以及实现 SVM 参数寻优算法被相继提出。在各类优化算法中,灰狼优化(GWO)算法因在寻找最优解方面具备简单、高效的特点而倍受关注^[7],各种改进的 GWO 算法也应运而生^[8-11]。

基于以上研究,本文提出一种多块局部二值模式(MB-LBP)结合改进 GWO 优化 SVM 的 QR 码识别方法。为获取 QR 码特征的有效表达,采用具有时频局部特征的提升小波实现 QR 码图像的多级分解,对分解结果的高低频分量实现 MB-LBP 特征的提取和融合,并运用主成分分析(PCA)算法对特征集降维;通过改进的对数函数非线性收敛因子提升 GWO 的寻优性能,进而优化 SVM 参数,实现 QR 码分类。实验结果表明:采用高低频相结合的方法能弥补未考虑低频分量导致的图像整体效果的缺陷;运用 PCA 降低特征维数,可有效减少计算量、提升运算速度;改进 GWO 优化 SVM 使 QR 码识别率得到明显提高。

2 算法流程

基于 MB-LBP 结合改进 GWO 算法优化 SVM 的 QR 码识别算法主要过程如下。

1) QR 码图像特征的提取及处理:采用提升小波提取出图像的二级低频与高频分量,并将其分成 9 个互不重叠的子块;引入 MB-LBP 算子分别提取

每个子块的特征并融合;利用 PCA 对高维融合特征进行降维,以提取有用特征、减少存储空间。

2) QR 码图像识别:首先采用 QR 码数据训练 SVM 分类器模型,并在训练过程中利用改进非线性收敛因子的 GWO 算法优化 SVM 参数;然后采用 QR 码测试数据评估此模型的识别性能。

2.1 QR 码图像特征提取及处理

2.1.1 提升小波变换

提升小波算法给出简单有效的双正交小波构造方法^[12],其中心思想是把小波滤波器分解为多个基本模块,分步完成小波变换。提升方案分为三步,即分解、预测、更新,如图 1 所示。

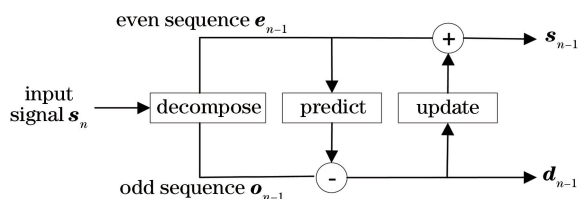


图 1 提升小波变换示意图

Fig. 1 Schematic of lifting wavelet transform

1) 分解:根据序列的奇偶性,把输入信号 s_n 分为两个互斥的子集,偶数序列 e_{n-1} 和奇数序列 o_{n-1} 。

2) 预测:利用初始数据的相关性,用偶数序列 e_{n-1} 来预测奇数序列 o_{n-1} 并计算残差。

$$d_{n-1} = o_{n-1} - P(e_{n-1}), \quad (1)$$

式中: d_{n-1} 为残差信号,对应于 s_n 的高频分量; P 为预测函数。奇数序列实际值与预测值的差值体现了两者之间的逼近程度, d_{n-1} 值越小,说明 $P(e_{n-1})$ 值越接近于奇数序列,拟合效果越好,这样 d_{n-1} 所包含的信息比 o_{n-1} 要少,因此可用更小的子集来代替奇数序列 o_{n-1} 。

3) 更新:为了保持 s_n 的全局特征,需进行更新,即

$$s_{n-1} = e_{n-1} + U(d_{n-1}), \quad (2)$$

式中: s_{n-1} 为 s_n 的低频分量; U 为更新函数。

经过上述操作,输入信号 s_n 可分解为高频分量 d_{n-1} 和低频分量 s_{n-1} ;重复步骤 1)~3), s_{n-1} 还可继续分解为 d_{n-2} 和 s_{n-2} ;继续重复步骤 1)~3),可进行 n 次分解。经提升小波变换后的图像可以获得四个子图,依次是低频分量(LL)、水平高频分量(HL)、垂直高频分量(LH)和对角高频分量(HH)^[13]。经过 n 次分解后,低频分量的大小变为原来的 $\left(\frac{1}{4}\right)^n$ 。图 2 为 QR 码图像经两层提升小波分解的示意图。

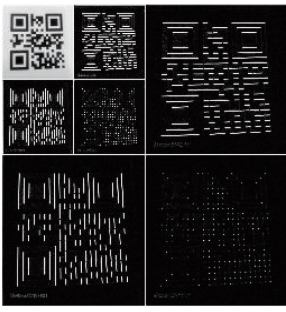


图 2 基于提升小波变换的 QR 码图像分解

Fig. 2 QR-code image decomposition based on lifting wavelet transform

2.1.2 QR 码高低频分量的 MB-LBP 特征提取

提升小波变换后的低频分量是 QR 码原图像的近似描述,高频图像包含细节、边缘信息。算法执行过程是将提升小波变换所分离出的高低频分量分成 9 个互不重叠的子块,并分别提取每个子块的 MB-LBP 特征。MB-LBP 是一种能够精细描绘图像纹理特征的算子,它把局部二值模式(LBP)^[14]算法中一个

中心像素的应用展开到众多像素的矩形区域中,将图像中心位置像素的灰度值作为阈值,把与其相邻的区域进行二值化,用二值化的结果来描述纹理特征,使图像块的平均灰度代替原来的单一像素灰度,将原来针对像素灰度的编码变为针对图像块的编码。

为了提高运算速度,解决二进制模式过多的问题,本文采用“等价模式”^[15],模式数量由 2^q 减少到 $q(q-1)+3$,为减少训练时间,在保证 QR 码图像信息不丢失的同时,对特征维数实现降维。

2.1.3 QR 码特征融合及降维处理

9 个互不重叠的子块对应 QR 码图像的不同区域,提取提升小波低频分量每个子块的 MB-LBP 特征 $L_i^1 (i=1,2,\dots,9)$ 和高频分量每个子块的 MB-LBP 特征 $L_i^2 (i=1,2,\dots,9)$;将高低频分量融合,获得每个子块的高低频 MB-LBP 特征 $L_i = (L_i^1, L_i^2) (i=1,2,\dots,9)$;最后将 9 个子块的高低频 MB-LBP 特征按顺序级联成完整的 QR 码特征向量 $L = (L_1, L_2, \dots, L_9)$ 。特征提取过程如图 3 所示。

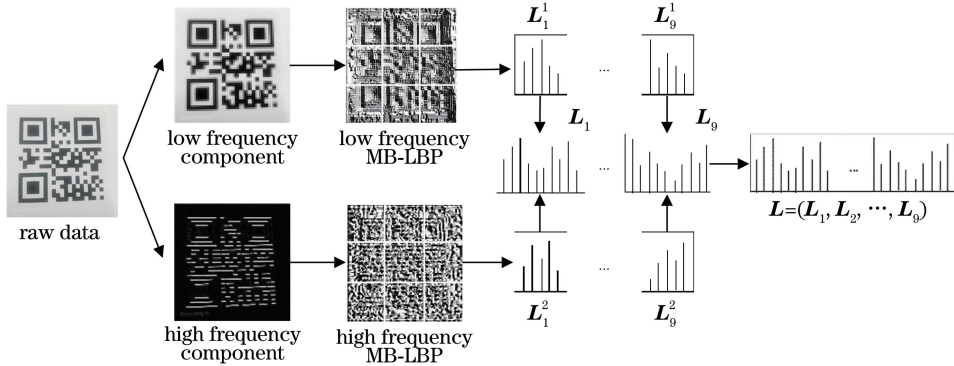


图 3 QR 码图像特征提取过程

Fig. 3 Process of feature extraction for QR-code image

为了解决融合特征造成信息混叠的问题,采用 PCA 对融合特征向量进行降维处理,以选取最具代表性的 QR 码图像特征。PCA 是一种常用的降维技术^[16],通过计算数据的协方差矩阵得到方差最大的方向,方差越大说明该方向信息量越大,依次选取较大方差所对应的特征向量,得到新的数据集,实现数据从原始空间变换到降维后的空间。结合实验分析,在不影响分类精度的前提下,本文将特征维数降到 60。

2.2 QR 码图像识别

SVM 分类器是一种基于结构风险最小化的有监督学习模型,通常被用于分类、回归任务以及模式识别中,在机器学习中广泛应用。在一般情况下,SVM 核函数参数选取是基于经验的,最优参数的选

取较为困难。

2.2.1 SVM 分类器

对每幅 QR 码分别提取高低频 MB-LBP 特征,运用 PCA 算法对样本集进行特征降维后,送入 SVM 分类器进行识别。设数据样本集为 $M = \{(x_i, y_i)\}$,样本 $(x_i, y_i) \in \mathbf{R}^m \times \mathbf{R}, i=1,2,\dots,N$,样本标签 $y_i \in \{-1, 1\}$, x_i 为第 i 个训练样本集的样本数据,引入 SVM 核函数将 QR 码样本映射到高维空间,创建最优超平面实现对样本集合 M 的线性分类。SVM 优化非线性不可分样本公式为

$$\min_{w, b, \epsilon} \left(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k \xi_i \right)$$

$$\text{s.t. } y_i [(wx_i + b)] \geq 1 - \xi_i, i=1,2,\dots,k, (3)$$

式中: w 为权值系数; C 为惩罚因子; b 为分类阈值; ξ_i

为松弛变量。本文采用径向基核函数(Radial Basis Function, RBF),得到最终的分类超平面函数为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^k y_i a_i \exp(-g \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2) + b \right], \quad (4)$$

式中: a_i 为拉格朗日因子。

2.2.2 改进 SVM 分类器

SVM 对于多分类问题,若采用常用的“一对多”二分类方法,SVM 分类小样本能力会很弱,产生样本类别间不平衡的现象。因此本文采用“一对一”法,两两之间构建一个 SVM 分类器^[17]。此外,进行 QR 码图像识别预测时需要调节相关参数,针对本文建立的 QR 码训练与测试样本集,采用改进的 GWO 算法来寻找最优参数。

1) 改进非线性收敛因子的灰狼算法

在 D 维搜索空间内,假设第 i 匹狼的位置为 $\mathbf{X}_i = (\mathbf{X}_i^1, \mathbf{X}_i^2, \dots, \mathbf{X}_i^D)$,其中 \mathbf{X}_i^d 表示第 i 匹灰狼的

第 d 维位置。灰狼群体中按等级机制从高到低可以分为首领狼 α 、副首领狼 β 、队长狼 δ 和其余个体狼 ω 。第 i 匹灰狼的第 d 维位置可描述灰狼逐渐接近并包围的行为,表达式为

$$\mathbf{X}_i^d(t+1) = \mathbf{X}_g^d(t) - \mathbf{A}_i^d | \mathbf{C}_i^d \mathbf{X}_g^d(t) - \mathbf{X}_i^d(t) |, \quad (5)$$

式中: t 为当前迭代次数; $\mathbf{X}_g = (\mathbf{X}_g^1, \mathbf{X}_g^2, \dots, \mathbf{X}_g^D)$ 为猎物位置,其中 g^d 表示猎物; $\mathbf{A}_i^d | \mathbf{C}_i^d \mathbf{X}_g^d(t) - \mathbf{X}_i^d(t) |$ 为包围步长。 \mathbf{A}_i^d 和 \mathbf{C}_i^d 分别定义为

$$\mathbf{A}_i^d = a(2N_{r_1} - 1), \quad \mathbf{C}_i^d = 2N_{r_2}, \quad (6)$$

式中: N_{r_1} 和 N_{r_2} 为 $[0, 1]$ 间的随机数; a 为收敛因子。进化过程为

$$a(t) = 2 - 2(t/T), \quad (7)$$

式中: T 为最大迭代次数; a 为调节全局搜索和局部搜索的收敛因子,由 2 线性递减至 0。

根据群体中其余个体狼 ω 与 α 、 β 、 δ 狼之间的位置距离, \mathbf{X}_α 、 \mathbf{X}_β 和 \mathbf{X}_δ 进行更新,即

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{i,\alpha}^d(t+1) = \mathbf{X}_\alpha^d(t) - \mathbf{A}_{i,1}^d | \mathbf{C}_{i,1}^d \mathbf{X}_\alpha^d(t) - \mathbf{X}_i^d(t) | \\ \mathbf{X}_{i,\beta}^d(t+1) = \mathbf{X}_\beta^d(t) - \mathbf{A}_{i,2}^d | \mathbf{C}_{i,2}^d \mathbf{X}_\beta^d(t) - \mathbf{X}_i^d(t) |, \\ \mathbf{X}_{i,\delta}^d(t+1) = \mathbf{X}_\delta^d(t) - \mathbf{A}_{i,3}^d | \mathbf{C}_{i,3}^d \mathbf{X}_\delta^d(t) - \mathbf{X}_i^d(t) | \end{cases} \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_i^d(t+1) = \sum_{j=\alpha,\beta,\delta} w_j \mathbf{X}_{i,j}^d(t+1), \quad (9)$$

式中: $d=1, 2, \dots, D$; w_j ($j=\alpha, \beta, \delta$) 为 α 、 β 、 δ 狼的权重系数,定义为

$$w_j = \frac{f[\mathbf{X}_j(t)]}{f[\mathbf{X}_\alpha(t)] + f[\mathbf{X}_\beta(t)] + f[\mathbf{X}_\delta(t)]}, \quad (10)$$

式中: $f[\mathbf{X}_j(t)]$ 为第 j 匹灰狼在第 t 代的适应度; $f[\mathbf{X}_\alpha(t)]$ 、 $f[\mathbf{X}_\beta(t)]$ 、 $f[\mathbf{X}_\delta(t)]$ 分别为 α 、 β 、 δ 狼的适应度。

全局和局部搜索能力对群智能优化算法的优化性能至关重要,加强全局搜索能力可确保种群的多样性,加强局部搜索能力可避免算法陷入局部最优,进而能加速收敛。由(6)式可知:当 $|\mathbf{A}| > 1$ 时,灰狼群体将搜索范围扩大,寻找更好的猎物,这对应于全局搜索; $|\mathbf{A}| < 1$ 时,灰狼群体缩小搜索范围,攻击并捕获猎物,这对应于算法的局部搜索。收敛因子 a 在很大程度上影响 \mathbf{A} 的取值,传统 GWO 的收敛因子随着迭代次数由 2 线性递减至 0,并不能完全体现出 GWO 的全局和局部搜索过程。为改善全局搜索和局部搜索之间的平衡问题,基于文献[8, 10]提出的非线性收敛因子以及 GWO 的搜寻性能

受衰减阶数 p 的影响,本文改进了 GWO 在搜寻过程中 a 的线性递减策略,提出一种新的基于对数函数非线性收敛因子的灰狼算法,记为 ILFGWO。将(7)式更新为

$$a(t) = 2 - \left\{ \ln \left[1 + \mu \frac{\exp\left(\frac{t}{T}\right) - 1}{\exp(1) - 1} \right] \right\}^p, \quad (11)$$

式中:调节系数 $\mu \in [1.9, 6.5]$,用于控制收敛因子 a 的非线性下降趋势以及变化范围;衰减阶数 $p \in [1, 10]$,是正整数,用于控制收敛因子 a 的衰减剧烈程度, p 值越大收敛因子 a 衰减越剧烈。根据衰减阶数 p 的取值,相应地选取调节系数 μ 的值,使得 t 达到最大迭代次数 T 时,收敛因子 a 趋于 0。经过多次实验,当衰减阶数 $p=4$,调节系数 $\mu=2.2$ 时能达到一个较好的效果,且寻优精度稳定,即前期降低衰减速度,可更好地寻找全局最优,中期到后期加快衰减速度可避免陷入局部最优。

2) SVM 参数寻优

SVM 训练过程中,其参数 C 和核函数半径 g 值一般情况下是基于经验选取的,而 C 值决定样本

对离群点的重视程度^[18], g 值与输入空间的样本宽度和范围相关, C 和 g 的取值直接影响着 SVM 的分类性能。因此, 本文在训练 SVM 分类器过程中采用 ILFGWO 优化其参数, 具体步骤如下。

- 1) 根据 α 、 β 、 δ 中每匹狼的位置对 SVM 中 C 和 g 值进行初始化;
- 2) 初始化后的 SVM 对样本集进行学习, 以测试错误率作为灰狼个体的适应度值 F_i ;
- 3) 根据适应度值对 α 、 β 、 δ 狼的目标函数值进行更新, 并将此时的 C 和 g 保存到相应灰狼的位置中;
- 4) 根据(9)式更新狼群中个体与 α 、 β 、 δ 的距离和移动方向, 根据(5)式更新狼群中各个狼的位置;
- 5) 计算每匹狼在新位置上的适应度并与前次迭代适应度 F_i 进行比较, 若高于 F_i , 则替换原有 F_i 作为最优适应度, 反之, 则保持不变。当算法达到最大迭代次数时, 训练停止, 输出 α 狼的当前位置的 C 、 g 和识别率。

通过 ILFGWO 算法寻优得出的最优参数 C 为

13.3034, g 为 0.0101, 在此最优参数下, 测试样本的识别率为 99.5%。

3 实验结果及分析

3.1 ILFGWO 算法性能分析实验

本文实验均在内存为 16G, 处理器为 i5-7500 (3.4 Hz) 的计算机上进行。为了验证非线性收敛因子策略的有效性, 从基准测试函数中选取 6 种函数进行仿真实验, $F_1 \sim F_6$ 函数分别为 sphere (F_1)、schwefel2.22 (F_2)、schwefel2.21 (F_3)、rastrgin (F_4)、ackley (F_5)、griewank (F_6)。 $F_1 \sim F_3$ 是单峰基准测试函数, $F_4 \sim F_6$ 是多峰基准测试函数。为了确保对比实验的公平性, 将种群规模设置为 30, 最大迭代次数为 500, 每个函数在上述参数设置下均独立运行 30 次, 记录其均值和标准差, 比较结果如表 1 所示, 其中 St.dev 是标准差, GWO 是标准灰狼算法, IGWO1 为文献[8]引入非线性收敛因子的 GWO 算法, IGWO2 为文献[9]引入非线性收敛因子的 GWO 算法。

表 1 对 6 个基准测试函数的测试结果

Table 1 Testing results for six benchmark functions

Function	IGWO		IGWO1		IGWO2		ILFGWO	
	Mean	St.dev	Mean	St.dev	Mean	St.dev	Mean	St.dev
F_1	2.066×10^{27}	3.571×10^{27}	5.741×10^{33}	3.370×10^{33}	1.251×10^{39}	1.713×10^{39}	1.613×10^{41}	2.599×10^{41}
F_2	8.701×10^{16}	6.838×10^{16}	4.518×10^{20}	4.300×10^{20}	1.851×10^{23}	1.396×10^{23}	4.045×10^{25}	3.465×10^{25}
F_3	6.429×10^7	5.597×10^7	1.936×10^8	2.039×10^8	1.197×10^{10}	1.341×10^{10}	6.449×10^{11}	5.761×10^{11}
F_4	3.3857	4.3920	1.2206	2.5179	1.894×10^{17}	1.037×10^{16}	0	0
F_5	9.846×10^{14}	1.714×10^{14}	3.795×10^{14}	5.451×10^{14}	1.273×10^{14}	4.102×10^{14}	1.308×10^{15}	2.903×10^{15}
F_6	0.0078	0.0139	0.0015	0.0062	0	0	0	0

从表 1 可以看出, ILFGWO 在函数 $F_1 \sim F_5$ 中均值和标准差均低于 GWO、IGWO1、IGWO2, 更接近于目标函数最优值 0。较低的均值说明 ILFGWO 具有更高的寻优精度, 较低的标准差代表其具有更强的寻

优稳定性。对于 F_4 和 F_6 函数, ILFGWO 均值和标准差均为 0, 证明 ILFGWO 具有较好的寻优性能与较强的稳健性。为了进一步说明 ILFGWO 的寻优性能, 图 4 给出 F_1 、 F_2 函数的寻优收敛曲线。

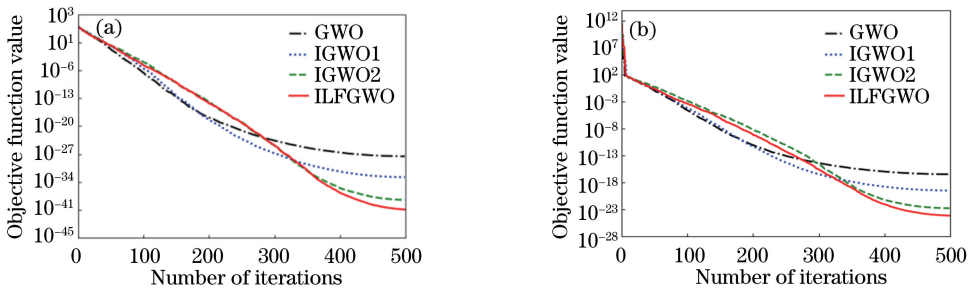


图 4 函数的寻优收敛曲线图。(a) F_1 ; (b) F_2

Fig. 4 Optimal convergence curves of functions. (a) F_1 ; (b) F_2

从图 4 也可以看出, ILFGWO 在两个函数中相对 IGWO2 具有较快的收敛速度和较高的收敛精度, 且在寻优后期能进一步提升 GWO、IGWO1 及

IGWO2 的寻优精度。测试结果证明了本文非线性收敛因子的有效性, 采用 ILFGWO 比 GWO 能搜寻到 SVM 更优的 C 和 g 值。

3.2 QR 码识别实验

为了进一步验证本文算法的有效性,采集 40 类 QR 图像(1 张干净的图像和 9 张污染、遮挡、破损、模糊不清、光照变化环境下的图像),每类 10 幅,像素大小为 256×256 ,部分样本如图 5 所示。其中随机抽取 200 幅图像作为训练样本(每类 5 幅),剩下的 200 幅作为测试样本(每类 5 幅)。



图 5 部分 QR 码样本示例
Fig. 5 Partial QR-code samples

式中: R 为识别率; k 为正确识别的图片数; K 为总图片数。

1) 提升小波变换对分类性能的影响

提升小波变换具有多分辨率的特性,不同分解次数下得到的低频分量包含的 QR 码信息不同,因此选择合适的分解次数非常重要。实验对图像进行了 1~4 级提升小波分解,将所提取的低频 QR 码特征输入到优化的 SVM 进行分类,实验结果如表 2 所示。

表 2 1~4 级的低频分量的测试结果

Table 2 Testing results of low-frequency components in levels of 1-4

Decomposition level	1	2	3	4
Training time /s	220.43	68.80	31.48	23.79
Recognition rate /%	96	94.5	82	34.5

由表 2 可以看出,提升小波变换级数对识别率和训练时间有一定影响。1、2 级低频分量得到的识别率相对接近。从第 3 级低频分量开始,识别率开始下降,因为随着分解次数的增多,低频分量包含的信息量减少,所以不能很好地描述 QR 码的特征变化。虽然 2 级低频分量识别率稍低,但由于 2 级低频分量维数是 1 级低频分量的 $1/4$,其训练时间明显减少,因此选择 1、2 级的低频分量来进行研究。

为了提取更完整的 QR 码特征信息,将提升小波 1、2 级高低频分量的特征相互融合。由于融合后特征维度较高,采用 PCA 对融合特征进行降维,以去除冗余信息、减少计算量。根据不同的特征融合方式,从训练时间和识别率两方面分析,进行多次实验发现,当降到 60 维时,各高低频混合分量的识别率趋于最高,实验结果如图 6 所示,其中 LL1 表示提升小波的一级低频分量,HL2 表示提升小波的二级高频分量。

通过识别时间、识别率对本文算法进行评估。记录每次实验的训练时间和测试时间,训练时间为对训练集进行特征提取的总时间,测试时间为对测试集进行分类得出识别率的总时间。识别率计算公式为

$$R = \frac{k}{K} \times 100\%, \quad (12)$$

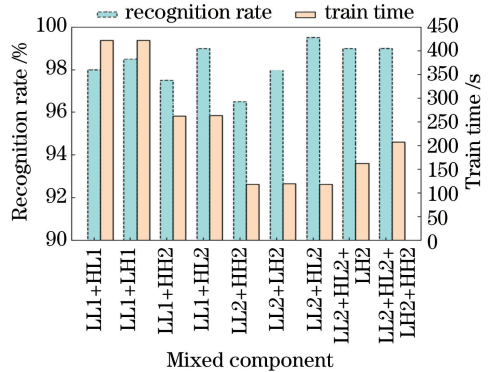


图 6 各高低频混合分量测试结果

Fig. 6 Testing results of mixed components of high and low frequencies

从图 6 可知,相对单独低频分量的识别率,不同方向高低频分量结合后,有的结合方式提升幅度较大,有的则提升幅度较小。LL1、LL2 分别同 HH2 相组合的识别率均低于其与 HL2、LH2 组合,说明同一分量上采用水平和垂直高频分量要比对角高频分量识别率高,是因为水平和垂直高频分量包含了 QR 码部分细节特征,而对角高频分量则容易受噪声信息影响;LL2+HL2 分量要比 LL2+LH2 分量识别率高,说明 2 级小波水平高频分量所含 QR 码信息高于垂直高频分量;LL2+HL2 分量识别率高于 LL1+HL1 分量,是因为 1 级小波下图像中的细节信息和主要信息未充分分离;LL2+HL2 分量的识别率均高于 LL2+HL2+LH2、LL2+HL2+LH2+HH2 分量,主要原因是原始图像将能量集中到部分小波系数上,随着高频分量数量的增加、训练时间增长,同时引入的无关信息给识别带来干扰,识别率下降。

2)不同优化算法分类结果的对比

为验证 ILFGWO 对于 SVM 参数优化效果,将融合 QR 码特征向量输入 SVM 中,分别采用

GWO、粒子群(PSO)、差分进化(DE)算法对 SVM 参数寻优。表 3 是不同算法优化 SVM 模型的结果。

表 3 不同算法优化 SVM 模型的结果

Table 3 Classification results of SVM model optimized by different algorithms

Comparison item	GWO-SVM	PSO-SVM	DE-SVM	ILFGWO-SVM
Sample weight of correct recognition	195/200	192/200	194/200	199/200
Recognition rate / %	97.5	96	97	99.5

由表 3 可知,GWO-SVM 模型的 QR 码识别率高于 PSO-SVM、DE-SVM 模型,这是因为 PSO 和 DE 算法出现早熟收敛,求解精度低、收敛速度慢。GWO 具有搜寻速度快、效率高的特点,而且在复杂优化问题上具有较强的适应性,但由于 GWO 本身易陷入局部最优,本文通过改进 GWO 的寻优性能来提升 SVM 模型的分类精度,在寻找 SVM 最优个体位置时, C 和 g 值有了进一步的提升,减少了

SVM 过学习的可能性,因此 ILFGWO-SVM 模型的识别率高于 GWO-SVM 模型。

3)不同模型识别性能的对比

为了捕获 QR 码各个区域内的结构信息,引入 MB-LBP 算子,提取 LL2、HL2 每块的 MB-LBP 纹理特征并融合,运用 PCA 算法对融合特征集降维,并导入 ILFGWO-SVM 中,实现 QR 码的分类。为验证本文算法,进行了 4 组实验,结果如表 4 所示。

表 4 不同模型的识别性能对比

Table 4 Comparison of recognition performances of different models

No.	Method	Recognition rate / %	Test time / s
1	Lifting wavelet+MB-LBP+SVM	71.5	16.10
2	Lifting wavelet+MB-LBP+PCA+SVM	95	4.73
3	Lifting wavelet+MB-LBP+ILFGWO-SVM	94	113.68
4	Lifting wavelet+MB-LBP+PCA+ILFGWO-SVM	99.5	9.12

从表 4 可知,本文方法识别率高于其他方法。对比方案 1、2 可见,经 PCA 降维后识别率和识别速度均明显提升,说明 PCA 将高维融合特征变换为低维特征时,消除了非相关因素的干扰,减少了计算量。对比方案 1、3 可见,ILFGWO 搜寻到 SVM 最佳位置时的 C 和 g 值,使 SVM 具备更强的分类性能,但由于融合特征维度较高,寻优时间增加,测试时间增长,方案 4 进一步优化了方案 3,取得了较好的识别率与识别速度。

一步丰富数据集并完善 QR 码识别模型。

参 考 文 献

- [1] Ahn M, Lee S. A research on QR code recognition enhancement using pre-constructed image matching scheme [C] // 2014 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC), October 22-24, 2014, Busan, Korea. New York: IEEE, 2014: 82-83.
- [2] Xiong Y, Wang L C, Ai Q L. QR code recognition method based on correlation match [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(3): 571-576.
熊用,汪鲁才,艾琼龙.基于相关匹配的 QR 码识别方法[J].仪器仪表学报,2011,32(3): 571-576.
- [3] Gu X L, Huang M, Qi H Y. 2-dimensional bar code recognition based on genetic algorithms [J]. Journal of Dalian Railway Institute, 2005, 26(4): 47-51.
谷晓琳,黄明,戚海英.基于遗传算法的二维 QR 码图像识别[J].大连铁道学院学报,2005,26(4): 47-51.
- [4] Hou A L, Feng Y, Jiao S L, et al. QR code image recognition based on run-length coding [J]. Journal of Changchun University of Technology (Natural Science

4 结 论

由于 QR 码识别过程中出现诸多外界因素的干扰,本文采用 MB-LBP 特征结合分块的提升小波分量,并利用 ILFGWO 优化 SVM 参数 C 和 g 值,得到较高的 QR 码识别率。提取提升小波的高低频 MB-LBP 特征可以有效表征 QR 图像整体特征;引入非线性收敛因子调整 GWO 局部搜索能力,增强了 SVM 的分类准确性。通过与不同模型识别性能对比,本文算法能有效提升 QR 码识别率,减少识别时间,具有良好的稳健性,为 QR 码的识别提供了新方法。但由于构建的数据集还不够完善,部分受损严重的 QR 码图像识别效果不理想,因此在今后的研究中,需要进

- Edition), 2011, 32(2): 152-155.
- 侯阿临, 冯源, 焦松林, 等. 基于游程编码的 QR 码图像识别[J]. 长春工业大学学报(自然科学版), 2011, 32(2): 152-155.
- [5] Sun D D, Zhao J, Wang R, et al. QR code recognition based on sparse representation [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33 (1): 179-181, 185.
- 孙道达, 赵健, 王瑞, 等. 基于稀疏表示的 QR 码识别[J]. 计算机应用, 2013, 33(1): 179-181, 185.
- [6] Tribak H, Moughyt S, Zaz Y, et al. Remote QR code recognition based on HOG and SVM classifiers[C]// 2016 International Conference on Informatics and Computing (ICIC), October 28-29, 2016, Mataram, Indonesia. New York: IEEE, 2016: 16836016.
- [7] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [8] Guo Z Z, Liu R, Gong C Q, et al. Study on improvement of gray wolf algorithm[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(12): 3603-3606, 3610.
- 郭振洲, 刘然, 拱长青, 等. 基于灰狼算法的改进研究[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(12): 3603-3606, 3610.
- [9] Wei X, Wu Q. EEG emotion recognition based on piecewise complex multi-scale fuzzy entropy and IGWO-SVM algorithm[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(11): 1-9.
- 魏雪, 吴清. 分段复合多尺度模糊熵和 IGWO-SVM 的脑电情感识别[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(11): 1-9.
- [10] Wu T B, Gui W H, Yang C H, et al. Improved grey wolf optimization algorithm with logarithm function describing convergence factor and its application[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2018, 49(4): 857-864.
- 伍铁斌, 桂卫华, 阳春华, 等. 用对数函数描述收敛因子的改进灰狼优化算法及其应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2018, 49(4): 857-864.
- [11] Wang Z H, Luo Q, Liu S T. An SVM classifier based on chaotic gray wolf optimization algorithm[J]. Computer Engineering & Science, 2018, 40(11): 2040-2046.
- 王志华, 罗齐, 刘绍廷. 基于混沌灰狼优化算法的 SVM 分类器研究[J]. 计算机工程与科学, 2018, 40(11): 2040-2046.
- [12] Dong Y L, Jiang W. Facial expression recognition based on lifting wavelet and FLD [J]. Optical Technique, 2012, 38(5): 579-582.
- 董玉龙, 姜威. 基于提升小波和 FLD 的人脸表情识别[J]. 光学技术, 2012, 38(5): 579-582.
- [13] Zhang L, Li Y, Liu T T, et al. Feature fusion of wavelet and LBP-GD for facial expression recognition[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2018, 47(5): 654-659.
- 张良, 李玉, 刘婷婷, 等. 融合小波和 LBP-GD 特征的人脸表情识别[J]. 电子科技大学学报, 2018, 47(5): 654-659.
- [14] Quan Y Z, Gao S H, Yang M J, et al. USM sharpening image detection based on local binary pattern method [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(12): 121002.
- 全永志, 高树辉, 杨孟京, 等. 基于局部二值模式方法的 USM 锐化图像检验[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(12): 121002.
- [15] Wang X Y, Zhang Y Z, Chen D Y. Face detection based on MB-LBP and eye tracking [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35 (12): 2739-2745.
- 王小玉, 张亚洲, 陈德运. 基于多块局部二值模式特征和人眼定位的人脸检测[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(12): 2739-2745.
- [16] Cheng L Y, Mi G Y, Li S, et al. Quality diagnosis of joints in laser brazing based on principal component analysis-support vector machine model [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(3): 0302004.
- 程力勇, 米高阳, 黎硕, 等. 基于主成分分析-支持向量机模型的激光钎焊接头质量诊断[J]. 中国激光, 2017, 44(3): 0302004.
- [17] Mao Z C, Chen Q. Recognition and tracking of AGV multi-branch path based on PCA-LDA and SVM[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55 (9): 091005.
- 茅正冲, 陈强. 基于 PCA-LDA 与 SVM 的 AGV 多分支路径识别与跟踪[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(9): 091005.
- [18] Wang D M, Lu C H, Jiang W W, et al. Study on PSO-based decision-tree SVM multi-class classification method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29 (4): 611-615.
- 王道明, 鲁昌华, 蒋薇薇, 等. 基于粒子群算法的决策树 SVM 多分类方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(4): 611-615.