

基于二值随机森林的非均匀光照 QR 码重构算法

强孙源, 李大军, 陈柯成, 曾财

(成都理工大学, 成都 610059)

摘要: **目的** 现实生活 QR 码在识别过程中, 易受到非均匀光照因素的影响, 导致 QR 码无法识别, 为此提出一种基于二值随机森林的 QR 码像素值重构算法。**方法** 依据 QR 码图像的双峰特点和梯度值相等的特性, 用于提取非均匀光照下受损 QR 码局部像素特征, 并利用随机森林的分类方法确定 QR 码局部矩阵中间单个像素值, 逐步实现受损 QR 码所有像素值的重构恢复。**结果** 实验表明与其他方法相比, 该算法模型能够很好地利用局部特征提取 QR 码的真实像素值, 并对受损 QR 码图像进行恢复, 实验结果图像均具有较高水平。**结论** 采用基于二值随机森林的 QR 码重构算法, 能够很好地处理因非均匀光照而导致的识别出错问题, 并可以广泛应用于生活中的 QR 码识别过程, 具有较强的实用性。

关键词: 机器学习; 随机森林; 图像恢复; QR 码

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2019)11-0232-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.11.035

QR Code Reconstruction Algorithm Based on Binary Random Forest under Non-uniform Illumination

QIANG Sun-yuan, LI Da-jun, CHEN Ke-cheng, ZENG Cai

(Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)

ABSTRACT: The paper aims to propose a QR code pixel value reconstruction algorithm based on binary random forest for real life QR codes which are vulnerable to non-uniform illumination and thus cannot be recognized. According to bi-modal features and equal gradient value of QR code image, local pixel features of the damaged QR code under non-uniform illumination were extracted, and a single pixel value in the middle of the local QR code matrix was determined with the random forest classification method, so as to gradually realize reconstruction and recovery of all pixel values of the damaged QR code. The experiment showed that, compared with other methods, this algorithm model can extract the real pixel value of QR code by using local features, and recover the damaged QR code image. The experimental results had high level. The QR code reconstruction algorithm based on binary random forest can deal with the problem of non-uniform illumination recognition error, and can be widely applied to the QR code recognition process in life. It has strong practicability.

KEY WORDS: machine learning; random forest; image restoration; QR code

收稿日期: 2018-12-31

基金项目: 成都理工大学 2018 年度大学生课外科技立项项目 (2018KJC0398)

作者简介: 强孙源 (1997—), 男, 成都理工大学本科生, 主攻机器学习。

通信作者: 李大军 (1976—), 男, 硕士, 成都理工大学讲师, 主要研究方向为图像的智能化处理、嵌入式系统开发、人工智能。

近年来,随着移动通信技术的飞速发展,QR 码凭借其信息容量大、响应快、灵活性强、成本低等特点,被广泛应用于产品包装、信息交流、商品支付、运营管理等社会各个领域^[1-4]。高质量的 QR 码图像是保证信息正确高效传输的关键。然而,二维码图像在识别过程中易受到光照因素的影响,导致图像亮度不均,同时会产生随机噪声,影响信息识别率,例如夜间扫描识别共享单车、快递包装扫码等情形,所以有必要对采集到的受损 QR 码进行降噪恢复,达到识别效果。

目前,针对非均匀光照下 QR 码图像的增强恢复,已有了许多的工作。闫三虎等提出了通过背景估计选取阈值来提取恢复 QR 码图像^[5];张继荣^[6]等提出了通过背景灰度二值化 QR 码恢复算法。两者均是利用单一整体阈值分割的思想,能在光照差异较小的环境条件下实现 QR 码恢复,但在复杂的背景下,难以选择最佳阈值。石为人^[7]等提出了基于改进 Otsu 和 Niblack 的图像二值化方法,同样在复杂的背景下无法恢复且具有较高的时间成本。王殿伟^[8]等提出了一种自适应的光照校正算法,对大多数自然图像有较好应用表现,并没有针对二值化图像,且需要预先提取光照因素。甘志坚^[9]等将 Otsu 和 Sauvola 算法相结合来处理复杂光照下 QR 码图像二值化算法。孙百洋等^[10]提出了改进 Otsu 的二维码识别算法。两者均从传统经典方法出发,对复杂光照下的 QR 码处理有了较好效果,但是实验并没有考虑图像的采集中光照过强的情形,恢复会出现泛白,具有一定的局限性。

近年来,机器学习与深度学习在计算机视觉领域已被广泛使用^[11-12],并取得了优良表现^[13],同时在图像的增强和去噪任务中有了较大突破。上述方法并没有使用机器学习的方法,所以文中提出一种基于二值随机森林的 QR 码像素值重构算法。相比于深度神经网络的大量参数^[14],该方法计算量较低。由实验结果可知,文中算法能从亮度不均的样本中训练学习 QR 码图像的基本信号特征,实现自适应的增强,能对非均匀光照下的 QR 码的像素值重构与识别,具有较强的实用性。

1 算法模型

1.1 随机森林原理

近年来,一些集成学习方法(如 Boosting, Bagging 等)被提出来,在分类和回归任务中都有良好性能。其中由 Breiman^[15]提出的随机森林(Random Forest, RF)被认为是最优秀的集成学习方法之一。RF 是基于 Bagging 的一个扩展变体,通过集成决策树形成的算法。

针对原始数据集,应用 bootstrapping 方法有放回地进行抽取得到新数据集 D 。

$$\lim_{m \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{1}{m}\right)^m = \frac{1}{e} \quad (1)$$

式中: m 为采样次数,由式(1)可得数据集中总有约 36.8% 的样本未出现,即组成了袋外数据(out-of-bag, OOB)。

然后通过以决策树作为基学习器进行训练,得到不剪枝的 CART 树。设有 n 个特征,则对每棵树节点抽取 n' ($n' \leq n$) 个特征,进一步引入了随机属性的选择,并在每一个节点对数据集以基尼指数的标准进行划分。

数据集 D 的纯度可以用基尼值来衡量:

$$\text{Gini}(D) = \sum_{k=1}^{|K|} \sum_{k'=k}^{|K|} p_k p_{k'} = \sum_{k=1}^{|K|} p_k (1 - p_k) = 1 - \sum_{k=1}^{|K|} p_k^2 \quad (2)$$

其中: p_k ($k=1, 2, \dots, |K|$) 是样本集合 D 中第 k 类样本所占比例。

特征属性 a 的基尼指数定义为:

$$\text{Gini-index}(D, a) = \sum_{v=1}^V \frac{|D^v|}{|D|} \text{Gini}(D^v) \quad (3)$$

其中 a 是特征属性,具有 V 个可能的取值 $\{a^1, a^2, \dots, a^V\}$, D^v 是特征属性 a 划分的数据子集。

$$a^* = \arg \min \text{Gini-index}(D, a) \quad (4)$$

选择使得基尼指数最小的属性作为最优划分属性 a^* ,分裂直到满足结果为止。最后将生成的多棵树按照平均概率预测结合组成随机森林。

RF 具有分析复杂相互作用分类特征的能力,对于噪声数据和缺失值的数据有很强的鲁棒性。同时随机森林简单,容易实现,计算开销小,广泛应用于各种分类、预测、特征选择等问题。

1.2 图像亮度不均原理

QR 码采集到的图像表示为 I' , 原始 QR 码图像为 I , 对图像亮度不均的现象可由灰度图像线性变换数学模型表示为:

$$I' = K \times I + N \quad (5)$$

当 $K > 1$ 时,增加图像对比度;当 $K < 1$ 时,是减小图像对比度;当 $K = 1$ 时, N 值确定了图像明暗化程度。而在一张亮度不均匀的 QR 码图像中,由于 QR 码二值化(0, 255)的明显特征, K 值的改变仅是对像素值 255 进行变换,所以在保证像素值在 0~255 范围内的情况下,可以采用不同的 N 值对图像变换模拟光照不均匀的现象。

1.3 模型结构和算法流程

根据 QR 码图像二值特点^[16]与梯度值相等^[17]特点,在随机森林方法的基础上,在局部区域中,提取 QR 码图像的特征,提出了一种二值随机森林模型并进行搭建。

模型结构见图 1,包括 3 个流程。QR 码图像大

小为 100×100 ，首先对真实 QR 码图像与非均匀光照 QR 码图像分别提取大小为 5×5 的局部特征像素，遍历整个图片得到 96×96 个特征组。然后对真实 QR 码提取中心像素真值，得到 $96 \times 96 \times 1$ 个像素真值；而对于非均匀光照 QR 码，将每一组特征转换成一维，得到 $96 \times 96 \times 25$ 个受损像素特征。最后，通过随机森林将受损特征与真实像素值进行训练匹配，借助模型可以通过受损特征对中心像素值进行预测，便可以得到 96×96 的重构像素值并恢复 QR 码。

其中，在提取局部特征像素时，一般是尽可能地选择较多的像素点特征，以便具有较好地恢复出中心像素值的能力。在提出的模型中，过多的局部像素特

征会损失一定的边界像素值，所以选择 5×5 的矩阵作为数据特征，由 25 个受损像素特征来确定真实中心像素值，在恢复的过程中，直接舍弃图像最外层宽度仅为 2 个像素的区域，对 QR 码实现恢复。由于 QR 码外围的数据信息为 0，即保证了 QR 码内部数据不丢失的同时，也尽可能增加了模型恢复的能力。

基于前述理论，通过提取 QR 码特征，并借助随机森林对真实像素值进行黑白二值化分类，提出了针对 QR 码特性的二值化随机森林模型 (Bi-RF) 的非均匀光照下 QR 码重构算法。核心关键是数据集的获取、模型的训练适配、非均匀 QR 码图像的预测。算法流程见图 2。

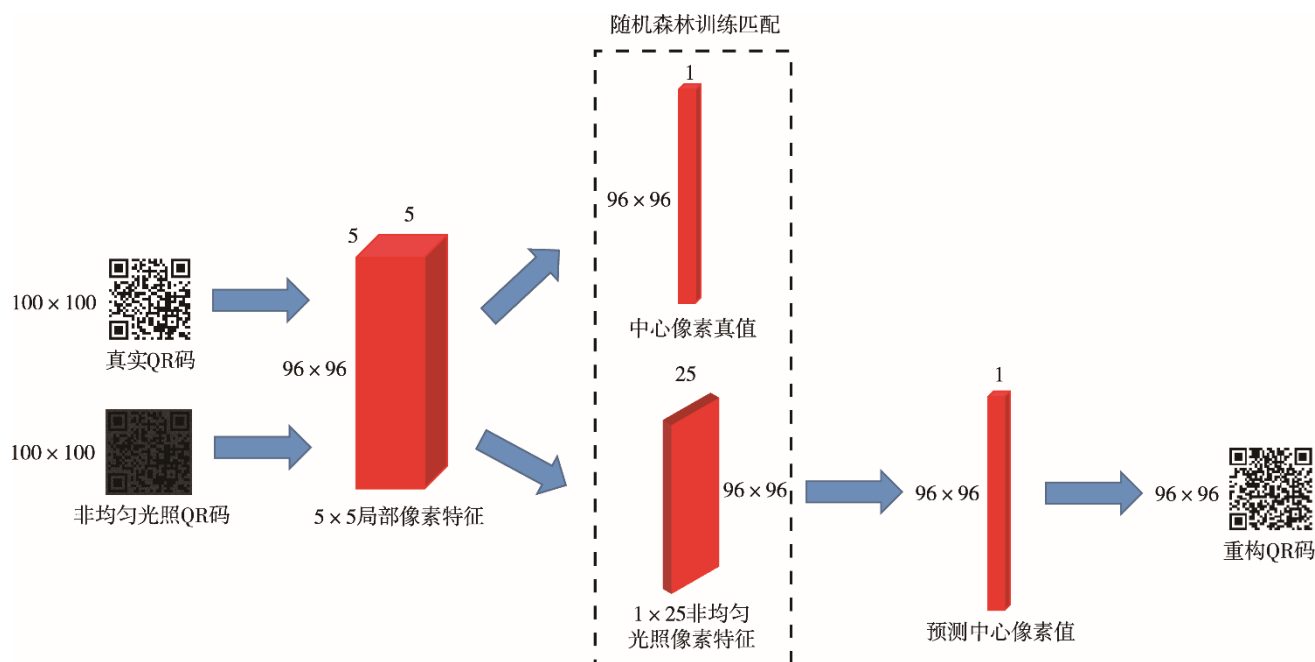


图 1 模型结构
Fig.1 Model structure

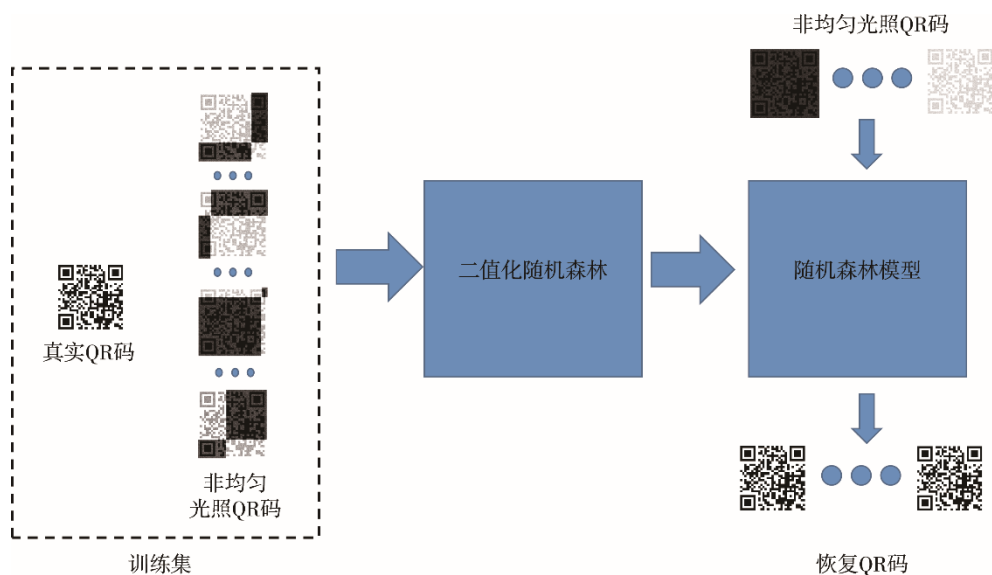


图 2 算法流程
Fig.2 Algorithm flow

1) 数据集获取。首先由图像亮度不均模型公式 (5) 可知, 利用 Python 中的 Numpy 库对图片进行矩阵化, 通过 PIL 库中的 Image 模块中 point 函数对二维码图片像素值进行了 4 次过亮过暗处理, 模拟非均匀光照条件, 得到受损的二维码图像; 同时, 通过 random 模块对 QR 码图像每个像素值进行随机处理, 添加随机噪点, 模拟环境噪声。由于选取了 5×5 像素作为局部特征输入, 故通过一定量的二维码图像便可以得到大量 5×5 特征与像素点真值对应的数据集。

2) 模型的适配训练。使用 Python 按照上述随机森林原理与模型结构进行搭建, 通过大量的训练样本的局部 5×5 像素特征与中心像素值进行适配, 得到具有良好泛化能力的随机森林像素值二值化分类模型, 可直接用于受损 QR 码图像的恢复, 其中由实验可知, 选择树的数量为 10。

3) 非均匀 QR 码图像预测。对于受损 QR 码图像, 按照上述模型对图像进行局部特征提取, 然后输入随机森林模型, 依次进行所有像素点的预测, 最后使像素点重构, 完成对整个图片的修复。由实验结果数据得知, 适配后的随机森林模型具有较好的恢复能

力, 泛化性良好。

2 实验与分析

2.1 模型实验分析

实验环境: Windows7 系统, 计算机内存: 32 G, Python3.6。按照上述 QR 码图像光照不均公式以及数据集获取的方式, 选用 QR 码图像分辨率为 100×100 的 RGB 编码图像, 得到不同光照程度的模拟样本。在进行数据集模拟时, 首先对 QR 码进行灰度转换, 然后对一张 QR 码图像随机选择 4 个不同区域进行亮化和暗化处理, N 值改变范围为 180~240, 添加的随机噪声大小设置为 0~50 之间的随机数。部分 QR 码模拟光照不均的数据集图像见图 3, 得到了过亮、过暗以及亮暗交接的图像数据。通过 20 张 QR 码图片就能得到 3000 张不同光照程度的训练样本 QR 码, 再通过实验模型结构提取这些过亮、过暗以及亮暗交界处的特征, 得到了大量中心像素真值与受损 QR 码 5×5 特征对应的数据集。

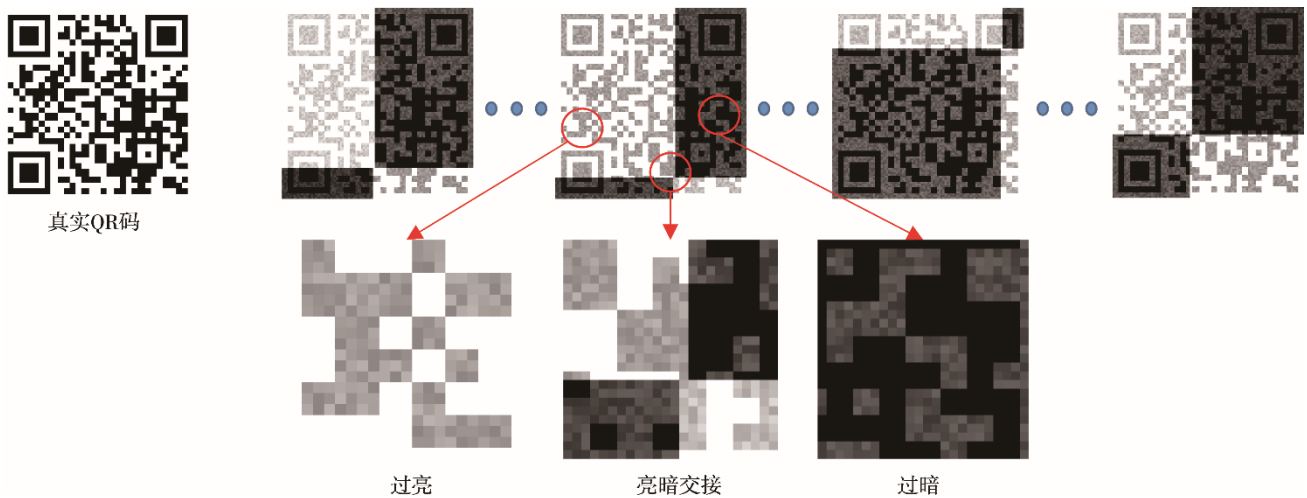


图 3 样本
Fig.3 Sample

在模型建立过程中, 随机森林作为一种集成学习方法, 需要对集成弱学习器的数目进行分析考虑, 所以对模型建立集成决策树的数量进行了研究实验。选择数据集外的一张 QR 码样本, 经过随机不均光照处理, 对模型集成数目从 1~35 进行分析, 采用了峰值信噪比^[18](PSNR)和结构相似指数(SSIM)等 2 个指标对结果进行评价, 结果见图 4。

PSNR 用噪声量化了原始图像的损坏程度。PSNR 是以均方差 MSE 为基础的, PSNR 越高, 去噪图像越好, 当 2 个图像相同时用 inf 表示, 如式(6), 其中 M 是图像的灰度级, $I(i, j)$ 与 $K(i, j)$ 分别表示图像。

$$M = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (6)$$

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(\frac{M^2}{S} \right) \quad (7)$$

SSIM 是获取数字图像和视频感知质量的指标^[19], 它被用来测量 2 个图像之间的相似性。当 SSIM 值为 1 的时候表示图像相同, 无失真:

$$\text{SSIM} = \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (8)$$

式中 μ_x, μ_y 分别为图像 x, y 的平均值; $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_{xy}$ 分别为图像 x, y 的方差与协方差 c_1, c_2 为稳定常数。

由实验结果图像分析可知, 在集成决策树数目较少的时候, 图像的恢复性能较差, PSNR 值在 20 附近, SSIM 值在 0.97 附近, 较少的决策树(弱学习器)

组成的随机森林模型并不能有效提取出非均匀光照 QR 码的特征,对中心像素值的预测存在一定的偏差,无法对受损 QR 码进行有效的恢复。同样的由图 4 所示,曲线较陡的斜度易知决策树数目的增加,能很大程度提升图像恢复的质量,前期过程中随着集成决策树的数目的增加,曲线上升,随机森林模型对受损 QR 码的真实像素值的估计能力越来越强,通过各个决策树的预测进行集成,能够有效提升模型的恢复能力。当决策树数目超过 7 时,PSNR 值为 ∞ , SSIM 值为 1,模型对受损 QR 码已经能够做到完全恢复,而此时曲线也处于平稳直线状态,此时过多的弱学习器数目对模型性能提升已经没有太大作用,所以最终选择的集成数目为 10。

实验所得的二值随机森林模型能够对多种受损 QR 码进行良好的恢复,如图 5 样例,其中图 5a 分别列举了 3 种数据集外不同明暗程度受损 QR 码图片,改变的 N 值分别是 160, 190, 220, 恢复结果的图片 PSNR 值均为 ∞ , SSIM 值均为 1,都表现出了较好的重构效果。同样在实际环境中,该模型同样能够对

受损 QR 码进行有效恢复。图 5b 是通过 iPhone 手机对焦 QR 码图像后,分别调节曝光值采集到的实际 QR 码图像。由实验结果输出图像可知,算法模型对实际明暗光照程度下的 QR 码均能做到有效恢复。因为在实际过程中采集到的 QR 码存在一定的角度倾斜,致使恢复的 QR 码整体像素值坐标点与原始图像坐标点存在轻微偏移与伸缩,再通过 PSNR 值或者 SSIM 值与原始标准图像衡量已经不能有效说明恢复质量。如图 5b 所示,从 QR 码的像素细节分析,恢复的 QR 码除了个别像素点恢复有误而出现一定的毛刺,大部分像素点均能正确恢复,图像均能够正确识别,验证了算法模型的可靠性与泛化性。

对该二值随机森林模型进行了更多的测试,选择由简单到复杂的 26 张 QR 码,按照数据集获取方式进行随机处理得到的 26×300 张 QR 码图片作为测试集,依次加载进模型进行衡量,最后用 PSNR 与 SSIM 值评价。由实验结果得知,PSNR 与 SSIM 结果指标高,建立的模型能够良好地对各种类受损 QR 码进行良好的恢复,数据见表 1。

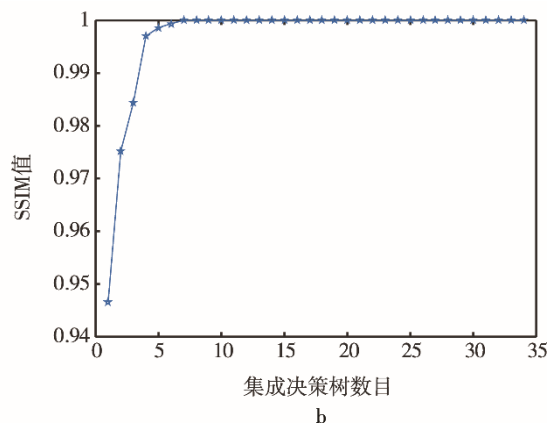
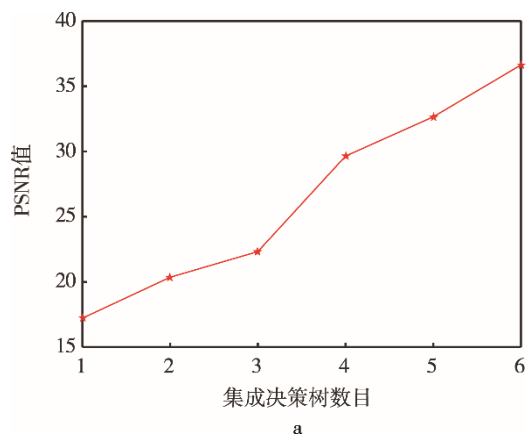


图 4 PSNR 和 SSIM 指标
Fig.4 Indexes of PSNR and SSIM

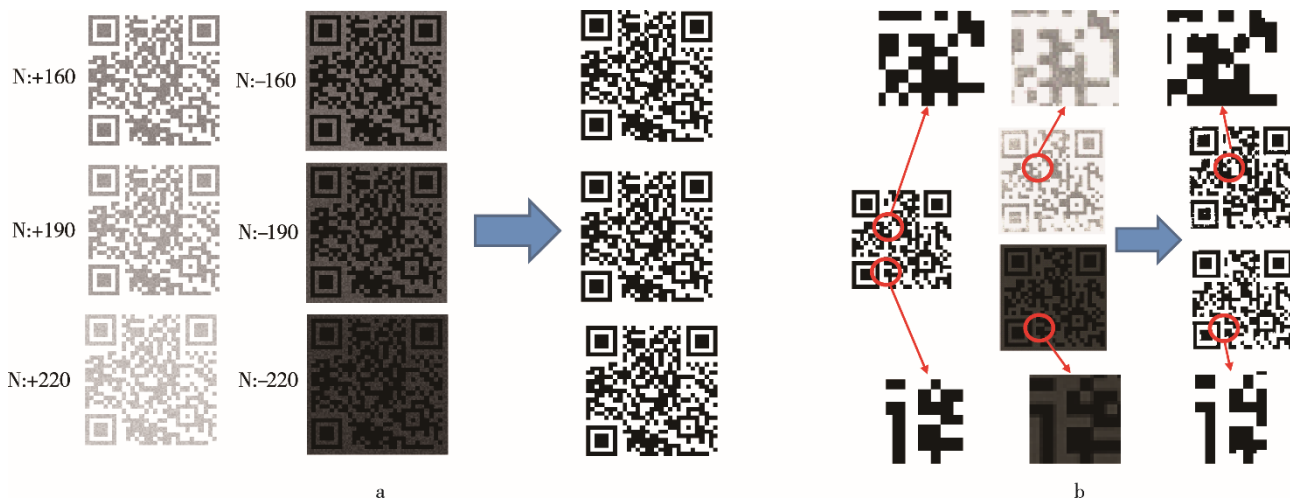


图 5 多种类 QR 码输出
Fig.5 Multiple kinds of QR code output

2.2 实验对比分析

现如今有许多的图像二值化方法被用于不同程度光照情况下的图像恢复,选择数据集外的 QR 码按照 2.1 节最后所述的方式,得到了 26×300 张 QR 码图片,将其作为实验样本,对目前主流的算法作了对比实验。实验结果数据见表 1,用恢复结果图片的整体 PSNR 和 SSIM 的均值进行衡量,并列举了部分样例。由实验结果可知,相比于其他算法,文中算法对模拟复杂光照不均匀环境条件下的 QR 码的恢复具有较高水平,PSNR 值与 SSIM 值高。

表 1 方法性能对比
Tab.1 Comparison of methods and performance

算法	SSIM值	PSNR值	样例
Otsu	0.0242	3.0777	
Isodata	0.0223	3.0543	
Li	0.0713	3.4435	
Mean	0.0540	3.2080	
Niblack	0.7794	10.1020	
Sauvola	0.6452	8.0356	
文中算法	0.9998	inf	

由实验结果可知,Otsu 大津算法^[7]以最大类间方差的方式选取最佳阈值,Isodata 以迭代的方式找到最佳的阈值,Mean 算法通过计算 QR 码图片像素值的均值为阈值,由样例可知这三者对过暗部分直接全部恢复成了黑色,而过亮部分的恢复没有整体白化,但同样存在大量像素值错误和大量的噪声,丢失了大量信息。测试实验结果的整体 PSNR 值和 SSIM 值较低,QR 码根本无法识别。Li 二值化方法是最小交叉熵法,该方法通过二值化后图像与原图像的信息熵,找到最佳阈值。该方法对过亮的区域直接白化了,而对于较暗的区域,同样不能做到完全恢复,存在较多的噪声。上述 4 种算法均采用了单一阈值分割的思想,虽然选

取最优阈值的方式不同,但是对明暗不均的复杂情况,都不能有效恢复出原始 QR 码真实像素值。Niblack 算法^[7]与 Sauvola 算法^[9]采用局部阈值分割思想,由实验结果样例图可知,大部分区域除了存在一些噪点,整体上已经能够对受损 QR 码进行有效恢复,PSNR 值与 SSIM 值相比于前 4 种方法有了明显提高;但是在分界点处区域的恢复存在较大问题,造成该区域范围内的图像像素值信息丢失并且含有大量噪声。而采用基于二值随机森林模型的 QR 码像素值重构算法,通过局部区域的像素特征确定中心点的像素值,对明暗情况以及添加的噪声均能做到良好恢复,恢复后的图像仅存在部分单个像素值黑白出错的情况,PSNR 与 SSIM 指标高,整体图像质量高。综上实验结果表明,文中算法对光照不均复杂情况均能做到很好的恢复。

3 结语

基于二值随机森林模型的非均匀光照下 QR 码重构算法,通过机器学习的分类方法,提取受损 QR 码的局部特征,对中心像素值进行了分类,由实验结果得知,能够很好实现过亮、过暗情况下的 QR 码像素值的重构。该方法相比于其他方法二值化算法,在复杂亮暗以及包含噪声的环境下,同样能实现非均匀光照下的各种 QR 码的像素值重构与识别,同时对数据集外的多种 QR 码的不同光照程度的恢复也有良好效果,具有很好的实用性与泛化性,能够应用于光照条件不均匀环境的 QR 码识别过程,显著避免了因光照因素影响而造成无法识别 QR 码的问题,能广泛应用于生活中的多个领域。

参考文献:

[1] 孔丽亚. QR 码在品牌推广中的视觉形象设计研究[D]. 青岛: 青岛大学, 2018.
KONG Li-ya. Research on Visual Identity Design of QR Code in Brand Promotion[D]. Qingdao: Qingdao University, 2018.

[2] 赵国辉, 夏辉, 孙晓阳, 等. 二维码在林木种子园信息化管理中的应用[J]. 基因组学与应用生物学, 2017(4): 1629—1633.
ZHAO Guo-hui, XIA Hui, SUN Xiao-yang, et al. The Application of Two-Dimension Code in Informatization Management of Forest Seed Orchards[J]. Genomics and Applied Biology, 2017(4): 1629—1633.

[3] 马立林. 云计算环境下基于二维码的移动终端身份认证方案[J]. 微电子学与计算机, 2016, 33(1): 140—143.
MA Li-lin. An Identity Authentication Scheme of Mobile Terminal Based on Two-Dimension Code in Cloud

- Computing Environment[J]. Microelectronics & Computer, 2016, 33(1): 140—143.
- [4] 孟猛, 孙继华, 邓志声. 基于二维码技术的热带水果质量安全追溯系统设计与实现[J]. 包装工程, 2014, 35(5): 13—20.
- MENG Meng, SUN Ji-hua, DENG Zhi-sheng. Design and Implementation of Tropical Fruit Quality and Safety Traceability System Based on Two Dimensional Code Technology[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(5): 13—20.
- [5] 闫三虎, 胡卫东, 罗小平. 改进二值化算法在 QR 码识别中的应用[J]. 计算机系统应用, 2011, 20(6): 165—168.
- YAN San-hu, HU Wei-dong, LUO Xiao-ping. Improved Binarization Algorithm for QR Code Recognition[J]. Computer Systems & Applications, 2011, 20(6): 165—168.
- [6] 张继荣, 王利军. 一种改进的 QR 码图像二值化算法[J]. 现代电子技术, 2014, 37(7): 56—58.
- ZHANG Ji-rong, WANG Li-jun. Improved Binaryzation Algorithm of Modified QR Code Image[J]. Modern Electronics Technique, 2014, 37(7): 56—58.
- [7] 石为人, 方莉, 陈舒涵. 基于改进 Otsu 和 Niblack 的图像二值化方法[J]. 世界科技研究与发展, 2013, 35(3): 395—398.
- SHI Wei-ren, FANG Li, CHEN Shu-han. Algorithm for Image Binarization Based on Improved Otsu and Niblack[J]. World Sci-Tech R & D, 2013, 35(3): 395—398.
- [8] 王殿伟, 王晶, 许志杰, 等. 一种光照不均匀图像的自适应校正算法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(6): 1383—1390.
- WANG Dian-wei, WANG Jing, XU Zhi-jie, et al. Adaptive Correction Algorithm for Non-uniform Illumination Image[J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(6): 1383—1390.
- [9] 甘志坚, 方俊彬, 关贺元, 等. 复杂光照下 QR 码图像二值化算法研究及应用[J]. 应用光学, 2018, 39(5): 667—673.
- GAN Zhi-jian, FANG Jun-bin, GUAN He-yuan, et al. Research and Application of Binarization Algorithm of QR Code Image under Complex Illumination[J]. Journal of Applied Optics, 2018, 39(5): 667—673.
- [10] 孙百洋, 冷建伟, 栾昊, 等. 非均匀光照下的二维码识别算法优化研究[J]. 电子设计工程, 2018, 26(12): 149—152.
- SUN Bai-yang, LENG Jian-wei, LUAN Hao, et al. Study on Optimization of QR Codes Recognition Algorithm in Non-Uniform Illumination[J]. Electronic Design Engineering, 2018, 26(12): 149—152.
- [11] VODRAHALLI K, BHOWMIK A K. 3D Computer Vision Based on Machine Learning with Deep Neural Networks: A review[J]. Journal of the Society for Information Display, 2017, 25(11): 676—694.
- [12] POOSTCHI M, SILAMUT K, MAUDE R, et al. Image Analysis and Machine Learning for Detecting Malaria[J]. Translational Research the Journal of Laboratory & Clinical Medicine, 2018: 194.
- [13] LORE K G, AKINTAYO A, SARKAR S. LLNet: A Deep Autoencoder Approach to Natural Low-Light Image Enhancement[J]. Pattern Recognition, 2017, 61: 650—662.
- [14] TAVANAEI A, GHODRATI M, KHERADPISHEH S R, et al. Deep Learning in Spiking Neural Networks[J]. Neural Networks, 2018.
- [15] BREIMAN L. Random Forest[J]. Machine Learning, 2001, 45: 5—32.
- [16] 李人哲, 许刚. 模糊 QR 码图像的恢复[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(6): 258—261.
- LI Ren-zhe, XU Gang. Recovery of Image with Blurred QR Code[J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(6): 258—261.
- [17] 杜菲, 曾台英. 基于强度和梯度先验的 L₀ 正则化模糊 QR 码识别[J]. 包装工程, 2017, 38(3): 150—154.
- DU Fei, ZENG Tai-ying. Recognition of Fuzzy L₀-Regularized QR Code Based on Intensity and Gradient Priori[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(3): 150—154.
- [18] CHEN C Y, CHEN C H, CHEN C H, et al. An automatic Filtering Convergence Method for Iterative Impulse Noise Filters Based on PSNR Checking and Filtered Pixels Detection[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 63: 198—207.
- [19] BRUNI V, VITULANO D. An Entropy Based Approach for SSIM Speed Up[J]. Signal Processing, 2017, 135: 198—209.