

基于 SDAE 的受损 QR 码恢复算法

陈柯成, 林凡强, 邹雪, 唐文, 杨斯涵, 曾财
(成都理工大学, 成都 610059)

摘要: **目的** 针对包装产品外壳上黑白 QR 码易受到污渍侵蚀损坏, 长期磨损易模糊, 以及图像采集过程易出现失焦模糊、运动模糊, 导致无法完成识别需求, 提出一种基于栈式降噪自编码器的受损 QR 码恢复的预处理方法, 达到显著修复包装产品上受损的 QR 码图像并提高其识别率的目的。 **方法** 通过深度学习模型栈式降噪自编码器, 可以将受到噪声干扰的像素点根据受损像素数据映射到以标准数据为参照的高概率数值点, 实现整个受损 QR 码基于像素点的重构恢复, 从而提高识别率。 **结果** 通过对实验 QR 码进行高斯模糊、随机污渍侵蚀等多种方式的损坏, 能够将识别率较低或完全不能识别的测试图像集恢复出高质量的 QR 码图像, 显著地提高了识别率, 并且速度快、可重复性好。 **结论** 采用基于栈式降噪自编码器的受损 QR 码恢复的预处理方法, 能够重建受损的 QR 码, 并可以广泛应用于包装产品 QR 码识别前的预处理, 以提高识别率。

关键词: 深度学习; 堆叠降噪自编码器; 图像恢复; QR 码

中图分类号: TS206 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)15-0221-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.15.035

Damaged QR Code Recovery Algorithm Based on SDAE

CHEN Ke-cheng, LIN Fan-qiang, ZOU Xue, TANG Wen, YANG Si-han, ZENG Cai
(Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a pretreatment method based on stacked de-noising autoencoder for the recovery of damaged QR codes, to significantly repair the damaged QR code image on the packaging products and enhance the recognition rate, with respect to the problem that the black-and-white QR code on the shell of the packaging product is prone to be stained, eroded and damaged, and become fuzzy due to long-term wear, and easily subject to out-of-focus blur and motion blur in the process of image acquisition process, leading to the inability to complete identification requirements. Through deep learning of stacked de-noising autoencoders of the model, the pixels interfered by the noise could be mapped to the high probability numerical point with standard data as reference according to the damaged pixel data, so as to achieve the reconstruction and restoration of the whole damaged QR code based on the pixels, thus improving the recognition rate. Through damages to the experimental QR codes, including Gaussian blur, random stain and erosion, etc., the test image set with low recognition rate or completely unable to be identified could be restored as the high-quality QR code image, significantly improving the recognition rate, featured by fast speed and good repeatability. The pretreatment method based on stacked de-noising autoencoders for the recovery of damaged QR codes can restore the damaged QR code, and be widely applied in the pretreatment before the identification of packaging products' QR code, in order to improve the recognition rate.

KEY WORDS: deep learning; SDAE; image restoration; QR code

收稿日期: 2018-03-04

基金项目: 成都理工大学 2016 年人才培养质量与教学改革项目 (201629)

作者简介: 陈柯成 (1996—), 男, 成都理工大学本科生, 主攻图像的智能化处理。

通信作者: 林凡强 (1978—), 男, 硕士, 成都理工大学副教授, 主要研究方向为信号与信息处理、电子信息科学与技术。

近年来, QR 码被广泛应用于移动支付、数字水印、信息加密等领域^[1-3], 尤其在包装工程领域中被应用于产品信息存储等方面^[4-5]。随着 QR 码能携带的信息量越来越大和智能手机的普及, 产品包装外壳上也越来越多使用 QR 码存储产品的价格、产地、防伪等信息, 方便消费者能够轻松地使用智能手机扫描 QR 码获取产品的详细信息和产品溯源, 但在实际包装商品的运输、贮藏等过程中, 包装外壳上的 QR 码往往会被磨损和污渍侵蚀而造成损坏, 而且图像采集过程的失焦模糊、运动模糊、旋转也会使采集到的 QR 码受损, 导致识别十分困难, 所以有必要对采集的受损 QR 码进行降噪和恢复, 以提高包装外壳上的 QR 码的识别率。

目前, 已有多种方法被应用于受损 QR 码的降噪和恢复的预处理过程。李人哲等^[6]提出改进的 NAS-RIF 算法对模糊的 QR 码进行恢复, 该方法计算较为复杂, 需要分析大量的图像峰值特点。邹雄等^[7]利用中值滤波法对 QR 码进行滤波, 但应用的图像尺度较小, 不利于广泛应用。杨佳丽等^[8]提出的一种自适应阈值算法进行 QR 码的预处理, 但计算函数较多。同时传统的神经网络方法也被使用, 如刘砚一等^[9]应用的线性 CNN 去模糊处理方法。杜菲等^[10]提出的基于强度和梯度先验的 L0 正则化 QR 码图像去模糊方法, 对模糊 QR 码有较好的效果, 但是无法去除污渍侵蚀等强烈干扰。随着深度学习算法的发展, 神经网络的深度和表达能力和过去相比已有巨大进步, 所以深度学习因其具有强大的数据深层特征提取能力而被应用于多个领域^[11-12], 但在受损 QR 码的降噪和恢复的预处理中应用极少^[13], 所以文中提出一种基于深度学习的代表模型堆叠降噪自编码器 (SDAE) 的受损 QR 码的恢复算法。

该方法能够利用 SDAE 的深层特征提取能力, 对受损的 QR 码的主要特征像素信息进行提取和保留, 同时, 根据已知的未受损 QR 码, 将受损 QR 码的像素点值映射到估计的高概率像素值点, 达到受损 QR 码的重构, 实现受损 QR 码的降噪和恢复。

1 基于 SDAE 的 QR 码恢复原理

1.1 SDAE 原理

SDAE 是堆叠降噪自编码器, 即将多个降噪自编码器 (DAE) 堆叠的自编码器^[14], DAE 的输出作为后一层 DAE 的输入, 并这样堆叠而成的深度学习模型, 其能够提取输入数据的高维深层特征, 并将受损的数据点根据数据特征映射到估计的高概率点, 达到修复和降噪的目的^[13]。

传统的降噪自编码器是将输入向量 x 进行损坏 (通常是加上高斯噪声或随机置零) 得到 $\bar{x}$, 按照映

射关系 f_θ 映射到隐藏层, 转化成一个被编码的向量 y , 这一过程可看作是编码:

$$f_\theta(\bar{x}) = s(w\bar{x} + b) \quad (1)$$

式中: $\theta = (w, b)$; w 为 $d' \times d$ 参数矩阵; b 为 d' 维度的偏移量; s 可以看作是模型引入非线性因素, 通常称为激活函数, s 在图像问题中通常为 S 型生长曲线函数 Sigmoid 为:

$$s(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

之后又将隐藏层向量按照映射关系 g_θ 重构回 d 维的输出 z , 即:

$$z = g_\theta(y) \quad (3)$$

这一过程看作解码:

$$f_\theta(x) = s(w'x + b') \quad (4)$$

式 (4) 中变量与式 (1) 相似, 即:

$$\theta' = (w', b') \quad (5)$$

值得注意的是, 输出 z 是以未受损的 x 作为标签数据, 两者存在误差, 误差可以表示为:

$$L(x, z) = \|x - z\|^2 \quad (6)$$

式中: L 为损失函数, 通常使用上述的平方误差。对于 n 个样本的训练集, 由每一个训练数据 x^i 编码得到 y^i , 解码得到 z^i , 使平均重构误差最小:

$$\theta^*, \theta'^* = \arg_{\theta, \theta'} \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(\bar{x}^i, g_\theta(f_\theta(\bar{x}^i))) \quad (7)$$

这种通过输入有损的数据, 期望输出干净的数据的方式, 迫使模型拥有降噪的能力。将 DAE 模型进行堆叠形成多层的深度学习模型, 以获取更加抽象和细致的特征, SDAE 的结构见图 1^[15]。

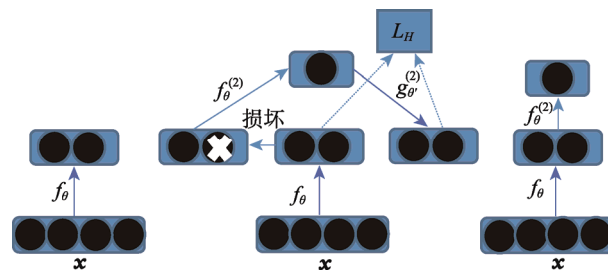


图 1 SDAE 的结构
Fig.1 Structure of SDAE

基于前述理论, 提出一种基于 SDAE 的受损 QR 码的降噪和恢复方法。将原始未受损 QR 码加上高斯噪声或旋转等损坏, 得到大量的模拟受损 QR 码, 并将此作为训练数据集训练 SDAE 模型, 这样 SDAE 模型就具有将受损像素值点, 根据 QR 码高阶特征和原始未受损的 QR 码的像素值点, 映射到估计的高概率像素值点的能力, 实际受损 QR 码可以通过 SDAE 模型进行降噪和恢复, 使受损的像素值点重构, 实现受损 QR 码的降噪和恢复。

1) 首先将原始未受损的 QR 码损坏掉, 即对图

像加上高斯噪声、旋转等方法，得到模拟受损 QR 码并对图像矩阵进行数值化为 $1 \times N$ 的矩阵，作为训练数据集。

$$\bar{A} = [\bar{a}_{11}, \bar{a}_{12} \cdots \bar{a}_{1n-1}, \bar{a}_{1n}] \tag{8}$$

2) 将原始未损坏的 QR 码也进行数值化，作为模型的训练时的标签数据。

$$A = [a_{11}, a_{12} \cdots a_{1n-1}, a_{1n}] \tag{9}$$

式 (9) 与输出矩阵的误差用做反向的参数更新。同时应用随机梯度下降法 (SGD) 的优化算法 Adam 进行反向的参数更新，该优化算法可使每一次迭代学习率在一个确定范围，使参数平稳，可尽量避免 SGD 局部最优情况^[16]。为了避免过拟合，引入了正则化损失。由于传统的 RELU 激活函数存在使较多节点死掉的问题，应用扩展指数线性单元 (SELU) 作为激活函数，该函数能有效避免节点的死亡和梯度消失问题^[17]。

3) 模型训练后，SDAE 模型就具有将受损像素值点根据 QR 码高阶特征和原始未受损的 QR 码的像素值点映射到估计的高概率像素值点的能力，受损的 QR 码图像可降噪恢复，用于后期的识别，算法流程见图 2。

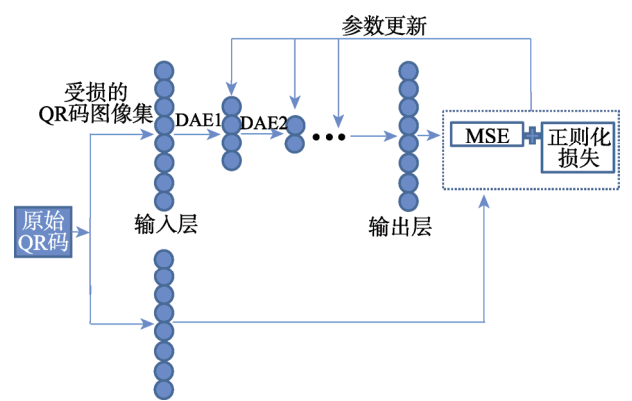


图 2 算法流程
Fig.2 Algorithm process

2 实验与分析

采用由美国谷歌公司推出的深度学习框架 Tensorflow 进行模型的搭建，同时选用一张 40×40 的黑白二维码进行实验。为了获得更有效的数据集，对原始未受损的二维码进行多样化的损坏，文中采用了高斯模糊算法，高斯模糊半径越大，图像就越模糊（高斯模糊半径为 1.0，见图 3）、随机像素点置数、随机旋转、人工损坏等组合方式，对图像加上不同程度的干扰与损坏，得到了单张 QR 码的 2000 组的受损训练样本集，并通过 Python 图像库 PIL 的 Image 模块，将图像的像素点值映射到 0 至 1 值之间。同时，使用 Image 模块对未受损 QR 码图像进行二值化，观察数据发现，由于原始未受损的图像存在轻微压缩，像素

点值并不为严格的二值分布，但并不影响未受损 QR 码的识别。

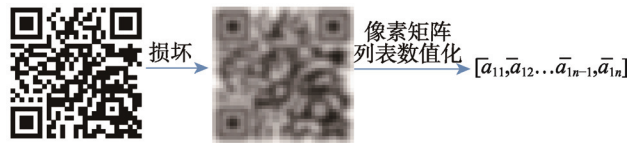


图 3 QR 码列表数值化
Fig.3 Numeralization of QR code list

文中输入层规模为 1600，同时经过前期多次测试，中间层设置分别为 800, 400，训练轮数为 500，每个 batch 为 10，初始权重的标准差为 0.002，偏置项为 0.1 的常数，正则化损失率为 0.1，学习率为 0.0013，学习率衰减率为 0.99，同时后期的识别采用微信扫码进行判断。基于 Tensorflow 框架恢复算法的核心代码为：

```
"""前向传播函数主要组成"""  
tf.nn.selu(tf.matmul(input tensor,weights1)+biase-  
s1)  
"""训练函数主要组成"""  
Loss_mean=tf.reduce mean(tf.abs(y -y))#计算平方损失，y 前向传播的输出，y 干净的输入  
#正则化损失函数  
regularizar=tf.contrib.layers.12 regularizar (REG-  
ULARAZTION RATE)  
#Adam 算法反向传播  
train_step=tf.train.AdamOptimizer(learning rate).  
minimize(loss)
```

文中通过训练模型，并将实际受损的 QR 码输入模型进行降噪恢复后，分析得到像素点分析见表 1。

表 1 具体像素点分析 Tab.1 Specific pixel point analysis.			
像素点 编号	受损 QR 码 像素值	原始 QR 码像 素值	SDAE 估计的 像素值
23	0.26	0.0	0.056 214
24	0.35	0.052 146	0.051 026
41	1.0	0.470 588	0.461 315
42	1.0	0.713 725	0.697 737
110	0.46	1	0.980 84
111	0.36	1	0.961 51

通过分析像素点分析表，发现受损的 QR 码像素值经过 SDAE 模型，降噪与恢复后的估计像素值较为接近原始的 QR 码像素值，SDAE 根据 QR 码像素值的特征为参照将受损的 QR 码像素值点映射到了估计的高概率位置。如 110 号像素点原本值为 1 即黑色，由于受到高斯噪声、运动模糊的破坏，像素值变为了 0.46，经过 SDAE 的模型估计后，像素值重构到了 0.980 84，正确率为 98%，说明 SDAE 对受损 QR 码

的恢复效果良好。

图 4a 为受损的 QR 码, 被污渍等破坏严重, 图 4b 为对应的未受损的原始 QR 码。图 5 将图 4a 作为测试图, 通过观察和分析图 5 可得到随着 SDAE 模型

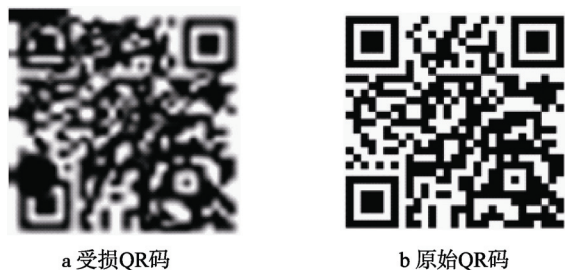


图 4 受损 QR 码和原始 QR 码对比
Fig.4 Comparison of damaged QR code and original QR code



a 10 轮, 不可识别 b 100 轮, 不可识别 c 200 轮, 不可识别 d 300 轮, 可识别 e 400 轮, 可识别 f 500 轮, 可识别

图 5 不同阶段模型的输出
Fig.5 Output of models at different stages

图 6 中横坐标为每 50 轮输出 1 次, 可以发现从第 1 轮的 58.26% 到第 150 轮的 4.70%, 平均平方误差快速减小, 之后趋于稳定, 这也反映了深度学习模型 SDAE 的快速、灵敏的性能优势。

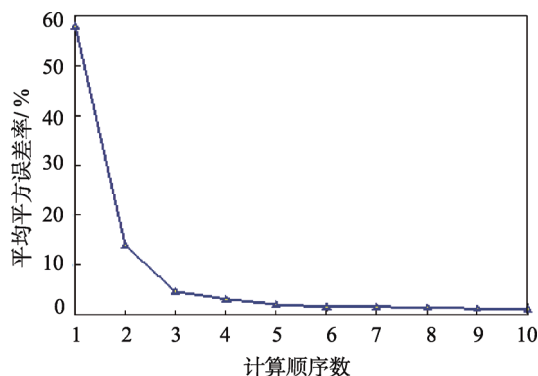


图 6 模型不同阶段的平均平方误差率
Fig.6 The average squared error rate at different stages of the model

SDAE 模型训练完成后, 使用多种损坏方式的图像对模型进行测试, 其中每种损坏类型都进行随机处理且为 50 张不同的 QR 码, 测试后发现, SDAE 模型对受损 QR 码的降噪与恢复效果优良, 对于高斯噪声模糊半径为 0.8, 可部分识别的, 识别率从 54% 提高到了 98.8%。高斯噪声模糊半径为 1.0 以上的损坏而不能识别的 QR 码, 识别率达到了 98% 左右, 对于

的训练, SDAE 模型表达 QR 码的特征的能力越来越强, 受损 QR 码像素点的降噪恢复能力也越来越强, 重构后的 QR 码的质量越来越好, 识别效果相应提高。

受损 QR 码的降噪恢复图与原始 QR 码图的像素值的平均平方误差率 (MSEA) 分布见图 6。图 6 在图 5 的基础上, 对恢复图像的效果使用平均平方误差率进行量化, 平均平方误差率越小代表与真实 QR 码的差距越小。

$$MSEA = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (\bar{A}_i - A_i)^2}{N} \right) \times 100\% \quad (10)$$

式中: $\bar{A}$ 为重构后的像素点值; A 为原始像素点值; N 为像素点数。

污渍损坏而不能识别的, 识别率达到了 97.5%。对于多种损坏重叠的 QR 码, 一种损坏重叠的 QR 码的恢复过程见图 7, 图 7a 为原始的 QR 码, 图 7b 为原始 QR 码遭受高斯模糊半径 0.8、污渍损坏和随机像素点置数的损坏重叠的 QR 码, 图 7c 为经过 SDAE 模型恢复的 QR 码。通过实验分析发现, 损坏重叠的 QR 码仍能利用训练好的 SDAE 模型, 将受损像素点映射到估计的高概率像素点, 实现整个 QR 码恢复, 且能够识别, 识别率为 98.3%。综上说明该方法能有效地对受损 QR 码的像素点值进行估计, 达到很好的降噪和恢复效果 (见表 2)。

表 2 识别率比较
Tab.2 Recognition rate comparison

类型	处理前识别率/%	SDAE 处理后识别率/%
高斯模糊 半径 0.8	54	98.8
高斯模糊 半径 1.0	0	98.5
高斯模糊 半径 1.2	0	98.4
污渍随机 损坏	0	97.5
重叠损坏	0	98.3

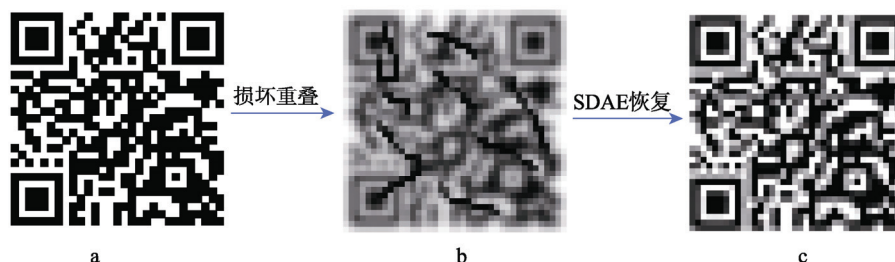


图7 损坏重叠 QR 码及其恢复

Fig.7 Damaged overlapping QR code and recovery

3 结语

基于 SDAE 的受损 QR 码的降噪与恢复算法, 即利用深度学习敏感的数据特征感知能力和深层特征的提取能力, 将受到污渍侵蚀、环境高斯噪声以及其他多种因素造成模糊的受损 QR 码的像素点值, 根据数据的高阶特征为参照, 映射到估计的高概率像素值点。通过实际实验测试, 该算法具有降噪恢复效果好、处理后识别率高的优势。由于深度学习模型的可存储性和鲁棒性, 使得其能够适用于快速、大量的 QR 码的处理, 泛化能力优良。同时, 基于 SDAE 的受损 QR 码的恢复算法能够将包装产品上受损的 QR 码根据原始的 QR 码恢复为估计的高概率 QR 码图像, 前述实验验证了该方法能够显著修复图像和提高识别率, 因此该算法能够广泛应用于包装产品上 QR 码识别前的预处理, 特别对于需要大量重复识别固定包装产品上 QR 码的地方, 如超市、商店等, 都可以较好地应用此算法, 达到显著修复包装产品上受损的 QR 码图像并提高识别率的效果。后期还可以尝试优化模型, 在模型前加入 QR 码的类别识别模块, 就可实现 QR 码的识别、降噪恢复、再识别, 能够广泛应用于大批量 QR 码包装产品的识别预处理过程等领域。

参考文献:

- [1] NSEIR S, HIRZALLAH N, AQEL M. A Secure Mobile Payment System Using QR Code[C]// International Conference on Computer Science and Information Technology IEEE, 2013: 111—114.
- [2] THULASIDHARAN P P, NAIR M S. QR Code Based Blind Digital Image Watermarking with Attack Detection Code[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2015, 69(7): 1074—1084.
- [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. 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] 凌康杰, 岳学军, 刘永鑫, 等. 基于移动互联的农产品二维码溯源系统设计与实现[J]. 华南农业大学学报, 2017, 38(3): 118—124.
LING kang-jie, YUE Xue-jun, LIU Yong-xin, et al. Design of a Farm Product Traceability System with QR Code Based on Mobile Internet[J]. Journal of South China Agricultural University, 2017, 38(3): 118—224.
- [6] 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 & Software, 2013, 35(5): 13—20.
- [7] 邹雄, 刘国栋, 曾文平. QR 码图像预处理中的滤波研究[J]. 应用光学, 2010, 31(3): 413—417.
ZOU Xiong, LIU Guo-dong, ZENG Wen-ping. Filtering for QR Code Image Pre-processing[J]. Journal of Applied Optics, 2010, 31(3): 413—417.
- [8] 杨佳丽, 高美凤. 一种 QR 码的预处理方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(2): 218—220.
YANG Jia-li, GAO Mei-feng. Pretreatment Method of Quick Response Code[J]. Computer Engineering, 2011, 37(2): 218—220.
- [9] 刘砚一, 胡洁, 刘红英. 线性 CNN 用于 QR 码图像去模糊化处理[J]. 计算机与数字工程, 2012, 40(6): 118—120.
LIU Yan-yi, HU Jie, LIU Hong-ying. Deblurring of QR Code Images by Linear CNN[J]. Computer & Digital Engineering, 2012, 40(6): 118—120.
- [10] 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.
- [11] SHEN D, WU G, SUK H I. Deep Learning in Medical Image Analysis[J]. Annual Review of Biomedical Engineering, 2017, 19(1): 221—248.
- [12] ANGERMUELLER C, LEE H J, REIK W, et al. DeepCpG: Accurate Prediction of Single-cell DNA Methylation States Using Deep Learning[J]. Genome Biology, 2017, 18(1): 67.
- [13] SHIMOBABA T, ENDO Y, HIRAYAMA R, et al. Autoencoder-based Holographic Image Restoration[J]. Applied Optics, 2016, 56(13): 27.
- [14] VINCENT P, LAROCHELLE H, LAJOIE I, et al. Stacked Denoising Autoencoders: Learning Useful Representations in a Deep Network with a Local Denoising Criterion[J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11(12): 3371—3408.
- [15] VINCENT P, LAROCHELLE H, BENGIO Y, et al. Extracting and Composing Robust Features with Denoising Autoencoders[C]// International Conference on Machine Learning. ACM, 2008: 1096—1103.
- [16] KINGMA D P, BA J. Adam: a Method for Stochastic Optimization[J/OL]. (2017-01-30) [2018-03-04]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [17] KLAMBAUER G, UNTERTHINER T, MAYR A, et al. Self-normalizing Neural Networks[J/OL]. (2017-09-07)[2018-03-04]. <https://arxiv.org/abs/1706.02515>.