doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.02.022

基于生成对抗网络的禽蛋图像数据生成研究

李庆旭[1]　王巧华[1,2]　马美湖[3]

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070;
3. 国家蛋品加工技术研发分中心, 武汉 430070)

摘要: 在进行禽蛋无损检测研究时,需要花费大量的人力和物力采集禽蛋图像数据,为解决该问题,设计了一种基于深度卷积生成对抗网络(Deep convolutional generative adversarial networks,DCGAN)的改进禽蛋图像数据生成网络。该网络分为生成器与判别器,生成器用于禽蛋图像数据生成,判别器对生成的禽蛋图像进行真实性判断,两者相互对抗最终生成高质量的禽蛋图像数据。为了提高生成的禽蛋图像质量,使用残差网络构建生成器和判别器,引入 Wasserstein 距离和加梯度惩罚的损失函数,分别在透射和反射情况下对禽蛋图像进行生成研究。该方法有效地解决了大量禽蛋图像数据的采集问题,为后期禽蛋图像识别与检测提供了数据基础,同时也为后续禽蛋数据库构建提供了技术支持。

关键词: 禽蛋图像; 数据生成; 生成对抗网络; Wasserstein 距离; 残差网络

中图分类号: TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2021)02-0236-10　　**OSID**:

Poultry Egg Image Data Generating Based on Generative Adversarial Network

LI Qingxu[1]　WANG Qiaohua[1,2]　MA Meihu[3]

(1. *College of Engineering*, *Huazhong Agricultural University*, *Wuhan* 430070, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Wuhan* 430070, *China*
3. *National Egg Processing Technology Research and Development Sub Center*, *Wuhan* 430070, *China*)

Abstract: China is a big country in the production and consumption of poultry eggs, and testing the quality of poultry egg is very important. Machine vision plays an important role in non-destructive testing of poultry eggs. Computer vision is one of the commonly used technical methods in the field of non-destructive testing of poultry eggs. This technology needs to collect a large number of poultry egg image data for analysis and modeling in order to obtain a good recognition effect. When doing research on non-destructive testing of poultry eggs, researchers need to spend a lot of manpower and material resources on the collection of image data of poultry eggs. Aiming to solve this problem, an improved egg image data generation network based on unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks (DCGAN) was proposed. The network was divided into a generator and a discriminator. The generator was used to generate the egg image data. The discriminator judged the authenticity of the generated egg image. The generator and discriminator competed with each other and finally generated high-quality egg image data. In order to improve the quality of the generated egg images, a residual network was used to construct a generator and discriminator, the loss functions of Wasserstein distance and gradient penalty were introduced to research the image generation in the case of egg transmission and egg reflection. This method effectively solved the problem that it was difficult to collect a large number of poultry egg image data, provided a data basis for the later identification and detection of poultry egg image, and also provided technical support for the subsequent establishment of poultry egg database.

Key words: poultry egg image; data generating; generative adversarial network; Wasserstein distance; residual network

收稿日期: 2020-04-22　修回日期: 2020-05-22

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(31871863)

作者简介: 李庆旭(1994—),男,博士生,主要从事图像处理和深度学习研究,E-mail: 1948260008@qq.com

通信作者: 王巧华(1970—),女,教授,博士生导师,主要从事农产品智能化检测技术与装备研究,E-mail: wqh@mail.hzau.edu.cn

0　引言

目前，禽蛋检测手段主要包括光谱、敲击振动和机器视觉等方法。光谱和敲击振动方法设备成本高、稳定性差；机器视觉技术具有成本低廉、效率高的优点，成为禽蛋品质无损检测较为稳定和可靠的方法之一[1-2]。利用机器视觉技术可以对禽蛋裂纹[3-4]、新鲜度[5-6]、尺寸[7]、散黄[8]以及种蛋受精信息[9-10]等进行无损检测。

使用机器视觉技术对禽蛋进行检测的前提是需采集大量的禽蛋图像数据，然后利用相关图像处理或图像识别[11]手段对禽蛋图像数据进行分析建模，最后将建立的模型部署到实际生产中，从而实现禽蛋的自动无损检测。近年来，深度学习在机器视觉领域占据重要地位，但深度学习往往需要大量的禽蛋图像数据。目前，国内缺乏相关禽蛋图像数据库，采集海量禽蛋图像需要耗费大量的人力和物力，且在有限的情况下采集得到的禽蛋图像数据样本容易出现分布不均衡。因此，寻找到合理的图像数据生成算法对加快深度学习在禽蛋检测领域的应用具有重要意义。

生成对抗网络（Generative adversarial network，GAN）[12]是一种基于纳什均衡和对抗训练的新型数据生成算法，可以根据小样本数据分布智能生成海量且高质量的图像数据，有效解决计算机视觉领域的样本不足和分布不均衡问题[13]。目前，GAN 网络被广泛应用于文本生成[14]、图像生成与识别[15]和生物学[16]等领域，在农业领域袁培森等[17]利用 GAN 网络生成菌菇表型图像数据，但在禽蛋领域尚未见相关报道。使用 GAN 网络模拟真实数据分布、生成高质量的禽蛋图像数据，能有效解决使用机器视觉和深度学习对禽蛋检测样本不足的问题。

采用机器视觉技术对禽蛋检测时，常以透射方式检测禽蛋内部品质[18]、以反射方式检测禽蛋外部品质[19]。为此，本文以光源透射和反射情况下的禽蛋图像为研究对象，在深度卷积生成对抗网络（Deep convolutional generative adversarial networks，DCGAN）的基础上引入残差网络和 Wasserstein 距离，设计一种适用于禽蛋图像数据生成的 GAN 网络（EGG-GAN），来模拟禽蛋图像数据样本的真实分布，生成海量禽蛋图像数据。

1　图像采集和生成对抗网络

1.1　图像采集

为了分别采集透射和反射情况下的禽蛋图像，本文设计了图 1 所示的禽蛋透射图像采集装置和图 2 所示的禽蛋反射图像采集装置，采集装置由暗箱、光源、工业相机、计算机构成。透射光源选择 5 W 正白光 LED 射灯，反射光源为 5 W 环形 LED 光源，相机为 AD-080GE 型工业相机。以鸭蛋为研究对象，共采集透射图像和反射图像各 300 幅。采集得到禽蛋透射和反射图像的尺寸均为 1 024 像素×768 像素，为了方便 EGG-GAN 网络读取数据，本文将图像尺寸统一调整为 256 像素×256 像素。

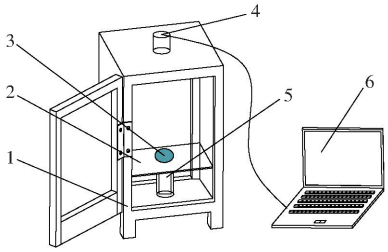


图 1　禽蛋透射图像采集系统

Fig. 1　Egg transmission image acquisition system

1. 暗箱　2. 支撑板　3. 禽蛋　4. 相机及镜头　5. 光源　6. 计算机

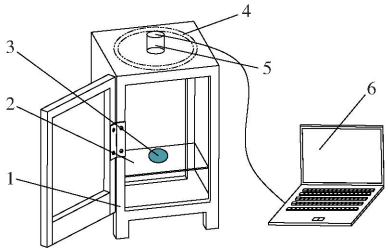


图 2　禽蛋反射图像采集系统

Fig. 2　Egg reflection image acquisition system

1. 暗箱　2. 支撑板　3. 禽蛋　4. 环形光源　5. 相机及镜头　6. 计算机

1.2　GAN 网络

生成对抗网络是由 GOODFELLOW 等[20]提出的基于零和博弈论的生成深度学习算法。GAN 网络分为生成器和判别器，随机数据输入至生成器后，由生成器中的解码器将随机数据转换成图像格式的数据，判别器对生成的数据进行判定（判断是否为真实数据）。GAN 网络的生成器和判别器在训练过程中不断优化，两者相互对抗最终达到纳什均衡[21]，即判别器无法判定生成的图像数据和真实图像数据。

GAN 网络结构如图 3 所示，输入数据 z 一般为服从高斯分布的随机变量，生成器 G 生成虚拟图像 $G(z)$，判别器 D 对生成的虚拟图像和真实图像做二分类判别，得到判别结果 $D(x)$。生成对抗网络训练过程的实质是不断地调整优化生成器 G 和判别器 D 的参数，优化的手段是使生成器极小化、判别器极大化，损失函数为

$$\min_G \max_D V(D,G) = E_{x\sim P_d(x)}(\lg D(x)) + E_{x\sim P_G(z)}(\lg(1-D(G(z)))) \quad (1)$$

式中 $\max_D V(D,G)$——判别器目标函数,使判别器预测概率的负对数期望取得极大值

$\min_G \max_D V(D,G)$——生成器优化函数,使判别器极大值最小化

$P_d(x)$——真实样本数据分布

$P_G(z)$——生成样本数据分布

$E(\cdot)$——期望

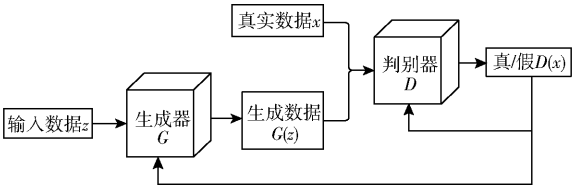


图 3 GAN 网络结构

Fig. 3 GAN network structure

GAN 网络训练的步骤是先固定生成器 G 的参数,训练判别器 D 的参数,然后固定判别器 D 的参数,再训练生成器 G 的参数,如此反复交替进行。训练过程中期望判别器对生成图像的判别结果 $D(G(z))=1$,$D(x)=1$,当 $P_d(x)=P_G(z)$ 时达到全局最优,即生成器生成的虚拟图像能够骗过判别器,最终达到以假乱真的效果。

2 EGG-GAN 网络实现

2.1 DCGAN 网络

GOODFELLOW 等[20]提出的 GAN 网络优点明显,但也存在训练过程难以收敛的问题。RADFORD 等[22]利用卷积神经网络代替了 GAN 中的多层感知机,提出了 DCGAN 网络,大大提升了 GAN 的性能。DCGAN 网络结构与 GAN 网络结构相似,包括生成网络与判别网络。DCGAN 的生成网络由 7 层卷积神经网络组成,含有 3 个反卷积层(Deconvolution,Deconv)、3 个标准卷积层(Convolution,Conv)和 1 个输入层;其判别网络由 4 个卷积层和 1 个全连接层构成。生成器将随机数据转换为虚拟图像,判别器根据真实图像数据对虚拟图像进行判别,最后根据判别结果对生成器 G 和判别器 D 的网络参数进行优化。

2.1.1 DCGAN 生成网络

利用 DCGAN 网络生成禽蛋图像,CCD 相机采集的实验图像分辨率较高。若生成网络生成的禽蛋图像数据分辨率过低则可能会使禽蛋图像变形,生成的禽蛋图像质量较差。若生成的图像分辨率过高则会影响 GAN 网络的训练速度。经反复试验,综合训练速度和图像质量,本研究将生成的图像尺寸设置为 256 像素×256 像素。生成网络中的反卷积层具有上采样的作用[23],标准卷积层后面引入批量归一化层(Batch normalization,BN)防止梯度消失[24],使用 ReLU 和 tanh 函数作为激活函数。

用于禽蛋图像生成的 DCGAN 网络的生成网络结构如图 4 所示。

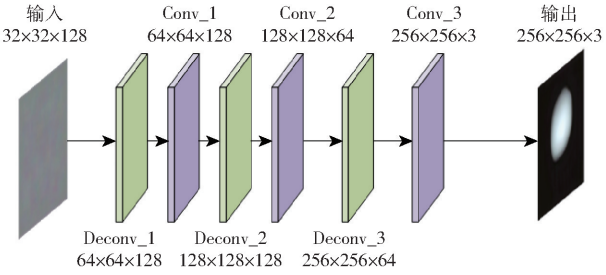


图 4 DCGAN 生成网络结构

Fig. 4 DCGAN generation network structure

将尺寸为 32×32×128 服从正态分布的随机数据经过上采样和卷积操作输出为 256×256×3 的图像数据。具体实现步骤如下:

(1)将服从正态分布的 131 072 个随机数据重构成尺寸为 32×32×128 的矩阵,作为生成网络的输入。

(2)输入层(Input):将尺寸为 32×32×128 的随机数据输入至 Deconv_1。

(3)反卷积层 1(Deconv_1):将尺寸为 32×32×128 的数据经过反卷积层后,输出尺寸为 64×64×128 的数据至 Conv_1。

(4)卷积层 1(Conv_1):卷积核为 3×3、共 128 个,经过卷积层后输出尺寸为 64×64×128,再经 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Deconv_2。

(5)反卷积层 2(Deconv_2):将尺寸为 64×64×128 的数据经过反卷积层后,输出尺寸为 128×128×128 的数据至 Conv_2。

(6)卷积层 2(Conv_2):卷积核为 3×3、数量为 64,将尺寸为 128×128×128 的数据经过卷积层后输出尺寸为 128×128×64,再经 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Deconv_3。

(7)反卷积层 3(Deconv_3):将尺寸为 128×128×64 的数据经过反卷积层处理后,输出尺寸为 256×256×64 的数据至 Conv_3。

(8)卷积层 3(Conv_3):卷积核为 3×3,卷积核数量为 3,将尺寸为 256×256×64 的数据卷积处理后输出尺寸为 256×256×3,最后由 tanh 函数激活后输出。

2.1.2　DCGAN 判别网络

DCGAN 判别网络的作用是对生成的虚拟图像进行真假判别，利用判别结果对生成网络和判别网络进行参数更新。判别网络由 4 个卷积层和 1 个全连接层（Fully connected layer，FC）构成，网络结构如图 5 所示。与生成网络类似，在卷积层后使用 BN 层，但激活函数使用 LeakyReLU 和 Sigmoid 函数。此外还引入了 dropout 层，以防止判别网络出现过拟合现象[25]。

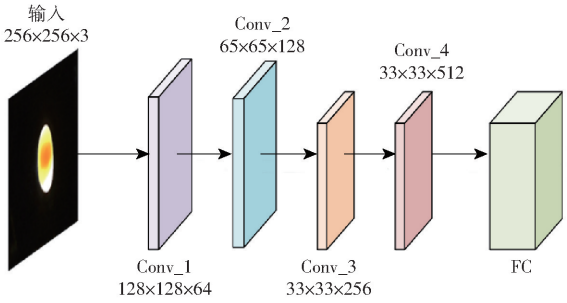


图 5　DCGAN 判别网络结构

Fig. 5　DCGAN discrimination network structure

判别网络共 5 层，具体步骤如下：

（1）卷积层 1（Conv_1）：卷积核尺寸为 5×5、卷积核数量为 64、卷积步长为 2，图像尺寸为 256×256×3，经过卷积后输出尺寸为 128×128×64，卷积后使用 LeakyReLU 函数激活，并加入 dropout 层输出至卷积层 2。

（2）卷积层 2（Conv_2）：卷积核尺寸为 5×5、卷积核数量为 128、卷积步长为 2，经过卷积后输出图像尺寸为 65×65×128，卷积后进行批量归一化，再经过 LeakyReLU 和 dropout 输出至卷积层 3。

（3）卷积层 3（Conv_3）：卷积核尺寸为 5×5、卷积核数量为 256、卷积步长为 2，经过卷积和零填充（Zero_padding，ZP）后输出尺寸为 33×33×256，然后进行批量归一化，再使用 LeakyReLU 激活并加入 dropout 层输出至卷积层 4。

（4）卷积层 4（Conv_4）：卷积核尺寸为 5×5、卷积核数量为 512、卷积步长为 1，经过卷积后输出图像尺寸为 33×33×512，卷积后进行批量归一化，再使用 LeakyReLU 激活并加入 dropout 层输出至全连接层。

（5）全连接层（FC）：输入尺寸为 33×33×512，经过 Sigmoid 函数激活后输出为 0 或 1，表示判定结果为假或真。

2.2　EGG－GAN 网络

DCGAN 网络通过引入卷积神经网络代替 GAN 全连接网络，一定程度上解决了 GAN 网络训练过程中难以收敛的问题，且加快了网络的训练速度。但 DCGAN 网络并未对 GAN 网络的损失函数加以改进，原始 GAN 网络中使用 JS 散度来衡量生成数据分布与真实数据分布的距离，会导致 GAN 网络在训练过程中出现梯度消失现象。为此 GULRAJANI 等[26]利用加梯度惩罚的 Wasserstein 距离对原始 GAN 网络的损失函数进行优化，提出了 WGAN－GP 网络，从根本上解决了该问题。WGAN－GP 网络使用 Wasserstein 距离代替 JS 散度并用 Lipschitz 函数对判别器的权重进行约束。Wasserstein 距离定义如下

$$W(P_R,P_I)=\inf_{\gamma\sim\prod(P_R,P_I)}E_{(r,y)\sim\gamma}(\|r-y\|) \tag{2}$$

式中　P_R——真实样本分布

P_I——生成样本分布

r——真实样本　　y——生成样本

γ——联合分布

$\prod(P_R,P_I)$——P_R和P_I组合后所有可能联合分布的集合

$E_{(r,y)\sim\gamma}(\|r-y\|)$——联合分布 γ 下真实样本与生成样本之间距离的期望

inf——最大下确界函数

设 c 为真实图像 r 与生成图像 $G(z)$ 连线上的随机差值，K 为常量，$\nabla_c D(c)$ 为梯度约束项，λ 为调节约束项的超参数。则用于计算 Wasserstein 距离的判别网络损失函数和生成网络损失函数的公式为

$$L_D=-E_{x\sim P_I}(D(x))+E_{z\sim P_R}(1-D(G(z)))+\lambda E_{c\sim P_c}((\|\nabla_c D(c)\|_2-K)^2) \tag{3}$$

$$L_G=E_{x\sim P_R}(D(x))-E_{x\sim P_I}(D(x)) \tag{4}$$

式中　L_D——判别网络损失函数

L_G——生成网络损失函数

P_c——真实样本分布与生成样本分布的差值

WGAN－GP 网络虽然对原始 GAN 的损失函数进行优化，但生成网络与判别网络依然使用全链接层，导致其训练速度较慢且生成的样本多样性不足。而 DCGAN 网络训练过程中存在难以收敛的问题，故本研究结合 WGAN－GP 和 DCGAN 网络的优点提出了针对禽蛋图像的生成网络。由于禽蛋图像的数据背景简单、目标为椭圆，若生成网络和判别网络表达的特征不足则易造成禽蛋外形和颜色的失真，若大量使用全连接网络则会降低网络的收敛速度。

残差网络在增加网络的宽度与深度方面具有明显优势，可以提高网络的性能。故本研究引入残差网络代替 DCGAN 中的卷积网络从而提升网络表达特征的能力，同时将 DCGAN 中的损失函数更改为 WGAN－GP 的损失函数。设计了如图 6 所示的生

成对抗网络。生成器 G 为含反卷积层的残差网络，判别器 D 为二分类卷积网络。将符合正态分布的随机噪声 z 输入生成器 G 中，生成虚拟图像 $G(z)$，判别器 D 根据真实图像数据分布对虚拟图像进行判别，最后根据判别结果对生成器 G 和判别器 D 的网络参数进行优化。

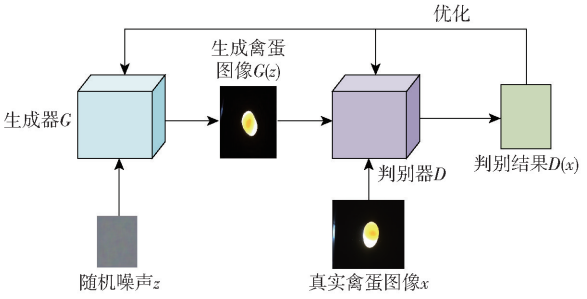


图 6 EGG－GAN 网络结构

Fig. 6 EGG－GAN network structure

2.2.1 EGG－GAN 生成网络

深度残差生成对抗网络在图像超分辨率重建方面取得了一定的优势，能够生成较高分辨率的图像样本[27]。本文要生成尺寸为 256×256×3 的禽蛋图像，属于较高分辨率图像，故使用残差网络代替 DCGAN 网络中的卷积层。经反复试验，设计了含残差结构的 19 层禽蛋图像数据生成网络，含有 5 个反卷积层（Deconvolution，Deconv）、13 个卷积层（Convolution，Conv）和 1 个输入层。该生成网络的输入数据为 8×8×256 的正态分布数据，输出为 256×256×3。在卷积层后面同样引入批量归一化操作，使用 ReLU 和 tanh 函数作为激活函数。

禽蛋图像数据生成网络将噪声数据转换为图像数据，将服从正态分布的 16 384 个随机数据重构成尺寸为 8×8×256 的矩阵，作为生成网络的输入。网络结构如图 7 所示，具体实现步骤如下：

（1）输入层（Input）：输入尺寸为 8×8×256 的随机数据，经过 ReLU 激活函数处理后输入至 Deconv_1。

（2）反卷积层 1（Deconv_1）：将尺寸为 8×8×256 的数据经过反卷积后，输出尺寸为 16×16×256 的数据至 Conv_1。

（3）卷积层 1（Conv_1）：卷积核尺寸为 5×5、数量为 64，经过卷积后输出尺寸为 16×16×64，再使用 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Conv_2。

（4）卷积层 2（Conv_2）：卷积核尺寸为 3×3、数量为 128，经卷积输出尺寸为 16×16×128，使用 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Conv_3。

（5）卷积层 3（Conv_3）：卷积核尺寸为 1×1、数量为 256，经卷积输出尺寸为 16×16×256，使用 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Conv_4。

（6）卷积层 4（Conv_4）：卷积核尺寸为 1×1、数量为 128，经卷积输出尺寸为 16×16×128，使用 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Conv_5。

（7）卷积层 5（Conv_5）：卷积核尺寸为 1×1、数量为 64，经卷积输出尺寸为 16×16×64，使用 BN 层和 ReLU 激活后与 Conv_1 层的输出相加，然后输入至 Deconv_2。

（8）反卷积层 2（Deconv_2）：将尺寸为 16×16×64 的数据反卷积后输出尺寸为 32×32×64 的数据至 Conv_6。

（9）卷积层 6（Conv_6）：卷积核尺寸为 5×5、数量为 128，将尺寸为 32×32×64 的数据经过卷积后输出尺寸为 32×32×128，再使用 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Conv_7。

（10）卷积层 7（Conv_7）：卷积核尺寸为 3×3、数量为 256，将尺寸为 32×32×128 的数据经过卷积后输出尺寸为 32×32×256，再使用 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Conv_8。

（11）卷积层 8（Conv_8）：卷积核尺寸为 1×1、数量为 512，将尺寸为 32×32×256 的数据经过卷积后输出尺寸为 32×32×512，再使用 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Conv_9。

（12）卷积层 9（Conv_9）：卷积核尺寸为 3×3、数量为 256，将尺寸为 32×32×512 的数据经过卷积后输出尺寸为 32×32×256，再使用 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Conv_10。

（13）卷积层 10（Conv_10）：卷积核尺寸为 3×3、数量为 128，将尺寸为 32×32×256 的数据经过卷积后输出尺寸为 32×32×128，再使用 BN 层和 ReLU 激活后与 Conv_6 层的输出相加，然后输入至 Deconv_3。

（14）反卷积层 3（Deconv_3）：将尺寸为 32×32×128 的数据经过反卷积处理后，输出尺寸为 64×64×128 的数据至 Conv_11。

（15）卷积层 11（Conv_11）：卷积核尺寸为 5×5，卷积核数量为 256，将尺寸为 64×64×128 的数据卷积后输出尺寸为 64×64×256，再经过 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Deconv_4。

（16）反卷积层 4（Deconv_4）：将尺寸为 64×64×256 的数据反卷积后输出尺寸为 128×128×256 的数据至 Conv_12。

（17）卷积层 12（Conv_12）：卷积核尺寸为 5×5，卷积核数量为 64，将尺寸为 128×128×256 的数据卷积后输出尺寸为 128×128×64，再经过 BN 层和 ReLU 激活后输入至 Deconv_5。

（18）反卷积层 5（Deconv_5）：将尺寸为 128×

128 × 64 的数据经过反卷积后，输出尺寸为 256 × 256 × 64 的数据至 Conv_13。

(19) 卷积层 13(Conv_13)：卷积核尺寸为 5 × 5，卷积核数量为 3，将尺寸为 256 × 256 × 64 的数据卷积后输出尺寸为 256 × 256 × 3，最后经 tanh 激活后输出。

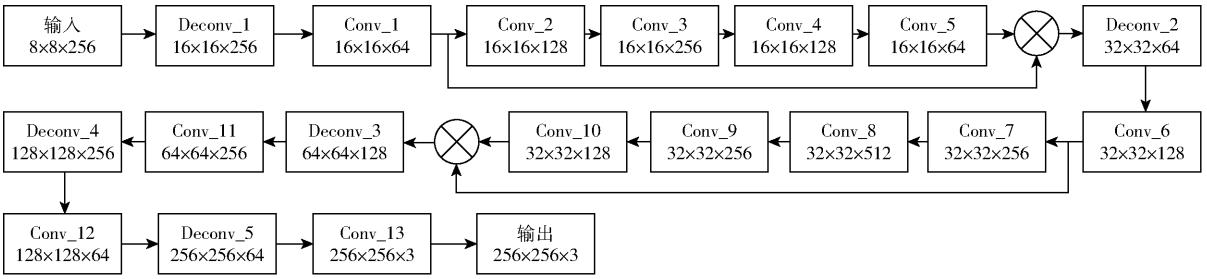


图 7　EGG－GAN 生成网络结构

Fig. 7　EGG－GAN generation network structure

2.2.2　EGG－GAN 判别网络

禽蛋图像数据判别网络的作用是对生成的虚拟图像进行真假判别，利用判别的结果对生成网络和判别网络进行参数更新。判别网络是由 6 个卷积层和 1 个全连接层(Fully connected layer，FC)构成的卷积神经网络，网络结构如图 8 所示。与生成网络类似，在卷积层后使用 BN 层，但激活函数使用 LeakyReLU 和 Sigmoid 函数。此外还引入了 dropout 层，以防止判别网络出现过拟合现象。

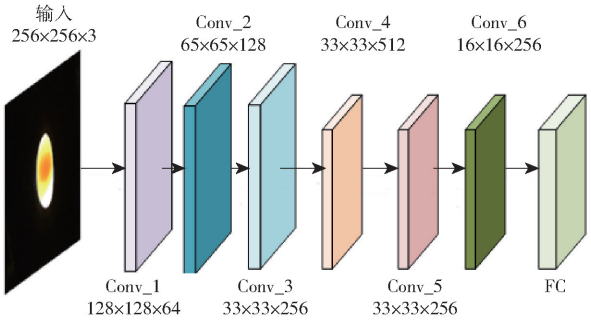


图 8　EGG－GAN 判别网络结构

Fig. 8　EGG－GAN discrimination network structure

判别网络共 7 层，具体实现步骤如下：

(1) 卷积层 1(Conv_1)：卷积核尺寸为 5 × 5、卷积核数量为 64、卷积步长为 2，尺寸为 256 × 256 × 3 的图像经过卷积后输出尺寸为 128 × 128 × 64，卷积后使用 LeakyReLU 激活，并加入 dropout 层输出至卷积层 2。

(2) 卷积层 2(Conv_2)：卷积核尺寸为 5 × 5、卷积核数量为 128、卷积步长为 2，经过卷积后输出尺寸为 65 × 65 × 128，卷积后进行批量归一化，再使用 LeakyReLU 和 dropout 输出至卷积层 3。

(3) 卷积层 3(Conv_3)：卷积核尺寸为 5 × 5、卷积核数量为 256、卷积步长为 2，经过卷积和零填充(Zero_padding，ZP)后输出尺寸为 33 × 33 × 256，然后进行批量归一化，再使用 LeakyReLU 和 dropout 输出至卷积层 4。

(4) 卷积层 4(Conv_4)：卷积核尺寸为 5 × 5、卷积核数量为 512、卷积步长为 1，经过卷积后输出尺寸为 33 × 33 × 512，卷积后进行批量归一化，再使用 LeakyReLU 和 dropout 输出至卷积层 5。

(5) 卷积层 5(Conv_5)：卷积核尺寸为 3 × 3、卷积核数量为 256、卷积步长为 1，经过卷积后输出尺寸为 33 × 33 × 256，卷积后进行批量归一化，再使用 LeakyReLU 和 dropout 输出至全连接层。

(6) 卷积层 6(Conv_6)：卷积核尺寸为 3 × 3、卷积核数量为 256、卷积步长为 2，经过卷积后输出尺寸为 16 × 16 × 256，卷积后进行批量归一化，再经过 LeakyReLU 和 dropout 输出至全连接层。

(7) 全连接层(FC)：输入尺寸为 16 × 16 × 256，经过 Sigmoid 函数后输出为 0 或 1 表示判定结果为假或真。

3　实验结果与分析

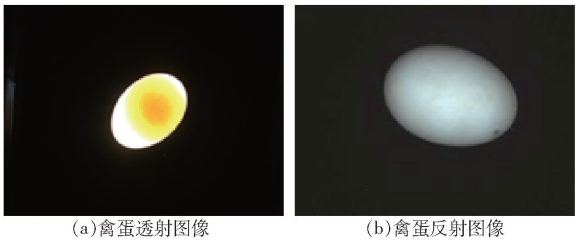
硬件平台为 AMD 锐龙 Threadripper 2920X 型 CPU、NIVIDIA GeForce RTX 2080Ti 型 GPU、128 GB 内存。软件平台为 OpenCV 4.2.0 + Keras 2.3.1 + Python 3.7。

3.1　数据预处理

采集得到了光源透射和反射情况下的两类禽蛋图像各 300 幅，利用 EGG－GAN 网络训练之前，需要对图像数据进行旋转、平移、拉伸、对比度变换预处理操作。旋转、平移和拉伸操作可以增加训练样本的数量，对比度变换使禽蛋图像的颜色信息更加真实。预处理后的禽蛋透射图像和禽蛋反射图像如图 9 所示，数据增强后两类禽蛋图像各 900 幅。

3.2　网络训练

DCGAN 网络的训练方式为先固定生成器 G，利用式(1)的目标函数和 Adam 优化器对判别器 D 的权重和偏置进行优化；优化 5 次后，再固定判别器 D，对生成器 G 的参数进行优化，优化次数也为 5，如



(a)禽蛋透射图像 (b)禽蛋反射图像

图 9 预处理后的禽蛋图像

Fig. 9 Images of poultry eggs after pretreatment

此反复交替进行,其中生成器 G 和判别器 D 的损失函数均为交叉熵函数。EGG - GAN 网络的训练方式和优化器与 DCGAN 网络相同,不同的是 EGG - GAN 网络使用加梯度惩罚的 Wasserstein 距离优化的损失函数,判别器 D 和生成器 G 的损失函数分别如式(3)、(4)。DCGAN 和 EGG - GAN 网络的生成器和判别器的初始学习率均设置为 0.000 2,迭代次数设置为 4 000 次,每个迭代训练 57 次,每次训练的图像数量(Batchsize)为 16,每 500 个迭代保存一次模型参数。EGG - GAN 网络的训练流程图如图 10 所示,DCGAN 网络与之类似。

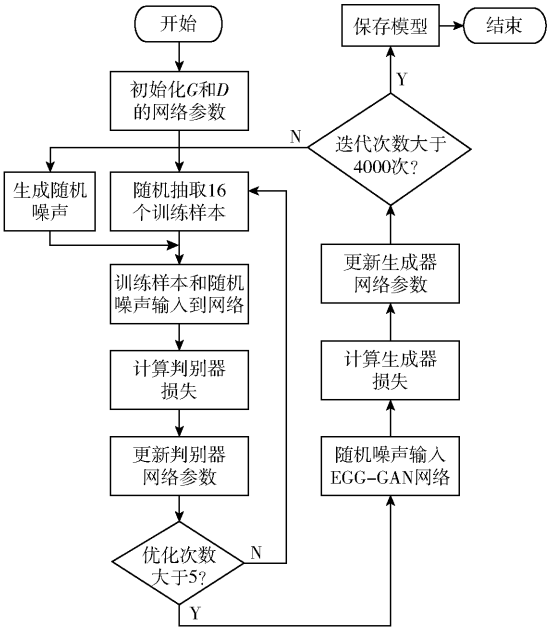


图 10 EGG - GAN 网络训练流程图

Fig. 10 EGG - GAN network training flowchart

蛋形指数是衡量禽蛋外形特征的重要指标之一,通过比较生成图像的蛋形指数均值和真实图像蛋形指数均值来衡量生成的禽蛋图像质量。EGG - GAN 网络训练过程中生成的禽蛋图像的蛋形指数变化曲线如图 11 所示。DCGAN 网络训练过程中生成的禽蛋图像的蛋形指数变化曲线如图 12 所示。从图中可以发现,在生成禽蛋反射图像方面,EGG - GAN 网络迭代至 2 000 次时,生成的禽蛋反射图像接近真实禽蛋图像的蛋形指数均值,说明网络已经收敛,而 DCGAN 迭代至 3 000 次时,网络才收敛。在生成禽蛋透射图像方面,EGG - GAN 网络迭代至 2 500 次时网络开始收敛,而 DCGAN 迭代至 3 500 次后网络才收敛。

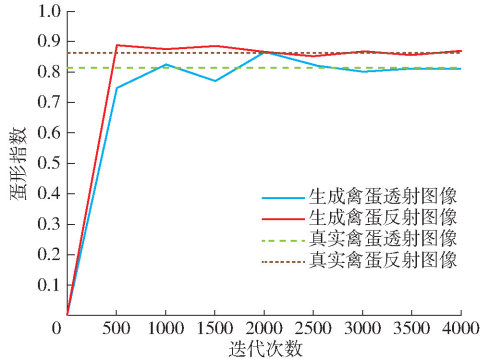


图 11 EGG - GAN 网络蛋形指数变化曲线

Fig. 11 EGG - GAN change diagram of egg shape index

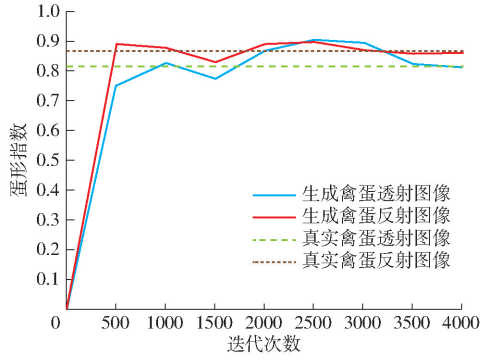


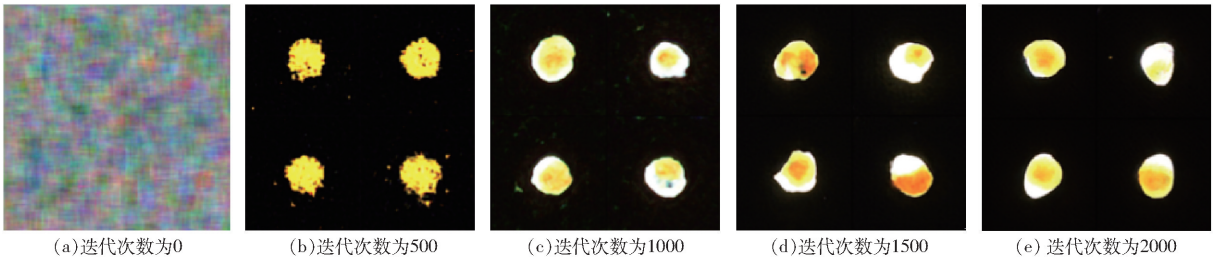
图 12 DCGAN 网络蛋形指数变化曲线

Fig. 12 DCGAN change diagram of egg shape index

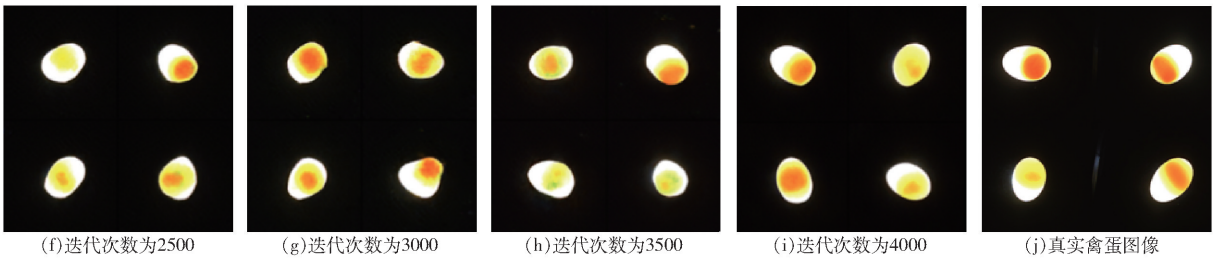
3.3 结果分析

本文将禽蛋透射图像和禽蛋反射图像分别用 DCGAN 和 EGG - GAN 网络进行训练,训练参数设置相同。利用训练好的模型进行禽蛋图像数据生成,分别生成禽蛋透射图像数据和反射图像数据,验证网络性能。DCGAN 和 EGG - GAN 做模型验证时,每迭代 500 次生成一批禽蛋图像数据。DCGAN 不同训练次数生成的禽蛋透射图像、反射图像如图 13、14 所示,EGG - GAN 不同训练次数生成的禽蛋透射图像、反射图像如图 15、16 所示。

通过图 13、14 可以看出,DCGAN 网络在禽蛋透射图像生成过程中,模型迭代 3 500 次后能够生成较为真实的禽蛋图像;在禽蛋反射图像生成过程中,迭代 3 000 次后生成的禽蛋反射图像已经十分接近真实图像。由图 15、16 可以发现,在使用 EGG - GAN 网络实现禽蛋反射图像生成过程中,网络迭代 2 000 次后,生成了较高质量的禽蛋图像;在生成禽蛋透射图像过程中,网络迭代 2 500 次后,生成的图像已较为接近真实图像。不难发现,EGG - GAN 网络在禽蛋反射图像和透射图像生成训练过程中的收敛速度均大于 DCGAN 网络,说明引入残差结构和



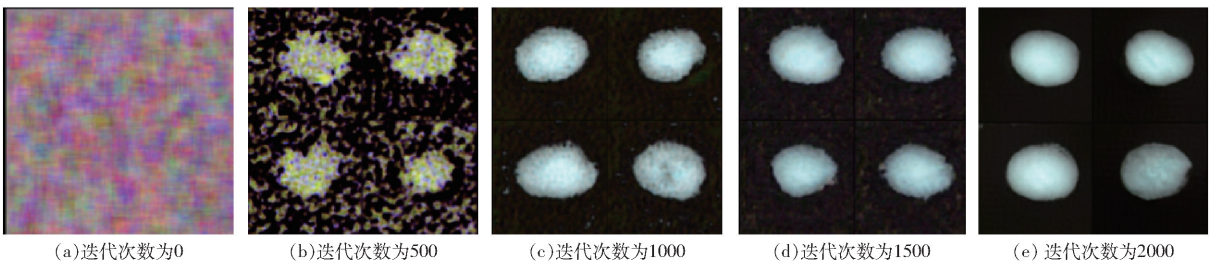
(a)迭代次数为0　(b)迭代次数为500　(c)迭代次数为1000　(d)迭代次数为1500　(e) 迭代次数为2000



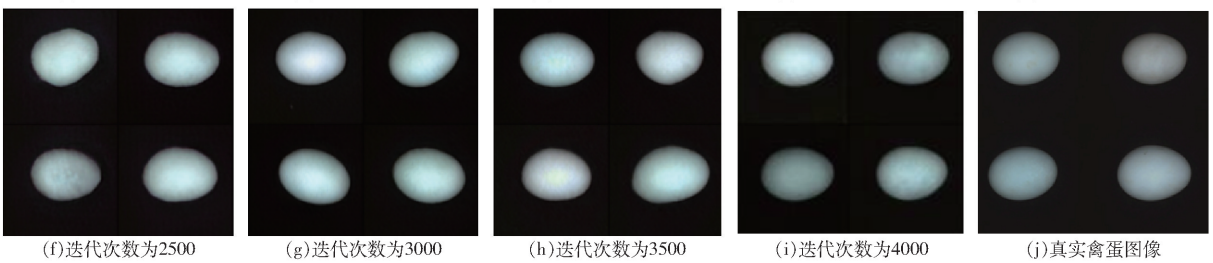
(f)迭代次数为2500　(g)迭代次数为3000　(h)迭代次数为3500　(i)迭代次数为4000　(j)真实禽蛋图像

图 13　DCGAN 不同迭代次数下生成的禽蛋透射图像

Fig. 13　Poultry eggs transmission images generated by DCGAN with different iteration times



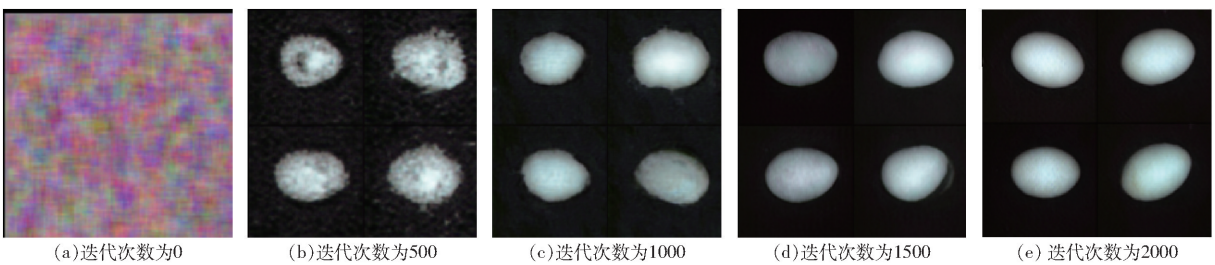
(a)迭代次数为0　(b)迭代次数为500　(c)迭代次数为1000　(d)迭代次数为1500　(e) 迭代次数为2000



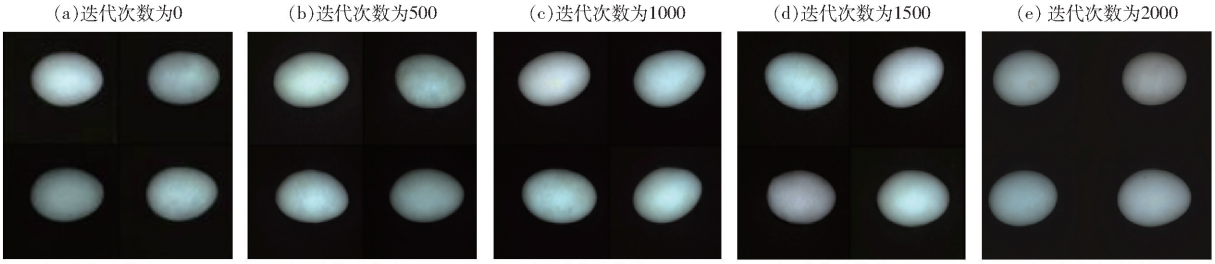
(f)迭代次数为2500　(g)迭代次数为3000　(h)迭代次数为3500　(i)迭代次数为4000　(j)真实禽蛋图像

图 14　DCGAN 不同迭代次数下生成的禽蛋反射图像

Fig. 14　Poultry eggs reflection images generated by DCGAN with different iteration times



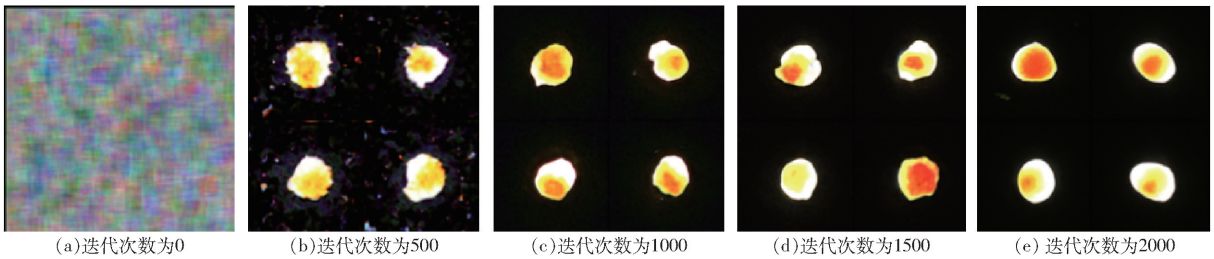
(a)迭代次数为0　(b)迭代次数为500　(c)迭代次数为1000　(d)迭代次数为1500　(e) 迭代次数为2000



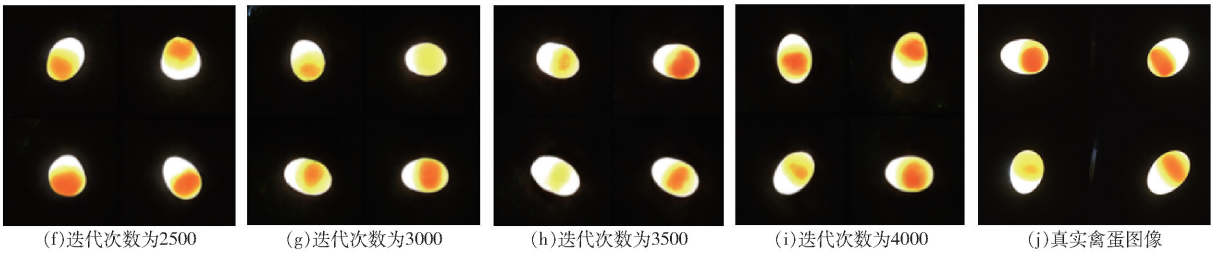
(f)迭代次数为2500　(g)迭代次数为3000　(h)迭代次数为3500　(i)迭代次数为4000　(j)真实禽蛋图像

图 15　EGG－GAN 不同迭代次数下生成的禽蛋透射图像

Fig. 15　Poultry eggs transmission images generated by EGG－GAN with different iteration times



(a)迭代次数为0 (b)迭代次数为500 (c)迭代次数为1000 (d)迭代次数为1500 (e)迭代次数为2000



(f)迭代次数为2500 (g)迭代次数为3000 (h)迭代次数为3500 (i)迭代次数为4000 (j)真实禽蛋图像

图 16 EGG－GAN 不同迭代次数下生成的禽蛋反射图像

Fig. 16 Poultry eggs reflection images generated by EGG－GAN with different iteration times

加梯度惩罚的 Wasserstein 距离优化的损失函数能够有效解决 DCGAN 网络训练难以收敛的问题。

4 结论

(1)根据禽蛋图像的特点,以鸭蛋为研究对象,在 DCGAN 网络中引入残差结构,并将损失函数用加梯度惩罚的 Wasserstein 距离进行改进,在禽蛋图像生成过程中能够加快网络的收敛速度,迭代 2 500 次后能够生成高质量的禽蛋透射图像,迭代 2 000 次后能够生成较为真实的禽蛋反射图像,均比 DCGAN 网络提前 1 000 次迭代收敛。

(2)EGG－GAN 网络在生成禽蛋透射图像和反射图像过程中均表现出收敛速度更快性能,说明该网络在禽蛋图像生成研究中具有较好的普适性。

参 考 文 献

[1] 方化攀. 基于机器视觉的种鸡蛋无损检测关键技术研究[D]. 广州:华南理工大学,2017.
FANG Huapan. Study on key techniques of hatching egg nondestructive testing based on machine vision[D]. Guangzhou:South China University of Technology,2017. (in Chinese)

[2] 呼进国. 基于机器视觉的毒株胚蛋成活性自动无损检测系统研究[D]. 青岛:青岛科技大学,2014.
HU Jinguo. Study on automatic non-destructive detection system of egg embryo activity based on machine vision[D]. Qingdao: Qingdao University of Science and Technology, 2014. (in Chinese)

[3] 潘磊庆,屠康,苏子鹏,等. 基于计算机视觉和神经网络检测鸡蛋裂纹的研究[J]. 农业工程学报,2007,23(5):154－158.
PAN Leiqing,TU Kang,SU Zipeng,et al. Crack detection in eggs using computer vision and BP neural network[J]. Transactions of the CSAE,2007,23(5):154－158. (in Chinese)

[4] 魏萱,何金成,郑书河,等. 基于图像纹理特征的土鸡蛋微裂纹无损检测[J]. 福建农林大学学报(自然科学版),2017,46(6):716－720.
WEI Xuan, HE Jincheng, ZHENG Shuhe, et al. Nondestructive method to detect small crack of native egg based on image textural feature[J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University(Natural Science Edition),2017,46(6):716－720. (in Chinese)

[5] 王巧华,王彩云,马美湖. 基于机器视觉的鸭蛋新鲜度检测[J]. 中国食品学报,2017,17(8):268－274.
WANG Qiaohua,WANG Caiyun,MA Meihu. Duck eggs' freshness detection based on machine vision technology[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology,2017,17(8):268－274. (in Chinese)

[6] 刘鹏,屠康,潘磊庆,等. 基于 D－S 证据理论的鸡蛋新鲜度多传感器融合识别[J]. 农业机械学报,2011,42(8):122－127.
LIU Peng, TU Kang, PAN Leiqing, et al. Non-destructive egg freshness recognition using multi-sensor fusion based on D－S evidence theory[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011,42(8):122－127. (in Chinese)

[7] 段宇飞,王巧华,李小明,等. 基于凸包算法的鸡蛋尺寸形状在线视觉高通量检测方法[J]. 农业工程学报,2016,32(15):282－288.
DUAN Yufei, WANG Qiaohua, LI Xiaoming, et al. High-throughput online detection method of egg size and shape based on convex hull algorithm[J]. Transactions of the CSAE,2016,32(15):282－288. (in Chinese)

[8] 谢雄峰. 基于机器视觉的散黄蛋在线识别及分离系统研制[D]. 武汉:华中农业大学,2014.
XIE Xiongfeng. Scattered yellow eggs identification on line and separation system's development based on machine vision[D]. Wuhan:Huazhong Agricultural University,2014. (in Chinese)

[9] HASHEMZADEH M, FARAJZADEH N. A machine vision system for detecting fertile eggs in the incubation industry[J].

International Journal of Computational Intelligence Systems, 2016, 9(5):850 - 862.
[10] 马秀莲,衣淑娟. 基于嵌入式系统与机器视觉的上孵前无精蛋识别系统[J]. 农业机械学报,2011,42(5):187 - 192.
MA Xiulian, YI Shujuan. Unfertilized eggs verification system before hatching based on embedded system and machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011,42(5):187 - 192. (in Chinese)
[11] 郑丽敏,杨旭,徐桂云,等. 基于计算机视觉的鸡蛋新鲜度无损检测[J]. 农业工程学报,2009,25(增刊 2):335 - 339.
ZHENG Limin, YANG Xu, XU Guiyun, et al. Non destructive detection of egg freshness based on computer vision [J]. Transactions of the CSAE,2009,25(Supp. 2):335 - 339. (in Chinese)
[12] 林嘉豪,章宗长,姜冲,等. 基于生成对抗网络的模仿学习综述[J]. 计算机学报,2020,43(2):326 - 351.
LIN Jiahao, ZHANG Zongzhang, JIANG Chong, et al. A survey of imitation learning based on generative adversarial nets [J]. Chinese Journal of Computers,2020,43(2):326 - 351. (in Chinese)
[13] 金棋. 基于生成网络的行星齿轮箱故障诊断技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2019.
JIN Qi. Research on fault diagnosis method of planetary gearboxes based on generative networks [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,2019. (in Chinese)
[14] SOUMYADEEP K, SAYANTAN P, SUMAN K B, et al. Text-line extraction from handwritten document images using GAN[J]. Expert Systems with Applications,2020,140: 112916.
[15] 刘建伟,谢浩杰,罗雄麟. 生成对抗网络在各领域应用研究进展[J]. 自动化学报,2020,46(12):2500 - 2536.
LIU Jianwei, XIE Haojie, LUO Xionglin. Research progress on application of generative adversarial networks in various fields [J]. Acta Automatica Sinica, 2020,46(12):2500 - 2536. (in Chinese)
[16] LIU Y, ZHOU Y, LIU X, et al. Wasserstein GAN-based small-sample augmentation for new-generation artificial intelligence: a case study of cancer-staging data in biology[J]. Engineering, 2019, 5(1): 156 - 163.
[17] 袁培森,吴茂盛,翟肇裕,等. 基于 GAN 网络的菌菇表型数据生成研究[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(12):231 - 239.
YUAN Peisen, WU Maosheng, ZHAI Zhaoyu, et al. Mushroom phenotypic generation based on generative adversarial network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 231 - 239. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20191226&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.12.026. (in Chinese)
[18] LONG M, KE S, KANG T, et al. Identification of double-yolked duck egg using computer vision[J]. Plos One, 2017, 12(12):e0190054.
[19] 杨旭,郑丽敏. 计算机视觉在禽蛋品质检测中的应用研究进展[J]. 农机化研究,2008,30(9):168 - 171.
YANG Xu, ZHENG Limin. Computer vision technology and the development of its application to detection of egg quality[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research,2008,30(9):168 - 171. (in Chinese)
[20] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]// Advances in Neural Information Processing Systems, 2014: 2672 - 2680.
[21] 王坤峰,苟超,段艳杰,等. 生成式对抗网络 GAN 的研究进展与展望[J]. 自动化学报,2017,43(3):321 - 332.
WANG Kunfeng, GOU Chao, DUAN Yanjie, et al. Generative adversarial networks: the state of the art and beyond[J]. Acta Automatica Sinica,2017,43(3):321 - 332. (in Chinese)
[22] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks [EB/OL]. 2016 - 12 - 20. https://arxiv.org/pdf/1511.06434.pdf.
[23] 柳小波,张育维. 基于 U - Net 和 Res_UNet 模型的传送带矿石图像分割方法[J]. 东北大学学报(自然科学版),2019,40(11):1623 - 1629.
LIU Xiaobo, ZHANG Yuwei. Ore image segmentation method of conveyor belt based on U - Net and Res_UNet models[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science),2019,40(11):1623 - 1629. (in Chinese)
[24] 刘忠超,何东健. 基于卷积神经网络的奶牛发情行为识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(7):186 - 193.
LIU Zhongchao, HE Dongjian. Recognition method of cow estrus behavior based on convolutional neural network [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(7):186 - 193. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190719&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.019. (in Chinese)
[25] 穆龙涛,高宗斌,崔永杰,等. 基于改进 AlexNet 的广域复杂环境下遮挡猕猴桃目标识别[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(10):24 - 34.
MU Longtao, GAO Zongbin, CUI Yongjie, et al. Kiwifruit detection of far-view and occluded fruit based on improved AlexNet [J/OL]. Transactions for the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(10):24 - 34. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20191003&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.10.003. (in Chinese)
[26] GULRAJANI I, AHMED F, ARJOVSKY M, et al. Improved training of Wasserstein gans[C]// Advances in Neural Information Processing Systems,2017:5767 - 5777.
[27] 杨云,张海宇,朱宇,等. 类别信息生成式对抗网络的单图超分辨重建[J]. 中国图象图形学报,2018,23(12):1777 - 1788.
YANG Yun, ZHANG Haiyu, ZHU Yu, et al. Class-information generative adversarial network for single image super-resolution [J]. Journal of Image and Graphics,2018,23(12):1777 - 1788. (in Chinese)