Int.J.Appl.Math.Comput.Sci。，2018，Vol.28，No.4,735–744

DOI：10.2478 / amcs-2018-0056

# 低分辨率对深层神经网络图像识别的影响：一项实验研究

中号ICHAŁ KOZIARSKI *A，* \*，B OGUSŁAW CYGANEK *一*

*一种*

电子系

AGH科技大学，Al。Mickiewicza 30，30-059 Krako′w，波兰

电子邮件：{michal.koziarski，cyganek} @ agh.edu.pl

由于近年来取得的进步，基于深度神经网络的方法已经能够在各种计算机视觉问题中实现最先进的性能。在某些任务中，例如图像识别，基于神经的方法甚至能够超越人类的表现。但是，神经网络获得这些令人印象深刻的结果的基准通常包括相当高质量的数据。另一方面，在实际应用中，我们经常会遇到质量低下的图像，这些图像受分辨率低，噪声存在或动态范围小等因素的影响。尚不清楚深度神经网络如何应对此类因素。在本文中，我们通过实验评估了低分辨率对近年来几种著名的神经体系结构的分类精度的影响。此外，我们研究了通过在分类之前应用超分辨率来改善低分辨率图像识别任务中神经网络性能的可能性。我们的实验结果表明，当代的神经体系结构仍然受到低图像分辨率的明显影响。通过在分类之前应用超分辨率，只要图像的分辨率不会过分降低，我们就可以在很大程度上缓解这一问题。但是，在分辨率非常低的图像中，分类精度仍然受到很大影响。我们的实验结果表明，当代的神经体系结构仍然受到低图像分辨率的明显影响。通过在分类之前应用超分辨率，只要图像的分辨率不会过分降低，我们就可以在很大程度上缓解这一问题。但是，在分辨率非常低的图像中，分类精度仍然受到很大影响。我们的实验结果表明，当代的神经体系结构仍然受到低图像分辨率的明显影响。通过在分类之前应用超分辨率，只要图像的分辨率不会过分降低，我们就可以在很大程度上缓解这一问题。但是，在分辨率非常低的图像中，分类精度仍然受到很大影响。

**关键字：**图像识别，深度神经网络，卷积神经网络，低分辨率，超分辨率。

# 简介

近年来，作为各种计算机视觉问题中的一种选择方法，深度神经网络，尤其是卷积神经网络出现了。它们已成功用于许多任务，例如语义分割（Long *等*，2015），面部点检测（Sun *等*，2013），密集字幕（Johnson *等*，2016），生物医学图像分割（Ronneberger）*等*（2015年）和图像恢复（毛*等人*，2016年），仅举几例。也许最重要的是，在图像识别任务中使用了深度神经网络，在许多受控比赛中实现了超人的视觉模式识别（Schmidhuber，2015年）。

此类竞赛，尤其是ImageNet挑战（Russakovsky *等*，2015），是基于神经模型的最新进展的推动力。深层神经网络的许多新颖架构（Krizhevsky *et al*。，2012; Simonyan and

|  |
| --- |
| ∗ 通讯作者  ©2018 M.Koziarski和B.Cyganek。  这是一个开放获取的文章，已根据 知识共享署名-非商业性-NoDerivs许可（http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/）分发。 |

齐瑟曼（Zisserman），2014年；He *et al*。，2016）基于ImageNet基准测试获得的结果而受到欢迎。但是，ImageNet包含相当高质量的图像，而在实际应用中，我们经常会遇到图像质量低下以及诸如低分辨率，噪声，模糊，压缩伪影和低动态范围等因素的情况。尽管人类检查者在图像识别过程中在很大程度上可以抵抗这些因素，但目前尚不清楚低图像质量在多大程度上影响深度神经网络的性能。

在本文中，我们考虑了近年来几种最著名的神经体系结构，即AlexNet（Krizhevsky *等人*，2012），VGGNet（Simonyan和Zisserman，2014）和ResNet（2014），评估了低分辨率对图像识别任务的影响。他*等*，2016）。此外，我们研究了基于神经的超分辨率方法VDSR（Kim *等*，2016）的应用，

提高低分辨率图像的分类精度。

# 相关工作

不良的图像质量已被认为是影响深度神经网络在计算机视觉任务中的性能的重要方面。在深度神经网络的分类准确性的背景下，已经考虑了影响图像质量的各种因素。

Dodge和Karam（2016）评估了模糊，噪声，对比度和JPEG压缩对几种神经体系结构性能的影响。卡拉汉*等人*。（2016年）在人脸识别任务的背景下检查了模糊，噪点，压缩伪像，颜色失真和遮挡。Vasiljevic *等*。（2016）对不同类型的模糊进行了更彻底的分析，同时考虑了处理这种类型失真的不同方法。Koziarski和Cyganek（2017）评估了不同类型噪声的存在的影响以及应对这些现象的不同方法的有效性。桑切斯*等*。（2016年）研究了照明质量和对比措施的影响。还可以找到几篇评估低图像质量对不同类型的分类算法的影响的论文（da Costa *等*，2016； Dutta *等*，2012）。Zou和Yuen（2012）特别考虑了分辨率非常低的问题。但是，据我们所知，尚未进行关于低图像分辨率对深度神经网络分类精度的影响的研究。

在图像识别之前应用超分辨率是一种减轻低图像分辨率对分类准确性的负面影响的直观方法。图像超分辨率问题在计算机视觉界有着丰富的研究历史。当前，最主要的范例依赖于基于可用数据的模型训练，该方法可以追溯到Freeman *等人*的工作。（2002）。该方法族可以基于各种机器学习算法，例如最近邻居方法（Freeman *等*，2002），流形学习（Chang *等*，2004），字典学习（Yang *等*，2010），局部线性回归（Timofte *等*（2014年）和随机森林（Schulter *等人*，2015年），仅举几例。然而，随着深度学习的到来，卷积神经网络开始胜过基于其他机器学习技术的方法。

SRCNN（Dong *等人*，2014）是第一个基于卷积的神经架构，在领域中达到了最新水平，随后由Dong *等人进行*了改进。（2016）。从那时起，已经提出了卷积神经网络的许多变体用于图像超分辨率任务。其中最引人注目的是：Shi *等人*提出的亚像素卷积网络。（2016年）设计为一种实时方法，这是Ledig *等人*提出的生成对抗网络。（2016），以及利用残差连接的全卷积架构，Kim *等人*提出的VDSR网络。（2016），后来由Tai *等人*扩展。（2017）以启用递归连接。Lim *等人*还进一步研究了使用剩余连接的概念。（2017），他提出了新颖的单尺度和多尺度体系结构。然而，尽管有大量的超分辨率研究，但就我们所知，在深度神经网络分类任务中使用超分辨率技术作为低分辨率图像预处理形式的可能性尚未得到检验。因此，我们用本文描述的方法填补了这一空白。

最后，在图像识别的情况下，应用超分辨率并不是处理低分辨率的唯一方法。Peng *等人*描述了另一种值得注意的方法。（2016年），他建议将从高分辨率数据获得的细粒度知识转移到低分辨率图像分类任务中。

# 背景

在本节中，我们将在图像识别和超分辨率任务的背景下简要概述深度神经网络。我们提供问题定义，描述使用神经网络的方法并突出显示最相关的神经体系结构。在Goodfellow *等人*的工作中可以找到有关深度神经网络的更详细描述。（2016）。

**3.1。用深度神经网络进行图像识别。**让我们用*X*表示输入图像，用*y*表示属于固定长度集合的相关标签。图像识别任务的目标是为给定*X*提供最接近*y*的映射*f*（*X*）。到目前为止，解决图像识别问题的最普遍方法是数据驱动范例：我们没有明确定义映射 *f*（*X*），而是提出了参数化的模型*f*（*X* | *θ*）族，其中*θ*是一组可训练的参数。根据可用数据，我们稍后优化*θ*的值。深度神经网络是可训练模型的一种特殊类型。它们由称为神经元的构造块组成，它们是神经网络的基本计算单位。神经元被分为连续的层，形成完整的模型。基于神经元在整个网络中各层之间的排列，我们定义了优化过程中使用的功能空间。因此，神经网络布置的选择对于在图像识别任务中实现良好性能至关重要，并且大量研究致力于评估各种体系结构。下面我们描述了三种最著名的神经网络模型，这些模型稍后将在实验分析中使用。

**AlexNet** （Krizhevsky *等人*，2012）是Alex Krizhevsky及其同事开发的架构，也是2012年ImageNet ILSVRC挑战赛的获奖者（Russakovsky *等人*，2015）。它是一种神经体系结构，在图像识别任务中普及了卷积神经网络的使用，比当时的最新方法获得了更好的结果。它由6000万个参数组成，分为五个卷积层，其中一些紧随其后的是池化层，以及三个全连接层。当时，AlexNet是应用的最大神经网络之一。它也是最早使用整流线性单位作为非线性的网络之一。

**VGGNet**（**Simonyan** 和Zisserman，2014年）是牛津大学视觉几何小组引入的一种神经体系结构，也是2014年ILSVRC挑战赛的竞争者。与AlexNet相比，VGGNet包含大量的参数：1.44亿个用于最大可能的变体。VGGNet的主要贡献表明了卷积神经网络深度的重要性。总的来说，最大版本的VGGNet由19个权重层组成。接收场很小的过滤器，尺寸为3×3被用于卷积层中以减少参数数量而不限制深度。为了使学习可行，培训分阶段进行：不是优化大型的，随机初始化的网络，而是先训练较浅的版本，然后再初始化较深的网络的权重。

**ResNet** （He *et al*。，2016）是一个神经网络，赢得了2015年ILSVRC挑战赛的冠军。它引入了残差连接的概念：不是学习未引用的功能，而是在残差框架中学习有关层输入的功能。这使作者能够成功地训练多达152层的网络。此外，由于仅使用了一个完全连接的层，因此参数的总数大大减少到只有6000万。

**3.2。图像超分辨率。**让我们用*X H*表示地面实况，高分辨率图像，用*X L*表示低分辨率对应物。给定*X L*，超分辨率任务的目标是估计*g*（*X L*） 尽可能类似于地面真实图像。该问题本质上是不适的，因为对于给定的输入图像可能存在多种解决方案。对于非常低分辨率的图像，此问题尤其明显，因为对于这些图像，可能的源，高分辨率图像的空间较大。

在图像识别任务的上下文中，可以将超分辨率视为低分辨率图像的预处理技术。通常，我们关注低分辨率图像识别的任务，即优化*f*（*X L* | *θ*）以找到*y*的最佳近似值。但是，在实际设置中，我们可能会遇到一些限制，这些限制可能会使*f*（*X L* | *θ*）直接优化。不可能。首先，训练深度神经网络通常是计算量很大的过程。在实际应用中，我们可能无法负担训练完整模型的费用。在这种情况下可以使用预训练的模型，但是通常会在相对高质量的数据上对其进行训练，并且可能不适合识别低分辨率的图像。其次，用于图像识别的深度神经网络通常需要大量数据。我们可能不知道感兴趣图像的确切分辨率，这将使人为降低图像分辨率成为不可能，并且如果没有该操作，可能没有足够的实际数据来训练模型。之前分类使用超分辨率技术来近似*X ħ*使用*克*（*X大号*）和事后近似 *ÿ*使用 *˚F*（*克*（ *X 大号*）| *θ*），与 *θ*训练有素基于 *X ħ*，可以是在这种情况下，合适的方法。

我们为超分辨率任务选择的方法是VDSR，这是Kim *等人*提出的神经体系结构。（2016）。它是一个具有概念上简单结构的全卷积模型：它由20个卷积层组成，每个包含64个大小为3×3的滤波器。此外，VDSR利用残余学习的优势，在网络的输入和输出之间引入了跳过连接。可以看出，这些是最成功的图像识别网络的确切主要属性：深度大，过滤器尺寸小，依赖卷积层和跳过连接。此外，VDSR网络引入了多尺度学习的概念，即在具有不同水平的低分辨率的数据上训练单个模型。VDSR网络在超分辨率任务中显示出出色的性能，同时又简单又快速地训练。

# 实验研究

为了评估低分辨率对具有深度神经网络的图像识别任务的影响，进行了一项实证研究。首先，我们在不同分辨率的低分辨率图像上测量了各种神经体系结构的分类精度。其次，我们评估了最先进的超分辨率方法VDSR的性能，以确立其在图像识别任务中作为预处理形式的适用性。最后，我们将超分辨率集成到图像识别管道中，以提高分类精度。在本节的其余部分中，我们将对所进行的实验程序进行详细描述，介绍已获得的结果并陈述我们的结论。

**4.1。低分辨率对图像识别任务的影响。**我们通过评估在不考虑低分辨率的情况下图像质量如何影响分类精度来开始评估。为此，我们研究了近年来最重要的三种神经体系结构：AlexNet（Krizhevsky *等*，2012），16层VGGNet（Simonyan和Zisserman，2014）和50层ResNet（He *等*，2016） ）。首先，我们的目标是评估由于低图像分辨率而导致的精度下降有多大。此外，我们旨在确定在不同的神经体系结构中观察到的趋势是否相似，或者某些模型是否对较差的图像质量更具弹性。

给定图像和比例因子（SF），我们人为地降低了图像亮度通道的分辨率。我们仅操纵亮度通道以确保与Huang *等人*描述的超分辨率框架保持一致。（2015）。首先，我们将亮度通道的大小减小到原始大小的1 */ SF*，然后使用双三次插值将其增加。分辨率降低的图像示例如图2所示。

我们在ImageNet上进行了评估（Russakovsky *等*（2015年）。具体来说，我们使用了“大规模视觉识别挑战赛2012（ILSVRC2012）”中提供的图像子集。ImageNet是一个标准的公开基准，通常用于评估卷积神经网络在图像识别任务中的性能。它包括120万培训和5万张验证图像，分为1000类。在整个评估过程中，模型训练期间使用了建议的图像，而报告的结果则基于验证数据的性能。在每种情况下，都使用相应论文作者提供的权重，而不是从头开始训练模型。实验本身是使用TensorFlow以Python编程语言实现的（Abadi *等*（2016年）机器学习库。生成的代码可从[https://github.com/michalkoziarski/LowResCNN 获得。](https://github.com/michalkoziarski/LowResCNN)

在检查期间，我们测量了SF的在冲击{1 *，* 2 *，...，* 8} 在两个顶部-1和顶部5的分类精度，与顶*ķ*精度被定义为图像的一小部分的量，地面真相图像标签包含在*k中*分类器最可能的预测。我们在图2中显示了这一部分实验评估的结果。可以看出，图像的低分辨率会大大降低所考虑的神经网络的top-1和top-5分类精度。即使在最轻微的图像质量下降（以SF等于2表示）的情况下，精度也会明显下降。对于顶级-1精度，其范围从AlexNet的3.88个百分点到VGGNet的2.31个百分点，到ResNet的2.28个百分点。对于前五位的准确性，AlexNet，VGGNet和ResNet的观察到的下降分别为3.15、1.53和1.69个百分点。在更高的劣化水平下，观察到的dropin性能更为重要。如果SF等于8，则top-1的准确性降低了30.32，30。

可以看出，在讨论的神经网络架构之间观察到的趋势相似。在所有情况下，分类精度与低分辨率图像的SF之间的关系接近线性。对于不同的SF值，top-1和top-5精度之间的不均衡保持相对稳定。对于较低的SF值，VGGNet和ResNet都显示出类似的性能下降。但是，对于较高的SF，ResNet是最具弹性的模型，尤其是考虑到前5个分类准确性时。通常，即使是最先进的神经网络体系结构，其图像分辨率仍然很低。目视检查分辨率较低的图像，如图1所示。

**4.2。使用VDSR网络的图像超分辨率。**实验研究的后半部分的目标是评估在识别之前应用图像超分辨率的可能性，以期提高低分辨率图像的分类精度。如前所述，VDSR（Kim *等*（2016年）。选择神经体系结构作为超分辨率方法，因为它在SR任务中显示了最先进的性能。此外，由于超分辨率模型和分类模型都是神经网络，因此它具有将整个系统视为单个大型网络的可能性的实际好处。反过来，这允许使用诸如微调组合网络的操作。在本节的其余部分中，我们将通过实验评估所考虑模型的超分辨率能力，即具有经过调整的训练程序的VDSR神经网络。我们描述了所做的调整，实验设置和取得的成果。在实验研究的这一部分中使用的VDSR模型的实现已在以下位置公开提供：[https://github.com/ michalkoziarski / VDSR 。](https://github.com/michalkoziarski/VDSR)

|  |
| --- |
| 图1.使用双三次插值人工降低分辨率的图像示例（最左侧的原始图像）。    图2.各种卷积神经网络的低图像分辨率对分类精度的影响。 |

与Kim *等*类似。（2016），为训练模型，我们使用了Yang *等*提供的91张图像的组合。（2010年）和来自伯克利细分数据集的200张图像（马丁*等人*，2001年）。通过旋转和翻转进一步增强了数据，从而有效地将数据集的大小增加了8倍。为了评估模型的性能，我们使用了四个不同的基准：Set5（Bevilacqua *等人*，2012），Set14（Zeyde *等人*，2010），来自伯克利细分数据集（B100）的100张测试图像（Martin *等人*。 （2001）和Urban100（Huang *等*。，2015）。综合起来考虑的基准包括广泛分布的各种图像，包括人，动物，建筑物和无生命物体的图像。

与Kim *等人比较*。（2016），我们调整了建议的培训程序。最重要的是，我们发现训练易于权重的初始化，并且最终性能可能会根据优化的起点而有所不同。通过使用Adam优化器（Kingma和Ba，2014），我们可以在很大程度上稳定学习过程，而不是使用随机梯度下降法，从而可以更轻松地再现结果。我们使用的值*β* 1 = 0 *。*9 和*β* 2 = 0 *。*999亚当算法。此外，当我们以很高的学习率开始训练时，我们无法避免出现梯度爆炸的问题。即使我们使用的是原始论文中描述的梯度修剪程序，情况也是如此。尽管如此，我们将梯度裁剪到[ *-θ/γ，θ/γ* ] 的范围内，其中*γ*是当前的学习速率，而*θ*是梯度裁剪程序的参数。在我们的实验中，我们设定*θ* = 0 *。*5，而在原始论文中没有提到该选择。由于存在爆炸梯度的问题，因此我们以等于0.0001的学习率开始了优化。每20个周期我们将其减少了10倍。我们总共训练了60个时期的模型。我们没有调整训练过程的其余参数，即批量大小为64，贴片大小为41和重量衰减为0.0001。网络的架构也保持不变。该模型的训练和评估时间与原始论文中描述的相当。

我们在表1中给出了不同基准的峰值信噪比（PSNR）的平均值。我们复制了Kim *等人*的参考方法获得的结果 。（2016），同时根据我们的实验调整VDSR的工作值。尽管进行了调整，从而提高了算法的性能，但我们仍然无法获得原始论文中报告的准确结果，总体而言，性能稍差。但是，性能下降可以忽略不计，并且在每种情况下，VDSR的性能仍优于参考方法。由于训练模型所需的代码未与原始文件一起提供，因此出于可重复性的考虑，我们决定在进一步评估时使用模型。为了评估观察结果的统计显着性，我们还进行了威尔科克森符号秩检验。在VDSR上观察到的结果与所有参考方法所观察到的结果在统计学上显着不同，显着性水平为0.005。

应用超分辨率后，来自Set5的样本图像如图3所示。可以看出，应用VDSR算法可产生清晰的边缘并消除与低分辨率图像相关的模糊。但是，特别是对于较大的SF值，仍然不可避免地会损失一些细节。VDSR在生成视觉上令人愉悦的图像时，无法恢复稍后可以在分类期间使用的完整信息。

**4.3。在分类之前应用超分辨率。**在进行的实验研究的最后阶段，我们检查了在分类之前应用超分辨率是否可以提高低分辨率图像的分类精度。我们考虑了所有先前使用的神经网络结构的，即，AlexNet，VGGNet和RESNET，和SF在{1 *，* 2 *，* 3 *，* 4} 。我们将VDSR神经网络用作超分辨率算法，该网络根据上一节中介绍的过程进行了训练。

在实验研究的这一部分中观察到的趋势的可视化如图4所示，而完整的数值结果显示在表2中。 可以看出，将超分辨率作为图像预处理的一种形式可以在每种情况下提高性能。对于等于2的SF，我们可以获得接近原始，未失真数据所观察到的性能。当考虑到top-1精度时，与未失真数据的情况相比，观察到的分类精度下降对于AlexNet等于0.47个百分点，对于VGGNet是0.45个百分点，对于ResNet是0.43个百分点。这意味着对于AlexNet，VGGNet和ResNet，应用超分辨率消除了性能下降的87.92％，80.59％和81.15％，即基线和低分辨率受影响的数据之间的差异。前五名的准确性也有类似的趋势：对于AlexNet，性能下降降低到0.35个百分点，即88。消除了由低图像分辨率引起的76％的精度下降。对于VGGNet，观察到的值为0.25个百分点和83.46％，而对于ResNet，观察到的值为0.35个百分点和79.14％。

在图像分辨率严重降低的情况下，即当SF等于4时，由于应用超分辨率而使分类精度恢复的程度大大降低。对于顶级-1精度，AlexNet消除了由低分辨率导致的性能下降29.17％，VGGNet消除了31.36％，ResNet消除了35.84％。不过，与不考虑低图像分辨率的情况相比，应用超分辨率可将AlexNet的准确性提高3.84个百分点，将VGGNet的准确性提高3.24个百分点，将ResNet的准确性提高4.37个百分点。再一次，对于前五名的准确性，观察到的趋势是相似的。在这种情况下，应用超分辨率可消除AlexNet 30.52％的性能下降，VGGNet 37.30％的性能下降和ResNet 32​​.59％的性能下降。为了评估观察结果的统计显着性，进行了Wilcoxon符号秩检验。在0.001显着性水平上拒绝了零假设，即在分类之前应用超分辨率后观察到的分类精度与低分辨率图像观察到的结果来自相同分布。

总而言之，将超分辨率作为图像预处理的一种形式是低分辨率图像的一种合适方法，只要其质量的降低不太明显即可。对于SF等于2的情况，通过应用超分辨率，我们能够获得接近于未失真数据所观察到的分类精度。对于更高水平的失真，情况并非如此。但是，虽然我们无法恢复与原始图像上观察到的分类精度相近的分类精度，但是与不以任何方式考虑低分辨率的情况相比，仍然可以实现明显的改进。

# 结论

在本文中，我们通过实验评估了低分辨率对深度神经网络图像识别任务的影响。我们测量了人工诱导的低分辨率对近年来最著名的神经体系结构的分类精度的影响。此外，我们评估了应用超分辨率作为预处理形式以提高低分辨率图像分类精度的可能性。本文的主要调查结果如下：•如果不考虑低图像分辨率，可能会大大降低深度神经网络的分类精度。即使图像分辨率的降低相对温和，这也是正确的：对于最低的低分辨率分析水平，仍然观察到性能显着下降，在许多情况下用肉眼很难发现。这与深度神经网络在图像识别任务中所谓的“超人”功能（Schmidhuber，2015）形成了鲜明的对比。• 在不同的神经网络架构中观察到的趋势相似。根据我们的观察，这些模型实现了更高的准确性

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  | | --- | | ×2 33.66 36.54 36.54 36.49 36.66 **36.79**  设置5 ×3 30.39 32.58 32.43 32.58 32.75 **33.28** ×4 28.42 30.28 30.14 30.31 30.48 **31.08** | | ×2 30.24 32.28 32.26 32.22 32.42 **32.60**  设置14 ×3 27.55 29.13 29.05 29.16 29.28 **29.55** ×4 26.00 27.32 27.24 27.40 27.49 **27.78** | | ×2 29.56 31.21 31.16 31.18 31.36 **31.59**  B100 ×3 27.21 28.29 28.22 28.29 28.41 **28.67** ×4 25.96 26.82 26.75 26.84 26.90 **27.15** | | ×2 26.88 29.20 29.11 29.54 29.50 **30.36**  市区100 ×3 24.46 26.03 25.86 26.44 26.24 **26.88** 4 23.14 24.32 24.19 24.79 24.52 **24.97** |   表1.各种超分辨率方法的平均PSNR值。从金*等人*的工作复制的结果*。*（2016），基于我们自己的实验，使用了VDSR方法的更新值。最佳表现为粗体。  ×   |  |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | 数据集 | 规模 | 双三次 | A +（Timofle *et al。，2014）* | RFL（Schulter *等，2015）* | SelfEx（Huang *等，2015）* | SRCNN（Dong *等，2014）* | VDSR（Kim *等人，2016）* |   图3.应用超分辨率（VDSR方法）后的低分辨率图像示例（左侧为原始图像）。 |

在原始图像上，未失真的图像对于低图像分辨率也更具弹性。对于前5个分类的准确性尤其如此，其差异比前1个分类的准确性更为显着。

* 对于较低水平的低分辨率，将超分辨率作为图像预处理的一种形式使我们获得的分类精度接近于原始，未失真的图像。因此，我们得出的结论是，超分辨率研究的当前状态足以缓解由于低分辨率的低水平而导致的分类精度下降。
* 对于显着降低的图像分辨率，所考虑的最新超分辨率方法仍然能够显着提高分类精度。但是，所获得的结果与未失真数据所观察到的结果相去甚远。根据我们的实验分析结果，现有的超分辨率方法远不能完全缓解超低分辨率对分类精度的负面影响。

几个方向 进行 进一步的 研究 能够 被区分。首先，超分辨率仍然是研究的活跃领域。随着超分辨率方法质量的未来提高，有可能进一步减少低分辨率对分类精度的负面影响。尤其是基于生成对抗网络的方法（Goodfellow *等*（2014年）。在提高分类器性能方面似乎很有希望，因为它们更适合于生成高度详细的图像。也有可能在恢复任务中以超分辨率方法获得最高的性能可能并不能转化为图像识别任务中最好的预处理工具，而以提高分类精度为目标的能够提高图像质量的设计方法是必要的。

此外，在用于图像识别的神经体系结构中可能会取得类似的进步。特别是专门用于处理低分辨率图像的神经网络的设计可能是有益的。最后，由于计算限制，本文没有评估在失真数据上训练分类网络的可能性。然而，根据我们之前对噪声数据的研究（Koziarski和Cyganek，2017年），我们推测这种方法可能会导致分类精度提高，但代价是

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 表2. 分类精度取决于分辨率降低的程度和所使用的预处理类型，具体是：基线精度（BLA），低分辨率图像的分类精度（LRA），应用了超分辨率的低分辨率图像的分类精度（ SRA），以及缓解的性能下降（MPD），以MPD =  BLA - 100％。MPD = 100％表示应用超分辨率可以完全恢复基线性能，而MPD = 0％表示由于应用超分辨率而未观察到任何改善。   |  |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | 网络 | BLA | 规模 | 上帝军 | SRA | BLA-LRA | BLA-SRA | MPD |  |  | | --- | | ×2 50.69 54.10 3.88 0.47 87.92  前1个 54.57 ×3 46.09 49.83 8.48 4.73 44.17  4 41.41 45.25 13.16 9.32 29.17  亚历克斯网 × | | ×2 74.83 77.62 3.15 0.35 88.76  前5名77.98 ×3 70.68 73.83 7.30 4.15 43.17 ×4 66.06 69.69 11.92 8.28 30.52 | | ×2 67.29 69.16 2.31 0.45 80.59  前1个 69.61 ×3 63.92 67.06 5.68 2.55 55.22  4 59.29 62.52 10.32 7.08 31.36  VGGNet × | | ×2 87.58 88.86 1.53 0.25 83.46  前5名89.11 ×3 85.12 87.36 3.99 1.75 56.04 ×4 81.56 84.37 7.56 4.74 37.30 | | ×2 71.65 73.50 2.28 0.43 81.15  前1个 73.93 ×3 67.17 70.65 6.77 3.28 51.51  4 61.74 66.11 12.19 7.82 35.84  ResNet × | | ×2 89.78 91.12 1.69 0.35 79.14  前5名91.47 ×3 87.13 89.21 4.34 2.26 47.92 4 83.91 86.38 7.56 5.09 32.59 |   × |

大大延长了培训时间。评估这种可能性仍有待进一步研究。

# 致谢

这项工作得到了波兰国家科学中心的资助，资助号为 2014/15 / B / ST6 / 00609。PLGrid基础结构的支持也受到极大的赞赏。

# 参考文献

Abadi，M.，Agarwal，A.，Barham，P.，Brevdo，E.，Chen，Z.，Citro，C.，Corrado，GS，Davis，A.，Dean，J.，Devin，M.，Ghemawat ，S.，Goodfellow，I.，Harp，A.，Irving，G.，Isard，M.，Jia，Y.，Jozefowicz，R.，Kaiser，L.，Kudlur，M.，Levenberg，J.，Mane ，D.，Monga，R.，Moore，S.，Murray，D.，Olah，C.，Schuster，M.，Shlens，J.，Steiner，

B.，Sutskever，I.，Talwar，K.，Tucker，P.，Vanhoucke，V.，Vasudevan，V.，Viegas，F.，Vinyals，O.，Warden，P.，Wattenberg，M.，Wicke， M.，Yu，Y.和Zheng X.（2016）。TensorFlow：在异构分布式系统上的大规模机器学习，*arXiv：* 1603.04467。

Bevilacqua，M.，Roumy，A.，Guillemot，C.和Alberi-Morel，ML（2012）。基于非负邻域嵌入的低复杂度单图像超分辨率，*英国机器视觉会议（BMVC），英国吉尔福德*。

Chang H.，Yeung D.-Y. and Xiong，Y.（2004）。通过邻居嵌入实现超分辨率， *2004 IEEE计算机协会计算机视觉和模式识别会议论文集，CVPR，华盛顿特区，美国，*第1卷。1，第I–I页。

da Costa，GBP，Contato，WA，Nazare，TS，Neto，JE和Ponti，M.（2016）。关于图像分类任务中不同类型噪声影响的实证研究，*arXiv：* 1609.02781。

Dodge，S.和Karam，L.（2016）。了解图像质量如何影响深度神经网络，*第八届国际多媒体体验质量会议（QoMEX），葡萄牙里斯本，*第1-6页。

Dong，C.，Loy，CC，He，K. and Tang，X.（2014年）。学习深度卷积网络以实现图像超分辨率，*欧洲计算机视觉会议，瑞士苏黎世*，第184–199页。

Dong C.，Loy CC和Tang X.（2016）。加速超分辨率卷积神经网络，*欧洲计算机视觉会议，阿姆斯特丹，荷兰*，第391-407页。

Dutta，A.，Veldhuis，RN和Spreeuwers，LJ（2012）。图像质量对人脸识别性能的影响，*第33届WIC荷比荷卢经济联盟信息理论研讨会，荷兰Boekelo*，第141–148页。

Freeman，WT，Jones，TR和Pasztor，EC（2002）。基于示例的超分辨率，*IEEE计算机图形学和应用程序***22**（2）：56–65。

Goodfellow，I.，Bengio，Y.和Courville，A.（2016）。*深度学习*，麻省理工学院出版社，马萨诸塞州剑桥。

I.Goodfellow，J。Pouget-Abadie，M.Mirza，Xu B.，Warde-Farley，D.Ozair，S.Courville和Y.Bengio（2014）。生成对抗性网，*在* Z. Ghahramani *等。*（编），《*神经信息处理系统的进展》*，柯伦联合公司，纽约州红钩市，第2672至2680页。

|  |
| --- |
| 图4.使用和不使用超分辨率作为预处理的一种形式，低图像分辨率对分类精度的影响。 |

He，K.，Zhang，X.，Ren，S. and Sun，J.（2016年）。用于图像识别的深度残差学习，*IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集，美国内华达州拉斯维加斯*，第770–778页。

Huang，J.-B.，Singh，A.和Ahuja，N.（2015年）。转换后的自我范例的单幅图像超分辨率，*IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集，美国马萨诸塞州波士顿*，第5197-5206页。

Johnson，J.，Karpathy，A.和Fei-Fei，L.（2016）。DenseCap：用于密集字幕的全卷积本地化网络，*IEEE视觉和模式识别会议会议记录，美国拉斯维加斯，拉斯维加斯*，第4565–4574页。

卡拉汉（S. Karahan），伊尔迪鲁姆（Yildirum），MK，基尔塔克（Kirtac），肯德克（Rende），金融服务部（FS），布顿（G.G.）和埃肯内尔（HK）（2016）。图像退化如何影响基于CNN的深度人脸识别，*生物特征学特别兴趣小组（BIOSIG）国际会议，德国达姆施塔特*，第1-5页。

Kim，J.，Kwon Lee，J.和Mu Lee，K.（2016）。使用非常深的卷积网络获得准确的图像超分辨率，*IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集，美国内华达州拉斯维加斯*，第1646至1654页。

Kingma，D.和Ba，J.（2014年）。亚当：一种用于随机优化的方法，*arXiv：* 1412.6980。

Koziarski，M.和Cyganek，B.（2017年）。在有噪声的情况下使用深度神经网络进行图像识别-处理并利用失真，《*集成计算机辅助工程》***24**（4）：337–349。

Krizhevsky，A.，Sutskever，I.和Hinton，GE（2012）。深度卷积神经网络的ImageNet分类，*神经信息处理系统，美国加利福尼亚州太浩湖*，第1097-1105页。

Ledig，C.，Theis，L.，Husza′r，F.，Caballero，J.，Cunningham，

A.，Acosta，A.，Aitken，A.，Tejani，A.，Totz，J.，Wang，Z.和Shi，W.（2016）。使用生成对抗网络的逼真的单图像超分辨率，*arXiv：* 1609.04802。

Lim B.， Son S.， Kim H.， Nah S.和 Lee， KM

（2017）。针对单图像超分辨率的增强型深度残差网络，*IEEE计算机视觉和模式识别会议（CVPR）研讨会，美国*，*檀香山，美国*，第1卷。1页 3。

Long，J.，Shelhamer，E.和Darrell，T.（2015年）。用于语义分割的全卷积网络，*IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集，美国马萨诸塞州波士顿*，第3431–3440页。

Mao，X.，Shen C. and Yang，Y.-B. （2016）。使用具有对称跳过连接的非常深的卷积编码器/解码器网络进行图像恢复，*神经信息处理系统，西班牙巴塞罗那*，第2802–2810页。

马丁·D。，福克斯·C。，塔尔·D。和马利克·J。（2001）。人类分割的自然图像数据库及其在评估分割算法和测量生态统计中的应用，*第八届IEEE国际计算机视觉会议，ICCV 2001，加拿大温哥华*，第1卷。2，第416–423页。

Peng，X.，Hoffman，J.，Stella，XY和Saenko，K.（2016）。用于低分辨率图像分类的从粗到粗的知识转移，*IEEE国际图像处理会议（ICIP），美国亚利桑那州凤凰城*，第3683–3687页。

O.Ronneberger，P.Fischer和T.Brox（2015）。U-net：用于生物医学图像分割的卷积网络，医学图像*计算和计算机辅助干预国际会议，德国慕尼黑*，第234–241页。

Russakovsky，O.，Deng，J.，Su，H.，Krause，J.，Satheesh，S.，Ma，S.，Huang，Z.，Karpathy，A.，Khosla，A.，Bernstein，M.， Berg，AC和Fei-Fei，L.（2015）。ImageNet大规模视觉识别挑战，*国际计算机视觉杂志***115**（3）：211–252。

Sanchez，A.，Moreno，AB，Velez，D. and Ve′lez，JF（2016）。分析对比度在大范围识别自然图像中的影响，*综合计算机辅助工程***23**（3）：221–235。

Schmidhuber，J.（2015年）。神经网络中的深度学习：概述，*神经网络***61**（1）：85–117。

Schulter，S.，Leistner，C.和Bischof，H.（2015）。利用超分辨率森林快速准确地进行图像放大，*IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集，美国马萨诸塞州波士顿*，第3791–3799页。

Shi，W.，Caballero，J.，Husza′r，F.，Totz，J.，Aitken，AP，Bishop，R.，Rueckert，D.和Wang，Z.（2016）。使用有效的亚像素卷积神经网络实现实时单图像和视频超分辨率，*IEEE视觉与模式识别会议会议记录，美国内华达州拉斯维加斯*，第1874–1883页。

Simonyan，K.和Zisserman，A.（2014年）。用于大规模图像识别的非常深的卷积网络，*arXiv：* 1409.1556。

Sun，Y.，Wang，X. and Tang，X.（2013）。用于面部点检测的深度卷积网络级联，*IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集，美国俄勒冈州波特兰*，第3476–3483页。

戴Y，杨洁和刘新。（2017）。通过深度递归残差网络实现图像超分辨率，*2017年IEEE计算机视觉和模式识别会议（CVPR），美国*，*檀香山，美国*，第2790–2798页。

Timofte，R.，De Smet，V.和Van Gool，L.（2014年）。A +：调整后的锚定邻域回归以实现快速超分辨率，*亚洲计算机视觉会议，新加坡，新加坡*，第111–126页。

Vasiljevic，I.，Chakrabarti，A.和Shakhnarovich，G.（2016）。检验模糊对卷积网络识别的影响，*arXiv：* 1611.05760。

Yang，J.，Wright，J.，Huang，TS和Ma，Y.（2010）。通过稀疏表示实现图像超分辨率，*IEEE Transactions on Image Processing* **19**（11）：2861–2873。

Zeyde，R.，Elad，M. and Protter，M.（2010年）。关于使用稀疏表示的单幅图像放大，*国际曲线和曲面会议，法国巴黎*，第711–730页。

Zou，WW和Yuen，PC（2012）。分辨率极低的人脸识别问题，*IEEE图像处理事务*（**21）**（1）：327–340。

**MichałKoziarski于2016年**获得波兰弗罗茨瓦夫科技大学的计算机科学硕士学位。目前，他是波兰AGH科技大学电子学系的博士学位。他的研究兴趣包括计算机视觉，神经网络和不平衡数据分类。

**BogusławCyganek**于1993年在波兰的Krako′w的AGH科技大学获得了电子学硕士学位，然后在1996年获得了计算机科学硕士学位。他于2001年以*优异的成绩获得*了立体图像相关性博士学位，并于2011年获得了DSc学位，并获得了数字图像中对象识别的方法和算法的博士学位，并于2017年获得了教授职位。近年来，BogusławCyganek教授有合作社

与许多科学和工业合作伙伴合作，例如格拉斯哥大学，德国DLR，萨里大学以及弗罗茨瓦夫科技大学。目前，他是AGH科技大学电子系的研究员和讲师。他的研究兴趣包括计算机视觉，模式识别以及可编程设备和嵌入式系统的开发。他还是100多篇期刊和会议论文以及几本书的作者或合著者，其最新著作*是《数字图像中的对象检测和识别：理论与实践*》（由Wiley于2013年出版）。Cyganek教授是IEEE，IAPR和SPIE的成员。

收到：2017年12月5日

修订日期：2018年3月19日接受：2018年4月12日

1. **原文**

提供更好的翻译建议