TCN：跨分辨率人脸识别的可传输耦合网络*？*

*Z扎宏 阳赵*†

中山大学，中国广州

教育部机器智能与先进计算教育部重点实验室chaj3@mail2.sysu.edu.cn，isschhy@mail.sysu.edu.cn

# 摘要

交叉分辨率人脸识别（CRFR）的目的是学习低分辨率（LR）探针图像与高分辨率（HR）画廊图像数据库的匹配。包括超分辨率和基于投影的算法在内的现有方法不是面向识别的，并且在计算上是昂贵的，或者忽略了跨分辨率的类间关联。为了解决这些问题，我们为CRFR提出了一种新颖的端到端可传输耦合网络（TCN）。具体来说，TCN分别由两个用于HR和LR域的网络组成。为了减少分辨率的不匹配，引入了可转移的三重损耗（TTL），以将交叉分辨率的正对（类内）组合在一起，并从两个域强制向负性对（类间）提供余量。此外，为了保持稳定性和更快的收敛性，提出了一种新颖的在线三重态选择方法。根据经验，在公开的LFW和SCFace基准上，各种低分辨率和体系结构中建议的TCN模型始终优于最新方法。

*IndexTerms* —低分辨率，面部识别，域自适应，可转移的三重损失

# 1.引言

在过去的数十年中，人脸识别（FR）领域在各种挑战性场景中均取得了丰硕的成果[1、2、3、4、5]。然而，现有方法经常假设面部图像的区域足够大并且包含足够的细节信息，实际上忽略了分辨率变化。例如，由于到处安装高清摄像机的成本高昂，监视和监视系统通常依赖于非常有限清晰度的摄像机。这样，面部区域可能非常小，从而在与高分辨率图像（例如社交媒体上的个人资料图像或执法部门捕获的面部照片）匹配时会导致错误。因此，交叉分辨率（在某些情况下也称为“低分辨率”

|  |
| --- |
| †通讯作者：弘阳超  *？*这项工作得到了美国国家科学基金会（NSF）在61672548，U1611461、61173081赠款以及中国广州科学技术计划（201510010165）赠款的部分支持。 |

人脸识别（CRFR），旨在改善将低分辨率（LR）探针图像与高分辨率（HR）画廊图像数据库匹配的学习，已经成为一个有希望的方向。

实证研究[6、7、8]已经证明，当存在较大的分辨率差距时，最新的人脸识别模型的性能会大大降低。在文献中，现有方法通常可以分为两类。一种直观的方法是通过超分辨率（SR）算法[8、9、10、11、12]在给定LR输入的情况下重建HR探头图像。尽管可以恢复丢失的信息以获得令人满意的HR图像，但是基于SR的方法由于非端到端的方式而在计算上可能会非常昂贵。此外，这些方法仍未获得令人满意的结果，因为它们并未针对识别目的进行优化。另一项工作是尝试将HRLR图像对投影到一个公共特征空间中[13、14、15、16、17、18]，在它们之间的距离被优化为最小。Mundunuri等。[16]提出了一种多维缩放，以学习用于解决分辨率变化的共享变换矩阵。Lu等。[17]提出了深度耦合ResNet（DCR），其中trunck网络由分辨率明显不同的面部图像训练，而两个分支网络由HR和目标LR图像训练，作为分辨率特定的耦合映射。不幸的是，这些方法仅考虑学习HR-LR对之间的类内映射，而不研究跨分辨率的类间关联。经过HR和目标LR图像训练的图像，可以用作分辨率特定的耦合映射。不幸的是，这些方法仅考虑学习HR-LR对之间的类内映射，而不研究跨分辨率的类间关联。经过HR和目标LR图像训练的图像，可以用作分辨率特定的耦合映射。不幸的是，这些方法仅考虑学习HR-LR对之间的类内映射，而不研究跨分辨率的类间关联。

为了解决该问题，我们提出了一种用于CRFR问题的端到端可转移耦合网络（TCN）。通常，我们将此任务视为一个新颖的域适应问题，其中每个解决方案都指向一个域。目标在于利用从HR（源）域中学习到的提炼知识来改善与LR（目标）域的匹配，而LR（目标）域缺乏足够的图像细节来确保识别。受三重损失（已成功应用于许多CV应用[1，19]）的启发，我们提出了一种新颖的可转移三重损失（TTL），以有效减小分辨率差距。TTL依赖于将正对（类内）拉在一起，因为域之间的支点相互推开

# 978-1-5386-4658-8 / 18 / $ 31.00©2019 IEEE ICASSP 2019年

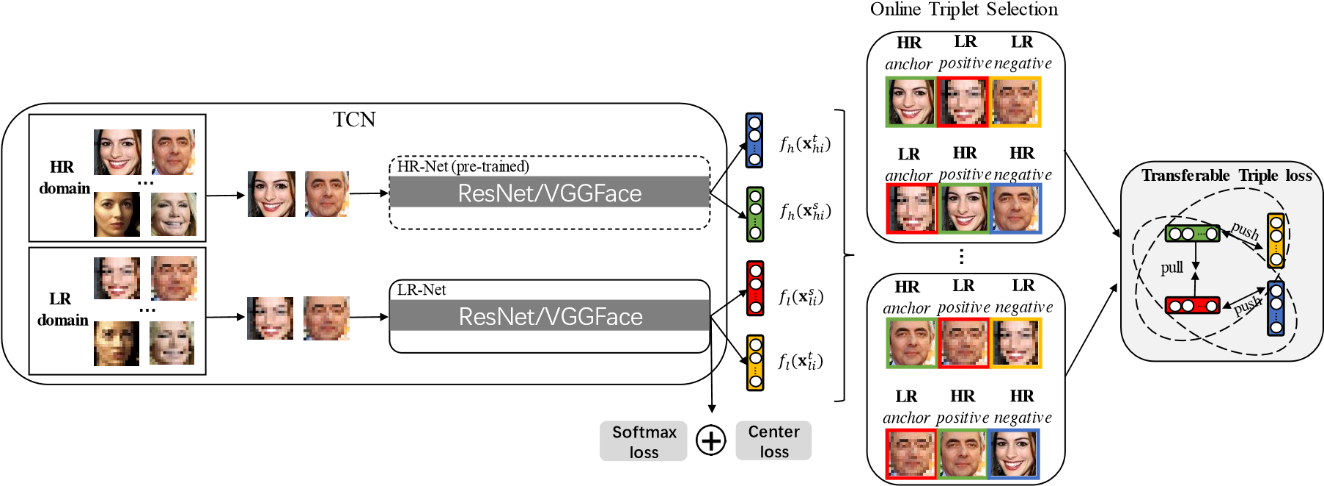


图1.提出的可转移耦合网络（TCN）模型的体系结构。（*最好以彩色显示。*）

来自两种不同类型的交叉分辨率三联体的负对（类间）。具体来说，TCN由两个域的两个网络组成，其中在HR图像上进行预训练并固定的HR-net充当指导LR-net学习的教师。LR网络由拟议的TTL，softmax损失和中心损失[2]共同训练，因此特征表示既可以是区分性的，又可以是分辨率不变的。为了实现稳定性和更快的收敛性，我们还引入了一种新颖的交叉分辨率三联体选择方法来在线选择小批量生产中的硬三联体。我们在各种低分辨率设置（包括8x8、12x12、16x16和20x20）以及LFW和SCFace数据集上的两种架构VGGFace [20]和ResNet [2]中评估了拟议的TCN模型。我们的模型优于基于SR的方法，在LFW数据集上，VDSR [10]和DRRN [9]分别平均降低了8.32％和8.12％。与基于投影的方法相比，在LFW和SCFace数据集上，所提出的TCN模型分别比最佳基准DCR [17]分别平均高1.48％和1.88％。

## 2.方法论

### 2.1。问题定义和符号

给定一组标记的HR训练数据**X**从HR域*d ħ*，其中是的类别标签*我*个HR面部图像，我们下采样每个HR图像**X** *我ħ*到目标LR的大小，然后上采样通过三次三次插值法使其与HR大小相同。因此，我们可以构建一组标记的LR训练数据作为目标 

LR域*D l*。对于测试，我们将原始测试集视为*图库图像，*并以与*探测图像*相同的方式获得目标LR测试集。CRFR的目标是将LR探测器图像与HR画廊图像数据库匹配。

### 2.2。总览

我们提出了可传输耦合网络（TCN），一种如图1所示的端到端架构，以捕获具有区分性和分辨率不变性的深层脸部表示，以实现跨分辨率的脸部识别。TCN具有三个关键组成部分：1）两个并行的深度卷积神经网络（CNN），例如VGGFace [20]或ResNet [2]，用于分别学习HR域和LR域的深度分辨率特定表示。两个并行的CNN具有相同的结构，但结构不同。HR-net在HR人脸图像上进行了预训练，并在训练过程中被固定，它充当教师的角色，为LR-net提供提炼的知识，而只有LR-net才需要学习，目的是减少LR-net。跨域的分辨率差距；2）一种新颖的可转移三重损失，用于将相似的交叉分辨率对组合在一起，并在两种不同类型的三元组之间推开不相似的交叉分辨率对；3）新颖的交叉分辨率三联体选择模块。

### 2.3。预赛：三连败

FaceNet [1]中提出的三重损失用于人脸识别，试图在从一个人到所有其他人脸的每对人脸之间施加一定的余量。损失的目的是确保特定人的图像**x** *a i* （*锚点*）比同一个人的所有其他图像**x** *p i*（*正*）比与任何其他人的任何图像**x** *n i*（*负*）更近。 。因此，对于每个三元组（**X** *一我 ，***X** *p 我，***X** *Ñ 我*）*，我* = 1 *，* 2*，...，N*，我们想要

*，*

其中，*α*是在正负对之间强制执行的余量。那么三重损失定义为：

*ñ*

*L t* = X [k *f*（**x** *ai*）*-f*（**x** *ip* ）k 22 -k *f*（**x** *ai*）*-f*（**x** *in* ）k 22 + *α* ] +

*我* = 1

### 2.4。可转移的三重损失

先前用于交叉分辨率人脸识别的大多数方法都集中于学习一种转换，以最大程度地减少类内距离，同时忽略跨分辨率的类间距离。因此，我们提出了一种新颖的可转移三重丢失（TTL），将这两者考虑在内，并允许具有不同分辨率的一个身份的面孔保持在流形上，同时强制其他具有不同分辨率的身份的距离。在数学上，我们参数由HR-净和LR-净*˚F ħ*（**X** *ħ*）∈ [R *d*和*˚F 升*（**X** *升*）∈ [R *d*，其中嵌入了一个HR图像**X** *ħ* ∈ *dħ*和LR图像 **X** *升* ∈ *d 升*到 *d*分别维特征空间。此外，特征表示被约束为生活在 *d*维超球面上，即k *f h*（ **x** *h*）k 2 = 1，k *f l*（ **x** *l*）k 2 = 1。三胞胎分布在各个分辨率上。在交叉分辨率三元组中，可以根据锚的分辨率得出两个不同的类别。一种类型称为 *HLL* -triplets，锚点位于HR域中。每个三元组的 行为为（*HR锚*，*LR阳性*，*LR阴性*）。我们确保特定人的HR图像**x** *a hi*比与任何LR图像**x** *n li*更接近同一个人的所有其他LR图像。

任何其他人。因此，我们想要



同样，另一种类型称为*LHH* -triplets ，其中锚位于目标LR域中。每个三元组*t lj* =（**x** *a lj，***x** *p hj，***x** *n hj*） 的形式为（*LR-锚*， *HRpositive*，*HR-negative*）。我们也祝愿LR图像**X** *一LJ*特定人的更接近其他所有HR图像**X** *p HJ*同一个人是不是比任何HR图像的**X** *ñ HJ*任何其他人。从而，∀（**X** *一LJ，***X** *p HJ，***X** *ñ HJ*）∈T *升*，我们希望，



如我们所见，可以将两种类型的三元组结合在一起考虑。通过这种方式，同时强制HR和LR负对的距离（另一个标识）的锚定阳性对（相同的身份具有不同的分辨率）可以充当桥梁，以允许HR和LR域之间完全相互作用。给定一组四边形，其中每个四边形*q i* =（**x** *s hi，***x** *s li，***x** *t hi，***x** *t li*） 由具有其HR和LR形式的两个不同身份的图像组成。可以将四边形分解为上述两种类型的三元组，即（**x** *sa hi，***x** *sp li ，***x** *tn li*）和（**x** *sa li，***x** *sp hi，***x** *tn hi*）。因此，建议的可转移三重损失为：

*ñ q*

*L ttl* = X [k *f h*（**x** *sahi*）− *f l*（**x** *spli*）k 22 −k *f h*（**x** *sahi*）− *f l*（**x** *tnli*）k 22 + *β* ] + *i* = 1

+ [k *f l*（**x** *sali*）− *f h*（**x** *sphi*）k 22 -k *f l*（**x** *sali*）− *f h*（**x** *tnhi*）k 22 + *γ* ] + *。*

### 2.5。跨分辨率三联体选择

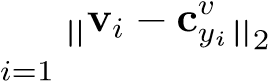
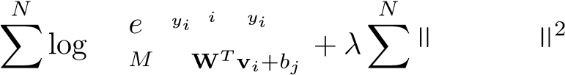
选择合适的跨分辨率三元组对于实现快速收敛和卓越性能至关重要。因此，我们提出了一种跨分辨率三元组选择方法，该方法从HR-LR 对中选择所有anchor阳性对，同时选择阴性对。hard阴性对意味着HR-LR分辨率的身份分别违反等式1和2中的两个三重态约束，因此k *f h*（**x** *sahi*）− *f l*（**x** *tnli*）k 22 −k *f h*（**x** *sahi*） − *f l*（**x** *spli*）k 22 *<β，* k *f l*（**x** *sali*）*-f h*（**x** *tnhi*）k 22 -k *f l*（**x** *sali*）*-f h*（**x** *sphi*）k 22 *<γ。*

与需要大量批次以确保在每个minibatch中出现最小数量的任何同一性的样本的FR的三重损失不同，由于存在足够的锚定阳性，因此TTL可以保持稳定性并与较小的微型批次更快地收敛。所有HR-LR微型批次对中的对。

### 2.6。分辨率特定的歧视性学习

除了使模型适应分辨率不变外，

我们还采用softmax损耗*L* ∗ *s*和中心损耗*L* ∗ *c* 的联合监督[2]来确保TCN的分辨率特定的可分辨性。对于两个域，一般形式的联合损失*L* ∗ *d* = *L* ∗ *s* + *λL* ∗ *c*，∗∈{ *h，l* } 表示HR或LR域，定义为：

**Wˉˉ** *Ť* **v** + *b*

*L* \* *d* = −

P *e j i* = 1 *j* = 1

其中*N*是训练样本数，*M*是训练数据中的身份数。**v** *我*指的是通过HR-净或LR-净从提取的特征表示*我*个图像**X** *我*。**W**和**b**是softmax层的权重。**Wˉˉ** *Ĵ* 表示*Ĵ*所述的列向量**w ^**。*y i*是第*i*个样本的类别标签，**c**表示深度特征**v**的*y i*类别中心。值得注意的是，我们仅将*L h d*用于HR网络的预训练。

### 2.7。联合训练

结合我们之前介绍的损失，我们将构成TCN模型的总损失为：

*。*

其中*λ*和*ρ*是用于平衡三个损失函数的两个缩放因子。这样，我们保证了在联合训练期间，LR特征的可分辨性和分辨率不变性，可以与HR画廊图像相匹配。

## 3.实验

### 3.1。实验装置

数据集CASIA-WebFace [21]数据集用作训练所提出的TCN模型的训练集。它包含10,575个对象的494,414张图像，每个对象至少包含14张图像。通过仿射变换将脸部图像裁剪并对齐到112x96像素，并通过MTCNN检测到脸部界标[22]。在流行的LFW [23]和SCface [24]基准上进行了广泛的实验，以评估提出的TCN模型。

网络体系结构我们在两种CNN网络（VGGFace [20]和ResNet [2]）上评估提出的TCN。更有说服力的是，TTL的功效不依赖于任何特定的体系结构。

具体实施方式页边距*β*和*γ*都设置为0.1。比例因子*λ*和*ρ*分别为0.008和0.1。两个域的批处理大小均为150。每个图像的嵌入大小*d*为1024。我们将Adam [25]用于表1。在LFW数据集上使用不同探针大小的不同方法的面部识别精度（％）。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 探头尺寸 | 8x8 | 12x12 | 16x16 | 20x20 | 112x96 |
| NA-VGGFace [20] | 75.0 | 82.6 | 89.3 | 93.4 |  |
| VDSR-VGGFace [10]  DRRN-VGGFace [9]  FT-VGGFace | 73.6  74.2  82.3 | 83.5  84.2  88.6 | 88.6  88.5  92.7 | 94.0  93.8  94.8 | 97.7 |
| DCR-VGGFace [17] | 83.7 | 88.9 | 93.1 | 95.2 |  |
| TCN-VGGFace | 85.8 | 91.2 | 95.4 | 96.5 |  |
| NA-ResNet [2] | 72.7 | 84.1 | 92.3 | 95.4 |  |
| VDSR-ResNet [10]  DRRN-ResNet [9]  FT-ResNet | 70.4  70.6  88.9 | 85.5  86.2  93.8 | 91.9  91.8  95.9 | 96.0  95.8  96.8 | 98.8 |
| 中继网[17] | 88.2 | 91.6 | 95.5 | 96.8 |  |
| DCR-ResNet [17] | 89.3 | 93.2 | 96.6 | 97.3 |  |
| TCN-ResNet | 90.5 | 94.7 | 97.2 | 97.8 |  |

初始学习率为0.01的优化程序。最大训练时期为60。图像的每个像素均归一化为[-1.0，1.0]。在CASIA-WebFace的10％随机采样保持训练数据上调整超参数。

### 3.2。LFW的性能

LFW数据集包含5749个主题的13,233张图像，近年来已对其无约束FR进行了广泛研究。遵循[23]中的评估协议，我们通过十重交叉验证方案来计算平均验证准确性。使用与CASIA-WebFace图像相同的方法裁剪和对齐面部图像。对于跨分辨率人脸验证范例中的两张图像，我们将其中一张作为HR（112x96）画廊图像，并将另一张降采样为8x8、12x12、16x16或20x20，然后将其向上采样为LR探针图像（112x96）。培训期间，在CASIA-WebFace上使用了相同的管道。余弦距离用于计算两个特征之间的相似度。我们在两种不同的基本模型（VGGFace [20]和ResNet [2]）上与无适应（NA），微调（FT），干线网络[17]和DCR [17]进行了比较。NA使用未经训练的在HR图像上训练的CNN。FT通过进一步微调LR图像上的网络来推进NA。中继网络使用不同分辨率的图像进行训练。DCR采用耦合映射以最小化HR-LR对之间的距离。我们还与基于SR的方法VDSR [10]和DRRN [9]进行了比较，后者用于恢复探针图像以进行测试。实验结果显示在表1中。在最后一列中，还显示了与画廊图像具有相同分辨率的HR探针图像的精度。从结果来看，我们的方法显示出在两种体系结构的基准上均取得了显着且一致的改进。我们的模型平均优于基于SR的方法，即VDSR [10]和DRRN [9]，分别由于未针对识别目的而进行优化，因此其平均性能分别为8.32％和8.12％。除了，

表2. SCFace数据集上不同距离处不同方法的面率（％）。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 距离 | d1 | d2 | 3天 |
| MDS [15，26] | 60.3 | 66.0 | 69.5 |
| DMDS [16] | 61.5 | 67.2 | 62.9 |
| LDMDS [16] | 62.7 | 70.7 | 65.5 |
| 里肯[27] | 23.0 | 66.0 | 74.0 |
| VGGFace [20] | 41.3 | 75.5 | 88.8 |
| FT-VGGFace | 46.3 | 78.5 | 91.5 |
| DCR-VGGFace [17] | 62.3 | 91.0 | 94.8 |
| TCN-VGGFace | 64.8 | 92.8 | 96.5 |
| ResNet [2] | 36.3 | 81.8 | 94.3 |
| FT-ResNet | 54.8 | 86.3 | 95.8 |
| 中继网[17] | 52.0 | 89.5 | 96.3 |
| DCR-ResNet [17] | 73.3 | 93.5 | 98.0 |
| TCN-ResNet | 74.6 | 94.9 | 98.6 |

### 3.3。SCFace上的性能

SCFace是一个真实世界的数据集，其中包含不受限制的室内环境下由监视摄像机捕获的130个对象的图像。对于每个被摄对象，监视摄像机在三个距离（每个距离五张图像），4.20 m（d1），2.60 m（d2）和1.00 m（d3）上拍摄15张图像，并用数码相机拍摄一张面部照片相机。以下在设定[16]，正面面部照片的图像regared如在距离由监视摄像机拍摄的图像画廊和图像*d 我，我* = 1 *，* 2 *，* 3用作探测图像。我们分别将大小为112x96的CASIA-WebFace图像作为HR图像，将112x96、30x30和20x20的LR图像作为LR图像分别训练d3，d2和d1距离处的TCN。对于SCFace数据集，从130个主题中随机选择50个主题进行微调，其余主题进行测试。因此，训练和测试集之间没有身份重叠。来自CASIAWebFace和SCFace数据集的相同面部图像用于VGGFace和ResNet模型的微调。最近邻分类器用于对所有探针图像进行分类。我们与最新的CRFR方法进行了比较，MDS [15、26]，DMDS [16]，LDMDS [16]，RICNN [27]，无适应性（NA），微调（FT），中继网络[17]和DCR [17]。从表2可以看出，拟议的TCN模型在两个体系结构上的性能也大大优于基线，尤其是在极低的分辨率下。特别是，我们的方法平均比最佳基准DCR高出1.88％。

## 4。结论

在本文中，我们提出了一种新颖的端到端可传输耦合网络（TCN），用于跨分辨率人脸识别。拟议的TTL可以很好地解决基于选定的交叉分辨率三元组的分辨率不匹配问题。此外，还引入了在线三重态选择方法，以使模型更有效，更稳定。在公共LFW和SCFace数据集上的大量实验从经验上证明了所提出的TCN模型的有效性。

### 5.参考

1. Florian Schroff，Dmitry Kalenichenko和James Philbin，“ Facenet：人脸识别和聚类的统一嵌入” *，在IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集*，2015年，第815-823页。
2. 温彦东，张开鹏，李志峰和于乔，“用于深度人脸识别的判别性特征学习方法”，在*欧洲计算机视觉会议上*。Springer，2016年，第499-515页。
3. 刘伟阳，温彦东，余志定，李明，Bhiksha Raj和乐松，“ Sphereface：用于人脸识别的深超球面嵌入”，*在IEEE计算机视觉和模式识别会议（CVPR）中*，2017年，第1期。 。1页 1。
4. 王浩，王一同，郑铮，邢星，李志峰，龚迪宏，周静超和刘伟，“ Cosface：用于深脸识别的大余弦余弦损失”，*arXiv预印本arXiv：1801.09414*，2018年。
5. 邓建康，郭佳和Stefanos Zafeiriou，“ Arcface：用于深层人脸识别的附加角余量损失”，*arXiv预印本arXiv：1801.07698*，2018年。
6. Himanshu S Bhatt，Richia Singh，Mayank Vatsa和Nalini K Ratha，“使用基于整体的共转移学习来改善交叉分辨率人脸匹配”，《*IEEE Transactions on Image Processing》*，第1卷。23号 ，第12页，第5654-5669页，2014年。
7. 王志飞，苗镇江，QM吴宗盛，万艳丽和唐震，“低分辨率人脸识别：评论”，《*视觉计算机》*，第1卷。30号 4，第359–386页，2014年。
8. 王章阳，张世玉，杨应珍，刘丁和黄胜雄，“研究使用深度网络的超低分辨率识别” *，在IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集*，2016年，第4792页– 4800。
9. 泰英，杨健和刘晓明，“通过深度递归残差网络进行图像超分辨率”，*IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集*，2017年，第1期。1页 5，
10. Jiwon Kim，Jung Kwon Lee和Kyoung Mu Lee，“使用非常深的卷积网络实现精确的图像超分辨率” *，在IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集*，2016年，第1646–1654页。
11. Wilman WW Zou和Pong C Yuen，“非常低分辨率的人脸识别问题”，《*IEEE Transactions on Image Processing》*，第1卷。21号 1，第327–340页，2012年。
12. Maneet Singh，Shruti Nagpal，Mayank Vatsa，Richia Singh和Angshul Majumdar，“针对交叉分辨率面部识别的身份感知综合” *，在IEEE计算机视觉和模式识别研讨会会议论文集中*，2018年，第479页– 488。
13. Tomer Peleg和Michael Elad，“基于稀疏表示的单一图像超分辨率的统计预测模型，” *IEEE图像处理事务*，第1卷。23号 6，第2569–2582页，2014年。
14. 穆健建和林健民，“基于奇异值分解的幻觉和低分辨率人脸的同时幻觉”，《*IEEE视频技术电路和系统学报》*，第1卷。25号 11，第1761–1772页，2015年。
15. Sivaram Prasad Mudunuri和Soma Biswas，“姿势和照明变化中的低分辨率人脸识别”，*IEEE模式分析和机器智能交易*，第1卷。38号 5，第1034-1040页，2016年。
16. 杨福伟，杨文明，高日强和廖庆民，“区分性多维缩放用于低分辨率人脸识别”，*IEEE信号处理快报*，第1卷。25号 3，第388–392页，2018年。
17. 陆露，江旭东和Alex ChiChung Kot，“用于低分辨率人脸识别的深度耦合网络”，*IEEE信号处理快报*，2018年。
18. 张钊，袁云浩，沉晓波和李云，“通过深度典范相关分析进行低分辨率人脸识别和重构”，在*2018 IEEE国际声，语音和信号处理会议（ICASSP）中*。IEEE，2018年，第2951至2955页。
19. 刘斌，曹跃，龙明胜，王建民和王京东，“深三元组量化”，*MM，ACM*，2018年。
20. Omkar M Parkhi，Andrea Vedaldi，Andrew Zisserman等人，“深脸识别”，载于*BMVC*，2015年，第1期。1页 6。
21. 董怡，甄磊，廖*圣才和李斯坦* Z，“从零开始学习面部表情”，*arXiv预印本arXiv：1411.7923*，2014年。
22. 张开鹏，张占鹏，李志峰和于乔，“使用多任务级联卷积网络的联合人脸检测和对齐”，*IEEE信号处理快报*，第1卷。23号 10，第1499–1503页，2016年。
23. Gary B Huang，Marwan Mattar，Tamara Berg和Eric Learned-Miller，“在野生环境中*贴有*标签的面孔：一个用于研究不受约束环境中的面孔识别的数据库”，*在“现实生活* ”图像中的*面孔研讨会中：检测，对齐和识别*，2008年。
24. Mislav Grgic，Kresimir Delac和Sonja Grgic，“ Scface–监控摄像头面部数据库”，*多媒体工具和应用*，第1卷。51号 3，第863–879页，2011年。
25. Diederik P Kingma和Jimmy Ba，“亚当：一种随机优化方法”，*arXiv预印本arXiv：1412.6980*，2014年。
26. Soma Biswas，Gaurav Aggarwal，Patrick J Flynn和Kevin W Bowyer，“低分辨率人脸图像的姿态鲁棒性识别”，*关于模式分析和机器智能的IEEE交易*，第1卷。35，没有 2013年第12页，第3037-3049页。
27. 曾丹，胡晨和赵启军，“在不受控制的场景中实现分辨率不变的人脸识别”，在*生物识别技术（ICB）中，2016年国际会议*。IEEE，2016年，第1-8页。

原文

提供更好的翻译建议