

基于 RFaceID 的人脸识别系统研究

摘要

人脸识别技术在近年来在多个领域得到了广泛的普及和应用，为人类生活的各个方面都带来了许多便利和创新。然而，传统的基于视觉的人脸识别方法存在一定的局限性，如在光照不足或强光条件下识别准确率低，存在隐私泄露风险，对人脸识别时的面部姿势要求高等。为避免上述问题所造成的识别影响，本文提出了一个基于 RFID 的人脸识别新系统。由于每个人有着独特的面部特征，在 RFID 标签矩阵前会产生不同的多路径反射，进而产生可区分的特征参数 RSS 和 phase 值。我根据文章收集的 100 个人的面部摇动参数，复现了原文的数据增强技术以增强训练数据的多样性，经过数据预处理，最后使用深度学习实现了高精度的人脸识别。实验中还探究了识别距离，用户外观变化和主被动攻击等因素对系统识别效果的影响。

关键词：RFID；人脸识别；数据增强

1 引言

近年来，人脸识别技术应用广泛，在安防领域监控系统安全和管理，在教育领域管理学生老师考勤，在智能交通领域监测驾驶员的疲劳状态和行为。大多智能手机上也集成了人脸识别技术，允许用户面部解锁和移动支付等 [1]。但是传统的视觉方法基于图像或视频中的人脸特征进行识别，存在着一定的局限性。具体来说，传统识别技术往往对照明条件敏感，而普通人脸识别设备的相机大多不配备也是红外灯，因此在光照不足或者是强光条件下识别准确率通常较低。同时由于相机拍摄会记录下用户的面部图像或视频，也存在一定的隐私泄露风险。反观现在无线射频识别应用于人体感知已经有不少案例。基于上述所提到的传统视觉识别方法的局限性和当下无线射频识别应用于人体感知的发展，本篇文章将采取一个全新的视角，将 RFID 应用于人脸识别场景中，实现新兴的人脸识别系统 RFaceID。RFaceID 实现人脸识别的核心思想是，由于不同人具有不同的面部特征，当不同的脸放置在 RFID 系统的标签矩阵前，会产生不同的多路径反射，进而造成系统中读写器所读取到的后向散射信号相位和信号接受强度也存在差异。我们可以将这两个特征放入神经网络中学习，最终实现人脸分类和识别。这种识别方法有如下优点，首先，由于人的面部特征和轮廓不会因为光照条件而改变，因此无论在强光还是较黑暗的条件下，都不会影响最终的识别效果。其次，该方法无需记录用户的面部图像或视频，保护了用户隐私。最后，能够很大程度上抵御欺骗攻击。工作 [8] [6] 在研究其设计的 RFace 欺骗保护系统中表明无线射频信号对在其传播过程中所触碰到的材料十分敏感，即使有欺骗者试图用打印的人体掩模来欺骗识别，也很难成功。RFaceID 的实现与应用，有效的弥补了传统基于视觉的人脸识别方法的部分不足，有望成为传统方法的补充验证，更好的推动人脸识别领域的发展。

2 相关工作

当下,有不少工作聚焦于无线射频识别应用于人体感知,进而实现细粒度的人体监测。工作 [5] 利用由被动标签之间的干扰所引起的临界状态并结合 RFID 监测人体移动,工作 [4] 则使用 RFID 信号首次实现多路径和多对象的活动识别任务。工作 [3] 通过从多个标记中收集大量的频谱帧并使用深度学习框架来分析人物活动的模式,揭示了 RFID 的后向散射信号功率和角度与人类活动的相关性。工作 [9] 发现从 RFID 后向散射信号中提取到的反射可以与 HMM (马尔可夫模型) 结合,并进一步跟踪穿墙运动对象,实现穿墙人体轨迹监测等。无线射频信号对人体细粒度监测的实现激发了文章用 RFID 实现人脸识别的初步想法。

3 本文方法

3.1 本文方法概述

3.1.1 RFID 基本工作原理

RFID 是一种无线通信技术,用于自动识别、跟踪和检测带有 RFID 标签的物体。主要由电子标签、读写器和天线三部分组成。具体来说,天线主要用于标签和读写器之间的射频信号传输。读写器可以从标签返回的后向散射信号中获取信号相位 phase 、信号接收强度 RSS 等一些指标 [6]。这些指标的数值会受到标签与天线之间的距离以及信号传播过程中多路径效应的影响。

3.1.2 基于 RFID 实现人脸识别方法实现

我们绘制天线在发出 RFID 信号后,经人脸产生的多路径效应如下图1所示。其中,点 c 为人脸面中的一固定点,点 p 是天线发出的其中一簇信号打到脸上的任意点,点 p 离天线的竖直距离为 L ,离标签矩阵的垂直距离为 D 。点 C 与点 P 间的水平距离是 d_x , 竖直距离是 d_y 。

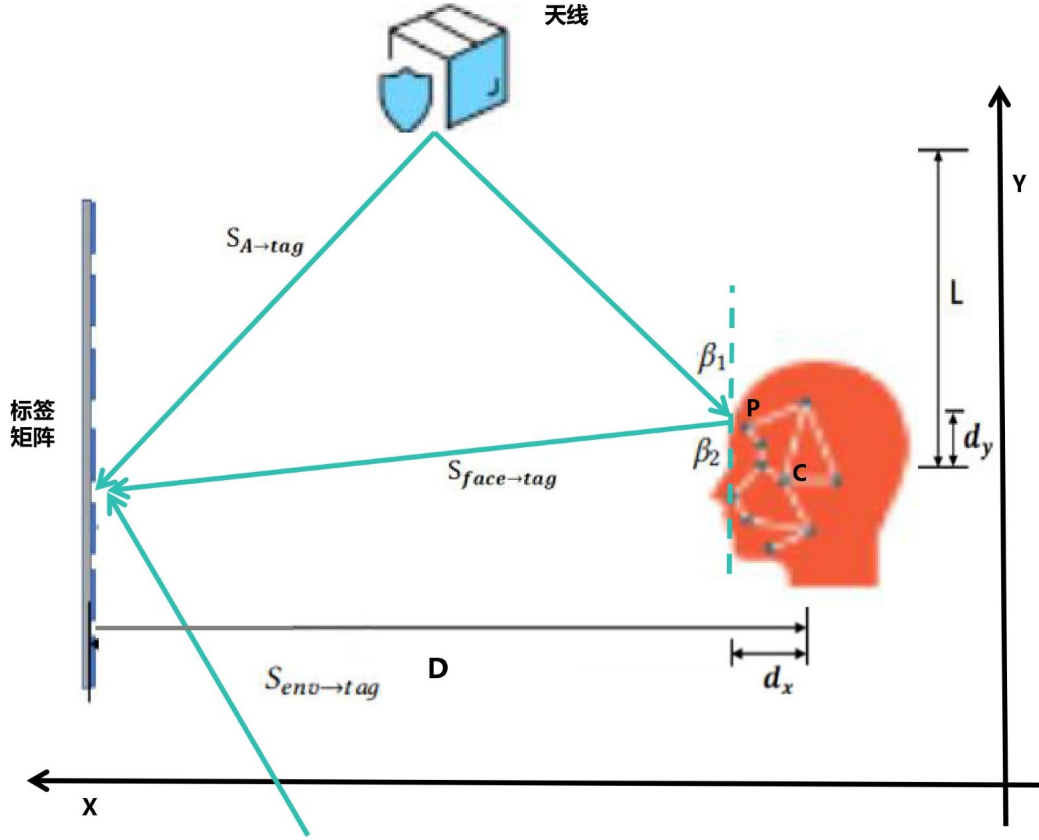


图 1. 人脸的多路径效应

对于 RFID 信号，其信号 S 与相位 phase 和信号接收强度 RSS 的关系为：

$$S \approx \alpha \cdot e^{j \cdot \theta} \quad (1)$$

其中， θ 为 RFID 信号的相位， α 为振幅，其数值与 RSS 值可以直接互相转换。

由于信号在传播过程中会发生衰减，因此传播到达某一处的衰减后信号 S' 可表示为：

$$S' = h \cdot S \quad (2)$$

其中， h 为衰减系数。传播的衰减系数 h 和传播距离 d 的关系满足：

$$h = \frac{1}{d^2} \cdot e^{j \cdot \theta} \quad (3)$$

其中， θ 为 RFID 信号的相位， j 为常数。

信号相位 θ 与传播距离 d 的关系满足：

$$\theta = \left(2\pi \cdot \frac{d}{\lambda}\right) \bmod 2\pi \quad (4)$$

其中， λ 为常数，是 RFID 信号的波长。考虑标签矩阵的中的某一矩阵所接受到的 RFID 信号，它主要由三个部分组成：由天线直接发射至矩阵的部分 $S_{A \rightarrow tag}$ ，由天线发射至人脸再

经人脸折射反射到矩阵的部分 $S_{face \rightarrow tag}$ ，以及由周围物体的多路径效应所汇集到矩阵的部分 $S_{env \rightarrow tag}$ 。因此标签矩阵所接收到的信号可表示为：

$$S_{tag} = S_{A \rightarrow tag} + S_{face \rightarrow tag} + S_{env \rightarrow tag} \quad (5)$$

由于天线到标签矩阵的距离为定值，所以 $S_{A \rightarrow tag}$ 视为常数。同时由于识别时脸部离标签矩阵的距离最近，因此周围物体的多路径效应反射回矩阵的部分 $S_{env \rightarrow tag}$ 与脸部反射的部分相比十分小，也可以视为定值。考虑 $S_{face \rightarrow tag}$ ，它由天线发出并最终到达标签矩阵会经历三个阶段：由天线发射到脸部，在脸部折射反射，最后由脸部反射到标签矩阵，结合信号传播过程中的衰减， $S_{face \rightarrow tag}$ 可以表示为：

$$S_{face \rightarrow tag} = S \cdot h_{A \rightarrow face} \cdot h_{face} \cdot h_{face \rightarrow tag} \quad (6)$$

根据公式 (3) (4) 以及人脸面部点 p 和点 c 的位置关系，可以得到：

$$h_{A \rightarrow face} = \frac{\cos \beta_1^2}{(L - d_y)^2} \cdot e^{j \cdot \theta_{A \rightarrow face}} \quad (7)$$

$$h_{face \rightarrow tag} = \frac{\sin \beta_2^2}{(D - d_x)^2} \cdot e^{j \cdot \theta_{face \rightarrow tag}} \quad (8)$$

$$\theta_{A \rightarrow face} = (2\pi \cdot \frac{L - d_y}{\lambda \cdot \cos \beta_1}) \mod 2\pi \quad (9)$$

$$\theta_{face \rightarrow tag} = (2\pi \cdot \frac{D - d_x}{\lambda \cdot \sin \beta_2}) \mod 2\pi \quad (10)$$

又根据工作 [7] 可知：

$$h_{face} = \sqrt{R_{per}} \cdot e^{j \cdot \theta_{per}} \quad (11)$$

其中 $\sqrt{R_{per}}$ 和 θ_{per} 均与面的几何材料有关，j 为常数。

因此，读写器最终接收到的相位 θ 可以表示为：

$$\theta_{last} = [2\pi \cdot (\frac{L - d_y}{\lambda \cdot \cos \beta_1} + \frac{D - d_x}{\lambda \cdot \sin \beta_2} + \theta_{per} + \theta_{env} + 2\theta_{tag \rightarrow A})] \mod 2\pi \quad (12)$$

与信号强度 RSS 直接相关的振幅 可根据公式 (1) 表达如下：

$$\alpha = \frac{\cos \beta_1^2 \cdot \sin \beta_2^2}{(L - d_y)^2 (D - d_x)^2} \cdot \sqrt{R_{per}} \cdot 2\alpha_{tag \rightarrow A} \cdot \alpha_{env} \quad (13)$$

可以看到，公式 (12) (13) 涉及到的非定值 $\sqrt{R_{per}}$ 、 θ_{per} 、 d_x 、 d_y 、 β_1 和 β_2 均与人面部的三维几何特征和材料有关。因此读写器最终读取到的相位和 RSS 数值，由于人脸的差异最终也将不同。因此，可以将 RSS 和 phase 作为人脸识别时的重要特征。

然而，如果采用静态人脸识别，用户面对标签矩阵时很难保证完全正对，有时会与矩阵存在一定角度，这将影响识别的准确性。因此，在识别时要求用户左右摇晃脸部，引入用户摇动脸部时的时间特征，录入用户整个脸部的所有三维几何特征，完成识别任务。

表 1. 针对不同影响因素的数据增强方法

影响因素	数据增强方法
环境噪声差异	随机加入高斯噪声
脸部摇晃速度差异	对时间序列进行横向拉缩模拟不同速度
脸部摇晃速度差异	翻转相位和 RSS 时间序列
脸部离标签矩阵距离差异	随机抽取一定比例 RSS 和 phase 值进行数值缩放

3.2 数据增强

现实中人脸识别准确率会受到用户面部离标签矩阵的距离，面部摇晃方向，面部摇晃速度，环境噪声的影响。我们采用数据增强技术，通过对训练数据进行一系列变换来增加数据的多样性，改善模型的泛化能力和性能，从而提高其在未见过的数据上的表现。针对不同因素，数据增强的方法汇总如下表1所示。具体的实现与增强结果将在 4.3 小节提到。

同时由于采集的人脸数据规模不够大，在小规模数据上训练数据容易造成过拟合，因此还采用 WA-DTW 算法利用已有的小规模数据合成大规模数据，降低过拟合的风险。

3.3 数据预处理

模型训练和测试时用到的两个特征为信号 RSS 和 phase。由于 RFID 的读写器读取到的 RSS 和 phase 数值会容易受到环境噪声的影响，因此在使用神经网络对数据进行特征学习前，还需对数据进行预处理。具体来说，使用低通滤波器去除数据中的噪声。同时由于 RSS 和 phase 特征的数值数量级差异较大，为了避免模型训练期间的前后振荡和不收敛，提高模型的收敛速度，在数据预处理过程中还进行了特征归一化。

3.4 深度神经网络设计

RFaceID 系统使用 CNN 和 Bi-LSTM 结合的深度神经网络模型来提取读写器所捕获到的 RSS 和 phase 序列的时间和空间特征。使用的深度神经网络模型体系结构如下图2所示。

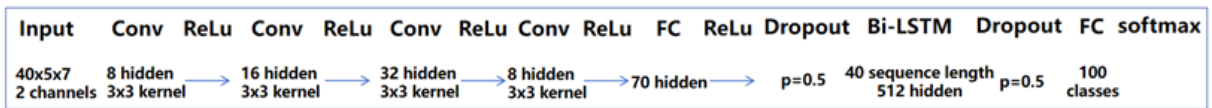


图 2. RFaceID 深度神经网络模型体系结构

在最后的输出层中，使用 softmax 函数来正则化从隐藏层中提取的特征，并计算当数据为 X_j 时，最终属于人脸类别 y_i 的概率为：

$$Pr(y^i|X_j) = \frac{e^{X_j^i}}{\sum_{i=1}^C e^{X_j^i}} \quad (14)$$

其中 C 为训练集中收集的人脸类别数。

为提高分类准确率，采用均方误差作为评估标准，损失函数计算如下：

$$loss = -\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N y^i \cdot Pr(y^i|X_j) \quad (15)$$

其中，M 表示训练集中所有样本的数量。

3.5 RFaceID 系统设计概览

整个 RFaceID 系统分为线下训练阶段和线上实时人脸识别阶段。线下收集用户的人脸摇动数据，其中训练集经过数据分割，增强以及预处理后得到训练好的 DNN 模型，在线上识别阶段，系统对获得的数据进行数据预处理后，经 DNN 模型完成识别任务。具体的系统设计图如下图3所示。

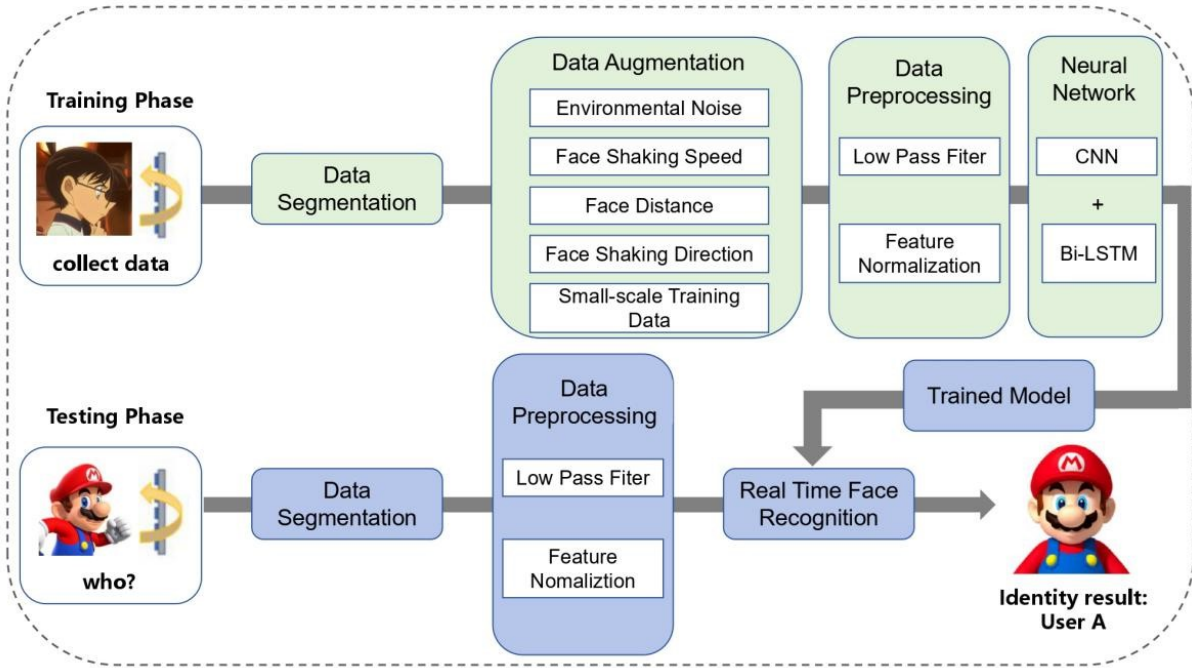


图 3. RFaceID 系统设计图

4 复现细节

4.1 与已有开源代码对比

该论文未公开源代码，基于所提供的 100 位用户人脸摇动参数，自行实现了文章的全部数据增强，预处理，神经网络以及实验部分。

4.2 实验环境搭建

本实验的神经网络搭建和训练测试均在 python 3.7 环境下进行。

4.3 数据增强实现与结果

4.3.1 环境噪声

为了补偿由背景物体所引入的随机扰动干扰，在增广数据集中随机加入均值为零、一定方差的高斯噪声。由于相位和 RSS 对环境噪声的敏感度不同，对相位和 RSS 值设置不同的方差，设置 $\delta_{phase} = 0.05$, $\delta_{RSS} = 0.5$ 。添加噪声后信号 RSS 和 phase 结果如下图4所示

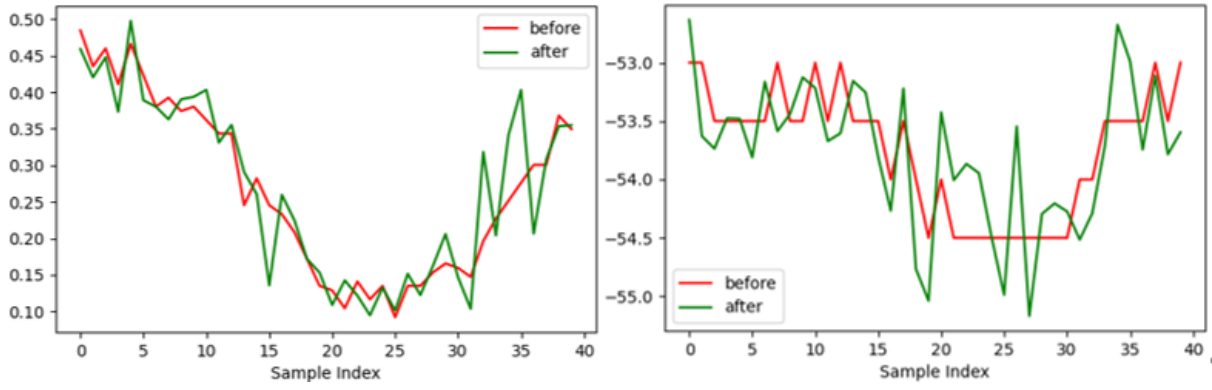


图 4. 左图为 phase，右图为 RSS

4.3.2 脸部离标签矩阵距离差异

识别检测时，不同人面部离标签矩阵的距离存在不同，而距离直接影响检测到的 phase 和 RSS 数值大小。由于 RSS 与 d 平方成反比，相位值与 d 成正比。从总体数据中随机抽取 30% 对原始 RSS 和 phase 值进行数值缩放，缩放比例在 -15%—15%，模拟用户离标签矩阵的不同距离。模拟距离增大 5% 时，读写器读取到的 RSS 和 phase 数值变化如下图5所示。

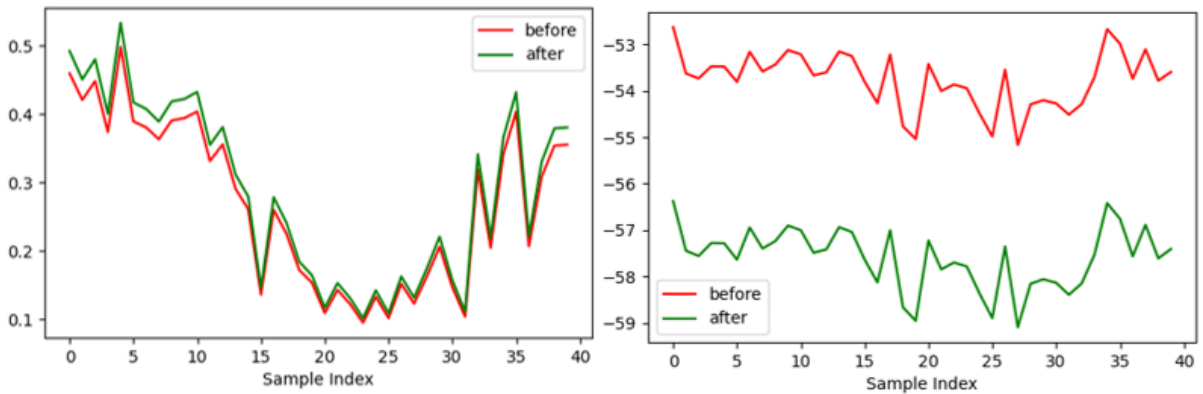


图 5. 左图为 phase，右图为 RSS

4.3.3 脸部摇晃速度差异

不同人的脸部摇晃速度存在差异，即使是同一个人的多次摇晃，也存在不同。因此可以通过拉伸或者压缩 RSS 和 phase 时间序列，模拟不同的摇晃速度。在拉伸过程中使用插值方法对原始时间序列数据进行重采样，在压缩过程中执行降采样操作。在原始数据集中，随机抽取 50% 的用户摇晃数据进行处理，每个数据段都被一个随机的拉伸/压缩因子 β 拉伸或压缩，其中 $\beta \in (-30\%, +30\%)$ 。将 RSS 和 phase 时间序列拉伸 20%，模拟速度降低的结果如下图6所示。

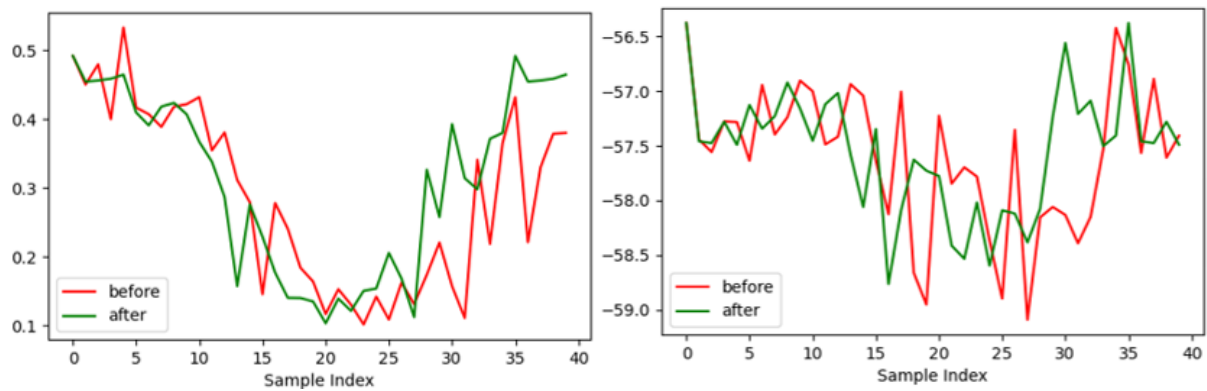


图 6. 左图为 phase，右图为 RSS

4.3.4 脸部摇晃方向差异

不同人检测时摇晃头部的方向可能不一样，有的从右至左，有的从左至右。通过将整个相位和 RSS 时间序列数据的翻转来模拟不同的摇晃方向。从总体数据中随机抽取 20% 翻转。将某一 RSS 和 phase 时间序列翻转的结果如下图7所示。

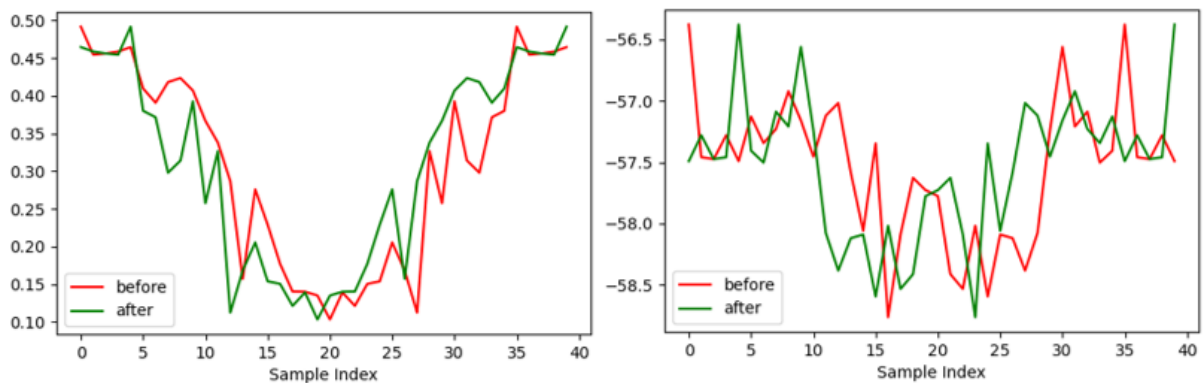


图 7. 左图为 phase，右图为 RSS

4.3.5 小规模数据集上的数据合成

训练阶段收集涵盖多方面的大规模数据集比较麻烦，采用 WA-DTW 算法来从原始数据集合成新的数据。利用某一相位和 RSS 时间序列生成与他有一定相似程度的新序列结果如下图所示。

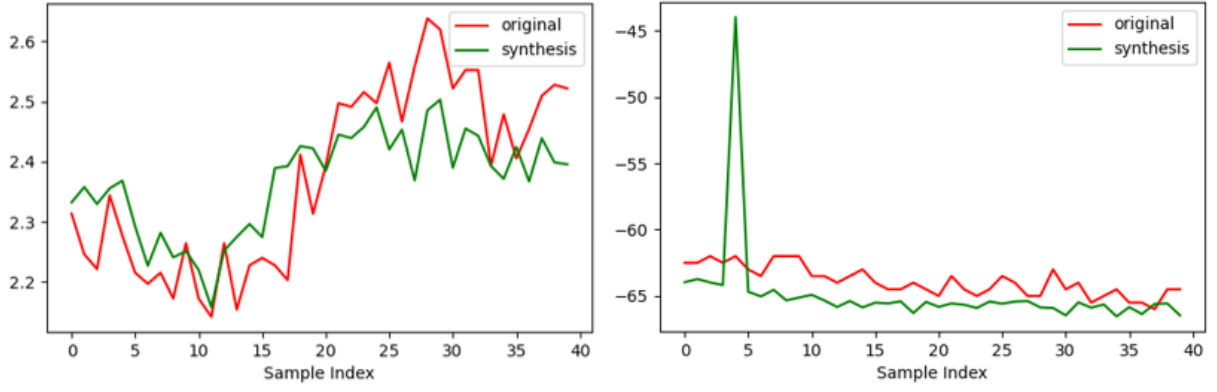


图 8. 左图为 phase，右图为 RSS

4.4 数据预处理实现与结果

为了减少环境噪声对相位和 RSS 的负面影响，使用低通滤波器使相位和 RSS 读数更加平滑。实验中用卡尔曼滤波实现噪声过滤，处理后的相位和 RSS 结果如下图9所示。

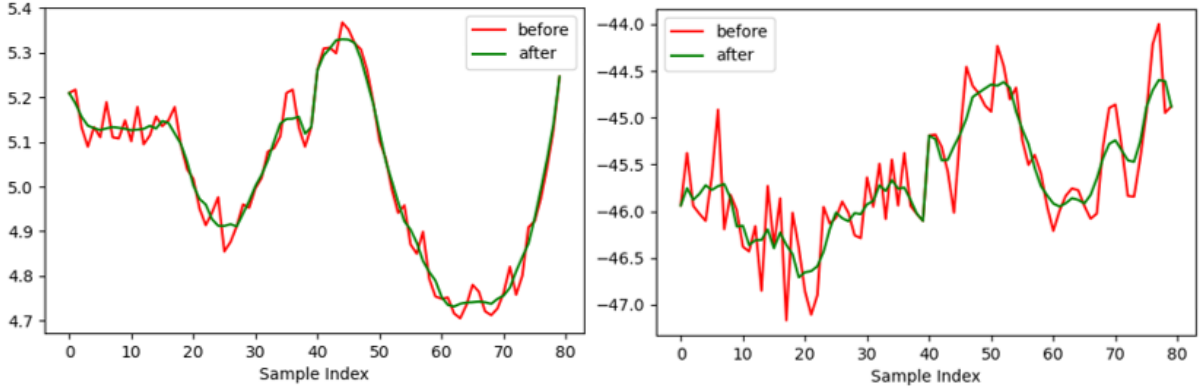


图 9. 左图为 phase，右图为 RSS

5 实验结果分析

原文所提供的数据集包含了 100 名志愿者的面部摇动数据 (RSS 和 phase 时间序列)。其中还包括了每一志愿者在穿着不同衣服，佩戴眼镜，帽子以及口罩条件下的不同外观数据用于 5.4 节中探究用户外观变化对识别效果的影响。

实验采用分类精度 [2] 作为系统的评价指标，即

$$Accuracy = \frac{|TN| + |TP|}{|FN| + |FP| + |TN| + |TP|} \quad (16)$$

其中，TP、FP、TN、FN 分别表示正确样本被预测为正例，错误样本被分为正例，错误样本被分为负例、正确样本被分为负例的概率。Accuracy 数值越大，系统的识别效果越好。

5.1 最终的人脸识别效果

使用 CNN 和 Bi-LSTM 结合的机器学习模型，测试了数据在未经数据增强和经过数据增强下各自的最终系统人脸识别精度如下图10和11所示。

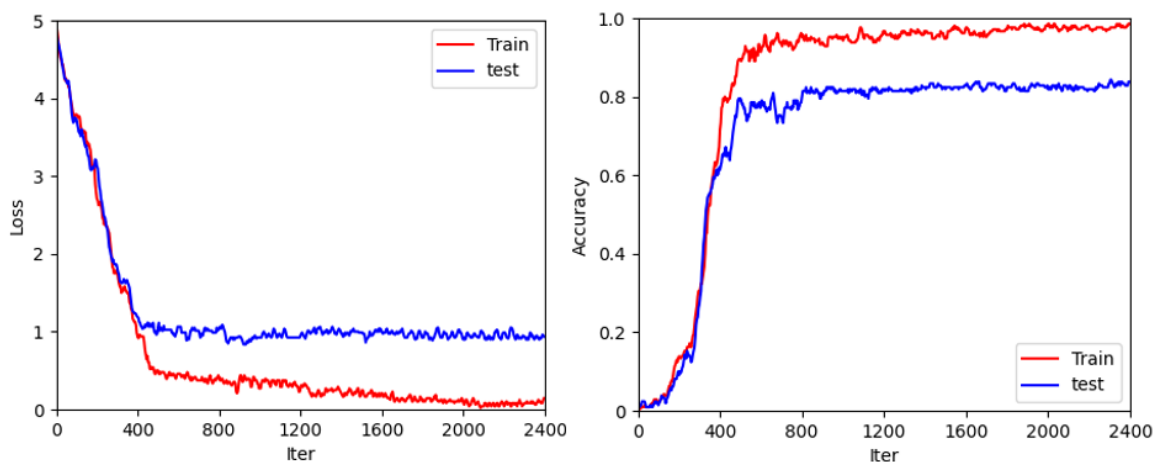


图 10. 未经数据增强时的识别效果

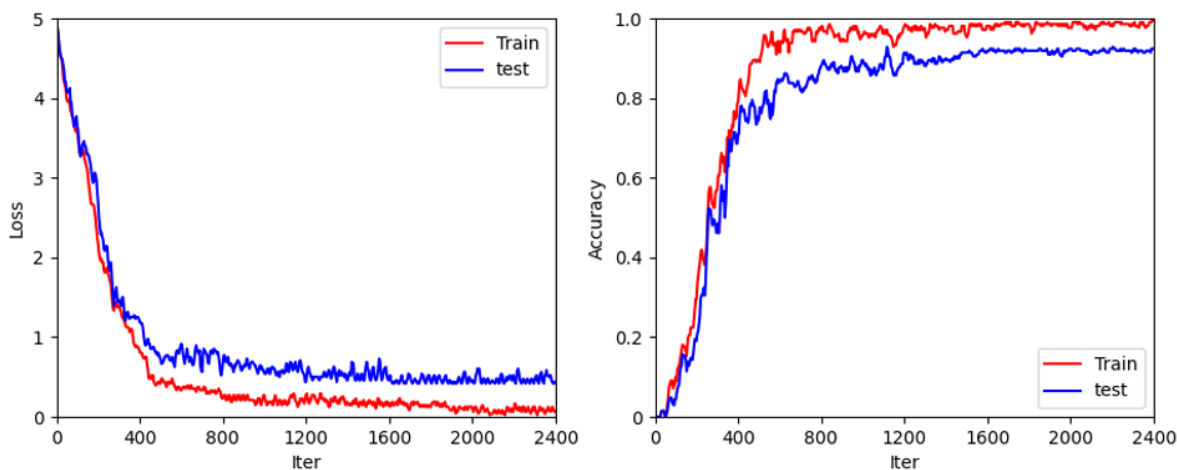


图 11. 经过数据增强后的识别效果

可以看到未经数据增强时，系统在训练集上的识别精度较高，达到了 98.9%，但是在测试集上的表现并不理想，仅有 83.2%。而经数据增强的处理后，在训练集和测试集上的识别精度均较为理想，此时测试集的识别精度也高达 92.9%，与原文的 93.1% 识别效果相差不大。整个系统的人脸识别效果较为理想。同时通过数据增强前后的测试集识别精度可以看出，采用的数据增强方法可以有效的防止数据过拟合，提高模型在测试集未见过数据上的表现。可以看到未经数据增强时，系统在训练集上的识别精度较高，达到了 98.9%，但是在测试集上的表现并不理想，仅有 83.2%。而经数据增强的处理后，在训练集和测试集上的识别精度均较为理想，此时测试集的识别精度也高达 92.9%，与原文的 93.1% 识别效果相差不大。整个系统的人脸识别效果较为理想。同时通过数据增强前后的测试集识别精度可以看出，采用的数据增强方法可以有效的防止数据过拟合，提高模型在测试集未见过数据上的表现。

5.2 识别距离的影响

为了更加了解人脸离标签矩阵距离对识别结果的影响，探究了用户分别在 10 厘米，20 厘米，30 厘米以及 40 厘米的识别距离下，系统的识别精度如下图12所示。

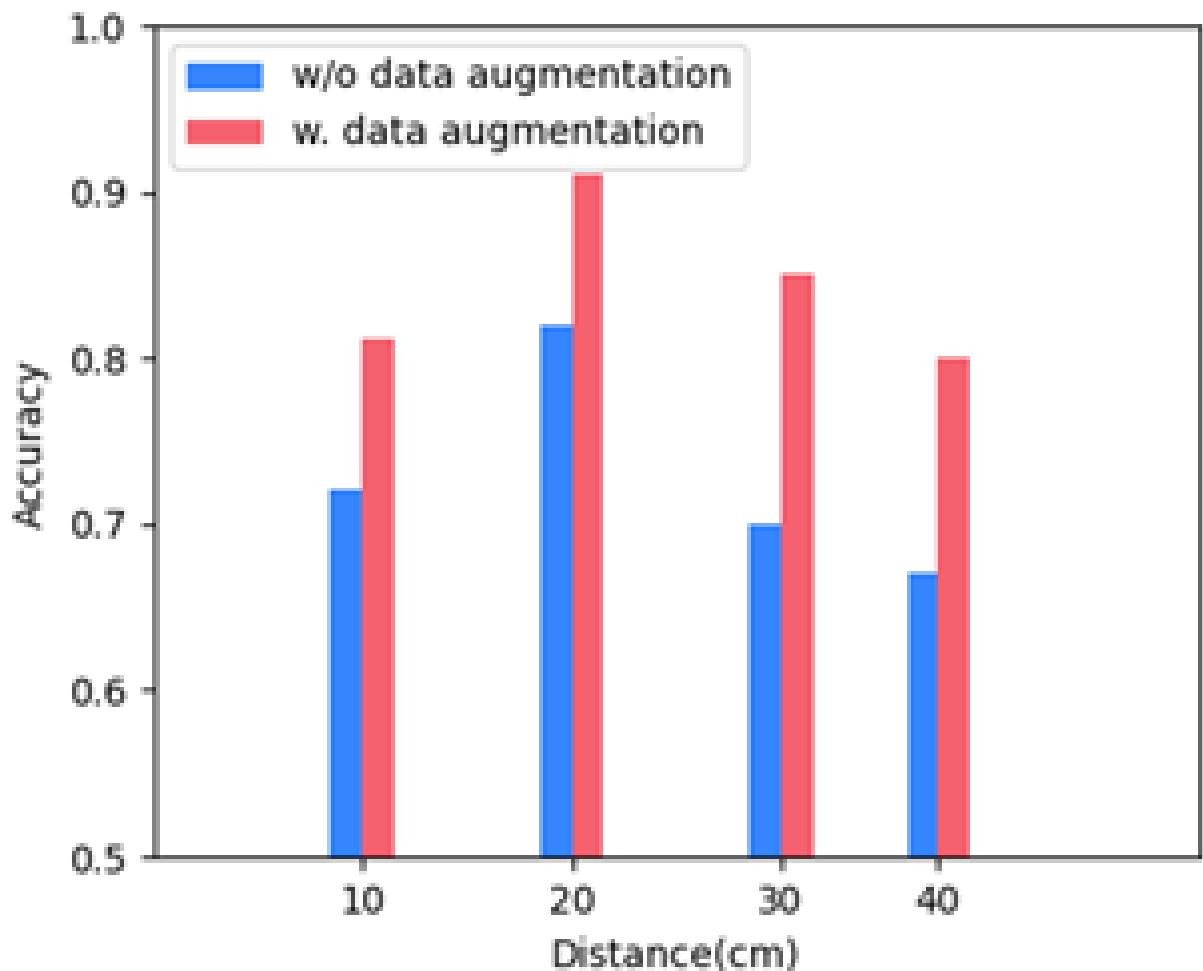


图 12. 不同识别距离下的识别精度

可以看出，当识别距离超过 20 时，随着距离的增大识别精度降低，这是由于当距离较大时，标签矩阵所接受到的信号中，由于周围环境的多路径效应所反射回来的信号也是一个重要部分，影响了识别精度。而当距离过小时，人体头部可能处于天线和标签矩阵连线上，造成了标签矩阵反射回天线的信号有部分损失，也对识别精度有影响。

5.3 用户数量的影响

为了探究系统对用户数量的稳定性，通过将系统容纳的用户数量从 10 人逐渐扩大至 100 人，测试了系统在不同人数下的识别效果，具体如下图13所示。

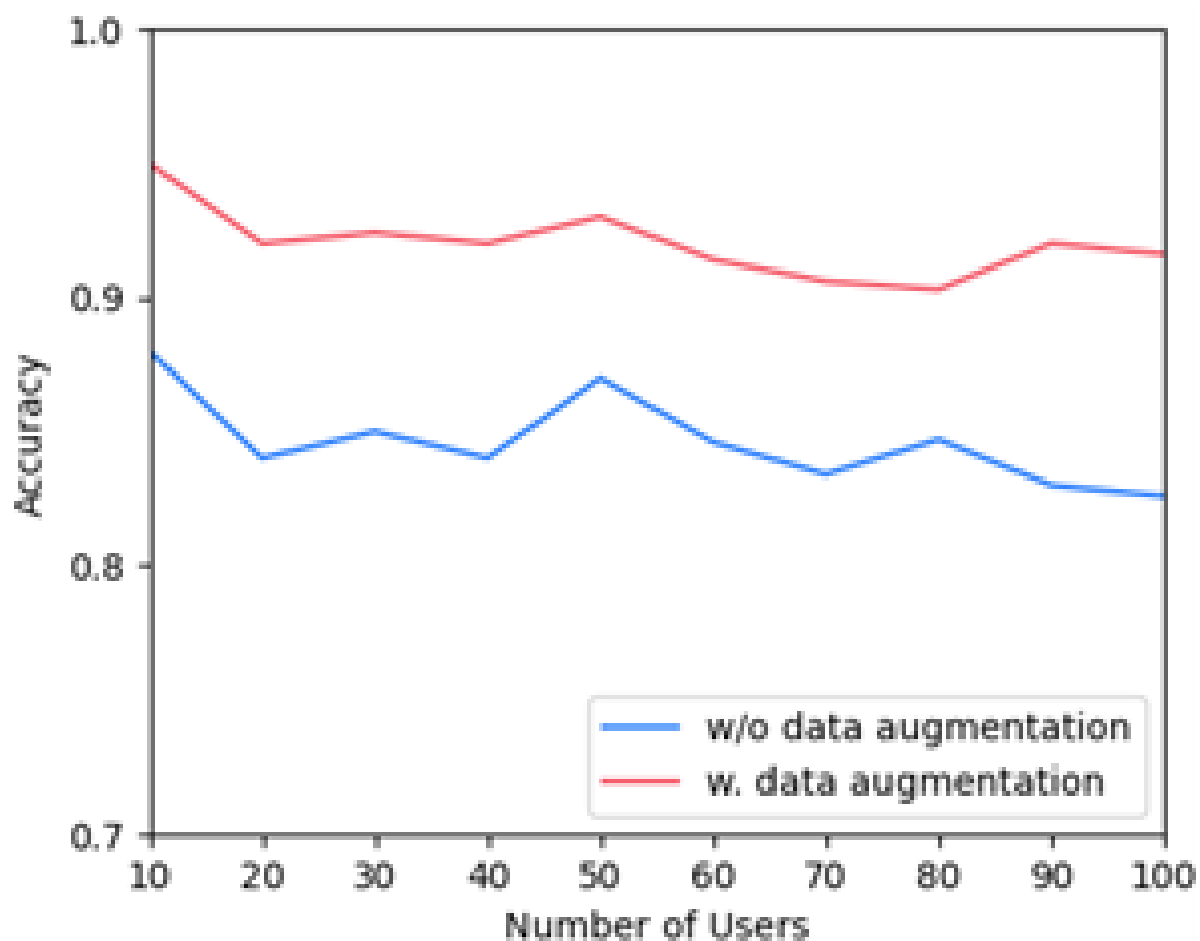


图 13. 不同用户数量对识别效果的影响

可以看到，当系统仅需完成 10 个人的分类识别时，识别准确率大约 94.9%。当将用户数量扩大至 100 人时，识别精度也没有明显下降，大约有 92.8%。表明了系统在增加系统用户数量时具有良好的可伸缩性。

5.4 用户外观变化的影响

为了评估系统对在用户改变外观时的分类效果，选取数据集中同一用户在穿着不同衣服，佩戴眼镜，帽子和口罩时的数据进行测试，对应的识别精度如下图14所示。

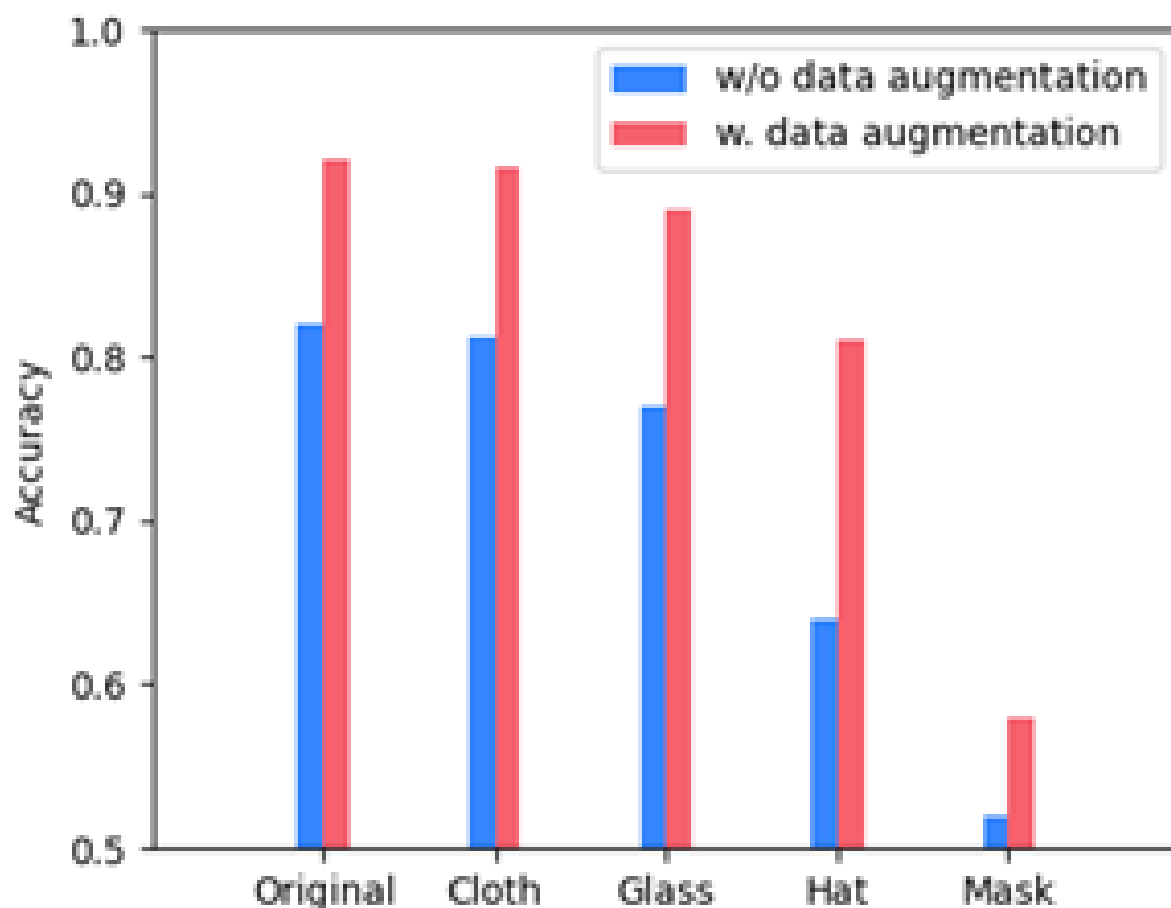


图 14. 不同外观下的识别效果

可以看出，当用户穿着不同衣服时，识别的精度几乎没有改变，衣着的变化对识别效果并无影响。当用户带上眼睛时，识别精度略有下降，大约为 89.1%。当用户戴上帽子时，识别精度大约为 81.4%。但是当用户戴上口罩时，识别精度明显下降至 58%，这是由于识别时主要依靠人脸的三维几何特征，而口罩会很大程度遮挡人面部，直接影响识别效果。

5.5 不同机器学习模型的影响

为了探究不同机器学习模型在数据集上的表现效果，确定最终的学习模型，分别使用 SVM, RF, LR, CNN, Bi-LSTM, CNN+LSTM 以及 CNN+Bi-LSTM 模型训练，最终的识别效果对比如下图15所示。

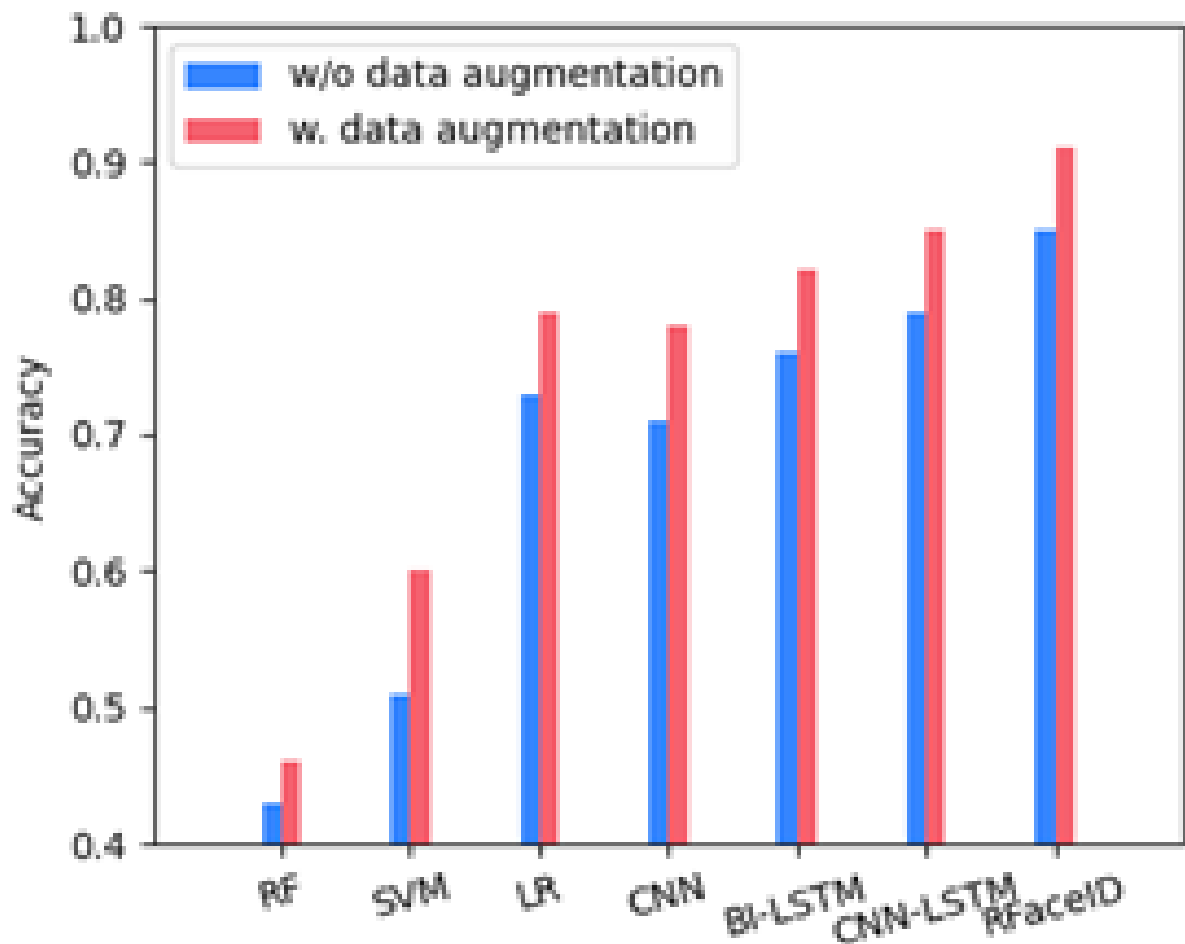


图 15. 不同机器学习模型下的识别效果

可以看到，数据在 CNN+Bi-LSTM 模型下的表现效果确实最好，超过 90%，系统最终选择 CNN+Bi-LSTM 模型作为系统的机器学习模型。

5.6 系统对主被动攻击的鲁棒性

通过绘制 DET 曲线来查看随着合法用户的置信度变化，系统的 FNR 和 FPR 变化。具体结果如下图16所示

6 总结与展望

人脸识别技术在各个领域的广泛应用使得解决传统人脸识别对照明条件敏感，存在隐私泄露风险等问题至关重要。本文对此采取了一个全新的角度，将 RFID 应用于人脸识别，识别操作简单，且不依赖于照明条件，不会泄露用户的面部隐私。所提出的数据增强技术对信号处理时由于小规模数据可能会导致过拟合问题的解决具有重要的借鉴意义。

然而系统仍然有较低的可能受到攻击，比如攻击者通过合成与自己面部对应的 RSS 和相位序列信号，在环境中注入，实现攻击。后续对此可以做一些工作，如使用神经网络保护技术做一些对抗训练，使用 FGSM 生成一些对抗性的样本，最终去抵御攻击。同时系统在用户佩戴口罩，帽子时的识别效果并不理想，后续可以通过集成一些其他的传感器如使用毫米波雷达或者 wifi 信号去提高表现效果。

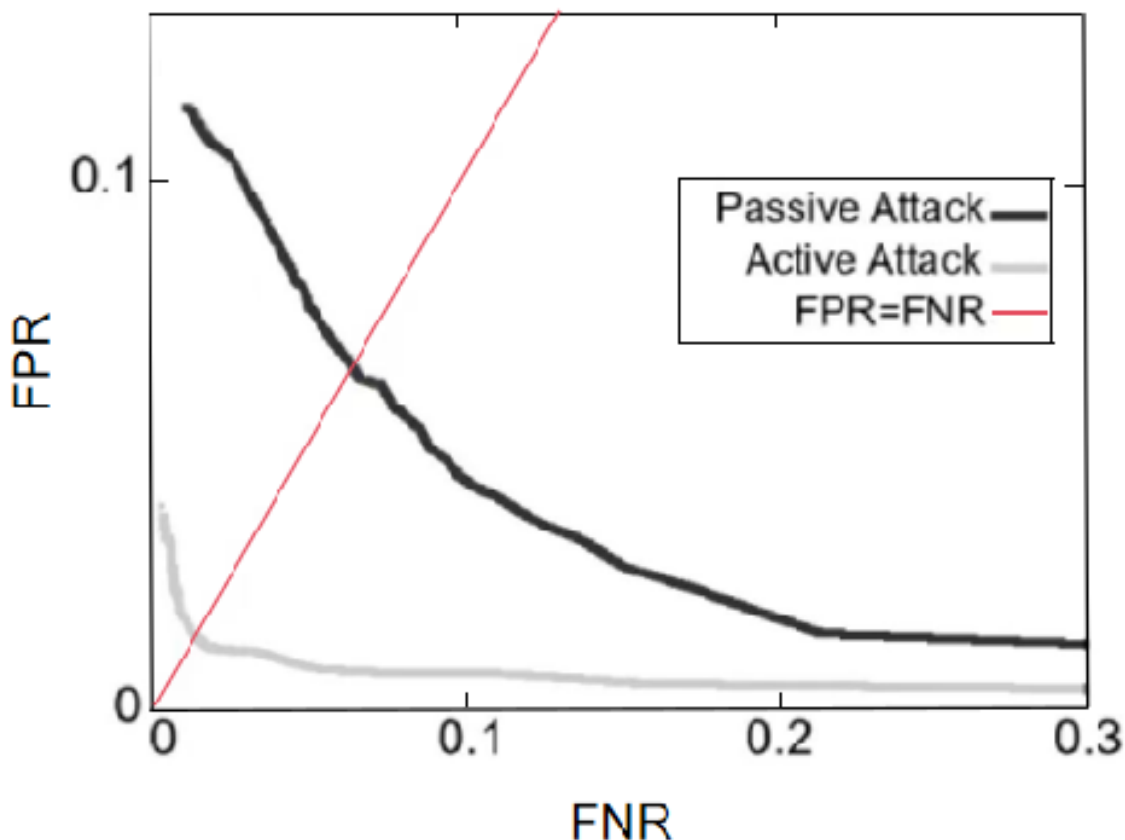


图 16. 主被动攻击的 DET 曲线

人脸识别技术在各个领域的广泛应用使得解决传统人脸识别对照明条件敏感，存在隐私泄露风险等问题至关重要。本文对此采取了一个全新的角度，将 RFID 应用于人脸识别，识别操作简单，且不依赖于照明条件，不会泄露用户的面部隐私。所提出的数据增强技术对信号处理时由于小规模数据可能会导致过拟合问题的解决具有重要的借鉴意义。

在主被动攻击的部分可以看到系统仍然可能会遭受外部攻击，比如攻击者通过合成与自己面部对应的 RSS 和相位序列信号，在环境中注入，实现攻击。后续对此可以做一些工作，如使用神经网络保护技术做一些对抗训练，使用 FGSM 生成一些对抗性的样本，最终去抵御攻击。同时系统在用户佩戴口罩，帽子时的识别效果并不理想，后续可以通过集成一些其他的传感器如使用毫米波雷达或者 wifi 信号去提高表现效果。

参考文献

- [1] Giuseppe Amato, Fabrizio Falchi, Claudio Gennaro, Fabio Valerio Massoli, Nikolaos Paspalis, Anastasios Tefas, Alessandro Trivilini, and Claudio Vairo. Face verification and recognition for digital forensics and information security. In *2019 7th International Symposium on Digital Forensics and Security (ISDFS)*, pages 1–6, 2019.
- [2] Eduardo P. Costa, Ana C. Lorena, André C.P.L.F. Carvalho, and Alex A. Freitas. A review of performance evaluation measures for hierarchical classifiers. In Colin Drummond, W. Elazmeh, N. Japkowicz, and S.A. Macskassy, editors, *Proceedings of the 2007 AAAI*

Workshop Evaluation Methods for Machine Learning II, pages 1–6. Association for the Advancement of Artificial Intelligence, July 2007.

- [3] Xiaoyi Fan, Wei Gong, and Jiangchuan Liu. Tagfree activity identification with rfids. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, 2(1), mar 2018.
- [4] Xiaoyi Fan, Feng Wang, Wei Gong, Lei Zhang, and Jiangchuan Liu. Multiple object activity identification using rfids: A multipath-aware deep learning solution. In *2018 IEEE 38th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*, pages 545–555, 2018.
- [5] Jinsong Han, Chen Qian, Xing Wang, Dan Ma, Jizhong Zhao, Pengfeng Zhang, Wei Xi, and Zhiping Jiang. Twins: Device-free object tracking using passive tags. In *IEEE INFOCOM 2014 - IEEE Conference on Computer Communications*, pages 469–476, 2014.
- [6] Jian Liu, Hongbo Liu, Yingying Chen, Yan Wang, and Chen Wang. Wireless sensing for human activity: A survey. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 22(3):1629–1645, 2020.
- [7] Leung Tsang, Jin Au Kong, and Robert T. Shin. *Theory of microwave remote sensing*. 1985.
- [8] Weiye Xu, Jianwei Liu, Shimin Zhang, Yuanqing Zheng, Feng Lin, Jinsong Han, Fu Xiao, and Kui Ren. Rface: Anti-spoofing facial authentication using cots rfid. In *IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications*, pages 1–10, 2021.
- [9] Lei Yang, Qiongzheng Lin, Xiangyang Li, Tianci Liu, and Yunhao Liu. See through walls with cots rfid system! In *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, MobiCom '15*, page 487–499, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.