



南京大學

NANJING UNIVERSITY

RINC



基于超分辨率重建的低分辨率人脸识别

- 答辩人: 王绪冬 MF1833077
- 导 师: 申富饶 教授
吴楠 副教授



目录

CONTENTS

- 1 研究背景
- 2 困难与挑战
- 3 提出方法
 - 基于参考图片的人脸超分辨率重建模型
 - 基于身份信息的人脸超分辨率重建模型
- 4 实际应用
 - RINC-ID身份验证系统
- 5 研究生期间工作成果



第一部分

Research Background 研究背景



■ 人脸识别

- 相比于传统的身份验证、解锁方式，更加快捷
- 理想情况的表现已经超过人类
- 实际应用场景中仍存在许多问题
 - 摄像头成本较低拍摄画面质量不高
 - 距离原因导致人像区域较小

} 低分辨率人脸识别





第二部分

Problems and Challenges

困难与挑战

- 低质量鲁棒的特征提取法
- 统一特征空间法
- 基于模糊修复的方法
- 基于超分辨率重建的方法

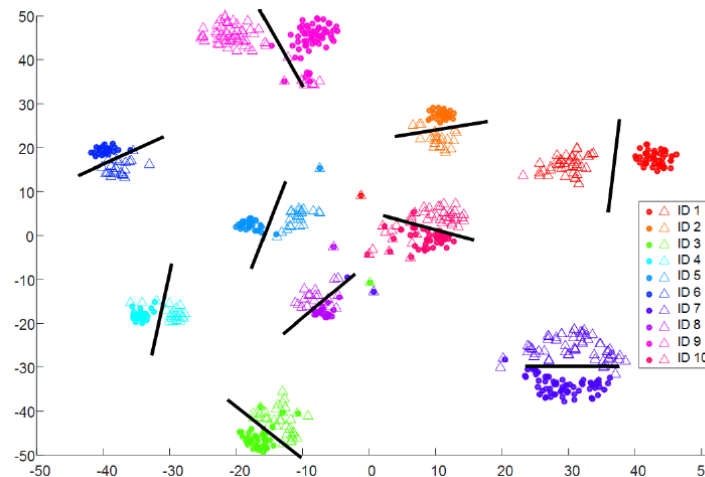
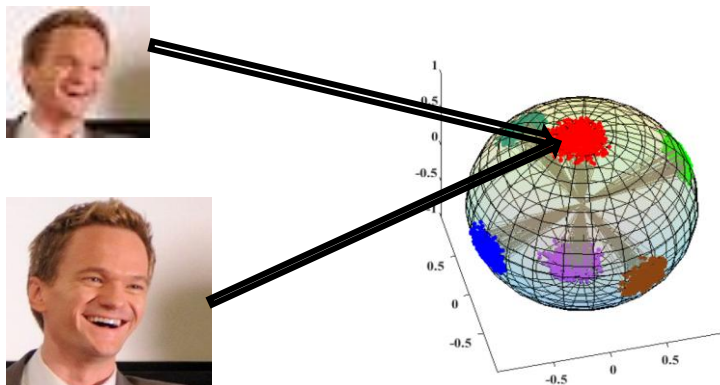


■ 基于低质量鲁棒的特征提取

- 手工设计特征，无需学习过程
- 对光照、表情变化等因素敏感

■ 基于统一特征空间的方法

- 面对下图所示的问题，难以兼顾缩小类内距离与增大类间距离



■ 基于模糊修复的方法



■ 基于低质量鲁棒的特征提取

- 对光照、表情变化等因素敏感

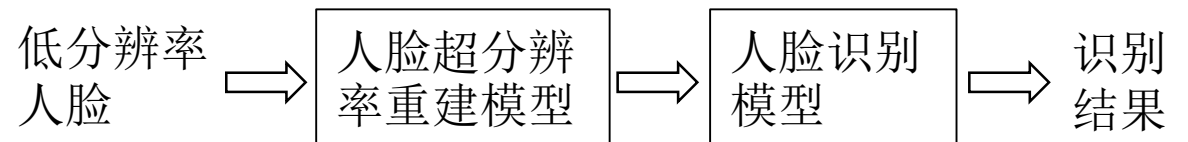
■ 基于统一特征空间的方法

- 难以兼顾缩小类内距离与增大类间距离

■ 基于模糊修复的方法

■ 基于超分辨率重建的方法

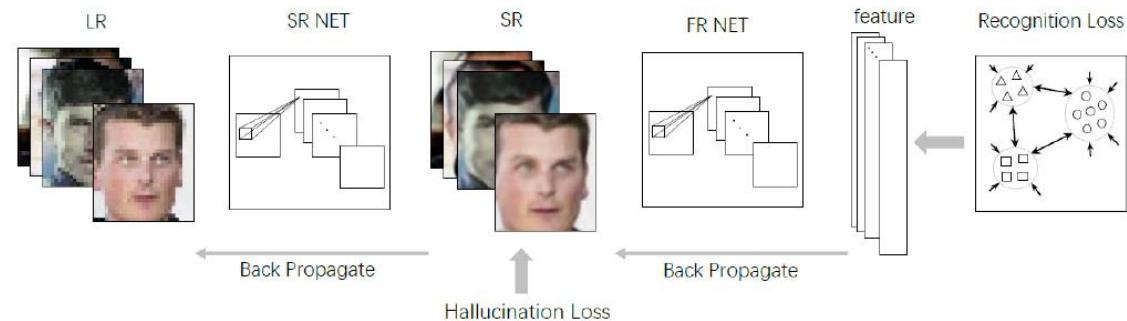
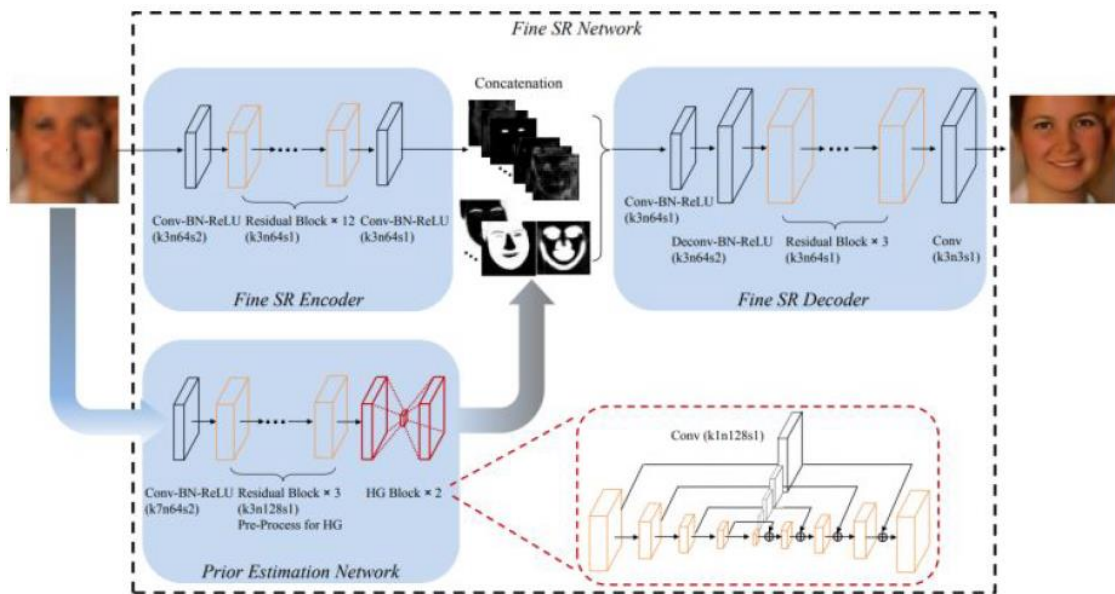
- 对输入人脸的光照、表情等变化具有鲁棒性
- 提高对低分辨率人脸识别准确率的同时不影响高分辨率的表现
- 对于模糊修复具有借鉴意义，甚至同样使用



基于超分辨率重建的低分辨率人脸识别

■ 人脸超分辨率重建模型(Face Hallucination)

- 以往的方法主要针对视觉效果，没有注重重建结果的识别





第三部分

Proposed Methods

提出方法

- 基于参考的人脸超分辨率重建模型
- 基于身份信息的人脸超分辨率重建模型

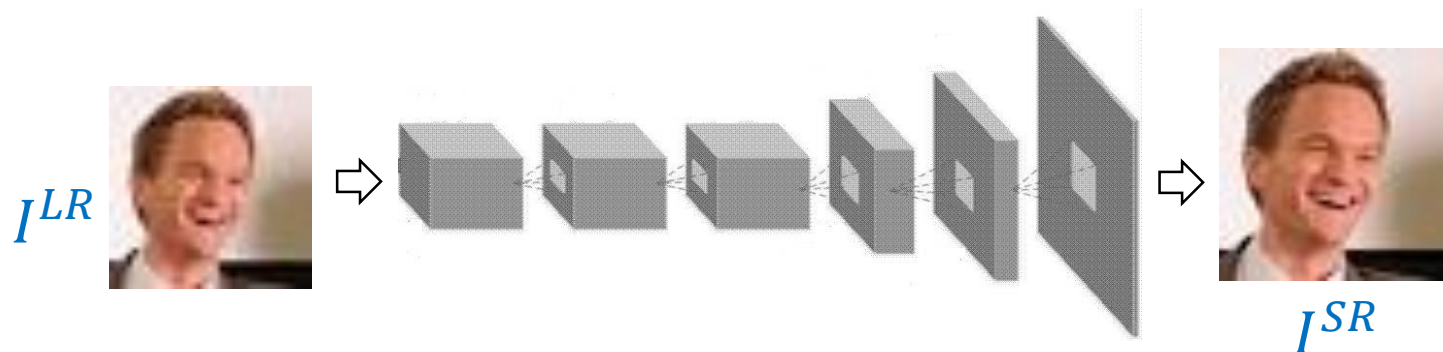


基于参考的人脸超分辨率重建模型

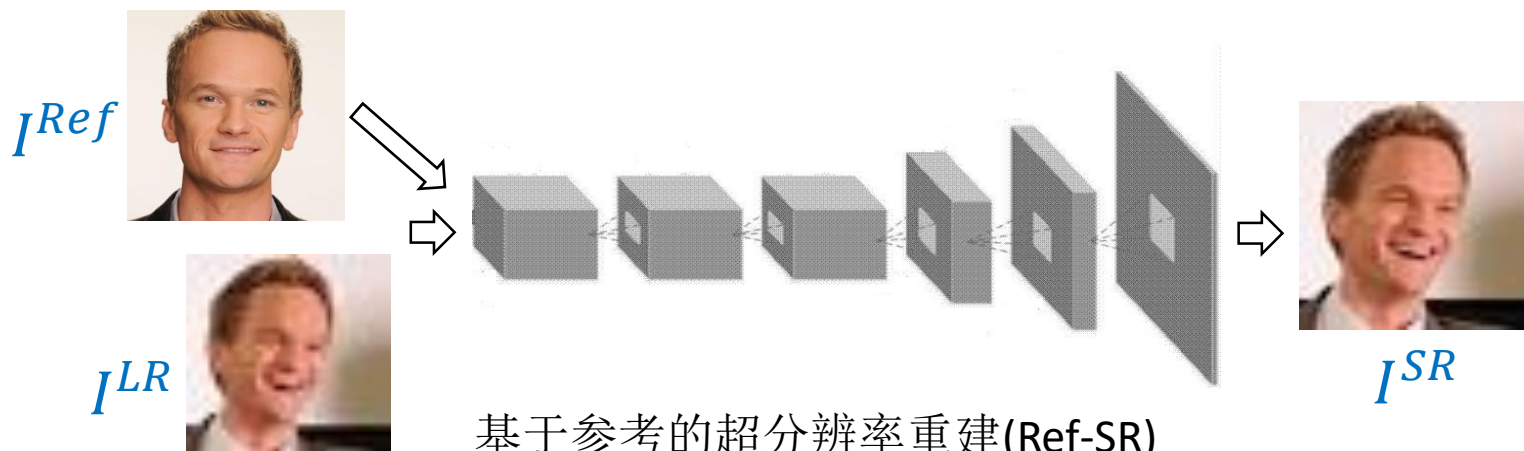
基于参考的超分辨率重建

特征交换

人脸参考选取



单张图片的超分辨率重建(SISR)



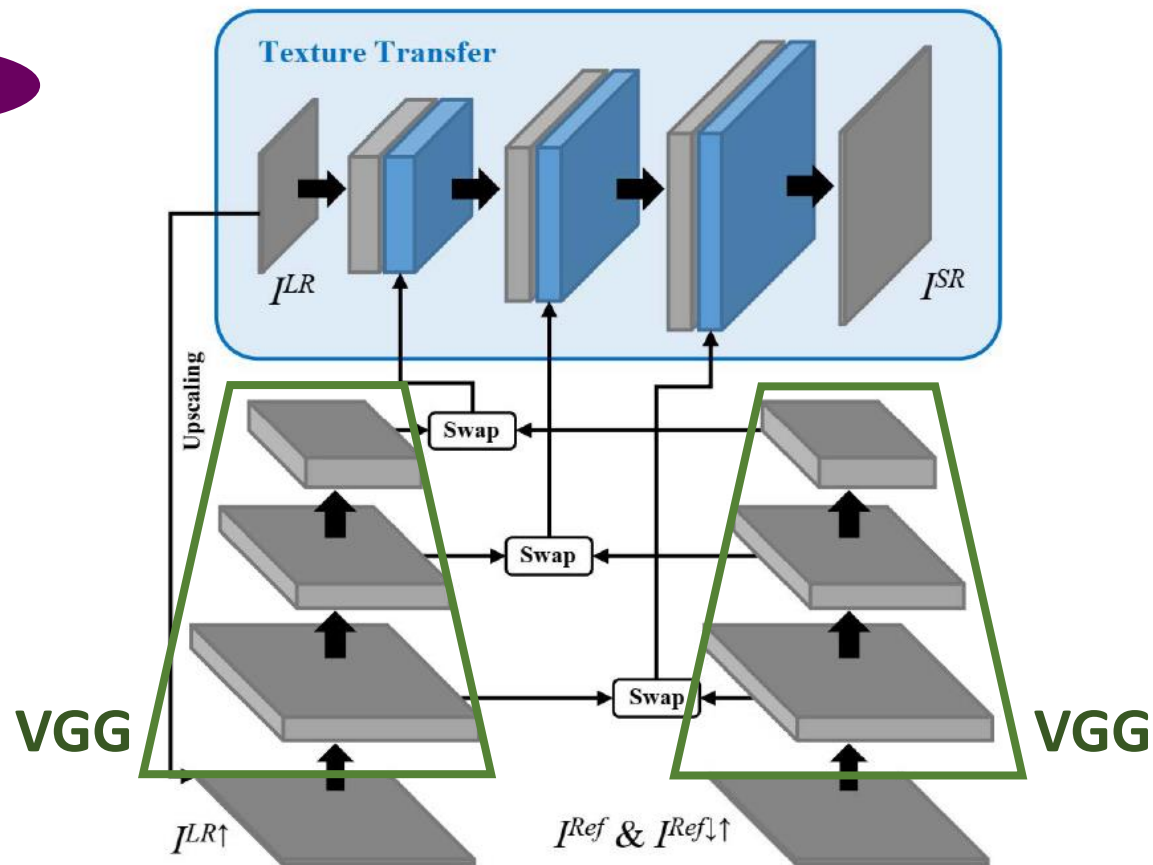
基于参考的超分辨率重建(Ref-SR)

基于参考的人脸超分辨率重建模型——模型架构

- 右图网络中蓝色的feature map为交换后的结果，以通道的方式叠加到网络层原本的输出中
- 对于图中任意蓝色特征块(记为M)，计算方式为:

$$S_j = \phi(I^{LR\uparrow}) * \frac{P_j(\phi(I^{Ref\downarrow\uparrow}))}{\|P_j(\phi(I^{Ref\downarrow\uparrow}))\|}$$

$$P_{(x,y)}(M) = P_{j^*}(\phi(I^{Ref})), j^* = \arg \max_j S_j(x, y)$$





基于参考的人脸超分辨率重建模型

Algorithm 3.1 RefFace 模型训练时参考人脸的选取方法

Input: 训练集中任意一组数据 $\{I^{LR}, I^{HR}\}$, 训练集中与 I^{HR} 属于同一个人的高分辨率图片: $\{I_1, I_2, \dots, I_n\}$

Output: $\{I^{LR}, I^{HR}\}$ 对应的 I^{Ref} .

- 1: 对于所有的 $I_i (i = 1 \dots n)$, 计算身份特征向量 $\phi(I_i)$;
- 2: 对于所有 $I_i (i = 1 \dots n)$, 计算相似度 $m_i = \frac{\phi(I^{HR})\phi(I_i)}{\|\phi(I^{HR})\| \cdot \|\phi(I_i)\|}$;
- 3: 从上一步计算得到的 m_i 中找出其中最大的五个 $\{m_{k_1}, m_{k_2}, m_{k_3}, m_{k_4}, m_{k_5}\}$, 从这五个中随机选取一个 m_{k_i} , 将对应的 I_{k_i} 作为 I^{Ref} .





实验验证

■ 视觉效果



方法名	PSNR	SSIM
Wavelet-srnet	29.53	0.831
SRGAN	28.28	0.748
VDSR	29.03	0.836
SICNN	28.27	0.763
EDSR	29.17	0.844
SRFBN	29.55	0.841
RefFace(ours)	30.02	0.801



实验验证

■ 低分辨率人脸识别

- 对模型重建出的结果进行人脸识别测试

- 分析原因所在:

- [网络结构](#)
- 损失函数

方法名	FAR=0.1%, VR	FAR=0.1%, DIR
Wavelet-srnet	66.84%	26.36%
SRGAN	71.47%	36.49%
VDSR	73.07%	39.46%
SICNN	76.03%	41.47%
EDSR	77.52%	42.27%
SRFBN	69.93%	35.42%
RefFace(ours)	73.44%	31.97%



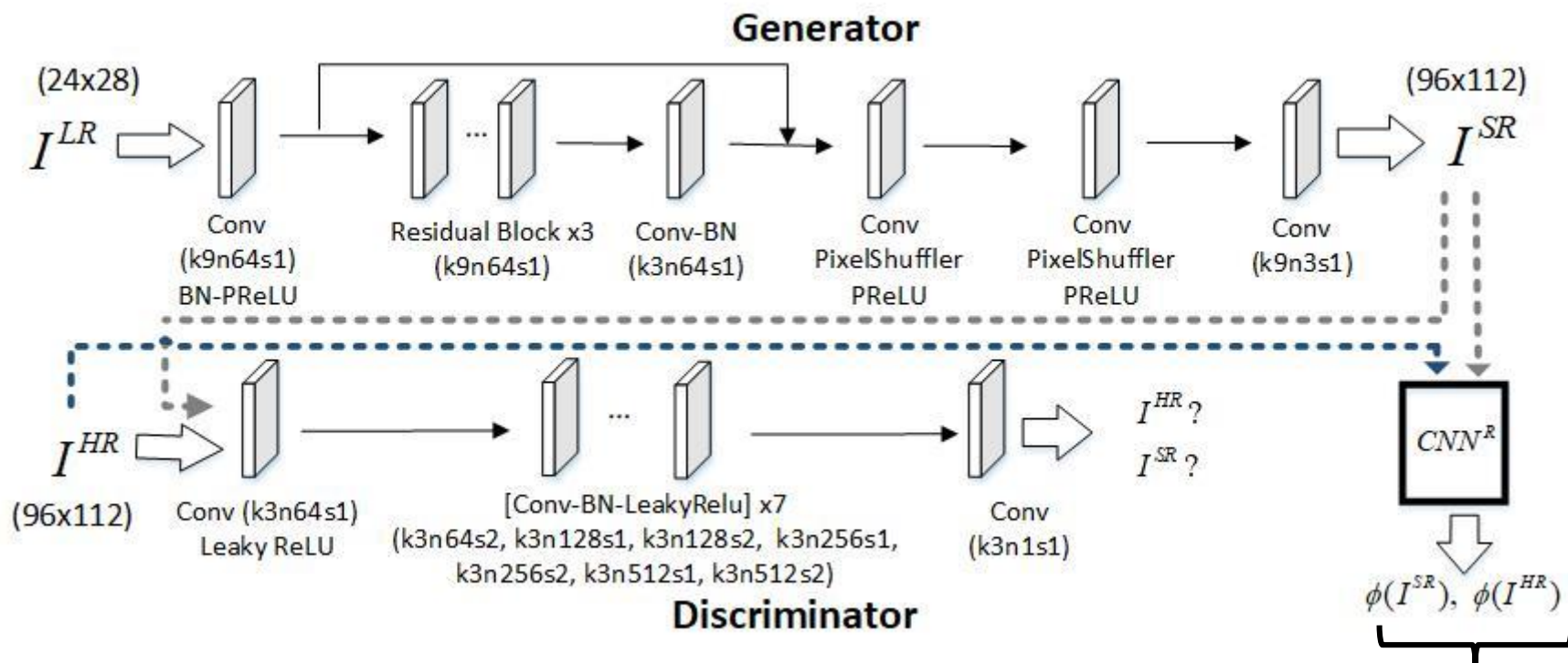
• 基于身份信息的人脸超分辨率重建模型

- C-Face Network: 基于身份信息的人脸超分辨率重建模型
 - 前面工作的重建结果未能有效提升识别率
 - 基于参考的方法计算效率低
 - 人脸识别损失并不能约束重建模型具有保持身份信息的能力
- C-Face Loss: 在人脸超分辨率重建中引入身份信息
- 训练流程



基于身份信息的人脸超分辨率重建模型

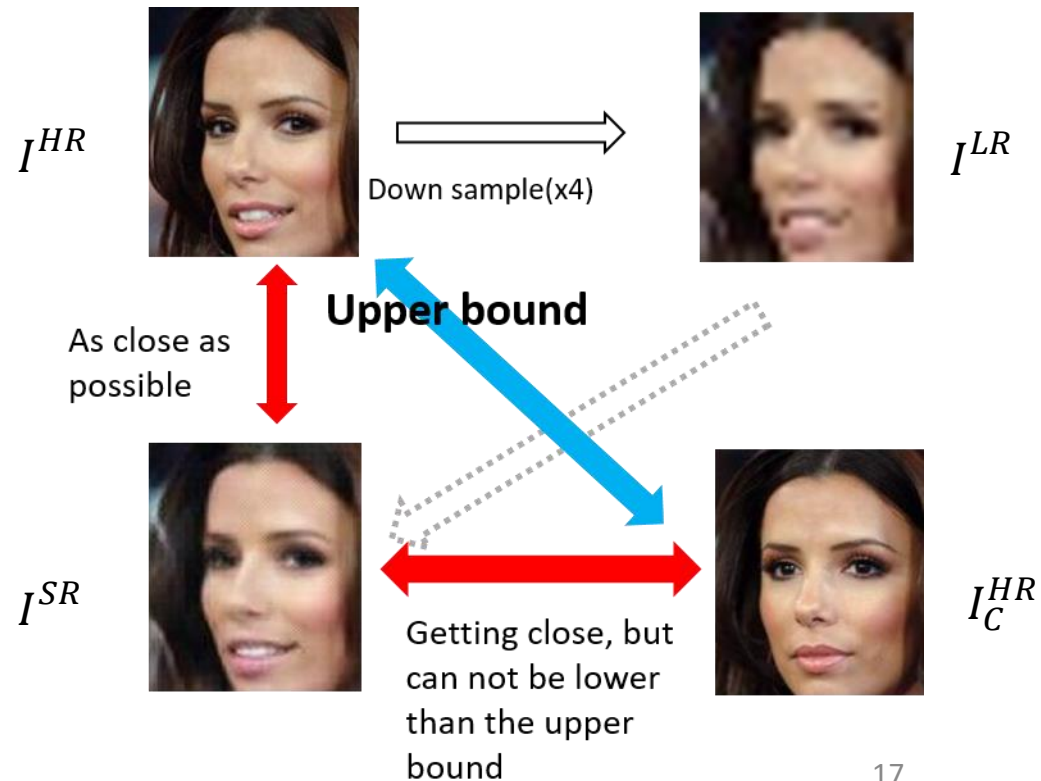
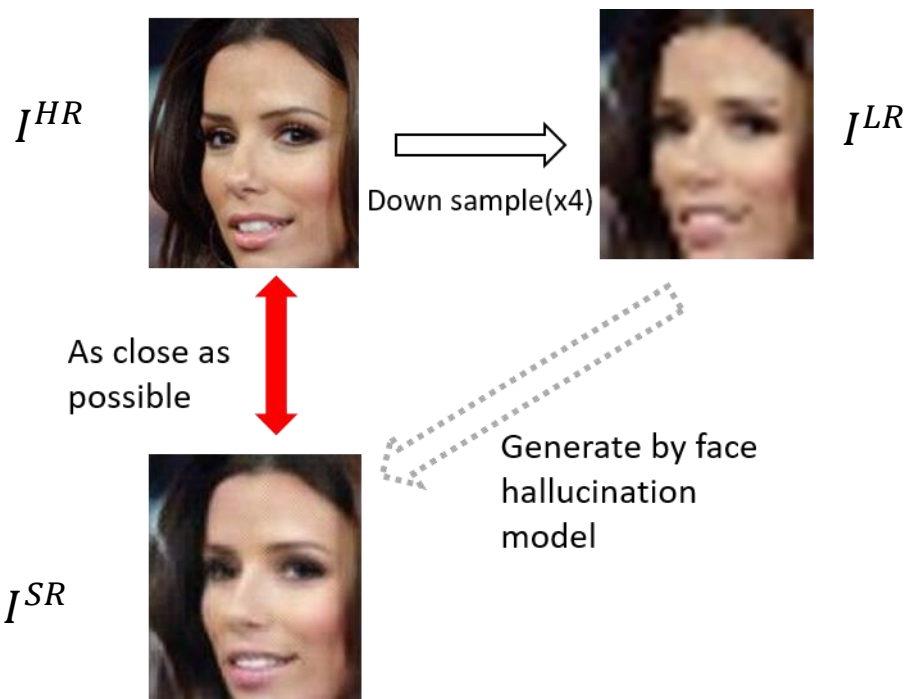
■ C-Face Network: 基于身份信息的人脸超分辨率重建模型





基于身份信息的人脸超分辨率重建模型

■ C-Face Loss: 在人脸超分辨率重建中引入身份信息





基于身份信息的人脸超分辨率重建模型

■ C-Face Loss: 在人脸超分辨率重建中引入身份信息

$$\begin{aligned} L_{CF} &= \gamma_1 \left\| \frac{\phi(I^{SR})}{\|\phi(I^{SR})\|_2} - \frac{\phi(I^{HR})}{\|\phi(I^{HR})\|_2} \right\|_2^2 + \\ &\quad \gamma_2 \max \left(\left\| \frac{\phi(I^{SR})}{\|\phi(I^{SR})\|_2} - \frac{\phi(I_C^{HR})}{\|\phi(I_C^{HR})\|_2} \right\|_2^2 - \left\| \frac{\phi(I^{SR})}{\|\phi(I^{SR})\|_2} - \frac{\phi(I^{HR})}{\|\phi(I^{HR})\|_2} \right\|_2^2, 0 \right) \\ &= \gamma_1 L_{SI}(I^{SR}, I^{HR}) + \gamma_2 \max(L_{SI}(I^{SR}, I_C^{HR}) - L_{SI}(I^{SR}, I^{HR}), 0) \end{aligned}$$

其中 $L_{SI}(I^{HR}, I^{SR}) = \left\| \frac{\phi(I^{SR})}{\|\phi(I^{SR})\|_2} - \frac{\phi(I^{HR})}{\|\phi(I^{HR})\|_2} \right\|_2^2$.

$\phi(I)$ 表示根据人脸图片 I 提取的[身份特征向量](#)



基于身份信息的人脸超分辨率重建模型

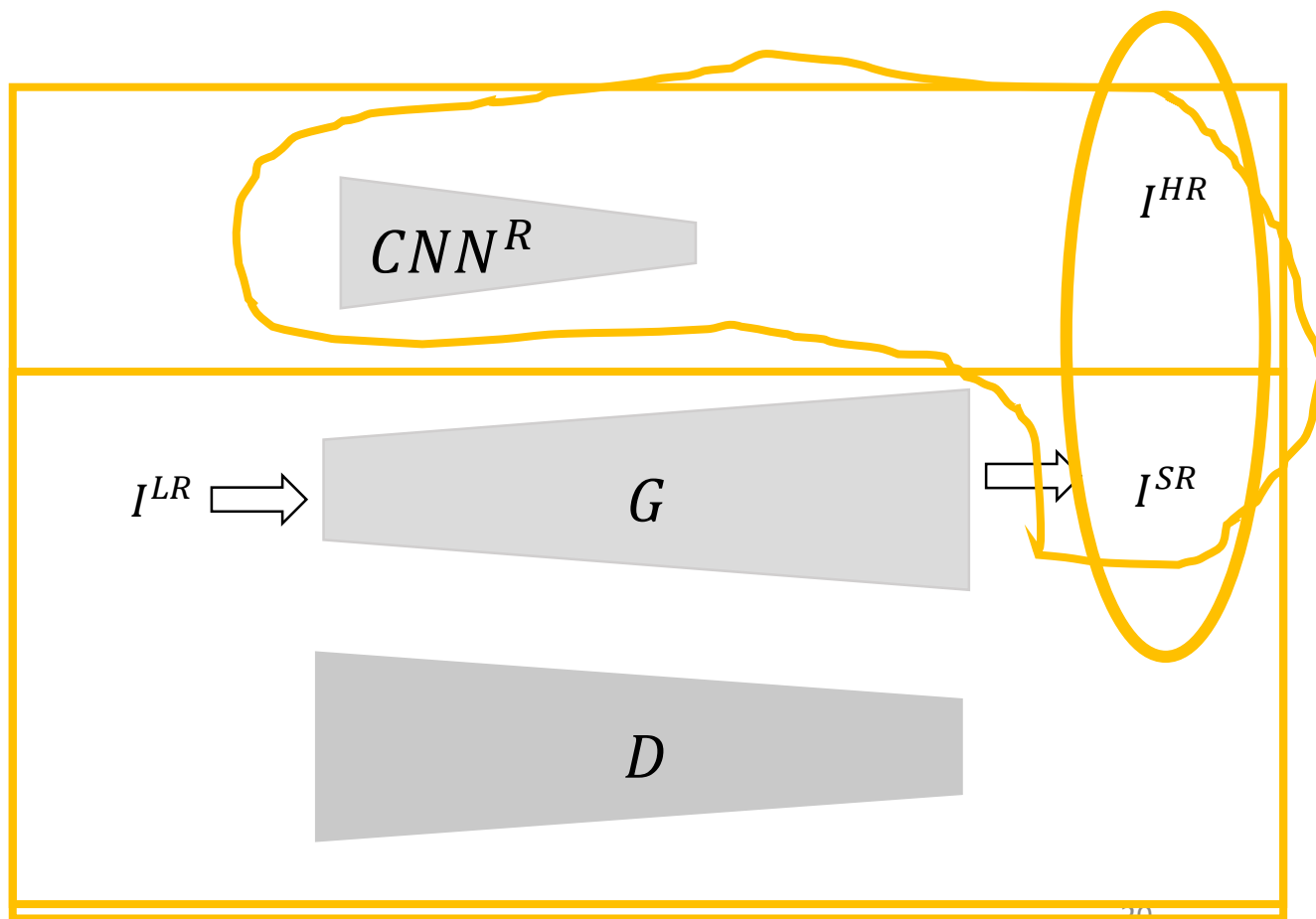
■ 训练过程

Algorithm 4.1 C-Face Network 训练算法

Input: 经过高清人脸数据集 (D^{HR}) 训练好的 CNN^R , 参数随机初始化的 GAN 网络 (结构如图4-2), 训练集中每一个数据都分为三元组 $\{I^{LR}, I^{HR}, I_c^{HR}\}$

Output: 训练好的 C-Face Network.

- 1: **stage 1:** 通过公式(4-9)训练 GAN 网络。 CNN^R 只用于计算 C-Face Loss, 不参与训练;
- 2: **stage 2:** 用步骤一训练得到的 G 网络对训练数据中所有低分辨率图片进行重建, 得到经过重建的数据集 D^{SR} ;
- 3: **stage 3:** 将 D^{HR} 与 D^{SR} 混合, 用混合后的数据集对 CNN^R 进行训练微调;
- 4: **stage 4:** 再次用 L_{total} 训练 GAN 模型, 此时的 CNN^R 使用上一步微调后得到的模型。在本阶段, 训练的每一步不仅通过三元组计算得到的 L_{total} 对 GAN 模型进行反向传播, 也通过 I^{SR} 计算人脸识别损失, 对 CNN^R 进行微调。





基于身份信息的人脸超分辨率重建模型——实验结果

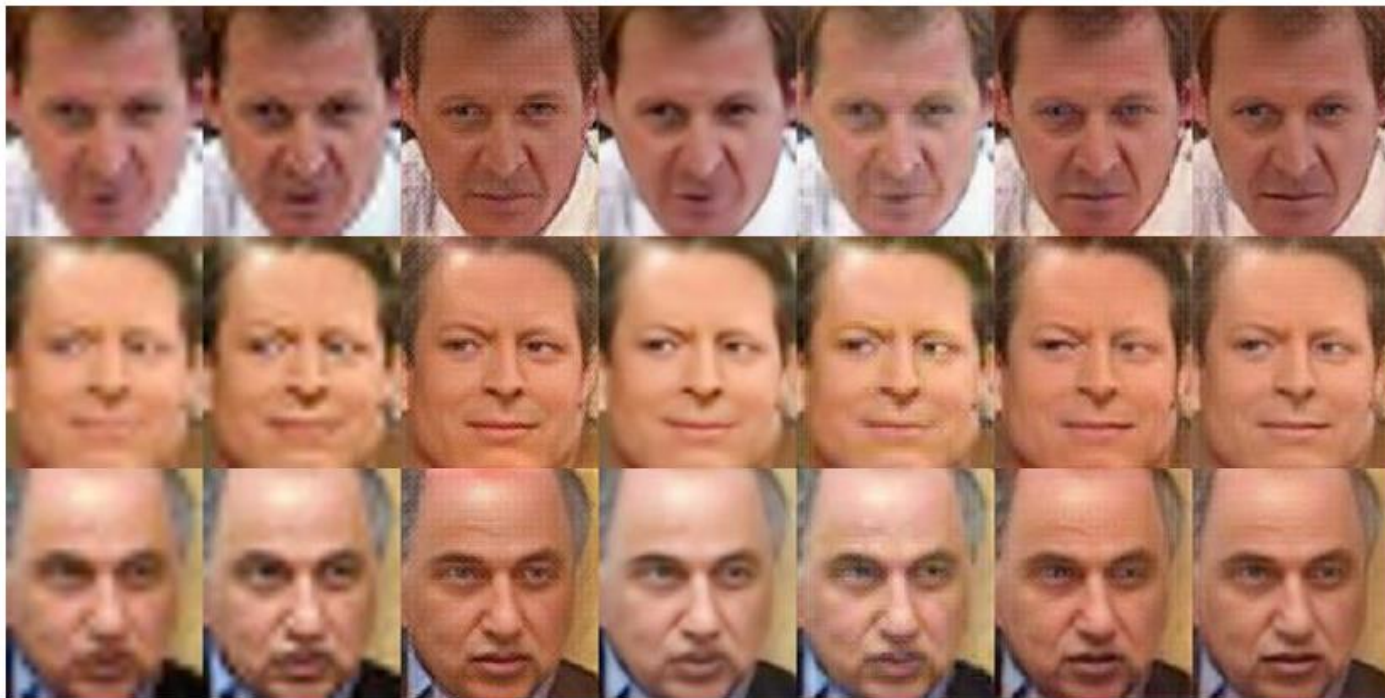
	FAR=0.1%, VR	FAR=1%, DIR
Original LFW	96.35%	78.94%
Interpolation	50.84%	14.46%
Wavelet-srnet	66.84%	26.36%
SRGAN	71.47%	36.49%
VDSR	73.07%	39.46%
EDSR	77.52%	42.27%
SRFBN	69.93%	35.42%
SICNN	76.03%	41.47%
C-Face v1 (ours)	78.28%	39.87%
C-Face v2 (ours)	78.66%	43.57%

在LFW-BLUFRT测试协议的两个指标中均超过各个对比方法



基于身份信息的人脸超分辨率重建模型——实验结果

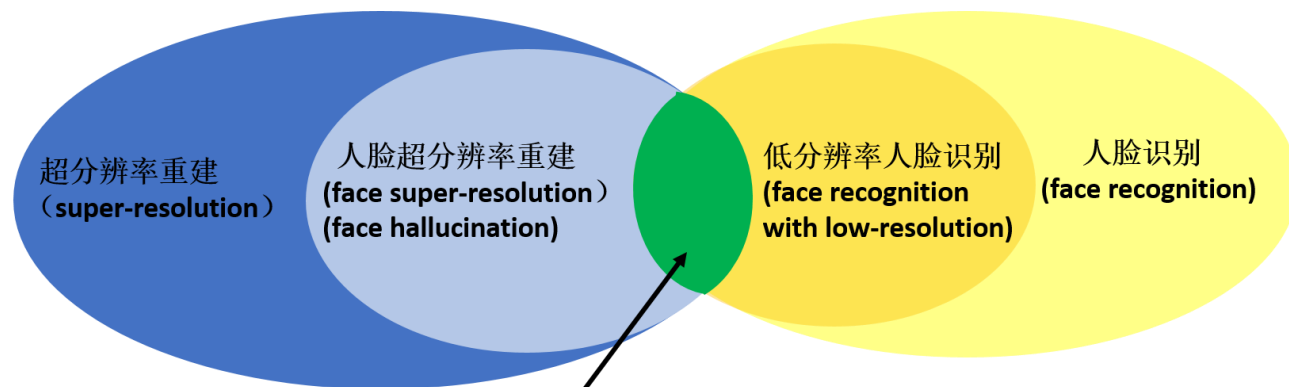
	PSNR	SSIM
Wavelet-srnet	29.53	0.831
SRGAN	28.28	0.748
VDSR	29.03	0.836
SICNN	28.27	0.763
EDSR	29.17	0.844
SRFBN	29.55	0.841
C-Face v1 (ours)	28.66	0.740
C-Face v2 (ours)	28.62	0.802





基于参考的人脸超分辨率重建模型——RefFace

- 优点
 - 良好的视觉效果
- 缺点
 - 结果的识别准确率较低
 - 计算较慢



基于身份信息的人脸超分辨率重建模型——C-Face Network

- 优点
 - 低分辨率人脸识别的准确率突出
 - 受RefSR方法启发，但在实际应用(测试阶段)中无需输入参考，计算速度快
- 缺点
 - 视觉效果指标(PSNR, SSIM)优势不足

我们的研究：基于超分辨率重建的低分辨率人脸识别



第四部分

Applications

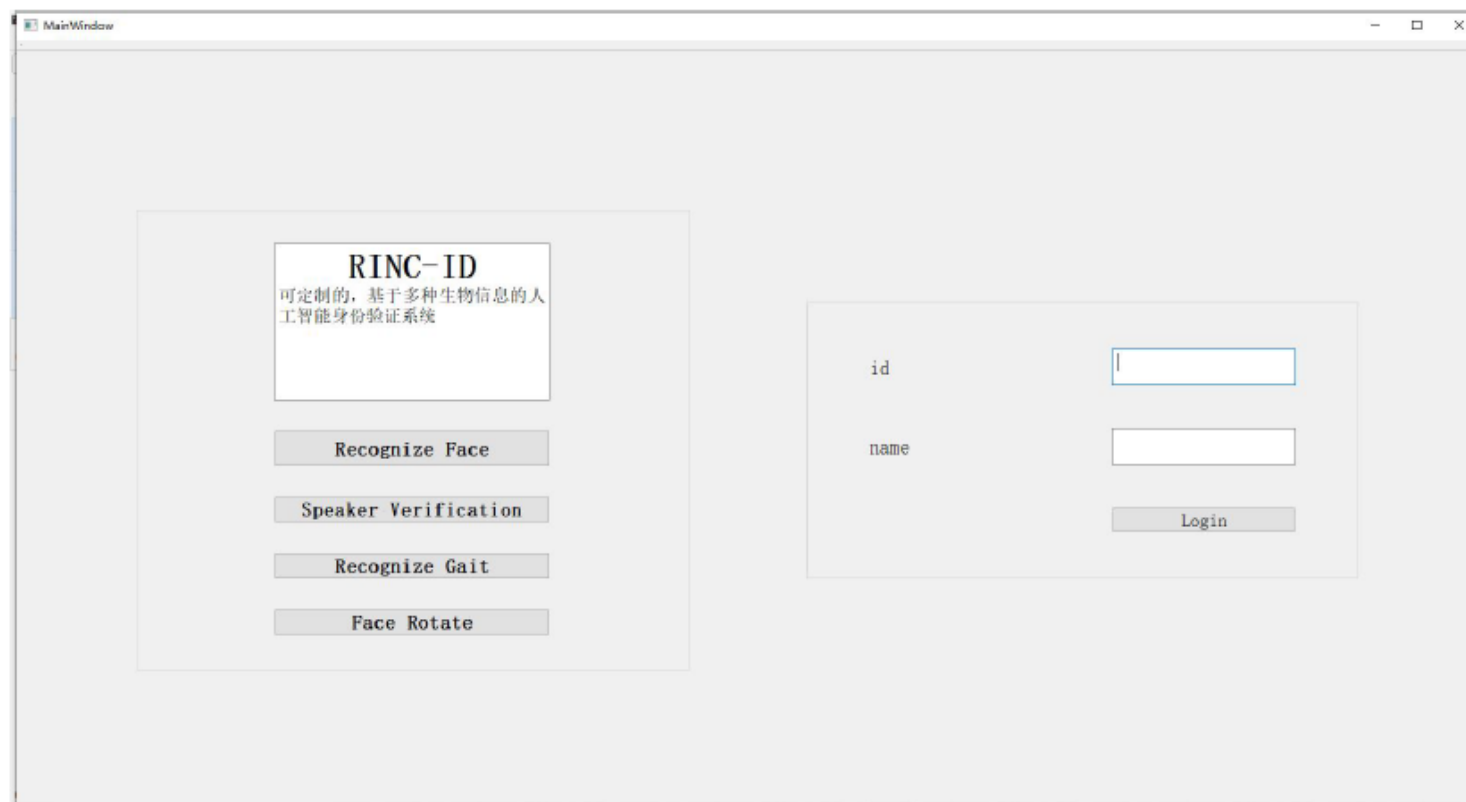
实际应用

- RINC-ID多模态身份验证系统



多模态身份验证系统

- 支持多种不同验证方式
 - 人脸识别
 - 步态识别
 - 声纹识别
- 识别低分辨率人脸
 - C-Face Network
- 多平台部署

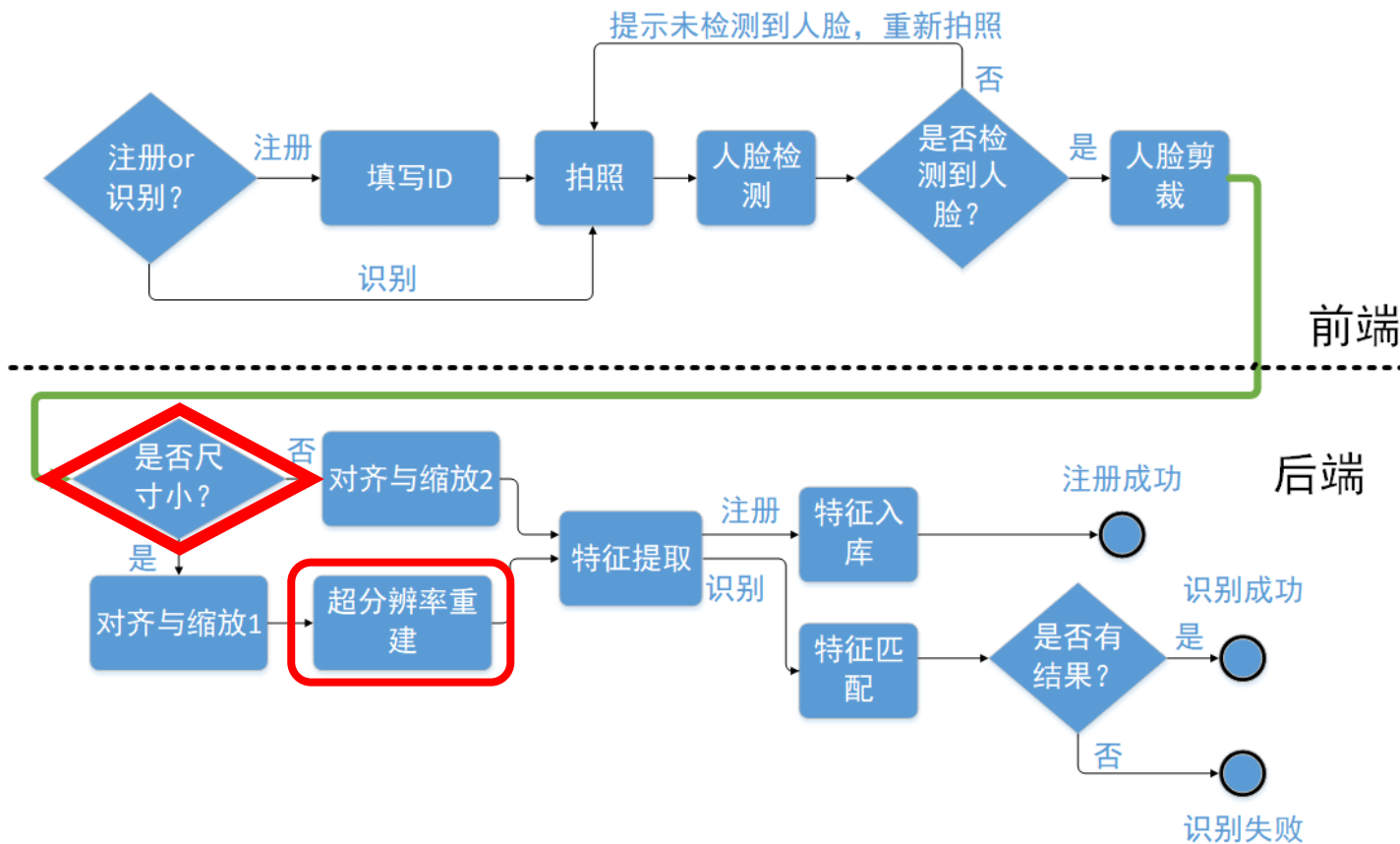




多模态身份验证系统

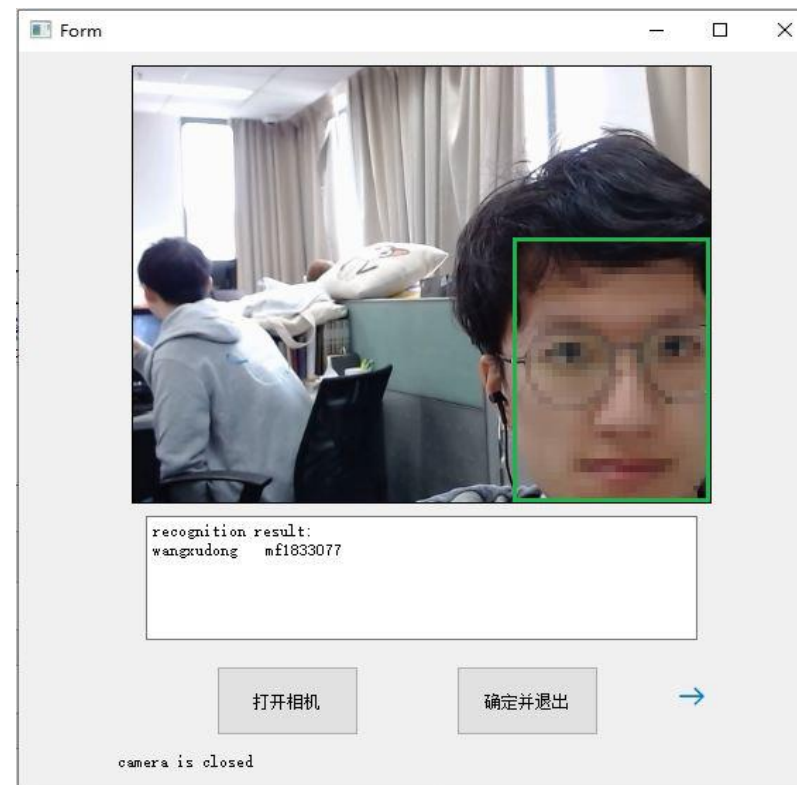
■ 人脸识别模块

- 集成前沿算法
- 超分辨率人脸重建





多模态身份验证系统





第五部分

Work and Research Progress 研究生期间工作成果



学术论文

- **Xudong Wang**, Furao Shen, Jian Zhao, “C-Face Network: Face Hallucination for Maintaining Identity Information,” in Journal of Artificial Intelligence Research, 2021, under-review.

专利

- 申富饶, **王绪冬**, 李俊, 赵健. “一种基于身份信息的人脸图像重建方法” (ZL 2019 1 1024313.X)

项目

- RINC-ID多模态身份验证系统



谢谢!

感谢在南京大学RINC实验室三年的时光中老师的指导以及各位同学们的帮助，也感谢答辩现场的老师与同学们，大家辛苦了!

