

2018 个人工作汇报

汇报人：程载熙



目录

- 1 雾霾相关工作
- 2 掌纹相关工作
- 3 近期相关工作

A black and white line drawing of a dandelion. The main dandelion is on the right side, with its seed head partially obscured by a dark horizontal band. Several seeds are shown floating in the air above the main head. Another smaller dandelion head is visible at the bottom right.

雾霾相关工作

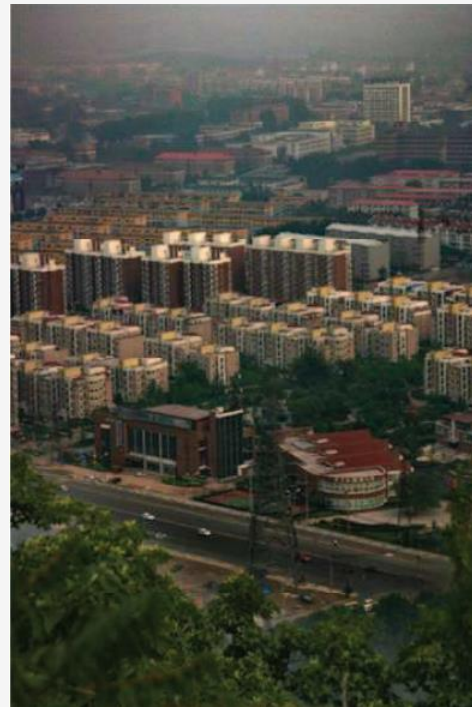
Part.1

- 1 课题背景
- 2 课题介绍
- 3 我的工作

背景

1.课题来源：导师的自然科学基金项目“基于深度神经网络的图像中雾霾的度量与去除”

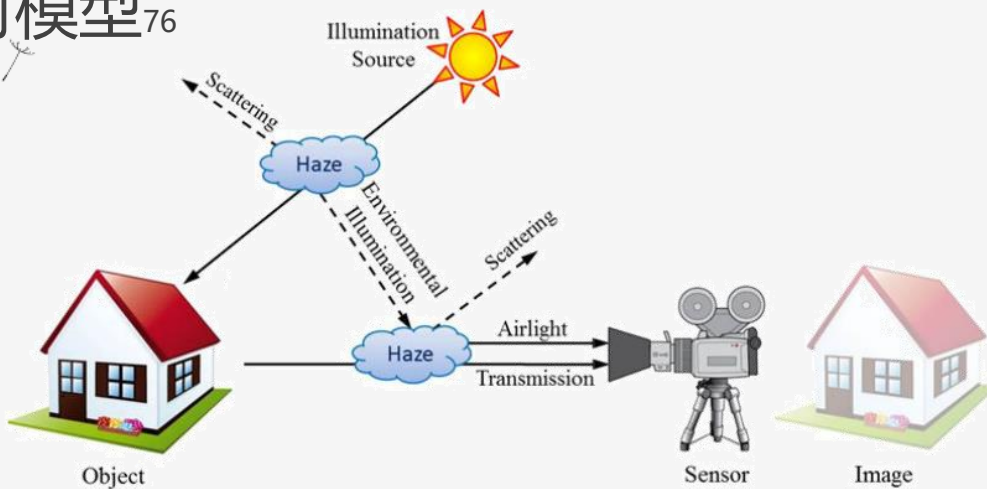
2.课题介绍：



3.课题应用

介绍

1. 大气散射模型⁷⁶



$I(x)$: 实际观测到的图像

$J(x)$: 清晰的图像

$I(x) = J(x)t(x) + \alpha(1 - t(x))$, $t(x)$: 透射率, 即能够穿过雾霾到达摄

像头的比率, 与距离成反比。 $t(x) = e^{-\beta d(x)}$

α : 全局大气光

$$J(x) = \frac{I(x) - \alpha(1 - t(x))}{t(x)}$$



key: 从不清晰图片中获取清晰图片的关键在于计算透射率 $t(x)$, 或者是其深度值 d

思路

课题思路:

目的: 一个端到端的去雾霾系统



神经网络

设计一个神经网络来直接除去雾霾



缺乏大量的清晰图像-雾霾图像对

构造一个比较大的清晰图像-雾霾图像对的数据集



无法人工拍, 根据大气散射模型, 假设知道图像的
深度 d , 设计合理的参数就可以模拟雾霾图像

构造一个比较大的图像深度数据集





工作

方案探索:

A) 结构光 (如Kinect) 和tof相机

缺点: 所获得的深度太近, 适合室内

B) 激光雷达测距, 如KITTI数据集

缺点: 成本太高

C) 双目相机或多目

缺点: 距离有限, 算法复杂, 实时性差

D) 虚拟数据集, 如virtual kitti数据集

缺点: 不够真实

E) 单目图像深度估计

缺点: 难度较大, 信息不足, 估计不准



工作

方案探索:

A) 结构光 (如Kinect) 和tof相机

缺点: 所获得的深度太近, 适合室内

B) 激光雷达测距, 如KITTI数据集

缺点: 成本太高

C) 双目相机或多目

缺点: 距离有限, 算法复杂, 实时性差

D) 虚拟数据集, 如virtual kitti数据集

缺点: 不够真实

E) 单目图像深度估计

缺点: 难度较大, 信息不足, 估计不准

主要方法:

MRF、特征匹配
神经网络

测试:

我个人在caffe上
测试过几个单目图像
深度生成的网络, 都
比较粗糙, 容易把深
度和颜色联系, 对天
空无法处理。



工作

方案探索:

A) 结构光 (如Kinect) 和tof相机

缺点: 所获得的深度太近, 适合室内

B) 激光雷达测距, 如KITTI数据集

缺点: 成本太高

C) 双目相机或多目

缺点: 距离有限, 算法复杂, 实时性差

D) 虚拟数据集, 如virtual kitti数据集

缺点: 不够真实

E) 单目图像深度估计

缺点: 难度较大, 信息不足, 估计不准

参与论文:

Towards Simulating Foggy and Hazy Images and Evaluating Their Authenticity

ICONIP 2017, CCF-C, Ning Zhang、Lin Zhang、Zaixi Cheng

暗通道先验^{he, cvpr, 09, bestpaper}

扩展

在绝大多数非天空的局部区域里，某一些像素总会有至少一个颜色通道具有很低的值

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} (J^c(y)) \right) \quad J^{\text{dark}} \rightarrow 0$$

造成这个现象的三个原因：

- a) 各种阴影
- b) 色彩鲜艳的物体或表面，在rgb三个通道中有些颜色的值很低，如绿草、黄叶，或蓝色的水面
- c) 物体本身就很暗



$$\frac{I^c(\mathbf{x})}{A^c} = t(\mathbf{x}) \frac{J^c(\mathbf{x})}{A^c} + 1 - t(\mathbf{x})$$

$$\min_{y \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_c \frac{I^c(\mathbf{y})}{A^c} \right) = \tilde{t}(\mathbf{x}) \min_{y \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_c \frac{J^c(\mathbf{y})}{A^c} \right) + 1 - \tilde{t}(\mathbf{x}).$$

$$\tilde{t}(\mathbf{x}) = 1 - \min_{y \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_c \frac{I^c(\mathbf{y})}{A^c} \right)$$

$$\tilde{t}(\mathbf{x}) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_c \frac{I^c(\mathbf{y})}{A^c} \right)$$

A black and white line drawing of a dandelion seed head. The seed head is composed of many fine lines radiating from a central point, each ending in a small circle representing a seed. Several seeds are shown floating away from the head, scattered across the upper left portion of the image. The background is a solid dark gray horizontal band.

掌纹相关工作

Part.2

- ① 课题背景
- ② 前期工作
- ③ 我的工作

前期

设备设计:



Fig.1 (a)

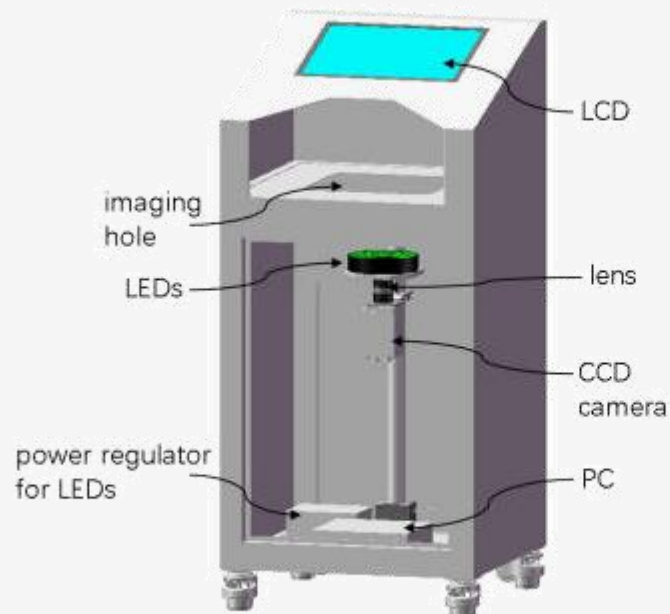


Fig.1 (b)



Fig.1 (c)

数据采集:

300个人*2个手掌*两个session

➡➡➡ 12000张palmprint、12000张palmvein

Towards Contactless Palmprint Recognition: A Novel Device, A New Benchmark, and A Collaborative Representation Based Identification Approach
Pattern Recognition, SCI, CCF-B

工作

问题调研:

传统方法:

- A) 提取掌纹中的主线
- B) 基于子空间的方法
- C) 基于编码的方法

和其他生物特征对比:

与人脸的相比: 唯一性、安全性、稳定, 不易受光照、化妆等影响

与指纹相比: 信息多, 比较稳定

与虹膜识别相比: 设备相对比较便宜

主要优势: 安全性、唯一性、活体检测、非接触式

神经网络:

主要是分类网络和孪生网络

AlexNet->VGG->GoogLeNet->ResNet->DesNet(x)



工作

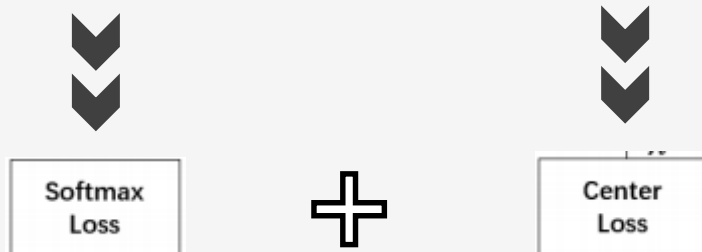
问题研究:

识别 (identification) 问题: 判断测试掌纹的身份, 是一个分类问题, 适合使用分类网络

验证 (verification) 问题: 判断两张掌纹是否是同一个人, 适合使用孪生网络

将两个问题一起考虑, 设计一个稳定的网络来提取唯一的特征

既要考虑识别问题, 又要考虑验证问题



工作

问题研究:

识别 (identification) 问题: 判断测试掌纹的身份, 是一个分类问题, 适合使用分类网络

验证 (verification) 问题: 判断两张掌纹是否是同一个人, 适合使用孪生网络

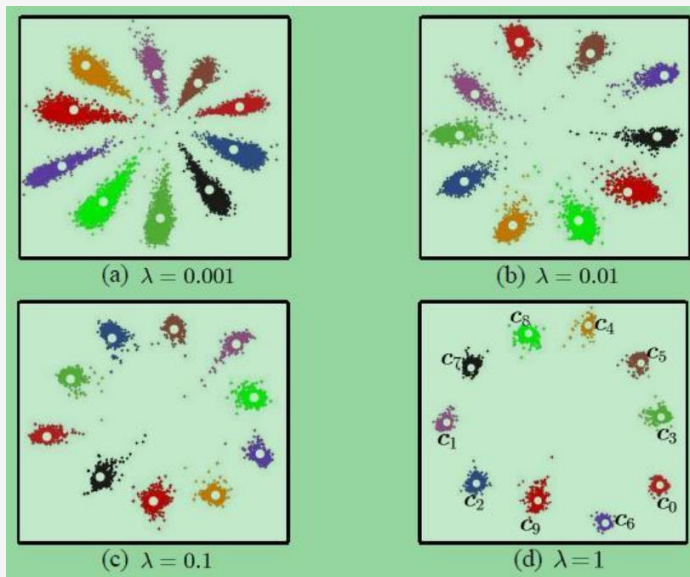
将两个问题一起考虑, 设计一个稳定的网络来提取唯一的特征

既要考虑识别问题, 又要考虑验证问题

Softmax
Loss



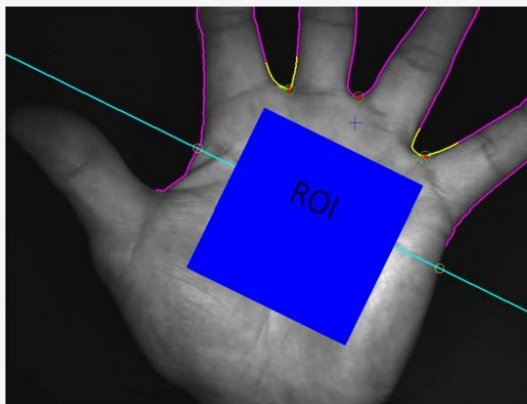
Center
Loss



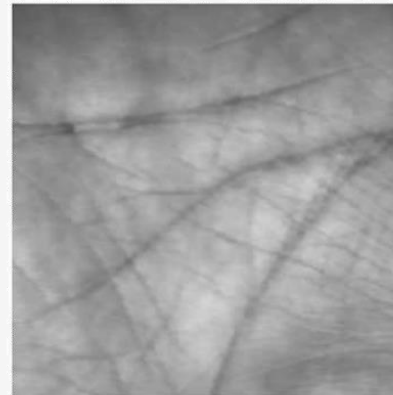


工作

具体实现:



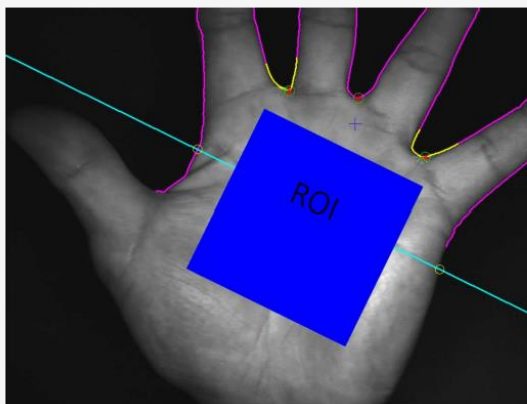
(a)



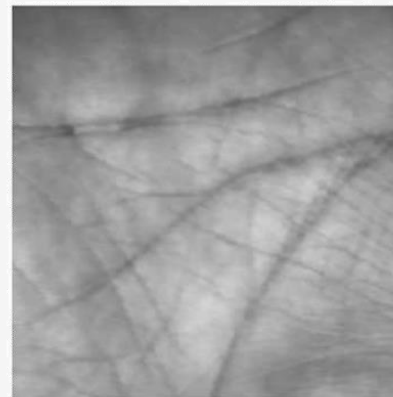
(b)

工作

具体实现:

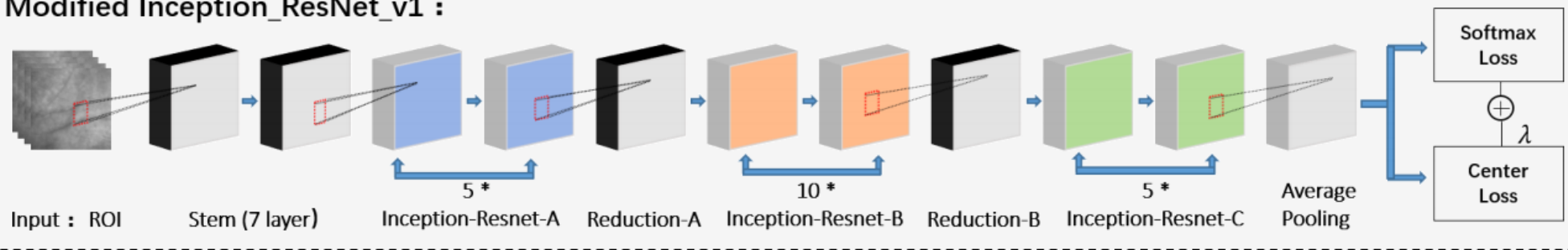


(a)



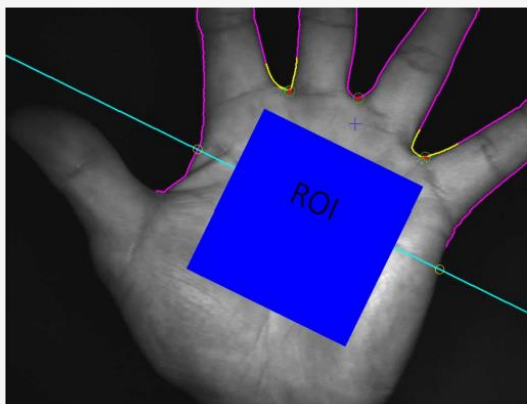
(b)

Modified Inception_ResNet_v1 :

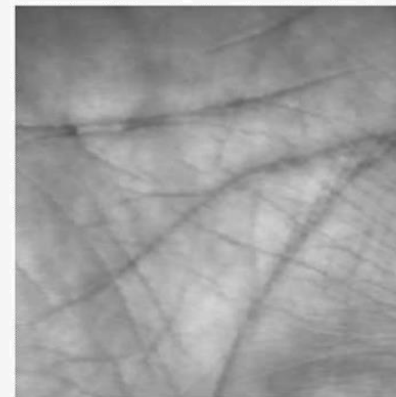


工作

具体实现:

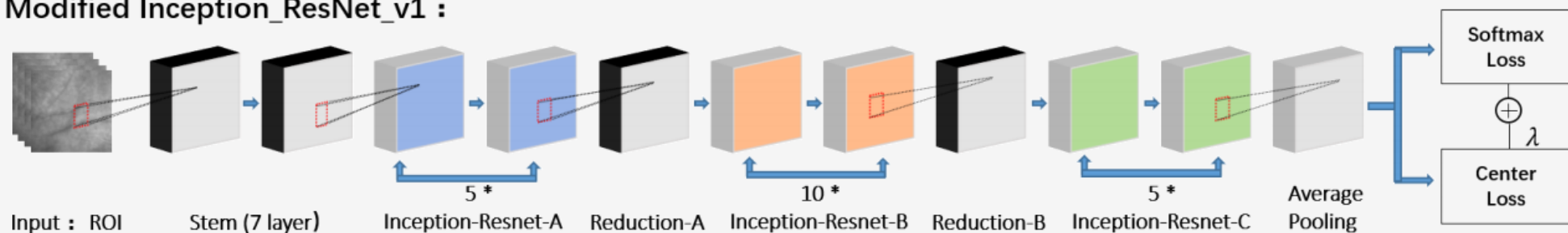


(a)

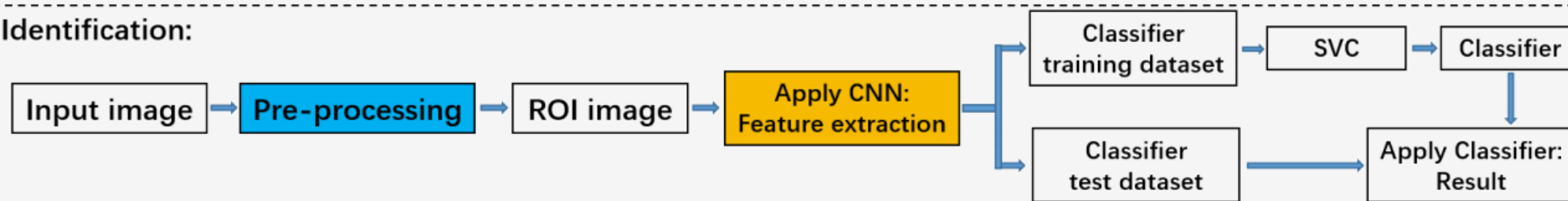


(b)

Modified Inception_ResNet_v1 :

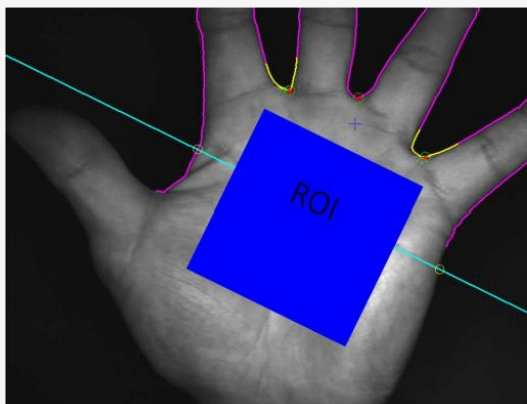


Identification:

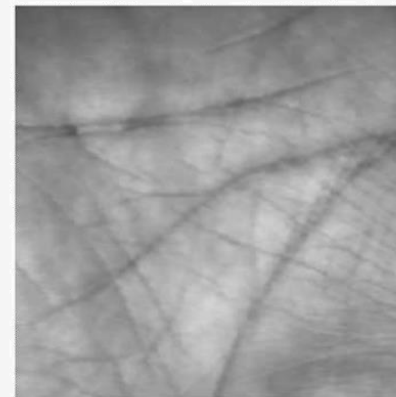


工作

具体实现:

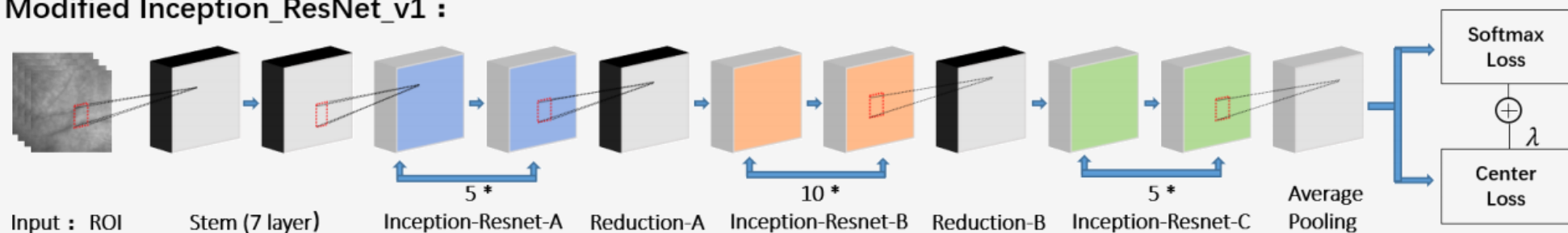


(a)

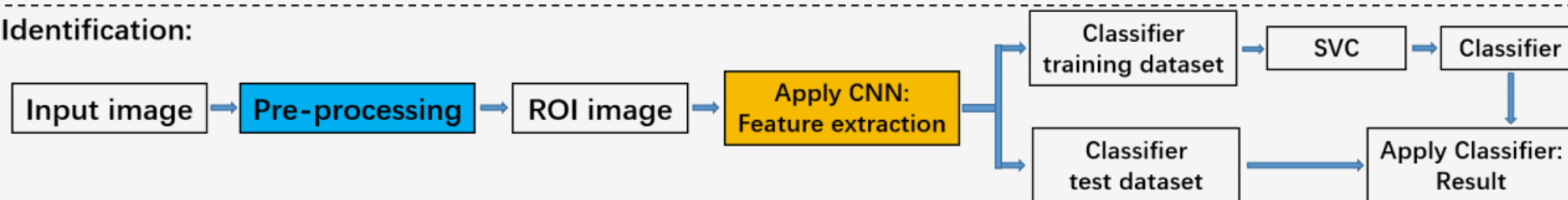


(b)

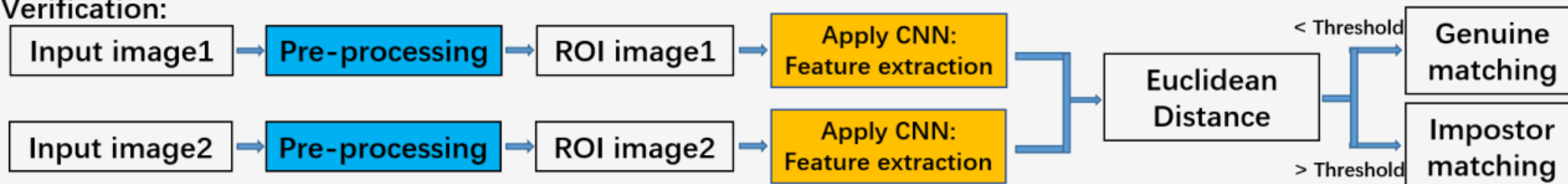
Modified Inception_ResNet_v1 :



Identification:



Verification:



实验部分:

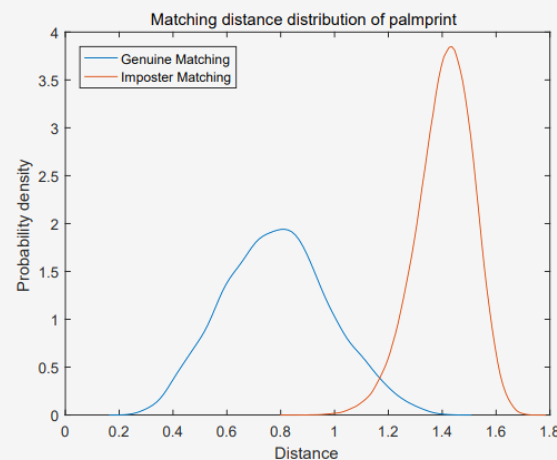
工作

Table 3. Accuracy and Precision-recall Rate for Palmprint Identification.

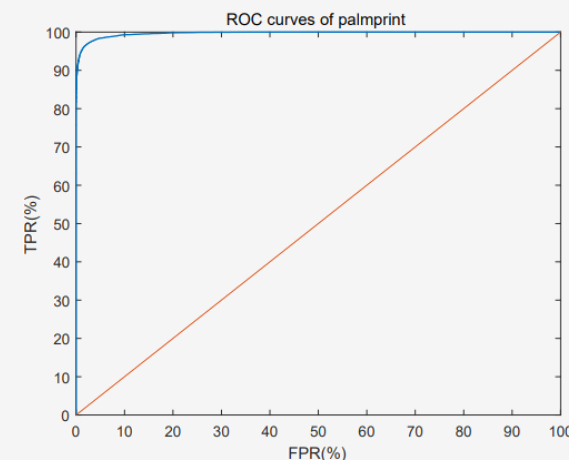
Method	Accuracy	Precision	Recall
Liang et al. [44]	96.63%	96.86%	96.63%
Li et al. [45]	95.48%	95.83%	95.48%
Zhang et al. [42]	98.78%	98.95%	98.78%
Wu et al. [26]	99.20%	99.50%	99.20%
Ours	100.00%	100.00%	100.00%

Table 4. EERs for Palmprint Verification.

Method	EER
Pang et al. [46]	6.46%
Wu et al. [47]	3.37%
Li et al. [48]	4.50%
Ours	2.74%



(a)



(b)

Figure 8. (a,b) are the matching distance distribution and the ROC curve, respectively, of our proposed method *PalmR_{CNN}* when being applied for palmprint verification.



工作

其余:

关于网络:

测试过其他的网络, 包括AlexNet、VGG、孪生网络, 自己的显卡带不动ResNet

关于实验:

Center loss对验证实验有优势, 但是会降低识别的效果
掌纹和掌脉效果差不多。还没有将两者结合

贡献和创新:

- A) 比较理想的数据集
- B) 将深度学习应用到掌纹方面
- C) 同时考虑识别和验证问题

撰写论文:

Palmprint and Palmvein Recognition Based on DCNN and A New Large-Scale Contactless

Palmvein Dataset

Symmetry(SCI), Lin Zhang, Zaixi Cheng

A black and white illustration of a dandelion seed head. The seed head is a large, spherical cluster of many small seeds, each with a long, thin stem. The seeds are arranged in a radial pattern, creating a complex, web-like structure. Several seeds are shown floating away from the main head, scattered across the upper left portion of the image. The background is a solid light gray, and a dark gray horizontal band runs across the middle of the image, behind the text.

近期相关工作

Part.3



近期

目标追踪:

几大难点:

外观变形、光照变化、快速运动、运动模糊和背景干扰

相关滤波主要原理:

对于输入的第一帧, 将给定的要追踪的区域提取出特征, 然后进行训练, 得到相关的滤波器

对于之后的每一帧, 先裁剪下之前预测的区域, 然后进行特征提取, 这些特征经过cos窗函数 (弱化边缘) 之后, 做FFT变换 (将时域上的矩阵相乘, 换成频率上的点乘, 大大降低计算的复杂度), 将结果做IFFT之后, 最大响应点所在的区域即为要追踪的新位置, 然后用新位置更新滤波器

经典的高速的相关滤波算法:

CSK、KCF/DCF、CN

近期

KCF算法理论基础:

岭回归模型:

$$f(x_i) = \omega^T x_i \Rightarrow \min_{\omega} \sum_i (f(x_i) - y_i)^2 + \lambda \|\omega\|^2 \Rightarrow \begin{aligned} \omega &= (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y \\ \mathbf{w} &= (X^H X + \lambda I)^{-1} X^H \mathbf{y} \end{aligned}$$

循环矩阵:

$$X = C(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \cdots & x_n \\ x_n & x_1 & x_2 & \cdots & x_{n-1} \\ x_{n-1} & x_n & x_1 & \cdots & x_{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_2 & x_3 & x_4 & \cdots & x_1 \end{bmatrix} \quad C(\text{color vector}) = \begin{bmatrix} \text{circular color matrix} \end{bmatrix}$$

$$X = F \text{diag}(\hat{\mathbf{x}}) F^H, \quad \hat{\mathbf{x}} = \mathcal{F}(\mathbf{x})$$

$$X^H X = F \text{diag}(\hat{\mathbf{x}}^*) F^H F \text{diag}(\hat{\mathbf{x}}) F^H = F \text{diag}(\hat{\mathbf{x}}^* \odot \hat{\mathbf{x}}) F^H$$

$$\hat{\mathbf{w}} = \frac{\hat{\mathbf{x}}^* \odot \hat{\mathbf{y}}}{\hat{\mathbf{x}}^* \odot \hat{\mathbf{x}} + \lambda}$$

近期

KCF算法理论基础:

非线性:

$$\mathbf{w} = \sum_i \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i) \gg f(\mathbf{z}) = \mathbf{w}^T \mathbf{z} = \sum_{i=1}^n \alpha_i \kappa(\mathbf{z}, \mathbf{x}_i) \gg \boldsymbol{\alpha} = (K + \lambda I)^{-1} \mathbf{y}$$

Theorem 1. Given circulant data $C(\mathbf{x})$, the corresponding kernel matrix K is circulant if the kernel function satisfies $\kappa(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \kappa(M\mathbf{x}, M\mathbf{x}')$, for any permutation matrix M . $M =$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \frac{\hat{\mathbf{y}}}{\hat{\mathbf{k}}^{\mathbf{x}\mathbf{x}} + \lambda}$$

where $\mathbf{k}^{\mathbf{x}\mathbf{x}}$ is the first row of the kernel matrix $K = C(\mathbf{k}^{\mathbf{x}\mathbf{x}})$

$$k_i^{\mathbf{x}\mathbf{x}'} = \kappa(\mathbf{x}', P^{i-1}\mathbf{x}) = \varphi^T(\mathbf{x}')\varphi(P^{i-1}\mathbf{x})$$

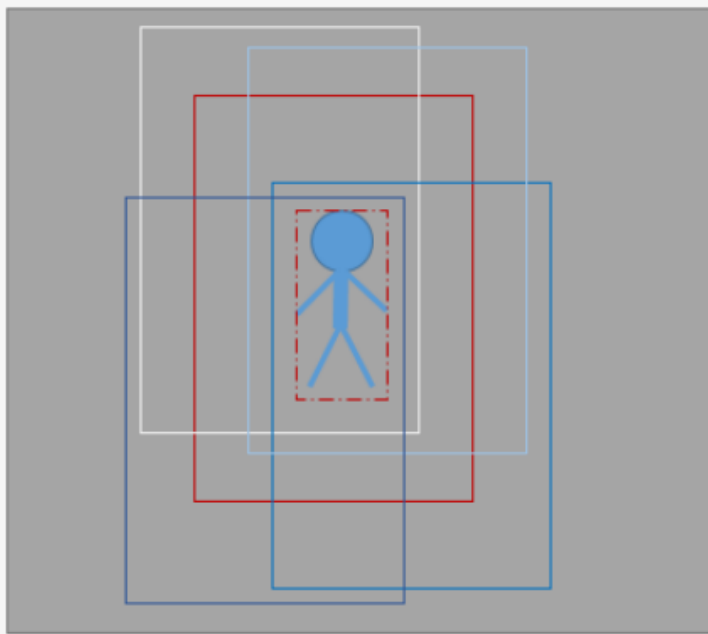
$$\mathbf{k}^{\mathbf{x}\mathbf{x}'} = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2}\left(\|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{x}'\|^2 - 2\mathcal{F}^{-1}(\hat{\mathbf{x}}^* \odot \hat{\mathbf{x}}')\right)\right)$$

$$\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{z}) = \hat{\mathbf{k}}^{\mathbf{x}\mathbf{z}} \odot \hat{\boldsymbol{\alpha}}.$$

近期

KCF算法实现过程:

以第一帧的box为中心, 添加一个1~1.5倍数的padding, 训练样本集是通过循环移位产生的, 在实际代码中只需要原始的生成样本即可



通过二维高斯分布计算生成样本的label, 离中心点越近label越接近1, 计算生成样本的fhog特征
计算:

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{y}}{\hat{k}^{xx} + \lambda}$$

对于下一帧:

$\hat{f}(z) = \hat{k}^{xz} \odot \hat{\alpha}$, 得到最大值即可定位当前帧相对应的目标位置

Staple算法: 结合fhog特征和颜色特征一起进行追踪



感谢聆听
