



携程技术中心



携程技术中心

IT大咖说  
知识分享平台

# 携程技术沙龙

## 机器学习在携程酒店图像数据中的应用

李翔



## 李翔

- 携程高级数据分析师，毕业于中山大学。现阶段主要负责酒店图像数据的分析、建模和处理。
- 研究兴趣为计算机视觉和机器学习，包括人脸/行人/行为识别、大规模图像检索、迁移学习和距离学习等，在包括ICCV和CVPR在内的学术会议和国际期刊上发表十余篇学术论文。

# 目录

## CONTENTS

- 1 酒店图像数据介绍
- 2 深度学习技术应用
- 3 迁移学习模型扩展
- 4 未来机器学习方向

# 目录

CONTENTS

- 1 酒店图像数据介绍
- 2 深度学习技术应用
- 3 迁移学习模型扩展
- 4 未来机器学习方向

## 酒店图像数据现状

酒店图像数据量巨大，数据已经近亿。

**数量**

**来源**

酒店图像数据的来源不一，有酒店上传和用户上传等诸多途径。

酒店图像数据的内容各异，按类别分可以分为外观、内景、房间等类别。

**内容**

**质量**

酒店图像数据的质量参差不齐，有高清的大图，也有模糊的小图。

## 图像数据中的主要机器学习应用场景

图像  
去重

1



图像  
检测

2



图像  
分类

3

外观 内景 房间

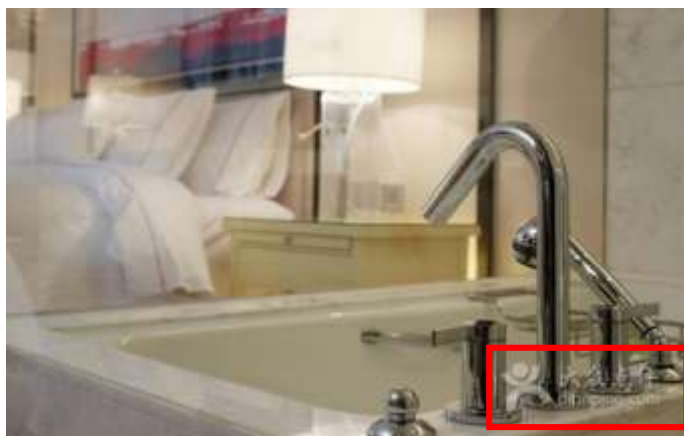
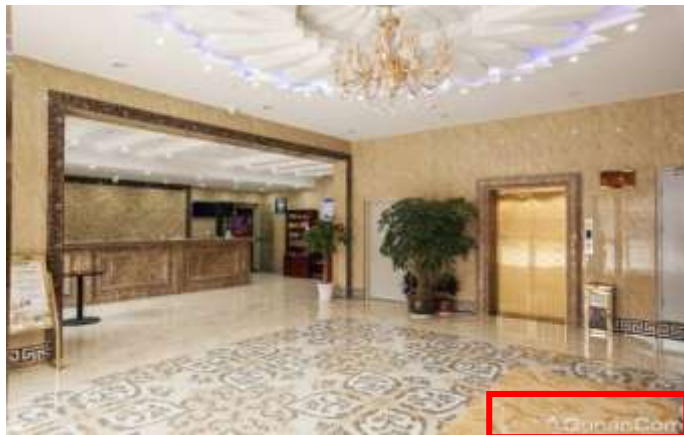


# 目录

## CONTENTS

- 1 酒店图像数据介绍
- 2 深度学习技术应用
- 3 迁移学习模型扩展
- 4 未来机器学习方向

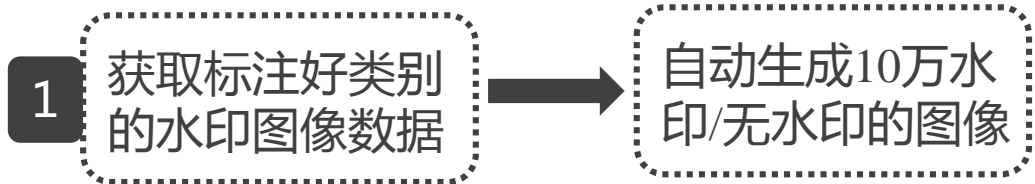
## 应用场景一：水印图像检测





# 水印图像检测方法

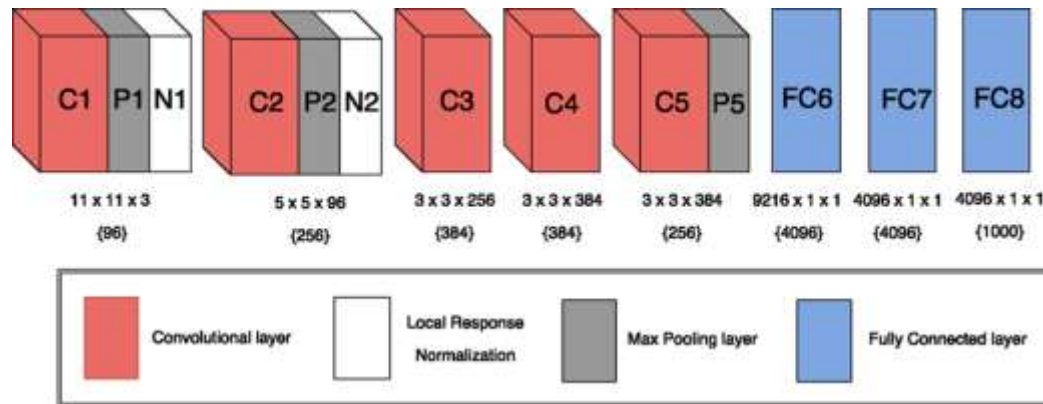
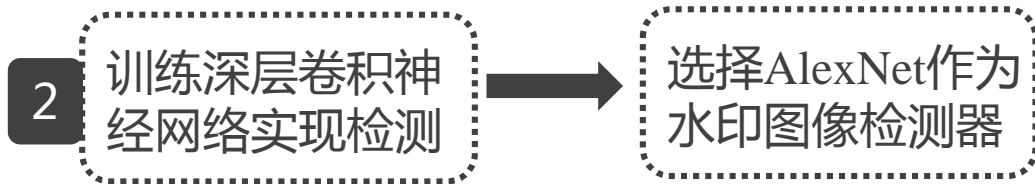
遇到的问题：缺少大量标注好水印类别的图像数据



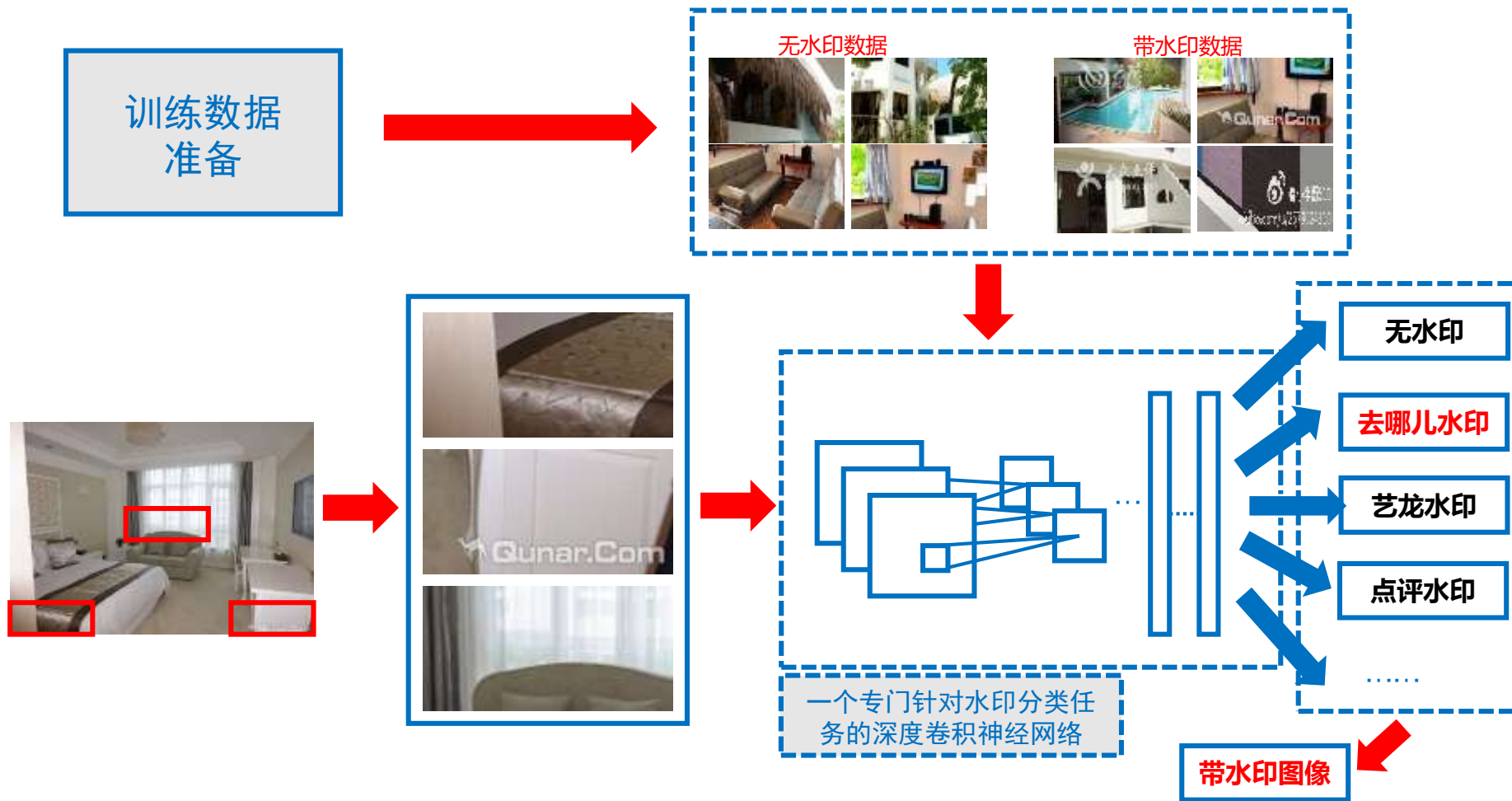
无水印矩形图像



带水印矩形图像



# 水印图像检测流程

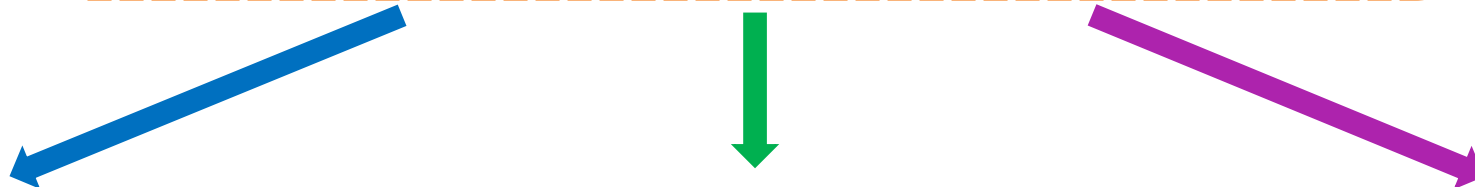


## 应用场景二：房型图像排序



- 相同房型的图像无规则排序
- 常会出现卫生间图像或者其他图像成为房型logo的情况

# 理想的方案



含床图像

不含床的房间图像

卫生间图像

相同类别图像按照质量高低排序

# 计算房型图像排序值



房型图  
像内容

房型图  
像质量

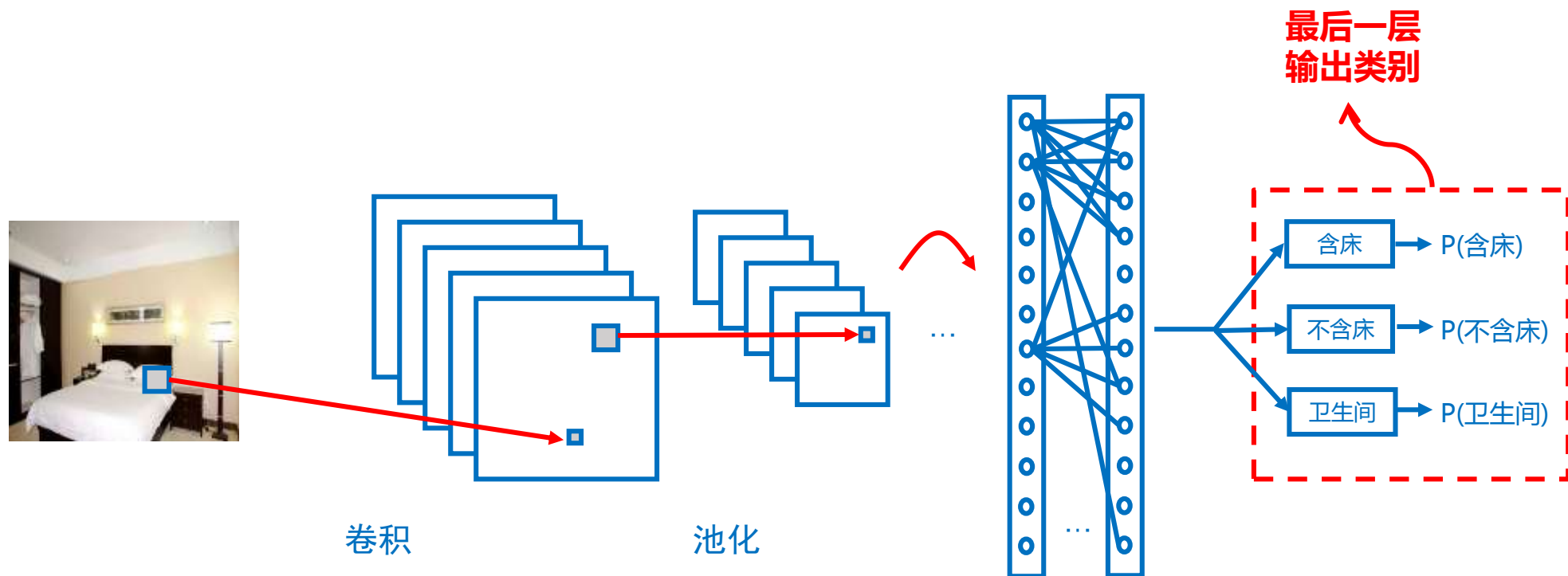


房型图像排序值



## 理想的房型图像内容分类模型

- 利用大量标注的房型图像数据训练一个深度卷积神经网络模型
- 对于一张类别未知的图像，模型最后一层直接输出类别



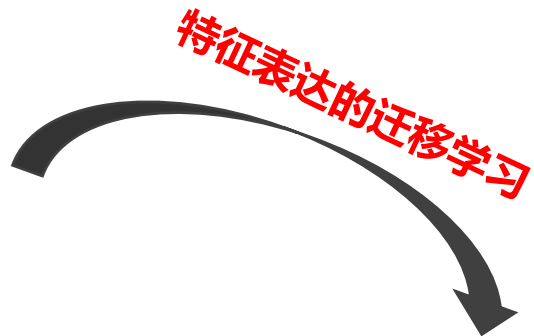
# 实际的房型图像内容分类模型

遇到的问题：缺少大量标注好类别的房型图像数据

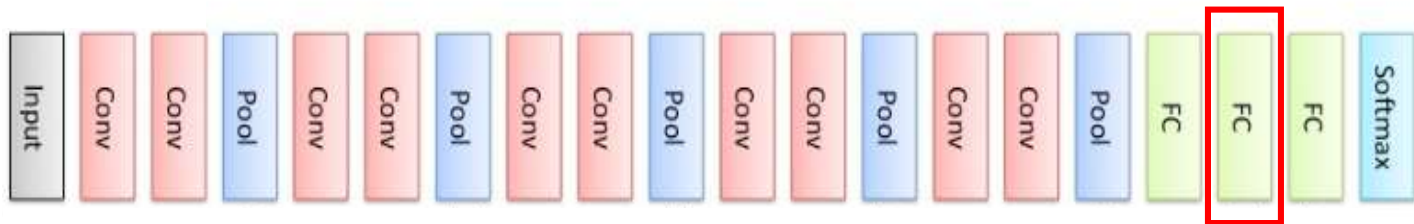
1 借助大量标注好类别的图像数据



250万已经标注好类别的场景图像



2 训练VGGNet提取图像特征表达

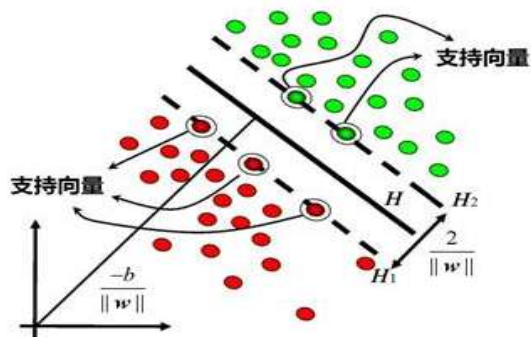


第二个全连接层输出作为图片特征

3 标注少量房型图像训练传统分类器

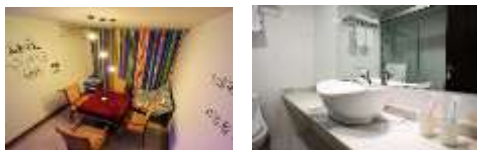
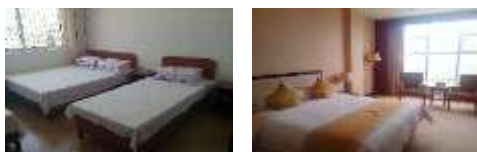


选择支持向量机作为最终分类器



# 房型图像内容分类流程图

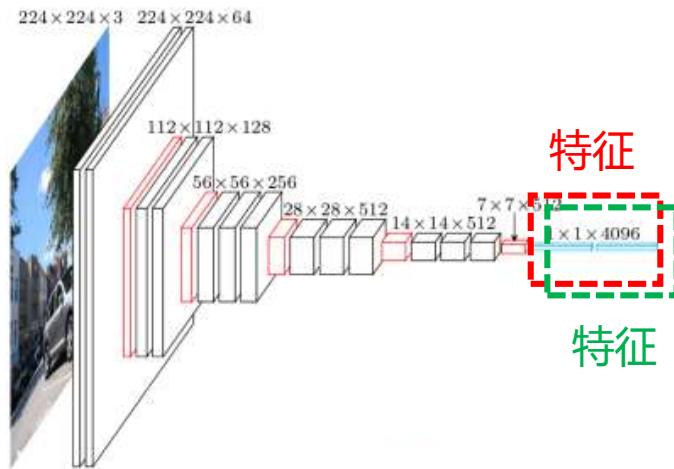
## 人工标注房型图像类别



## 未知类别的房型图像

提取特征

提取特征



房型图像特征提取器

训练

训练

房型图像  
SVM分类器

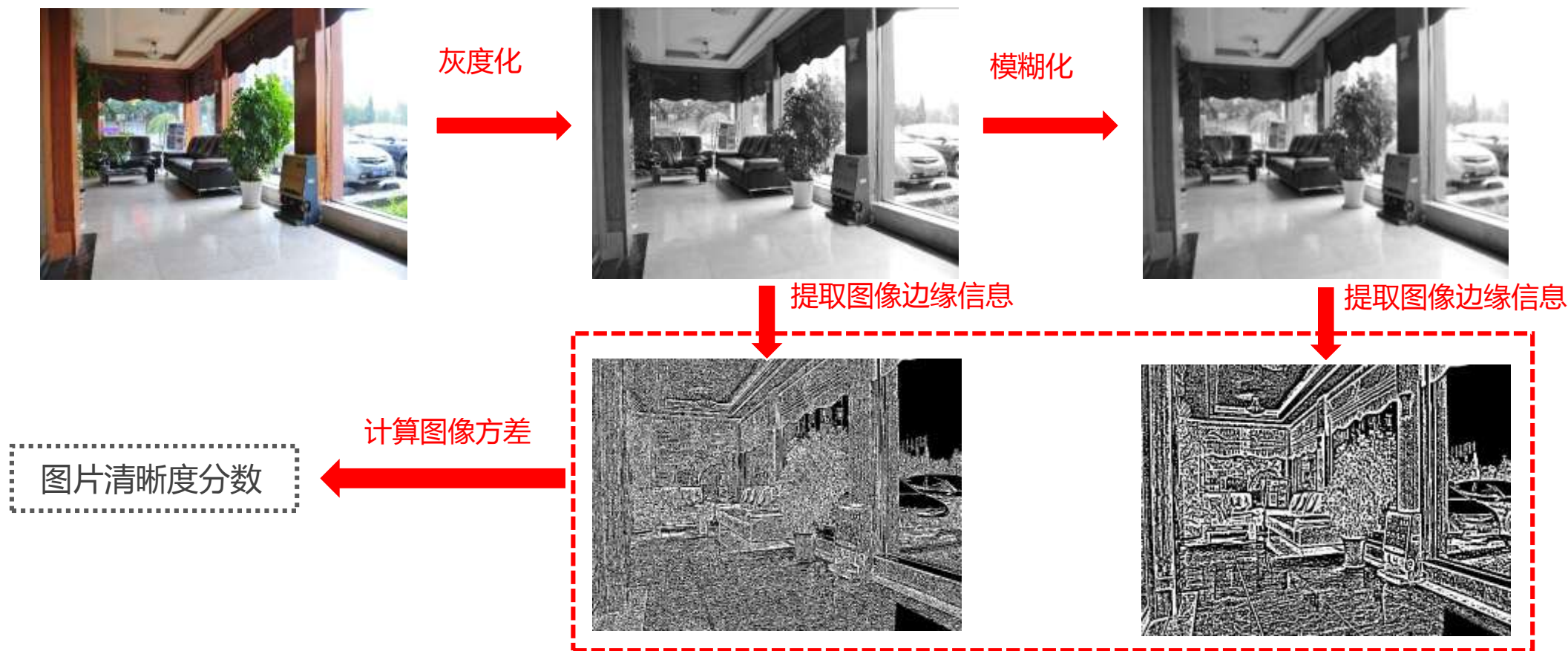
含床   不含床   卫生间

分类准确率：98%



# 房型图像质量评价模型

- 量化图像清晰度
- ✓ 清晰图像变模糊丢失的信息多于模糊图像变模糊丢失的信息



## 房型图像排序效果



## 应用场景三：民宿图像分类

外景



客厅



卧室



厨房



卫生间



其他



- 有些类的类内距离过大，有些类的类间距离过小

# 民宿图像分类方法

遇到的问题：缺少大量标注好类别的民宿图像数据

1 借助大量标注好类别的图像数据

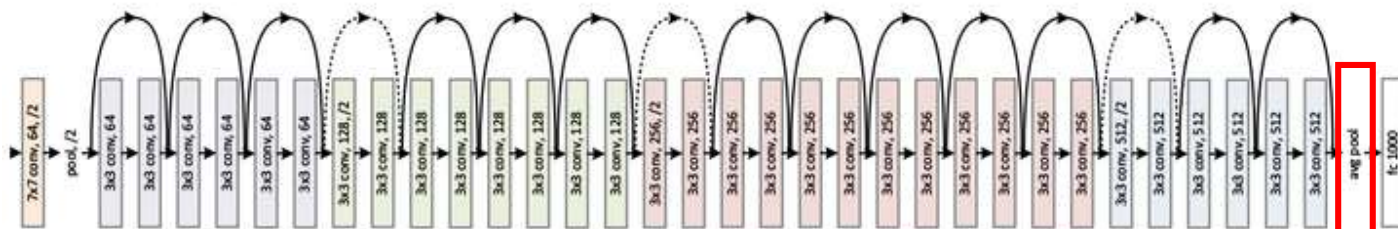


620万已经标注好类别的场景图像

特征表达的迁移学习



2 训练ResNet提取图像的特征表达

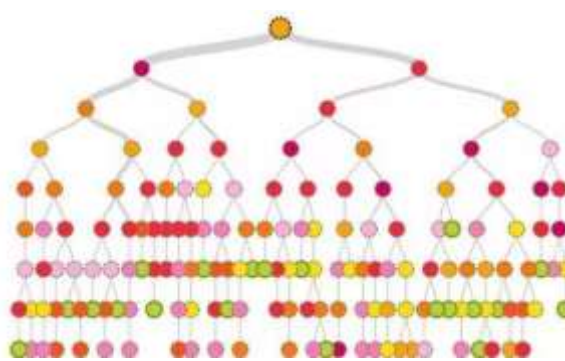


最后的Pooling层输出作为图片特征

3 标注少量民宿图像训练传统分类器

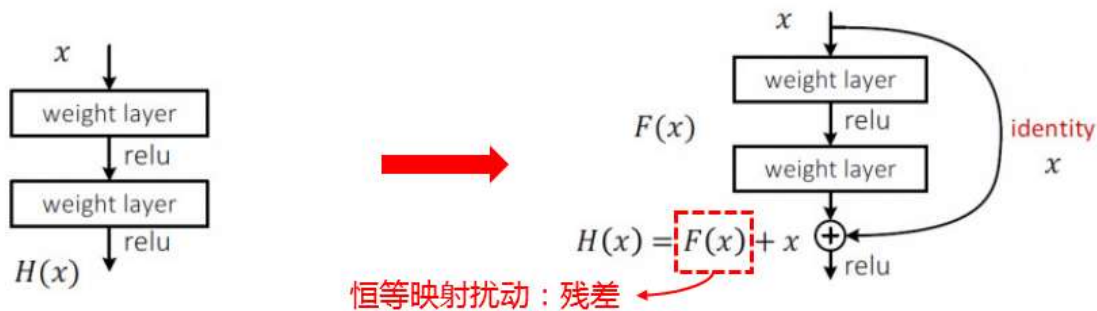


选择随机森林为民宿图像分类器



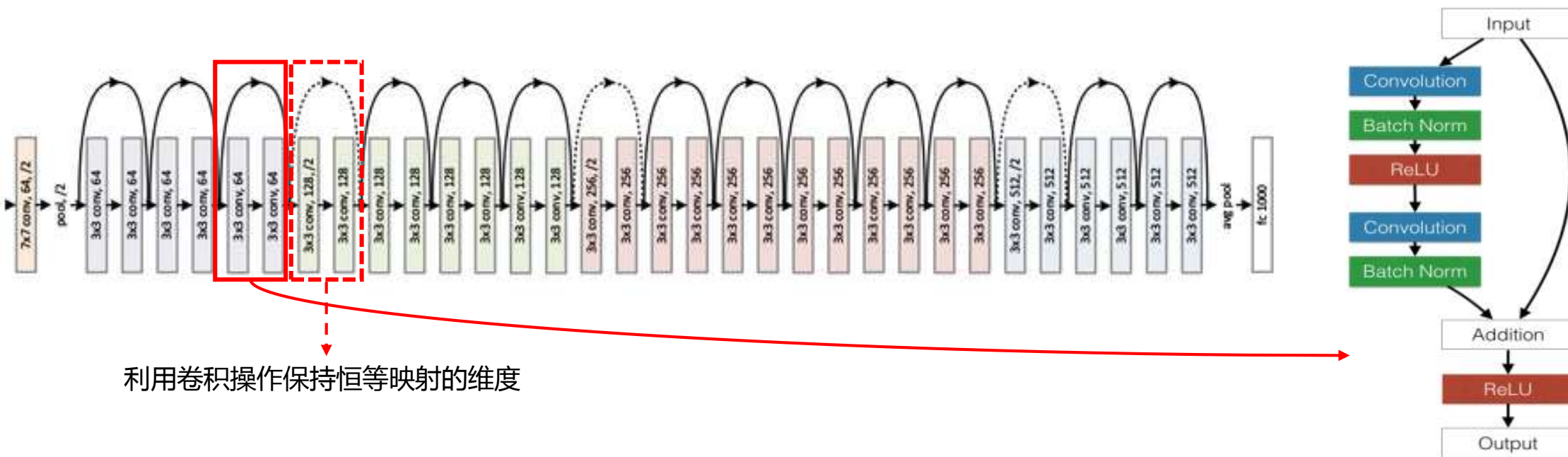
## ResNet (深度残差网络)

- ✓ VGGNet风格的延续，加大网络深度
- 使用残差结构
- 使用3x3卷积层，使用BN层
- 去掉全连接层



$H(x)$ 是任意一种理想的映射  
希望权重层能够与 $H(x)$ 拟合

$H(x)$ 是任意一种理想的映射  
希望权重层能够与 $F(x)$ 拟合  
使 $H(x) = F(x) + x$



## 民宿图像分类效果

- 随机抽样1000张民宿图片进行评估

类别	总数量	错误数量	准确率
外景	168	0	100.00%
客厅	157	10	93.63%
卧室	306	6	98.04%
厨房	79	7	91.14%
卫生间	120	4	96.67%
其他	170	6	96.47%
<b>所有</b>	<b>1000</b>	<b>33</b>	<b>96.70%</b>

bad case



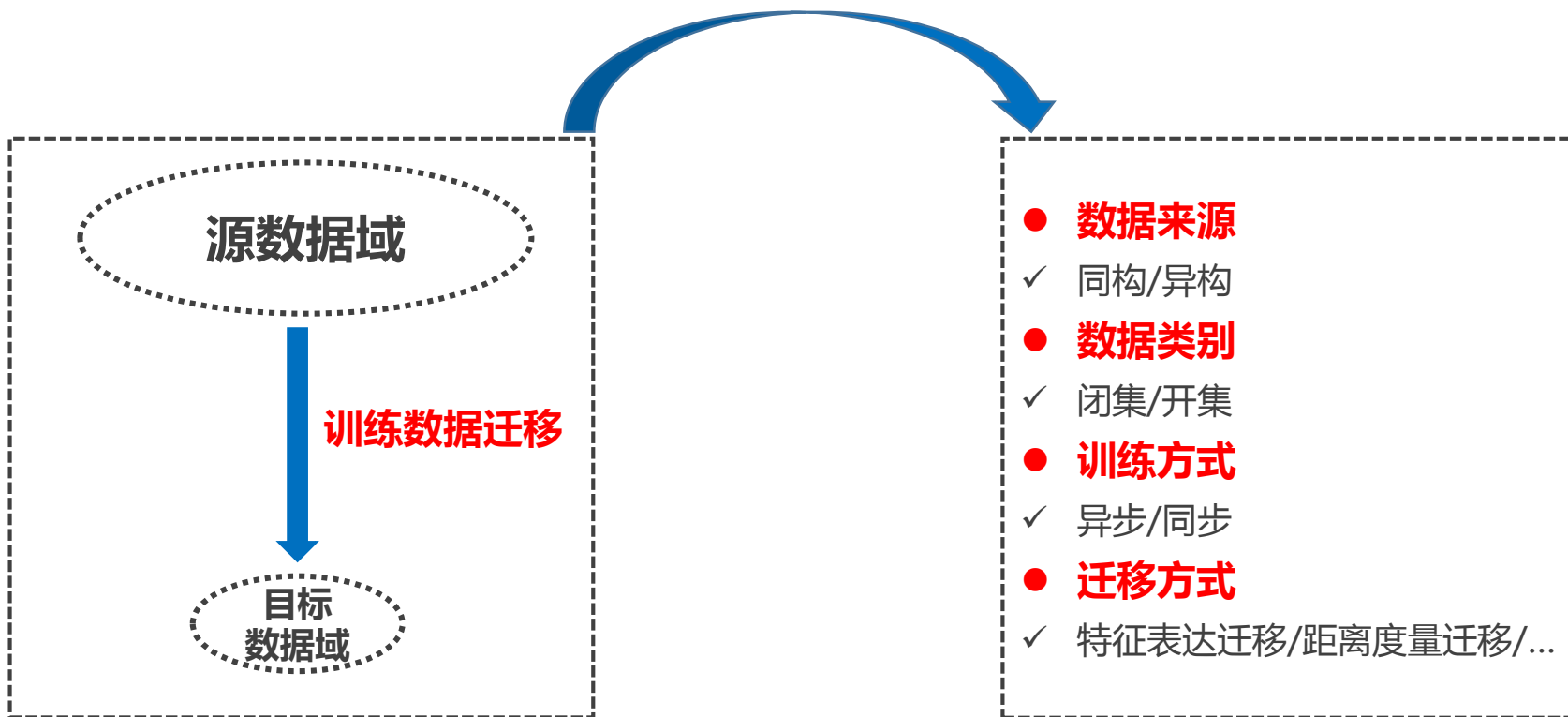
# 目录

CONTENTS

- 1 酒店图像数据介绍
- 2 深度学习技术应用
- 3 迁移学习模型扩展
- 4 未来机器学习方向

## 机器学习经常存在的问题：缺少大量标注类别的数据

- 解决方法：**主动生成训练数据**和**迁移学习**



- ✓ 水印图像检测：主动生成训练数据
- ✓ 房型/民宿图像分类：同构数据、开集数据、异步训练、特征表达迁移



## 迁移学习模型一：同构数据、开集数据、同步训练、距离度量迁移 ( TCSVT2016 )

- 源数据域和目标数据域共享一个迁移子空间
- ✓ 目标数据域t的子空间  $\mathbf{z}_t = ((1 - \beta)\mathbf{W}_0 + \beta\mathbf{W}_t)'\mathbf{x}_t$
- ✓ 源数据域s的子空间  $\mathbf{z}_s = ((1 - \beta)\mathbf{W}_0 + \beta\mathbf{W}_s)'\mathbf{x}_s$

$\mathbf{W}_t$  和  $\mathbf{W}_s$  分别表示目标数据域和源数据域的专属子空间的投影矩阵， $\mathbf{W}_0$  表示目标数据域和源数据域的共享子空间的投影矩阵

### 源数据域和目标数据域同步训练

$$\mathbf{W}_1 = (1 - \beta)\mathbf{W}_0 + \beta\mathbf{W}_s, \mathbf{W}_2 = (1 - \beta)\mathbf{W}_0 + \beta\mathbf{W}_t$$

$$\max_{\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2} (1 - \gamma) \frac{\text{tr}(\mathbf{W}'_1 \mathbf{S}_b^s \mathbf{W}_1)}{\text{tr}(\mathbf{W}'_1 \mathbf{S}_w^s \mathbf{W}_1)} + \gamma \frac{\text{tr}(\mathbf{W}'_2 \mathbf{S}_b^t \mathbf{W}_2)}{\text{tr}(\mathbf{W}'_2 \mathbf{S}_w^t \mathbf{W}_2)}$$

$$\max_{\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2} \frac{\text{tr}((1 - \gamma)\mathbf{W}'_1 \mathbf{S}_b^s \mathbf{W}_1 + \gamma \mathbf{W}'_2 \mathbf{S}_b^t \mathbf{W}_2)}{\text{tr}((1 - \gamma)\mathbf{W}'_1 \mathbf{S}_w^s \mathbf{W}_1 + \gamma \mathbf{W}'_2 \mathbf{S}_w^t \mathbf{W}_2)}$$



$$\mathbf{W}^* = \arg \max_{\mathbf{W}} \frac{\text{tr}(\mathbf{W}'\mathbf{A}\mathbf{W})}{\text{tr}(\mathbf{W}'\mathbf{B}\mathbf{W})}$$

$$\mathbf{W} = [\mathbf{W}_0; \mathbf{W}_s; \mathbf{W}_t]$$

$$\Theta_s = [(1 - \beta)\mathbf{I}_d, \beta\mathbf{I}_d, \mathbf{O}_{d \times d}]$$

$$\Theta_t = [(1 - \beta)\mathbf{I}_d, \mathbf{O}_{d \times d}, \beta\mathbf{I}_d]$$

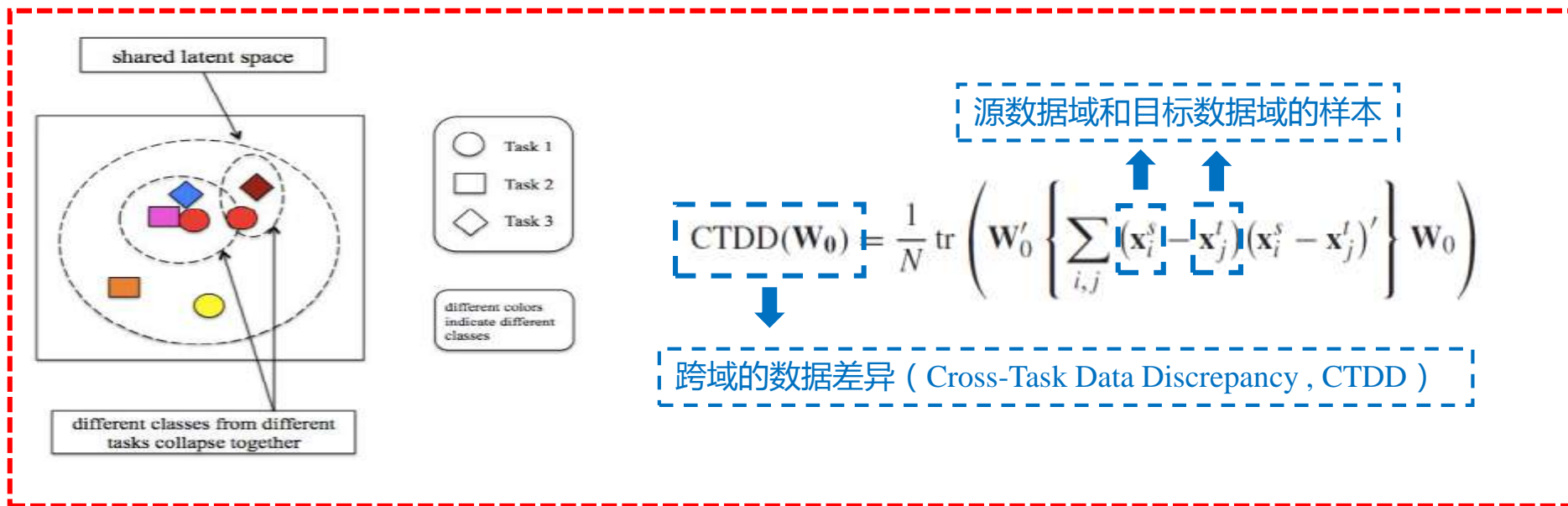
$$\mathbf{A} = (1 - \gamma)(\Theta'_s \mathbf{S}_b^s \Theta_s) + \gamma(\Theta'_t \mathbf{S}_b^t \Theta_t)$$

$$\mathbf{B} = (1 - \gamma)(\Theta'_s \mathbf{S}_w^s \Theta_s) + \gamma(\Theta'_t \mathbf{S}_w^t \Theta_t)$$

**非对称多任务判别成分分析 ( Asymmetric Multi-Task Discriminant Component Analysis , AMT-DCA )**

## 迁移学习模型一：同构数据、开集数据、同步训练、距离度量迁移 (TCSVT2016)

- 源数据域和目标数据域之间的数据差异



最大化源数据域和目标数据域样本之间的距离 (max CTDD)

$$W^* = \arg \max_W \frac{\text{tr}(W'AW)}{\text{tr}(W'BW)}$$

AMT-DCA



$$W^* = \arg \max_W \frac{\text{tr}(W'AW) + \alpha CTDD(W_0)}{\text{tr}(W'BW)}$$

cAMT-DCA

## 迁移学习模型二：异构数据、闭集数据、同步训练、距离度量迁移 (ICCV2015)

- 同一样本的异构 (不同来源) 数据

- ✓ 数据源h组成的训练集  $\mathbf{X}_h = \{(\mathbf{x}_i^h, y_i)\}_{i=1}^N$

- ✓ 数据源s组成的训练集  $\mathbf{X}_s = \{(\mathbf{x}_i^s, y_i)\}_{i=1}^N$

$\mathbf{x}_i^h \in R^{d_h}$  和  $\mathbf{x}_i^s \in R^{d_s}$  ( $d_h > d_s$ ) 分别表示同一样本的不同特征向量, 其所属的类别记为  $y_i$ , N是训练集的样本总数

- 异构数据差异最小化

- ✓ 同一样本的异构特征表达的潜在信息应该一致

- ✓ 存在一个低维子空间, 使得同一样本的异构特征数据的分布尽可能相似

不同数据来源的同一样本的特征的均值

$$\min_{\mathbf{W}_h, \mathbf{W}_s} \text{HCMD}(\mathbf{W}_h, \mathbf{W}_s) = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C \left\| \mathbf{W}_h^T \mathbf{u}_i^h - \mathbf{W}_s^T \mathbf{u}_i^s \right\|_2^2$$

不同数据来源的变换矩阵

最小化异构数据的同类均值在低维子空间的差异  
(Heterogeneous Class Mean Discrepancy, HCMD)

## 迁移学习模型二：异构数据、闭集数据、同步训练、距离度量迁移 (ICCV2015)

### 异构数据的同步训练

寻找最优的判别投影空间



**HCMD 最小化** | **局部线性判别**



每个数据源的最优变换矩阵

HCMD最小化  $\min_{W_h, W_s} \text{HCMD}(W_h, W_s)$

不同数据源上最小化类内距离，最大化类间距离

$$\max_{W_h} \frac{\text{tr}(W_h^T S_b^h W_h)}{\text{tr}(W_h^T S_w^h W_h)} \quad \max_{W_s} \frac{\text{tr}(W_s^T S_b^s W_s)}{\text{tr}(W_s^T S_w^s W_s)}$$



$$\max_{W_h, W_s} \begin{cases} \text{HCMD}(W_h, W_s)^{-1}, \\ \frac{\text{tr}(W_h^T S_b^h W_h)}{\text{tr}(W_h^T S_w^h W_h)}, \\ \frac{\text{tr}(W_s^T S_b^s W_s)}{\text{tr}(W_s^T S_w^s W_s)}. \end{cases}$$



$$\max_{W_h, W_s} \frac{\text{tr}(W_h^T S_b^h W_h + W_s^T S_b^s W_s)}{\text{tr}(W_h^T S_w^h W_h + W_s^T S_w^s W_s) + \alpha \text{HCMD}(W_h, W_s)}$$

### 联合多尺度判别成分分析 (Joint Multi-scale Discriminant Component Analysis, JUDEA)

### 数据分类：KNN

$$d(p_A, p_B) = \beta \left\| W_h^T x_{p_A}^h - W_h^T x_{p_B}^h \right\|_2 + (1 - \beta) \left\| W_s^T x_{p_A}^s - W_s^T x_{p_B}^s \right\|_2$$

最终距离

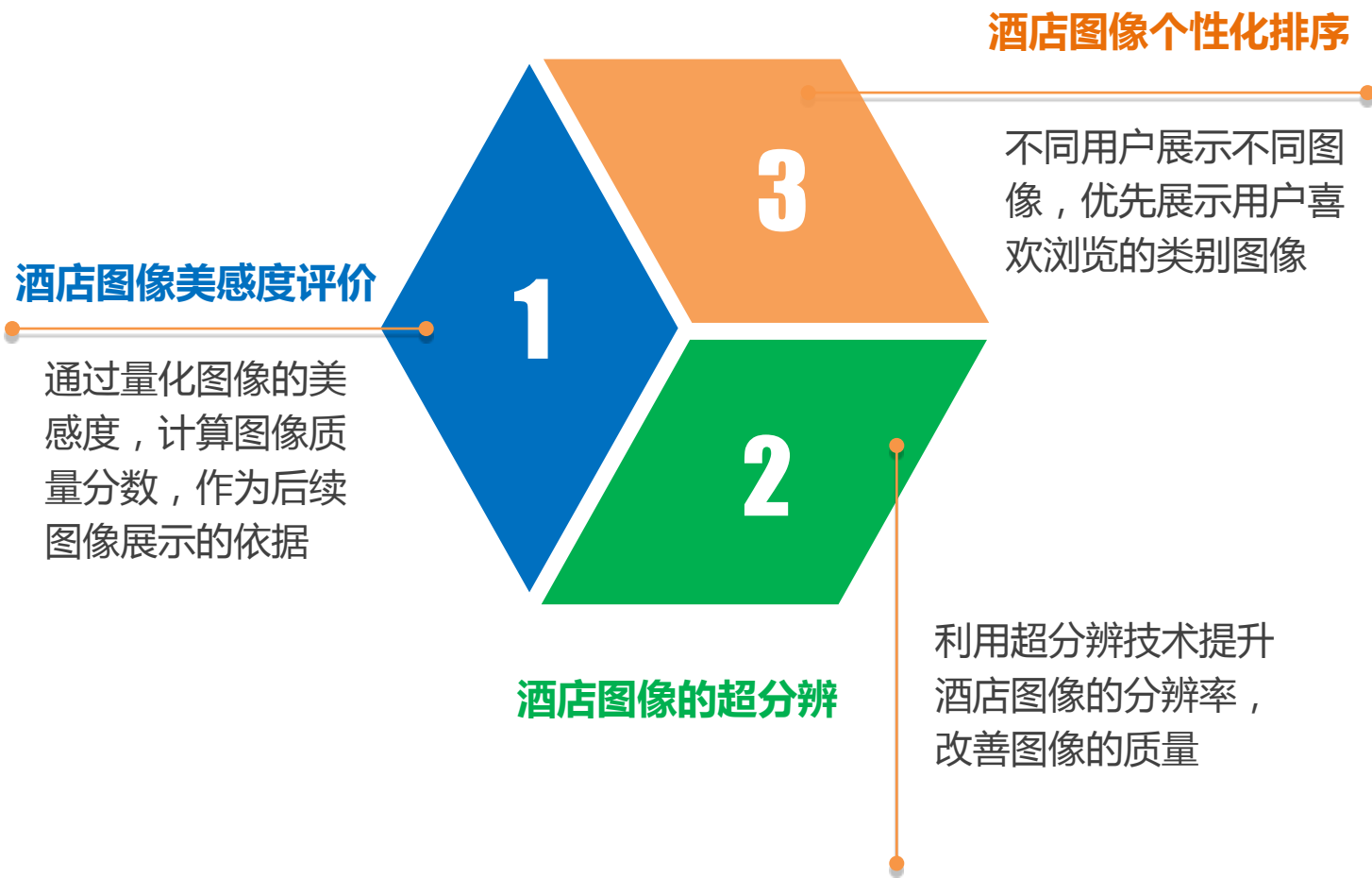
数据源h距离

数据源s距离

# 目录

CONTENTS

- 1 酒店图像数据介绍
- 2 深度学习技术应用
- 3 迁移学习模型扩展
- 4 未来机器学习方向





携程技术中心



IT大咖说  
知识分享平台

# THANK YOU!

---

## Q&A