

基于对抗学习的 域适应方法研究

米科润

日录 绪论

预备理论知识 对抗域话应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

基于对抗学习的域适应方法研究 毕业论文答辩

学生: 米科润

导师: 成央金教授 宫辰教授

湘潭大学数学与计算科学学院

2023年6月6日



目录

基于对抗学习的 域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域话应算法

适应性准则

实验

结论与展望

- 1 绪论
- ② 预备理论知识
- 3 对抗域适应算法
- 4 适应性准则
- 5 实验
- 6 结论与展望



研究背景及意义

基于对抗学习的 域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

通用域适应



源域

目标域

图 1: 通用域适应背景图

私有类



研究背景及意义

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

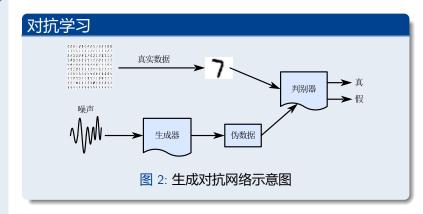
预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望





研究背景及意义

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识 对抗域适应算法

适应性准则

实验

J 45....

结论与展望 参考文献

对抗域适应方法

- Domain-adversarial training of neural networks[1]
- Conditional adversarial domain adaptation[2]
- Learning to adapt structured output space for semantic segmentation[3]
-

主要创新点

- 对抗学习思想指导
- 半监督学习思想引入
- 源域与目标域有益数据的重用



对抗学习理论知识

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望 参考文献

生成对抗网络

• 对抗损失函数

$$\begin{aligned} \min_{G} \max_{D} V(D, G) &= \mathbb{E}_{x \sim P_{data}}[logD(x)] \\ &+ \mathbb{E}_{z \sim P_{z}}[log(1 - D(G(z))] \end{aligned}$$

- 每次迭代,生成器 G 生成一些假样本,并将其传递给 判别器 D,判别器则需要判断这些样本真实性
- 生成器的目标是欺骗判别器,使其无法准确判断样本的 真假,而判别器的目标是尽可能准确地判断样本的真假



域适应理论知识

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

域适应理论核心

希望在源域训练的模型 h 能泛化到目标域,即源域学习到的函数 h 与真实函数 f 差距 $\epsilon_S(h)$ 越小时, $\epsilon_T(h)$ 也越小:

$$\epsilon_{T}(h) \leq \epsilon_{S}(h) + d_{1}(\mathcal{D}_{S}, \mathcal{D}_{T}) + \min\{\mathbf{E}_{\mathcal{D}_{S}}|f_{S}(\mathbf{x}) - f_{T}(\mathbf{x})|, \mathbf{E}_{\mathcal{D}_{T}}|f_{S}(\mathbf{x}) - f_{T}(\mathbf{x})|\}$$

讨论最广泛的上界

$$\begin{split} \epsilon_{\mathcal{T}}(h) &\leq \hat{\epsilon}_{\mathcal{S}}(h) + \lambda + \hat{d}_{\mathcal{H}}(\mathcal{D}_{\mathcal{S}}, \mathcal{D}_{\mathcal{T}}) \\ &+ \sqrt{\frac{4}{m'} (d\log \frac{2em'}{d} + \log \frac{4}{\delta})} + 4\sqrt{\frac{d\log(2m) + \log(\frac{2}{\delta})}{m}} \end{split}$$



对抗域适应网络

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

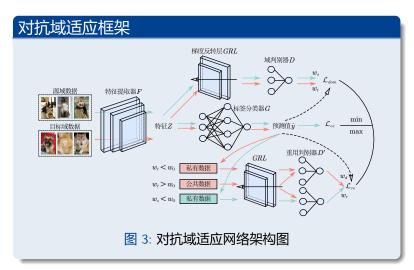
预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望





对抗域适应损失函数

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

话应性准则

实验

结论与展望

参考文献

总体损失函数

$$\min_{\theta_{F},\theta_{G}} \max_{\theta_{D},\theta_{D_{1,2}^{\prime}}} \mathbb{E}_{(\boldsymbol{x}_{i},y_{i}) \sim p_{C_{s}}} \mathcal{L}_{ce}\left(\boldsymbol{x}_{i},y_{i};\theta_{F},\theta_{G}\right)$$

$$+ \ \lambda \cdot \mathbb{E}_{\boldsymbol{x}_i \sim p_{\mathcal{C}_s}, \boldsymbol{x}_j \sim q_{\mathcal{C}_t}} w_s(\boldsymbol{x}_i) \cdot w_t(\boldsymbol{x}_j) \cdot \mathcal{L}_{dom}(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j; \theta_F, \theta_D)$$

$$+ \ \tau \cdot \mathbb{E}_{\boldsymbol{x}_i \sim p_{\mathcal{C}_s}, \boldsymbol{x}_j \sim q_{\mathcal{C}_t}} w_d(\boldsymbol{x}_j) \cdot w_r(\boldsymbol{x}_i) \cdot \mathcal{L}_{re}(\boldsymbol{x}_i; \boldsymbol{x}_j; \theta_F, \theta_{D_{1,2}'})$$

监督损失

$$\mathbb{E}_{\mathbf{x}_{i} \sim p_{C_{s}}} \mathcal{L}_{ce}\left(\mathbf{x}_{i}, y_{i}; \theta_{F}, \theta_{G}\right) = -\mathbb{E}_{\mathbf{x}_{i} \sim p_{C_{s}}} \sum_{i=1}^{|C_{s}|} y_{ic} log(G(F(\mathbf{x}_{i})))$$



对抗域适应损失函数

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

话应性准则

实验

结论与展望

参考文献

特征对齐损失

$$\begin{split} \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{i} \sim p_{C_{s}}, \mathbf{x}_{j} \sim q_{C_{t}}} w_{s}(\mathbf{x}_{i}) \cdot w_{t}(\mathbf{x}_{j}) \cdot \mathcal{L}_{dom}(\mathbf{x}_{i}, \mathbf{x}_{j}; \theta_{F}, \theta_{D}) \\ = & \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{i} \sim p_{C_{s}}} w_{s}(\mathbf{x}_{i}) log(1 - D(F(\mathbf{x}_{i}))) \\ + & \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{j} \sim q_{C_{t}}} w_{t}(\mathbf{x}_{j}) logD(F(\mathbf{x}_{j})) \end{split}$$

数据重用损失

$$\begin{split} \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{i} \sim p_{C_{s}}, \mathbf{x}_{j} \sim q_{C_{t}}} w_{d}(\mathbf{x}_{j}) \cdot w_{r}(\mathbf{x}_{i}) \cdot \mathcal{L}_{re}(\mathbf{x}_{i}; \mathbf{x}_{j}; \theta_{F}, \theta_{D'_{1,2}}) \\ = & \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{j} \sim q_{C}} log D'_{1}(F(\mathbf{x}_{j})) + \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{j} \sim q_{C}} log D'_{2}(F(\mathbf{x}_{j})) \\ + & \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{j} \sim q_{\overline{C}_{t}}} w_{d}(\mathbf{x}_{j}) log (1 - D'_{1}(F(\mathbf{x}_{j}))) \\ + & \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{i} \sim p_{\overline{C}_{s}}} w_{r}(\mathbf{x}_{i}) log (1 - D'_{2}(F(\mathbf{x}_{i}))) \end{split}$$



对抗域适应推理

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域话应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献



适应性准则

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

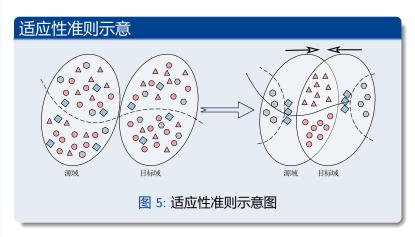
预备理论知识

对抗域话应算法

适应性准则

实验

结论与展望





特征对齐检测

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

域相似度

$$d = D(F(x))$$

$$\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim q_{\overline{C}_t}} d > \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim q_C} d > \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_C} d > \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\overline{C}_s}} d$$

对抗偏移度

$$\mathbf{x}' = \mathbf{x} - \varepsilon sign(-\nabla_{\mathbf{x}} \mathcal{L}_{ce}(\mathbf{x}, \max_{i \in \{1, \dots, |\mathcal{C}_{s}|\}} y_{i}(\mathbf{x})))$$

$$\boldsymbol{\delta} = \max_{i \in \{1, \dots, |\mathcal{C}_s|\}} y_i(\boldsymbol{x}) - \max_{i \in \{1, \dots, |\mathcal{C}_s|\}} y_i(\boldsymbol{x}')$$

$$\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim q_{\overline{C}_t}} \delta < \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim q_C} \delta < \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim
ho_C} \delta < \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim
ho_{\overline{C}_s}} \delta$$



特征对齐检测

基于对抗学习的 域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

分数整合

$$w_s(\mathbf{x}) = d - \boldsymbol{\delta}$$

$$w_t(\mathbf{x}) = \mathbf{\delta} - d$$

特征对齐假设

$$\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\mathcal{C}}} w_{s}(\mathbf{x}) > \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\overline{\mathcal{C}}_{s}}} w_{s}(\mathbf{x})$$

$$\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim q_{\mathcal{C}}} w_t(\mathbf{x}) > \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim q_{\overline{\mathcal{C}}_t}} w_t(\mathbf{x})$$



数据重用检测

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

公共类相似度

$$w_{d,r}^1 = \frac{D_{1,2}'(F(\mathbf{x}))}{\frac{1}{|batch|} \sum D_{1,2}'(F(\mathbf{x}))}$$

类别倾向度

(源域数据经 $w_c^{avg} = \frac{1}{|\mathcal{D}_s|} \sum_{i=1}^{|\mathcal{D}_s|} \mathbb{I}(y_i = c) \cdot w_s(\mathbf{x}_i), c \in \mathcal{C}_s$ 改良)

$$w_{d,r}^{2'}(\boldsymbol{x}) = \max_{i} T_{i}(\boldsymbol{x}; \rho) - \max_{j \neq i} T_{j}(\boldsymbol{x}; \rho)$$

$$w_{d,r}^2(\mathbf{x}) = \frac{w_{d,r}^{2'}(\mathbf{x})}{\frac{1}{|\mathbf{p}_{d}|} \sum_{\mathbf{x}} w_{d,r}^{2'}(\mathbf{x})}$$



数据重用检测

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

分数整合

如果 $w_{d,r}^1(x)$ 或 $w_{d,r}^2(x)$ 的方差较大,意味着它们中元素的值对于刻画所有可重用性具有较强的判别能力,那么在构成最终的可重用性得分时需要重点关注 [4]。

$$\begin{split} w_{d,r}(\textbf{\textit{x}}) &= \frac{var(w_{d,r}^1)}{var(w_{d,r}^1) + var(w_{d,r}^2)} w_{d,r}^1(\textbf{\textit{x}}) \\ &+ \frac{var(w_{d,r}^2)}{var(w_{d,r}^1) + var(w_{d,r}^2)} w_{d,r}^2(\textbf{\textit{x}}) \end{split}$$



实验设置

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录络论

预备理论知识

对抗域话应算法

适应性准则

实验

结论与展望 参考文献

实验环境

Nvidia GeForce RTX 3090, Python 3.7, PyTorch 1.7.1

数据集

Office-31[5] Office-Home[6] VisDA2017[7]

基准比较算法

DANN[1] IWAN[8] PADA[8] ATI[9] OSBP[10] UAN[11]

程序实现

具体运行细节可参考本文开源的代码库:

https://github.com/RyunMi/Undergraduate-Thesis



分类结果

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

Office-31 与 VisDA2017 精度

表 1: Office-31 数据集与 Visda2017 数据集的平均分类精度

	算法	Office-31 数据集							VisDA 数据集
		$A{ ightarrow}D$	$D{ ightarrow} A$	$A{ ightarrow}W$	$W \rightarrow A$	$D{ ightarrow}W$	$W{ ightarrow}D$	平均值	精度
	DANN[1]	73.9	73.9	77.6	81.9	79.9	85.7	78.8	49.5
	IWAN[8]	75.3	83.2	82.0	84.5	88.9	87.5	83.6	54.9
	PADA[8]	73.0	54.6	82.2	81.0	78.2	88.4	76.2	42.1
	ATI[9]	75.4	77.9	76.4	80.0	91.4	87.6	81.5	51.3
	OSBP[10]	65.2	46.8	63.6	59.3	72.6	83.3	65.1	28.3
	UAN[11]	77.3	84.4	82.4	83.4	93.5	95.3	86.1	56.9
	DA^2L	79.3	81.8	79.4	81.6	88.1	90.8	83.5	61.8
								-	



分类结果

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

Office-Home 精度

表 2: Office-Home 数据集的平均分类精度

算法		DANN[1]	IWAN[8]	PADA[8]	ATI[9]	OSBP[10]	UAN[11]	DA ² L
	Ar→Cl	43.1	40.3	30.3	40.6	36.6	48.3	45.2
	Cl→Ar	48.2	49.6	43.9	49.9	41.6	54.0	51.6
	Ar→Pr	60.1	59.8	51.0	59.1	44.8	60.9	61.1
In II/	Pr→Ar	54.3	58.2	37.6	57.7	47.9	60.8	58.7
阻	Ar→Rw	71.3	71.0	62.6	70.5	63.0	72.1	72.5
数	Rw→Ar	58.0	56.6	55.5	55.6	51.6	60.9	61.0
Office-Home 数据集	Cl→Pr	49.0	47.4	45.0	48.3	41.1	52.5	55.7
ė, T	Pr→Cl	42.6	43.0	26.8	43.3	33.3	43.9	45.2
Offic	Cl→Rw	60.5	61.6	56.0	61.0	53.7	61.7	65.3
Ŭ	Rw→Cl	41.6	43.3	32.3	43.7	40.0	45.9	49.1
	Pr→Rw	69.4	68.8	64.4	69.3	64.2	70.2	72.5
	Rw→Pr	69.9	70.5	69.7	70.0	67.1	70.9	68.2
	平均值	55.7	55.8	47.9	55.8	48.7	58.5	58.8



分类结果

基于对抗学习的 域适应方法研究

米科润

目录

绪论

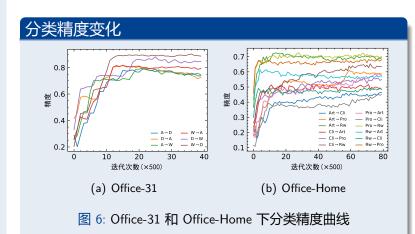
预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望 参考文献





基于对抗学习的 域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域话应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

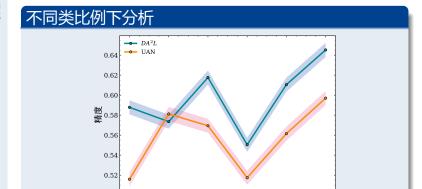


图 7: DA²L 与 UAN 改变公共/私有类比例下的分类精度变化折线

|C| 8

12



基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望 参考文献

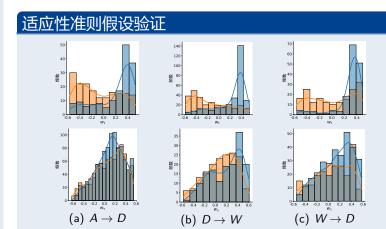


图 8: Office-31 中三种设置下特征对齐系数的分布



基于对抗学习的 域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域话应算法

适应性准则

实验

结论与展望



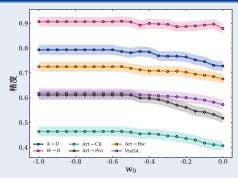


图 9: 改变阈值 w₀ 的分类精度变化折线



基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望 参考文献

消融实验

表 3: VisDA2017 数据集上消融实验平均分类精度

算法	w/o <i>ce</i>	w/o dom	$w/o d_t$	$w/o d_s$	DA^2L
分类精度	25.9	59.4	57.9	56.4	61.8



结论与展望

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

结论

- 合理、有效、稳健、优异的算法
- 值得期待、富有前景的实验结果

可改进之处

- 如何自适应的选择阈值 w₀ 将有助于减少公共数据对齐 与私有数据重用之间的矛盾
- 源域和目标域私有类数据与目标域公共类数据的对抗 性重用结构能否更加精简
- 如何不将目标域私有类数据单纯地分为一个统一的类别而使其更接近真实的类别



参考文献 I

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录络论

-010

预备理论知识 对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

- [1] Ganin Y, Ustinova E, Ajakan H, et al. Domain-adversarial training of neural networks[J]. The journal of machine learning research, 2016, 17(1): 2096-2030.
- [2] Long M, Cao Z, Wang J, et al. Conditional adversarial domain adaptation[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2018, 31.
- [3] Tsai Y-H, Hung W-C, Schulter S, et al. Learning to adapt structured output space for semantic segmentation[C] // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, [S.I.], 2018: 7472-7481.



参考文献 ||

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录络论

-1170

预备理论知识 对抗域适应算法

话应性准则

X=/--- | 11-/ I1-

实验

结论与展望

- [4] Huang Z, Yang J, Gong C. They are Not Completely Useless: Towards Recycling Transferable Unlabeled Data for Class-Mismatched Semi-Supervised Learning[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2022.
- [5] Saenko K, Kulis B, Fritz M, et al. Adapting visual category models to new domains[C] // Computer Vision – ECCV 2010, [S.I.], 2010: 213-226.
- [6] Venkateswara H, Eusebio J, Chakraborty S, et al. Deep hashing network for unsupervised domain adaptation[C] // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, [S.I.], 2017: 5018-5027.



参考文献 III

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录络论

预备理论知识

对抗域话应質法

话应性准则

. . .

实验

结论与展望

- [7] Peng X, Usman B, Kaushik N, et al. Visda: A synthetic-to-real benchmark for visual domain adaptation[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, [S.I.], 2018: 2021-2026.
- [8] Zhang J, Ding Z, Li W, et al. Importance weighted adversarial nets for partial domain adaptation[C] // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, [S.I.], 2018: 8156-8164.
- [9] Panareda Busto P, Gall J. Open set domain adaptation[C] // Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, [S.I.], 2017: 754-763.



参考文献 IV

基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

话应性准则

._____

实验

结论与展望

- [10] Saito K, Yamamoto S, Ushiku Y, et al. Open set domain adaptation by backpropagation[C] // Computer Vision – ECCV 2018, [S.I.], 2018: 153-168.
- [11] You K, Long M, Cao Z, et al. Universal domain adaptation[C] // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, [S.I.], 2019: 2720-2729.



基于对抗学习的域适应方法研究

米科润

目录

绪论

预备理论知识

对抗域适应算法

适应性准则

实验

结论与展望

参考文献

Thanks for your attention!

Q & A