



中国科学院大学  
University of Chinese Academy of Sciences

# 硕士学位论文

中国科学院大学学位论文 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 模板  $\pi\pi\pi$

作者姓名: 胡兵兵

指导教师: 吴幼龙 助理教授 上海科技大学

学位类别: 工学硕士

学科专业: 通信与信息系统

培养单位: 中国科学院上海微系统与信息技术研究所

2020 年 6 月



L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X Thesis Template  
of  
The University of Chinese Academy of Sciences  $\pi\pi\pi$

A thesis submitted to the  
University of Chinese Academy of Sciences  
in partial fulfillment of the requirement  
for the degree of  
Master of Engineering  
in Communication and Information System

By

Hu Bingbing

Supervisor: Professor Wu Youlong

Shanghai Institute of Microsystem and Information  
Technology, Chinese Academy of Sciences

June, 2020



## **中国科学院大学 学位论文原创性声明**

本人郑重声明：所呈交的学位论文是本人在导师的指导下独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明或致谢。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者签名：

日 期：

## **中国科学院大学 学位论文授权使用声明**

本人完全了解并同意遵守中国科学院大学有关保存和使用学位论文的规定，即中国科学院大学有权保留送交学位论文的副本，允许该论文被查阅，可以按照学术研究公开原则和保护知识产权的原则公布该论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存、汇编本学位论文。

涉密及延迟公开的学位论文在解密或延迟期后适用本声明。

作者签名：

日 期：

导师签名：

日 期：



## 摘 要

本文是中国科学院大学学位论文模板 ucasthesis 的使用说明文档。主要内容为介绍 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 文档类 ucasthesis 的用法，以及如何使用 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 快速高效地撰写学位论文。

**关键词：**中国科学院大学，学位论文，L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 模板





## Abstract

This paper is a help documentation for the L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X class ucasthesis, which is a thesis template for the University of Chinese Academy of Sciences. The main content is about how to use the ucasthesis, as well as how to write thesis efficiently by using L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X.

**Keywords:** University of Chinese Academy of Sciences (UCAS), Thesis, L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X Template



## 目 录

第 1 章 绪论 .....	1
1.1 研究背景 .....	1
1.2 研究现状 .....	1
1.3 本文贡献 .....	1
1.4 本文结构 .....	1
第 2 章 My Work .....	3
2.1 C-InfoGAN .....	3
2.1.1 无监督分类方法 .....	4
2.1.2 半监督分类方法 .....	5
2.2 InfoCatGAN .....	8
2.2.1 无监督分类方法 .....	8
2.2.2 半监督分类方法 .....	9
2.3 本章小结 .....	10
第 3 章 L <sup>A</sup> T <sub>E</sub> X 使用说明 .....	11
3.1 先试试效果 .....	11
3.2 文档目录简介 .....	11
3.2.1 Thesis.tex .....	11
3.2.2 编译脚本 .....	12
3.2.3 Tmp 文件夹 .....	12
3.2.4 Style 文件夹 .....	12
3.2.5 Tex 文件夹 .....	12
3.2.6 Img 文件夹 .....	13
3.2.7 Biblio 文件夹 .....	13
3.3 数学公式、图表、参考文献等功能 .....	13
3.3.1 数学公式 .....	13
3.3.2 数学环境 .....	14
3.3.3 表格 .....	14
3.3.4 图片插入 .....	15
3.3.5 算法 .....	15
3.3.6 参考文献引用 .....	15
3.4 常见使用问题 .....	18

附录 A 中国科学院大学学位论文撰写要求 .....	21
A.1 论文无附录者无需附录部分 .....	21
A.2 测试公式编号 $\Lambda, \lambda, \theta, \bar{\Lambda}, \sqrt{S_{NN}}$ .....	21
A.3 测试生僻字 .....	22

## 图形列表

2.1 C-InfoGAN 模型结构示意 .....	6
2.2 InfoCatGAN 模型结构。图中 $D$ 的输出为 $P(y \cdot)$ 。在训练生成器的时候，将判别器的输出 $P(y \tilde{x})$ 和隐变量 $c$ 通过某种度量 $d(\cdot, \cdot)$ 建立联系使得条件概率的峰值与 $c$ 的取值对应。 .....	8
3.1 Q 判据等值面图，同时测试一下一个很长的标题，比如这真的是一个很长很长很长很长很长很长很长很长的标题。 .....	15
3.2 激波圆柱作用。 .....	15
3.3 总声压级。(a) 这是子图说明信息，(b) 这是子图说明信息，(c) 这是子图说明信息，(d) 这是子图说明信息。 .....	16



## 表格列表

3.1 这是一个样表。 .....	14
-------------------	----





## 符号列表

## 字符

Symbol	Description	Unit
$R$	the gas constant	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$
$E$	specific total energy	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2}$
$\tau_{ij}$	viscous stress tensor	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-2}$
$I_{ij}$	identity tensor	1
$\text{DUnif}(a,b)$	区间 $[a,b]$ 上的离散均匀分布	
$\text{Unif}(a,b)$	区间 $[a,b]$ 上的连续均匀分布	
$p$	概率分布	
$\text{Pr}$	事件概率, 概率测度	
$\mathbf{x}$	数学加粗表示矢量	

## 算子

Symbol	Description
$\Delta$	difference
$\nabla$	gradient operator

## 缩写

CFD	Computational Fluid Dynamics
-----	------------------------------



## 第 1 章 绪论

### 1.1 研究背景

In the probabilistic framework, semi-supervised learning can be modeled as a missing data problem, which can be addressed by generative models such as mixture models thanks to the EM algorithm and extensions thereof [6]. Generative models apply to the joint density of patterns and class  $(X, Y)$ . They have appealing features, but they also have major drawbacks. Their estimation is much more demanding than discriminative models, since the model of  $P(X, Y)$  is exhaustive, hence necessarily more complex than the model of  $P(Y | X)$ . More parameters are to be estimated, resulting in more uncertainty in the estimation process. The generative model being more precise, it is also more likely to be misspecified. Finally, the fitness measure is not discriminative, so that better models are not necessarily better predictors of class labels. These difficulties have lead to proposals aiming at processing unlabeled data in the framework of supervised classification [1, 5, 11]. Here, we propose an estimation principle applicable to any probabilistic classifier, aiming at making the most of unlabeled data when they are beneficial, while providing a control on their contribution to provide robustness to the learning scheme.

### 1.2 研究现状

### 1.3 本文贡献

### 1.4 本文结构



## 第 2 章 My Work

在原始的生成对抗网络中，生成器通过将噪声映射成数据，然后由对抗损失函数驱动，进而能够在训练过程中慢慢学习到真实数据的分布信息，最终生成较为逼真的虚假数据。生成对抗网络的特殊性在于它创新地结合了生成式模型和判别式模型。我们既可以认为它训练了一个判别式模型，也可以认为它训练了一个生成式模型。它的最大贡献在于提出了一个对抗训练的机制，而且本身没有过多的约束，这为后续的研究提供了巨大的可扩展性。<sup>[1]</sup> 在给出生成对抗网络的模型以及结果之后，在文章最后给出了几点扩展工作：

1. 可以为生成器和判别器添加条件信息，此时生成器可以学习到对应的条件分布；
2. 通过增加一个辅助网络来估计  $p(z|\mathbf{x})$ ，可以进行进一步的统计推断；
3. 半监督学习：当拥有少量标签信息时，判别器学到特征可以用于提高分类器的性能。

鉴于生成对抗网络具有如此强的可扩展性，众多学者投身研究该模型<sup>[2][3][4][5]</sup>。尽管如此，关于生成器如何将噪声映射成数据的细节仍有待探索。许多研究表明，通过对隐变量连续插值，会在生成的图片上得到连续平滑的变化<sup>[6][7]</sup>。然而，大多数变化无法解释并且没有明确的意义。<sup>[8]</sup> 提出将隐变量分解，通过在训练过程中增加隐变量和生成数据之间的互信息，达到了将特征解耦的效果。此时，InfoGAN 的隐变量可以明确对应到一个个有意义的数据特征（如 MNIST 中手写数字的角度、笔画粗细等）。这证明了互信息约束在生成对抗网络中有值得探究的作用。

### 2.1 C-InfoGAN

在传统的监督分类方法中，模型从训练集  $\mathcal{L}_n = \{\mathbf{x}_i, y_i\}_{i=1}^n$  学习一个决策边界，其中  $\mathbf{x}_i \in \mathcal{X}$ ,  $y_i \in \Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$ 。对于未见样本，模型通过自身的决策边界给出预测值。现在我们考虑无监督情况，即对于所有训练样本  $\mathbf{x}_i$ ，其对应标签  $y_i$  都是未知的。换句话说，训练集只含有大量未标注的原始数据。这种情况通常无法分类，因为连目标类别都是未知的。上述问题通常定义为聚类更合适，

此处考虑添加一个额外信息：类别总数  $K$  已知，但具体类别未知。这时，对于给定数据输入，模型可以生成  $K$  个虚假类别，然后为每个输入分配一个虚假类别。在测试集上评估模型的时候，可以利用有限的标签将虚假标签和真实标签对应（具体方法参见第 ?? 章开头部分），从而得到一个分类器。

如 ?? 节所述，InfoGAN 通过最大化隐变量  $\mathbf{c}$  和生成数据  $G(\mathbf{z}, \mathbf{c})$  之间的互信息，可以无监督地学习到数据的解耦合特征（disentangled representation），这在一定程度上解释了隐空间的结构变化对生成图片的影响。在模型收敛之后，隐变量  $\mathbf{c}$  的每一维度都能绑定到数据的某个特征。比如对于 MNIST 数据集  $\mathbf{c} = (c_1, c_2, c_3)$ ，其中  $c_1 \sim \text{DUnif}(0, 9)$ ， $c_1, c_2 \sim \text{Unif}(-1, 1)$ ，离散隐变量  $c_1$  绑定到数字的类别，连续隐变量  $c_1, c_2$  绑定到数字的倾斜角度和笔画粗细。

### 2.1.1 无监督分类方法

InfoGAN 通过引入互信息约束探究了隐空间和数据空间的联系，在精心设计之下，能够达到每个隐变量对应生成数据一个特征的效果。值得注意的是，在 MNIST 数据集上，隐变量  $c_1$  绑定到了数字的类别特征，加上辅助网络  $Q$  是对后验概率  $p(\mathbf{c}|\mathbf{x})$  的估计，这天然地为分类任务提供了基础。本文基于 InfoGAN 的特点，利用 InfoGAN 的  $Q$  网络作为分类器，提出 Classifier InfoGAN (C-InfoGAN) 模型。

具体来说，本文在 InfoGAN 的目标函数上添加一个正则项  $L(c, \hat{c})$ ，其中  $\hat{c} = Q(c|\tilde{\mathbf{x}}) \in \mathbf{R}^K$  是  $Q$  网络的输出，这里的  $c$  仅代表绑定到类别特征的一维离散隐变量。在训练过程中，该正则项可以驱使  $Q$  网络的输出与输入隐变量尽可能接近。这实际上是让隐变量  $c$  充当虚假标签，虽然在训练初期这个虚假标签没有任何意义，但是通过生成对抗网络的对抗机制，在生成器能够生成逼真数据  $G(\mathbf{z}, \mathbf{c})$  的时候，此时的  $c$  就具有一定的意义。这是因为 InfoGAN 在训练过程中最大化互信息

$$I(\mathbf{c}; \tilde{\mathbf{x}}) = H(\mathbf{c}) - H(\mathbf{c}|\tilde{\mathbf{x}}).$$

在整个训练过程中， $c$  的先验分布不变，所以  $H(\mathbf{c})$  可视为常量，最大化互信息意味着最小化  $H(\mathbf{c}|\tilde{\mathbf{x}})$ 。当生成器能够生成逼真数据的时候  $\tilde{\mathbf{x}} = G(\mathbf{z}, \mathbf{c}) \approx \mathbf{x}$ ，所以此时  $H(\mathbf{c}|\mathbf{x})$  应该也较小。这背后的物理意义就是，在给定真实数据  $\mathbf{x}$  之后，离散类别隐变量  $c$  的不确定性较低，即  $p(c|\mathbf{x})$  呈现单峰分布。因此用  $c$  来作为

$\mathbf{x}$  的虚假标签是有意义的。为了简便起见本文将 C-InfoGAN 模型简称为 CIG, 其目标函数如下:

$$\min_{G,Q} \max_D V_{\text{CIG}}(G, D, Q) = V_{\text{InfoGAN}}(G, D, Q) + \lambda_2 L(c, Q(c|\tilde{\mathbf{x}})), \quad (2.1)$$

其中  $\lambda_2$  是正则化系数,  $L(c, \hat{c}) = L(c, Q(c|\tilde{\mathbf{x}}))$  在实现中一般采用均方误差或交叉熵, 参见 (??) 式, 模型结构见图 2.1。

使用 InfoGAN 做分类并不是一个新的想法, ?<sup>1</sup> 提出在生成对抗网络训练的同时, 训练一个 Parital Inverse Filter (PIF), 它接受一个样本作为输入, 输出一个和隐变量同维度的向量。之所以叫做 PIF, 是因为它可以看作生成器  $G$  的逆映射, 将数据映射到隐空间, 但又不是完全还原输出噪声, 它只输出噪声中的隐变量部分。训练过程中, 将 PIF 的输出与隐变量作均方误差。事实上, 这个 PIF 和 InfoGAN 中的辅助网络具有类似的作用, 都是和输入噪声中的隐变量发生联系, 而实践发现, 使用  $Q$  网络做分类十分简单高效, 性能也不错。

### 2.1.2 半监督分类方法

当拥有少量标签信息时, C-InfoGAN 可以利用这些标签进一步提升分类准确率和生成效果。同时将隐变量  $c$  直接绑定到真实的标签, 实现精准调控。不同于?<sup>1</sup> 将隐变量进一步划分为无监督版本  $c_{us}$  和半监督版本  $c_{ss}$ , 同时设计两个辅助网络  $Q_{us}$  和  $Q_{ss}$  分别处理对应版本的隐变量; 本文直接将标签信息加入  $Q$  网络, 先用真实数据和标签训练, 接着用生成数据和虚假标签 (即隐变量  $c$ ) 来训练, 这样做的目的是为了使真实标签的信息流入隐变量  $c$  中, 或者可以说是用真实标签指导  $c$  绑定到正确的类别特征。使用和??节中类似的方法, 我们给出半监督 C-InfoGAN 的目标函数:

$$\begin{aligned} \min_{G,Q} \max_D V_{\text{ss-CIG}}(G, D, Q, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = & V_{\text{CIG}}(G, D, Q, \lambda_1, \lambda_2) + \\ & \lambda_3 \mathbb{E}_{(\mathbf{x}^L, \mathbf{y}^L) \sim \mathcal{X}^L} [\text{CE}[\mathbf{y}^L, Q(\mathbf{y}|\mathbf{x}^L)]] . \end{aligned} \quad (2.2)$$

模型结构参见图 2.1。

在第13行我们有

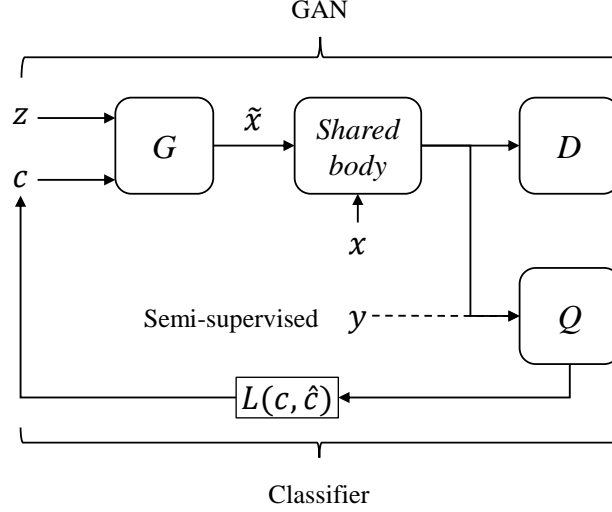


图 2.1 C-InfoGAN 模型结构。无监督情况下，生成数据  $\tilde{x}$  和真实数据  $x$  参与训练，通过和  $D$  共享部分结构， $Q$  网络可以将 GAN 模型学习到的特征加以利用，实现分类任务；在半监督情况下，一部分真实标签  $y$  会直接被  $Q$  网络利用，以得到更好的效果。优化  $Q$  网络的输出  $\hat{c}$  和隐变量  $c$  构成的损失函数  $L(c, \hat{c})$  来增加  $Q$  的分类准确率。

Figure 2.1 The architecture of C-InfoGAN. In unsupervised case, the generated data  $\tilde{x}$  and the real data  $x$  are used for training. By sharing the body with  $D$ ,  $Q$  is able to using features learned by GAN framework to perform classification. In semi-supervised case, labels  $y$  is directly fed into  $Q$  to get better performance. We optimize the some loss function  $L(c, \hat{c})$  of latent code  $c$  and the output  $\hat{c}$  of  $Q$  to improve its accuracy.



---

**算法 1** Training procedure for semi-supervised C-InfoGAN

---

- 1: **for** numbers of training iterations **do**
- 2:     Sample **flag** from  $\text{Bern}(p)$ .  $\triangleright$  Toss a coin to decide whether to use labels
- 3:     **if** **flag** is 1 **then**
- 4:         Sample a batch of labeled set  $(\mathbf{x}, y) \sim p_{\text{data}}(x, y)$  of size  $m$ .
- 5:     **else**
- 6:         Sample a batch of  $\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}(x)$  of size  $m$ .
- 7:     **end if**
- 8:     Sample a batch of noise  $\mathbf{z} \sim p_z$ ,  $\mathbf{c} \sim p_c$  of size  $m$ .
- 9:     Update the discriminator by ascending its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_d} \left[ \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left( \log D(\mathbf{x}_i) + \log (1 - D(G(\mathbf{z}_i, \mathbf{c}_i))) \right) \right].$$

- 10:     **if** **flag** is 1 **then**
- 11:         Update  $Q$  by ascending its stochastic gradient:  $\triangleright$  Bind real labels to fake

$$\nabla_{\theta_q} \left[ \frac{1}{m} \sum_{(\mathbf{x}, y)} p(y|\mathbf{x}) \log Q(\mathbf{x}) \right].$$

- 12:     **end if**
- 13:     Update  $G$  and  $Q$  by descending along its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_g, \theta_q} \left[ \frac{1}{m} \sum_{\tilde{\mathbf{x}}} \left( \log(1 - D(G(\mathbf{z}, \mathbf{c}))) - p(\mathbf{c}) \log Q(G(\mathbf{z}, \mathbf{c})) \right) \right].$$

- 14:      $p \leftarrow \max(0.01, \text{Annealing}(p, \text{iterations}))$   $\triangleright$  Gradually anneals  $p$  to 0.01
  - 15: **end for**
-

## 2.2 InfoCatGAN

### 2.2.1 无监督分类方法

在训练概率分类模型的过程中，通过优化条件熵可以将分类边界调整到更自然的位置（数据分散区域）<sup>[7]</sup>，因此 CatGAN 使用条件熵作为判别器判断真假数据的依据。但是，使用熵作为目标函数的一个缺点是没有类别指向性（ $K$  个类别中任意一个都可以使  $p(y|\mathbf{x})$  呈单峰分布）。对于一个分类器，我们希望对于给定输入  $\mathbf{x}$ ，有且仅有一个  $k \in [K]$ ，使得  $p(y = k|\mathbf{x})$  最大，而对于任意  $k' \neq k$ ， $p(y = k'|\mathbf{x})$  均很小。然而问题在于训练数据集没有标注，每个数据样本对应的标签无从获得。

对于上述问题本文从 InfoGAN 中获得启发，提出 InfoCatGAN 模型。InfoGAN 将输入噪声划分为  $\mathbf{z}$  和  $\mathbf{c}$ ，实际上是对隐空间的结构进行了人为划分。一部分提供模型的容量，使得模型具有足够的自由度去学习数据的细节（高度耦合的特征）；一部分提供隐变量，用于在学习过程中绑定到数据的显著特征（如：MNIST 中的数字类别、笔画粗细、角度）。模型的核心思想如下：通过在隐空间构造一维隐变量  $c$ ，在训练过程中将生成数据的类别标签与之绑定，使得可以通过  $c$  来控制生成数据的类别。CatGAN 对 GAN 的扩展主要在于改变了判别器的输出结构：为所有真实数据分配一个类别标签而对于虚假数据则保持一个不确定的状态。类似的，生成器应该致力于生成某个具体类别的数据而不是仅仅生成足够逼真的图片。

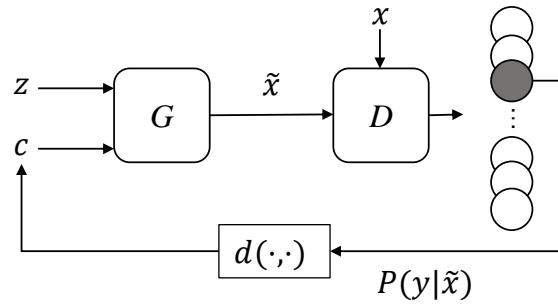


图 2.2 InfoCatGAN 模型结构。图中  $D$  的输出为  $P(y|\tilde{\mathbf{x}})$ 。在训练生成器的时候，将判别器的输出  $P(y|\tilde{\mathbf{x}})$  和隐变量  $c$  通过某种度量  $d(\cdot, \cdot)$  建立联系使得条件概率的峰值与  $c$  的取值对应。

下面给出 InfoCatGAN 的损失函数：设  $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$  为一个真实数据样本， $\tilde{\mathbf{x}} = G(\mathbf{z}, c)$  为一个生成数据，其中  $\mathbf{z} \sim p_z$  为噪声， $c \sim p_c$  为隐变量。为了简单起见，

这里只考虑  $c$  为一维离散随机变量,  $p_c$  为离散均匀分布。生成器  $G = G(\mathbf{z}, c; \theta_G)$  和判别器  $D = D(\mathbf{x}; \theta_D)$  均为可微深度神经网络, 其中  $\theta_G, \theta_D$  分别为生成器和判别器的参数<sup>1</sup>。通过在  $D$  网络的最后一层做 Softmax 变换, 可以直接将  $D(x)$  作为条件概率  $p(y|x)$  的估计。注意到式(??)和(??)可以重写为:

$$L_D^{\text{cat}} = -I(X; Y) - \mathbb{E}_{\tilde{\mathbf{x}} \sim p_g} [H(p(y|\tilde{\mathbf{x}}))], \quad (2.3)$$

$$L_G^{\text{cat}} = -I(\tilde{X}; Y), \quad (2.4)$$

其中  $X \sim p_{\text{data}}, \tilde{X} \sim p_g$  分别表示真实数据和虚假数据对应的随机变量,  $Y$  表示未知标签对应的随机变量。从(2.3)、(2.4)式可以看出, CatGAN 在优化数据与标签之间的互信息。互信息是常用的变量间相关性的衡量标准, 所以本文用它作为生成器损失函数的正则项, 由此得到 InfoCatGAN 的损失函数如下:

$$L_D = L_D^{\text{cat}}, \quad (2.5)$$

$$L_G = L_G^{\text{cat}} - \lambda_1 I(c; \tilde{\mathbf{x}}),$$

其中  $\lambda_1$  为正则系数, 可知当  $\lambda_1 = 0$  时, InfoCatGAN 退化为 CatGAN, 模型结构见图 2.2。参考(??)式,  $I(c; \tilde{\mathbf{x}})$  可以放缩为  $\mathbb{E}_{p(\mathbf{c}, \tilde{\mathbf{x}})} [\log p(c|\tilde{\mathbf{x}})]$ , 在实现中通常使用交叉熵

$$CE[\mathbf{c}, p(c|\tilde{\mathbf{x}})] = - \sum_{i=1}^K c_i \log p(c = c_i|\tilde{\mathbf{x}}) \quad (2.6)$$

来优化此项, 这里的  $\mathbf{c} \in \mathbf{R}^K$  是隐变量  $c$  经过 one-hot 编码之后的向量,  $p(c|\tilde{\mathbf{x}})$  可以用  $D(\tilde{\mathbf{x}})$  来近似。

### 2.2.2 半监督分类方法

作为 CatGAN 的扩展, InfoCatGAN 能够很自然地适用于半监督的情况。假设  $\mathcal{X}^L = \{\mathbf{x}_i^L\}_{i=1}^m$  为  $m$  个有标签的样本,  $\mathbf{y}_i^L \in \mathbf{R}^K$  为经过 one-hot 编码之后的标签向量。对于有标签的样本,  $D(\mathbf{x}^L)$  的分布信息可以明确获得, 所以可以通过计算  $y^L$  和  $p(y|\mathbf{x}^L)$  之间的交叉熵:

$$CE[\mathbf{y}^L, p(y|\mathbf{x}^L)] = - \sum_{i=1}^K y_i \log p(y = y_i|\mathbf{x}^L) \quad (2.7)$$

来辅助判别器做出更精确的判断。半监督版本的 InfoCatGAN 损失函数如下:

$$L_D^L = L_D + \lambda_2 \mathbb{E}_{(\mathbf{x}^L, \mathbf{y}^L) \sim \mathcal{X}^L} [CE[\mathbf{y}^L, p(y|\mathbf{x}^L)]], \quad (2.8)$$

其中  $\lambda_2$  为正则系数而生成器的损失函数同(2.5)式:  $L_G^L = L_G$ .

<sup>1</sup>为了简便起见, 在无歧义的情况下通常省略网络参数。

## 2.3 本章小结

To be written...

## 第 3 章 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 使用说明

为方便使用及更好地展示 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 排版的优秀特性，ucasthesis 的框架和文件体系进行了细致地处理，尽可能地对各个功能和板块进行了模块化和封装，对于初学者来说，众多的文件目录也许一开始让人觉得有些无所适从，但阅读完下面的使用说明后，会发现原来使用思路是简单而清晰的，而且，当对 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 有一定的认识和了解后，会发现其相对 Word 类排版系统极具吸引力的优秀特性。所以，如果是初学者，请不要退缩，请稍加尝试和坚持，以领略到 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 的非凡魅力，并可以通过阅读相关资料如 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X Wikibook<sup>[?] ]</sup> 来完善自己的使用知识。

### 3.1 先试试效果

1. 安装软件：根据所用操作系统和章节 ?? 中的信息安装 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 编译环境。
2. 获取模板：下载 [ucasthesis](#) 模板并解压。ucasthesis 模板不仅提供了相应的类文件，同时也提供了包括参考文献等在内的完成学位论文的一切要素，所以，下载时，推荐下载整个 ucasthesis 文件夹，而不是单独的文档类。
3. 编译模板：
  - (a) Windows：双击运行 artratex.bat 脚本。
  - (b) Linux 或 MacOS: `terminal -> chmod +x ./artratex.sh -> ./artratex.sh xa`
  - (c) 任意系统：都可使用 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 编辑器打开 Thesis.tex 文件并选择 xelatex 编译引擎进行编译。
4. 错误处理：若编译中遇到了问题，请先查看“常见问题”（章节 3.4）。

编译完成即可获得本 PDF 说明文档。而这也完成了学习使用 ucasthesis 撰写论文的一半进程。什么？这就学成一半了，这么简单???，是的，就这么简单！

### 3.2 文档目录简介

#### 3.2.1 Thesis.tex

Thesis.tex 为主文档，其设计和规划了论文的整体框架，通过对其的阅读可以了解整个论文框架的搭建。

### 3.2.2 编译脚本

• Windows: 双击 Dos 脚本 artratex.bat 可得全编译后的 PDF 文档, 其存在是为了帮助不了解 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 编译过程的初学者跨过编译这第一道坎, 请勿通过邮件传播和接收此脚本, 以防范 Dos 脚本的潜在风险。

- Linux 或 MacOS: 在 terminal 中运行
- ./artratex.sh xa: 获得全编译后的 PDF 文档
- ./artratex.sh x: 快速编译, 不会生成文献引用

全编译指运行 `xelatex+bibtex+xelatex+xelatex` 以正确生成所有的引用链接, 如目录, 参考文献及引用等。在写作过程中若无添加新的引用, 则可用快速编译, 即只运行一遍 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 编译引擎以减少编译时间。

### 3.2.3 Tmp 文件夹

运行编译脚本后, 编译所生成的文档皆存于 Tmp 文件夹内, 包括编译得到的 PDF 文档, 其存在是为了保持工作空间的整洁, 因为好的心情是很重要的。

### 3.2.4 Style 文件夹

包含 ucasthesis 文档类的定义文件和配置文件, 通过对它们的修改可以实现特定的模版设定。

1. ucasthesis.cls: 文档类定义文件, 论文的最核心的格式即通过它来定义的。
2. ucasthesis.cfg: 文档类配置文件, 设定如目录显示为“目 录”而非“目录”。
3. artratex.sty: 常用宏包及文档设定, 如参考文献样式、文献引用样式、页眉页脚设定等。这些功能具有开关选项, 常只需在 Thesis.tex 中进行启用即可, 一般无需修改 artratex.sty 本身。
4. artracom.sty: 自定义命令以及添加宏包的推荐放置位置。

### 3.2.5 Tex 文件夹

文件夹内为论文的所有实体内容, 正常情况下, 这也是使用 ucasthesis 撰写学位论文时, 主要关注和修改的一个位置, 注: 所有文件都必须采用 UTF-8 编码, 否则编译后将出现乱码文本, 详细分类介绍如下:

- Frontinfo.tex: 为论文中英文封面信息。论文封面会根据英文学位名称如

**Bachelor, Master, Doctor, Postdoctor** 自动切换为相应的格式。

- Frontmatter.tex: 为论文前言内容如中英文摘要等。
- Mainmatter.tex: 索引需要出现的 Chapter。开始写论文时, 可以只索引当前章节, 以快速编译查看, 当论文完成后, 再对所有章节进行索引即可。
- Chap\_xxx.tex: 为论文主体的各章, 可根据需要添加和撰写。**添加新章**时, 可拷贝一个已有的章文件再重命名, 以继承文档的 **UTF8 编码**。
- Appendix.tex: 为附录内容。
- Backmatter.tex: 为发表文章信息和致谢部分等。

### 3.2.6 img 文件夹

用于放置论文中所需要的图类文件, 支持格式有: .jpg, .png, .pdf。其中, ucas\_logo.pdf 为国科大校徽。不建议为各章节图片建子目录, 即使图片众多, 若命名规则合理, 图片查询亦是十分方便。

### 3.2.7 Biblio 文件夹

1. ref.bib: 参考文献信息库。
2. gbt7714-xxx.bst: 文献样式定义文件。由 [zepinglee](#) 开发, 在最新国标的基础上对 ucas 进行了定制。与文献样式有关的问题, 请查阅开发者所提供的文档, 并建议适当追踪 [ucas 样式分支](#) 的更新。

## 3.3 数学公式、图表、参考文献等功能

### 3.3.1 数学公式

比如 Navier-Stokes 方程 (方程 (3.1)):

$$\begin{cases} \frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{V}) = 0 & \text{times math test : 1, 2, 3, 4, 5, 1, 2, 3, 4, 5} \\ \frac{\partial(\rho \mathbf{V})}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{V} \mathbf{V}) = \nabla \cdot \boldsymbol{\sigma} & \text{times text test: 1, 2, 3, 4, 5} \\ \frac{\partial(\rho E)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho E \mathbf{V}) = \nabla \cdot (k \nabla T) + \nabla \cdot (\boldsymbol{\sigma} \cdot \mathbf{V}) \end{cases} \quad \dots (3.1)$$

$$\frac{\partial}{\partial t} \int_{\Omega} u \, d\Omega + \int_S \mathbf{n} \cdot (u \mathbf{V}) \, dS = \dot{\phi} \quad \dots (3.2)$$

$$\mathcal{L}\{f\}(s) = \int_{0^-}^{\infty} f(t) e^{-st} \, dt, \quad \mathcal{L}\{f\}(s) = \int_{0^-}^{\infty} f(t) e^{-st} \, dt$$

$$\mathcal{F}(f(x + x_0)) = \mathcal{F}(f(x)) e^{2\pi i \xi x_0}, \quad \mathcal{F}(f(x + x_0)) = \mathcal{F}(f(x)) e^{2\pi i \xi x_0}$$

数学公式常用命令请见 [WiKibook Mathematics](#)。artracom.sty 中对一些常用数据类型如矢量矩阵等进行了封装，这样的好处是如有一天需要修改矢量的显示形式，只需单独修改 artracom.sty 中的矢量定义即可实现全文档的修改。

### 3.3.2 数学环境

**公理 3.1.** 这是一个公理。

**定理 3.2.** 这是一个定理。

**引理 3.3.** 这是一个引理。

**推论 3.4.** 这是一个推论。

**断言 3.5.** 这是一个断言。

**命题 3.6.** 这是一个命题。

**证明.** 这是一个证明。

□

**定义 3.1.** 这是一个定义。

**例 3.1.** 这是一个例子。

**注.** 这是一个注。

### 3.3.3 表格

请见表 3.1。

**表 3.1** 这是一个样表。

**Table 3.1** This is a sample table.

行号	跨多列的标题							
Row 1	1	2	3	4	5	6	7	8
Row 2	1	2	3	4	5	6	7	8
Row 3	1	2	3	4	5	6	7	8
Row 4	1	2	3	4	5	6	7	8

制图制表的更多范例，请见 [ucasthesis 知识小站](#) 和 [WiKibook Tables](#)。



### 3.3.4 图片插入

论文中图片的插入通常分为单图和多图，下面分别加以介绍：

单图插入：假设插入名为c06h06（后缀可以为.jpg、.png、.pdf，下同）的图片，其效果如图 3.1。



图 3.1 Q 判据等值面图，同时测试一下一个很长的标题，比如这真的是一个很长很长很长很长很长很长很长很长的标题。

**Figure 3.1 Isocontour of Q criteria, at the same time, this is to test a long title, for instance, this is a really very long very long very long very long very long title.**

如果插图的空白区域过大，以图片c06h06为例，自动裁剪如图 3.2。

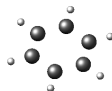


图 3.2 激波圆柱作用。

**Figure 3.2 Shock-cylinder interaction.**

多图的插入如图 3.3，多图不应在子图中给文本子标题，只要给序号，并在主标题中进行引用说明。

### 3.3.5 算法

如见算法 2，详细使用方法请参见文档 [algorithmicx](#)。

### 3.3.6 参考文献引用

参考文献引用过程以实例进行介绍，假设需要引用名为“Document Preparation System”的文献，步骤如下：

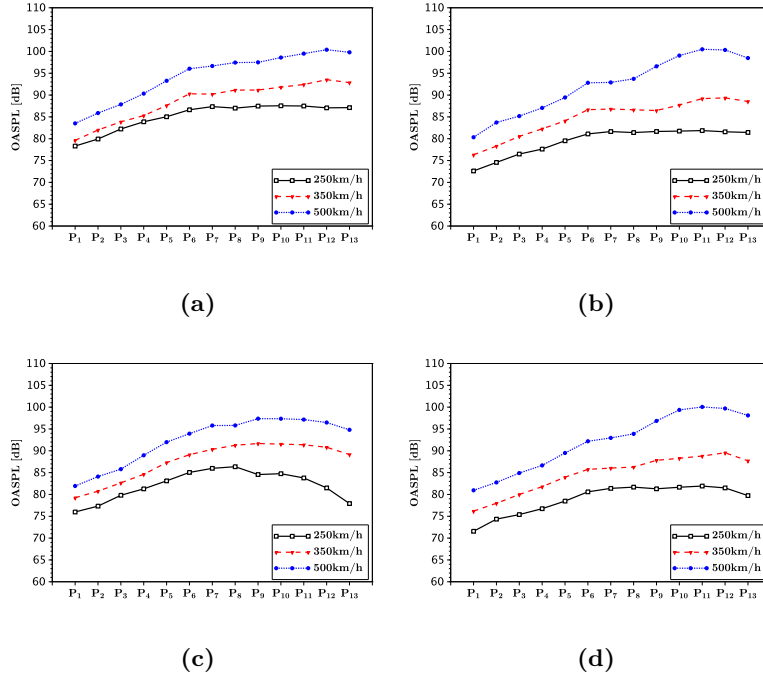


图 3.3 总声压级。(a) 这是子图说明信息, (b) 这是子图说明信息, (c) 这是子图说明信息, (d) 这是子图说明信息。

Figure 3.3 OASPL.(a) This is the explanation of subfig, (b) This is the explanation of subfig, (c) This is the explanation of subfig, (d) This is the explanation of subfig.

---

### 算法 2 Euclid's algorithm

---

```

1: procedure EUCLID( $a, b$ ) ▷ The g.c.d. of  $a$  and  $b$ 
2:    $r \leftarrow a \bmod b$ 
3:   while  $r \neq 0$  do ▷ We have the answer if  $r$  is 0
4:      $a \leftarrow b$ 
5:      $b \leftarrow r$ 
6:      $r \leftarrow a \bmod b$ 
7:   end while
8:   return  $b$  ▷ The gcd is  $b$ 
9: end procedure

```

---

1) 使用 Google Scholar 搜索 Document Preparation System, 在目标条目下点击 Cite, 展开后选择 Import into BibTeX 打开此文章的 BibTeX 索引信息, 将它们 copy 添加到 ref.bib 文件中 (此文件位于 Biblio 文件夹下)。

2) 索引第一行 @article{lampport1986document, 中 lampport1986document 即为此文献的 label (中文文献也必须使用英文 label, 一般遵照: 姓氏拼音 + 年份 + 标题第一字拼音的格式), 想要在论文中索引此文献, 有两种索引类型:

文本类型: \citet{lampport1986document}。正如此处所示<sup>[?]</sup>;

括号类型: \citep{lampport1986document}。正如此处所示<sup>[?]</sup>。

多文献索引用英文逗号隔开:

\citep{lampport1986document, chu2004tushu, chen2005zhulu}。正如此处所示<sup>[? ? ?]</sup>

更多例子如:

<sup>[?]</sup> 根据 <sup>[?]</sup> 的研究, 首次提出...。其中关于...<sup>[? ?]</sup>, 是当前中国... 得到迅速发展的研究领域<sup>[? ?]</sup>。引用同一著者在同一年份出版的多篇文献时, 在出版年份之后用英文小写字母区别, 如:<sup>[? ? ?]</sup>和<sup>[? ? ?]</sup>。同一处引用多篇文献时, 按出版年份由近及远依次标注。例如<sup>[? ? ? ?]</sup>。

使用著者-出版年制 (authoryear) 式参考文献样式时, 中文文献必须在 BibTeX 索引信息的 key 域 (请参考 ref.bib 文件) 填写作者姓名的拼音, 才能使得文献列表按照拼音排序。参考文献表中的条目 (不排序号), 先按语种分类排列, 语种顺序是: 中文、日文、英文、俄文、其他文种。然后, 中文按汉语拼音字母顺序排列, 日文按第一著者的姓氏笔画排序, 西文和俄文按第一著者姓氏首字母顺序排列。如中<sup>[?]</sup>、日<sup>[?]</sup>、英<sup>[?]</sup>、俄<sup>[?]</sup>。

如此, 即完成了文献的索引, 请查看下本文档的参考文献一章, 看看是不是就是这么简单呢? 是的, 就是这么简单!

不同文献样式和引用样式, 如著者-出版年制 (authoryear)、顺序编码制 (numbers)、上标顺序编码制 (super) 可在 Thesis.tex 中对 artratex.sty 调用实现, 详见 [ucasthesis 知识小站之文献样式](#)

参考文献索引的更多知识, 请见 [WiKibook Bibliography](#)。

### 3.4 常见使用问题

1. 模板每次发布前,都已在 Windows, Linux, MacOS 系统上测试通过。下载模板后,若编译出现错误,则请见 [ucasthesis 知识小站](#) 的 [编译指南](#)。

2. 模板文档的编码为 UTF-8 编码。所有文件都必须采用 UTF-8 编码,否则编译后生成的文档将出现乱码文本。若出现文本编辑器无法打开文档或打开文档乱码的问题,请检查编辑器对 UTF-8 编码的支持。如果使用 WinEdt 作为文本编辑器 (**不推荐使用**),应在其 Options -> Preferences -> wrapping 选项卡下将两种 Wrapping Modes 中的内容:

TeX;HTML;ANSI;ASCII|DTX...

修改为: TeX;**UTF-8|ACP**;HTML;ANSI;ASCII|DTX...

同时,取消 Options -> Preferences -> Unicode 中的 Enable ANSI Format。

3. 推荐选择 xelatex 或 lualatex 编译引擎编译中文文档。编译脚本的默认设定为 xelatex 编译引擎。你也可以选择不使用脚本编译,如直接使用 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 文本编辑器编译。注: L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 文本编辑器编译的默认设定为 pdf<sub>l</sub>atex 编译引擎,若选择 xelatex 或 lualatex 编译引擎,请进入下拉菜单选择。为正确生成引用链接和参考文献,需要进行**全编译**。

#### 4. Texmaker 使用简介

- (a) 使用 Texmaker “打开 (Open)” Thesis.tex。
- (b) 菜单“选项 (Options)” -> “设置当前文档为主文档 (Define as Master Document)”
- (c) 菜单“自定义 (User)” -> “自定义命令 (User Commands)” -> “编辑自定义命令 (Edit User Commands)” -> 左侧选择“command 1”,右侧“菜单项 (Menu Item)”填入 Auto Build -> 点击下方“向导 (Wizard)” -> “添加 (Add)” : xelatex + bibtex + xelatex + xelatex + pdf viewer -> 点击“完成 (OK)”
- (d) 使用 Auto Build 编译带有未生成引用链接的源文件,可以仅使用 xelatex 编译带有已经正确生成引用链接的源文件。
- (e) 编译完成,“查看 (View)” PDF,在 PDF 中“ctrl+click”可链接到相对应的源文件。

5. 模版的设计可能地考虑了适应性。致谢等所有条目都是通过最为通用的

`\chapter{item name}` and `\section*{item name}`

来显式实现的 (请观察 Backmatter.tex),从而可以随意添加,放置,和修改,如同一般章节。对于图表目录名称则可在 ucasthesis.cfg 中进行修改。

6. 设置文档样式: 在 artratex.sty 中搜索关键字定位相应命令,然后修改

- (a) 正文行距: 启用和设置 `\linespread{1.5}`,默认 1.5 倍行距。

(b) 参考文献行距: 修改 `\setlength{\bibsep}{0.0ex}`

(c) 目录显示级数: 修改 `\setcounter{tocdepth}{2}`

(d) 文档超链接的颜色及其显示: 修改 `\hypersetup`

7. 文档内字体切换方法:

- 宋体: 国科大论文模板 `ucasthesis` 或 国科大论文模板 `ucasthesis`
- 粗宋体: 国科大论文模板 `ucasthesis` 或 国科大论文模板 `ucasthesis`
- 黑体: 国科大论文模板 `ucasthesis` 或 国科大论文模板 `ucasthesis`
- 粗黑体: 国科大论文模板 `ucasthesis` 或 国科大论文模板 `ucasthesis`
- 仿宋: 国科大论文模板 `ucasthesis` 或 国科大论文模板 `ucasthesis`
- 粗仿宋: 国科大论文模板 `ucasthesis` 或 国科大论文模板 `ucasthesis`
- 楷体: 国科大论文模板 `ucasthesis` 或 国科大论文模板 `ucasthesis`
- 粗楷体: 国科大论文模板 `ucasthesis` 或 国科大论文模板 `ucasthesis`



## 附录 A 中国科学院大学学位论文撰写要求

学位论文是研究生科研工作成果的集中体现，是评判学位申请者学术水平、授予其学位的主要依据，是科研领域重要的文献资料。根据《科学技术报告、学位论文和学术论文的编写格式》(GB/T 7713-1987)、《学位论文编写规则》(GB/T 7713.1-2006) 和《文后参考文献著录规则》(GB7714—87) 等国家有关标准，结合中国科学院大学（以下简称“国科大”）的实际情况，特制订本规定。

### A.1 论文无附录者无需附录部分

### A.2 测试公式编号 $\Lambda, \lambda, \theta, \bar{\Lambda}, \sqrt{S_{NN}}$

$$\begin{cases} \frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{V}) = 0 \\ \frac{\partial(\rho \mathbf{V})}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{V} \mathbf{V}) = \nabla \cdot \boldsymbol{\sigma} \\ \frac{\partial(\rho E)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho E \mathbf{V}) = \nabla \cdot (k \nabla T) + \nabla \cdot (\boldsymbol{\sigma} \cdot \mathbf{V}) \end{cases} \quad \dots \text{ (A.1)}$$

$$\frac{\partial}{\partial t} \int_{\Omega} u \, d\Omega + \int_S \mathbf{n} \cdot (u \mathbf{V}) \, dS = \dot{\phi} \quad \dots \text{ (A.2)}$$

$$\mathcal{L}\{f\}(s) = \int_{0^-}^{\infty} f(t) e^{-st} \, dt, \quad \mathcal{L}\{f\}(s) = \int_{0^-}^{\infty} f(t) e^{-st} \, dt$$

$$\mathcal{F}(f(x + x_0)) = \mathcal{F}(f(x)) e^{2\pi i \xi x_0}, \quad \mathcal{F}(f(x + x_0)) = \mathcal{F}(f(x)) e^{2\pi i \xi x_0}$$

mathtext:  $A, F, L, 2, 3, 5, \sigma$ , mathnormal:  $A, F, L, 2, 3, 5, \sigma$ , mathrm:  $A, F, L, 2, 3, 5, \sigma$ .

mathbf:  $\mathbf{A}, \mathbf{F}, \mathbf{L}, \mathbf{2}, \mathbf{3}, \mathbf{5}, \mathbf{\sigma}$ , mathit:  $A, F, L, 2, 3, 5, \sigma$ , mathsf:  $A, F, L, 2, 3, 5, \sigma$ .

mathtt:  $A, F, L, 2, 3, 5, \sigma$ , mathfrak:  $\mathfrak{A}, \mathfrak{F}, \mathfrak{L}, 2, 3, 5, \sigma$ , mathbb:  $\mathbb{A}, \mathbb{F}, \mathbb{L}, 2, 3, 5, \sigma$ .

mathcal:  $\mathcal{A}, \mathcal{F}, \mathcal{L}, 2, 3, 5, \sigma$ , mathscr:  $\mathcal{A}, \mathcal{F}, \mathcal{L}, 2, 3, 5, \sigma$ , boldsymbol:  $\mathbf{A}, \mathbf{F}, \mathbf{L}, 2, 3, 5, \boldsymbol{\sigma}$ .

vector:  $\boldsymbol{\sigma}, \mathbf{T}, \mathbf{a}, \mathbf{F}, \mathbf{n}$ , unitvector:  $\boldsymbol{\sigma}, \mathbf{T}, \mathbf{a}, \mathbf{F}, \mathbf{n}$

matrix:  $\boldsymbol{\sigma}, \mathbf{T}, \mathbf{a}, \mathbf{F}, \mathbf{n}$ , unitmatrix:  $\boldsymbol{\sigma}, \mathbf{T}, \mathbf{a}, \mathbf{F}, \mathbf{n}$

tensor:  $\boldsymbol{\sigma}, \mathbf{T}, \mathbf{a}, \mathbf{F}, \mathbf{n}$ , unittensor:  $\boldsymbol{\sigma}, \mathbf{T}, \mathbf{a}, \mathbf{F}, \mathbf{n}$

22