



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^AT_EX 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^AT_EX 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^AT_EX 文档类 ucasthesis 的用法，以及如何使用 L^AT_EX 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^AT_EX 模板

Abstract

This paper is a help documentation for the \LaTeX 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 \LaTeX .

Keywords: University of Chinese Academy of Sciences (UCAS), Thesis, \LaTeX 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 C-InfoGAN 及其应用	3
2.1 C-InfoGAN	3
2.1.1 无监督分类方法	3
2.1.2 半监督分类方法	3
2.2 InfoCatGAN	5
2.2.1 无监督分类方法	5
2.2.2 半监督分类方法	6
2.3 本章小结	7
第 3 章 实验设定及结果	9
3.1 实现细节	9
3.2 实验结果	9
附录 A 中国科学院大学学位论文撰写要求	11
A.1 论文无附录者无需附录部分	11
A.2 测试公式编号 $\Lambda, \lambda, \theta, \bar{\Lambda}, \sqrt{S_{NN}}$	11
A.3 测试生僻字	12
参考文献	13

图形列表

2.1 C-InfoGAN 模型结构示意	4
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。	6

表格列表

符号列表

字符

Symbol	Description	Unit
R	the gas constant	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$
C_v	specific heat capacity at constant volume	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$
C_p	specific heat capacity at constant pressure	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$
E	specific total energy	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2}$
e	specific internal energy	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2}$
h_T	specific total enthalpy	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2}$
h	specific enthalpy	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2}$
k	thermal conductivity	$\text{kg} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^{-3} \cdot \text{K}^{-1}$
S_{ij}	deviatoric stress tensor	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-2}$
τ_{ij}	viscous stress tensor	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-2}$
δ_{ij}	Kronecker tensor	1
I_{ij}	identity tensor	1

算子

Symbol	Description
Δ	difference
∇	gradient operator
δ^\pm	upwind-biased interpolation scheme

缩写

CFD	Computational Fluid Dynamics
CFL	Courant-Friedrichs-Lewy
EOS	Equation of State

JWL	Jones-Wilkins-Lee
WENO	Weighted Essentially Non-oscillatory
ZND	Zel'dovich-von Neumann-Doering

第 1 章 绪论

- 1.1 研究背景
- 1.2 研究现状
- 1.3 本文贡献
- 1.4 本文结构

第 2 章 C-InfoGAN 及其应用

现在来介绍 C-InfoGAN. ??所有经 w

2.1 C-InfoGAN

2.1.1 无监督分类方法

InfoGAN 通过优化隐变量与生成数据的之间的互信息, 很好地研究了隐空间和数据空间的联系, 可以通过改变隐变量来调整生成数据的指定特征。值得注意的是, InfoGAN 能够无监督地学习到数据类别的特征, 并且可以通过隐变量来控制生成数据的类别, 这为分类任务提供了基础。InfoGAN 中使用一个辅助的 Q 网络来估计后验概率 $P(\mathbf{c}|\mathbf{x})$, 如果隐变量 $\mathbf{c} = (c, c_1, c_2, \dots)$ 中的 c 能够学习到数据的类别特征, 则可以利用 $Q(c|\mathbf{x})$ 作为一个概率分类器。对于其他隐变量, 则可以学到其他数据特征 (如手写数字的粗细, 角度等), 参见图 ??。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。称这个分类模型为 C-InfoGAN, 简称 CIG, 其目标函数如下:

$$\min_{G, Q} \max_D V_{\text{CIG}}(G, D, Q, \lambda_1, \lambda_2) = V_{\text{InfoGAN}}(G, D, Q, \lambda_1) + \lambda_2 L(c, Q(c|\tilde{\mathbf{x}})), \quad (2.1)$$

其中 λ_2 是正则化系数, $L(c, \hat{c}) = L(c, Q(c|\tilde{\mathbf{x}}))$ 在实现中一般采用交叉熵, 参见(??)式, 模型结构见图 2.1.

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 Spurr 等^[1] 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,

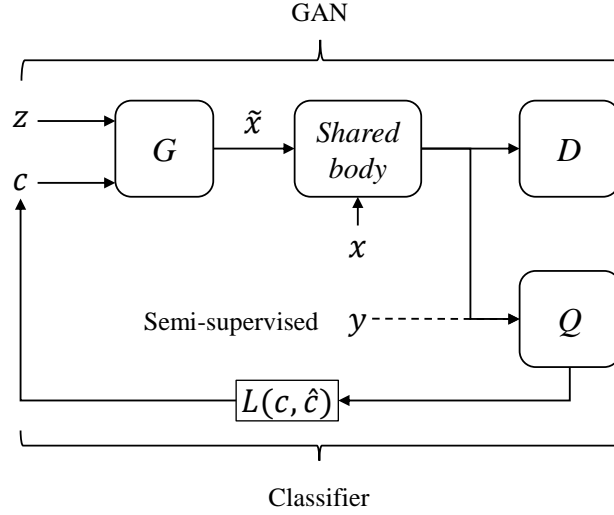


图 2.1 C-InfoGAN 模型结构。无监督情况下，生成数据 \tilde{x} 和真实数据 x 参与训练，通过和 D 共享部分结构， Q 网络可以将 GAN 模型学习到的特征加以利用，实现分类任务；在半监督情况下，一部分真实标签 y 会直接被 Q 网络利用，以得到更好的效果。优化 Q 网络的输出 \hat{c} 和隐变量 c 构成的损失函数 $L(c, \hat{c})$ 来增加 Q 的分类准确率。

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.

我们给出半监督 C-InfoGAN 的目标函数：

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

模型结构参见图 2.1。

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）^[2]，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。

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 θ_G, θ_D 分别为生成器和判别器的参数¹。通过在 D 网络的最后一层做 Softmax 变换，可以直接将 $D(x)$

¹为了简便起见，在无歧义的情况下通常省略网络参数。

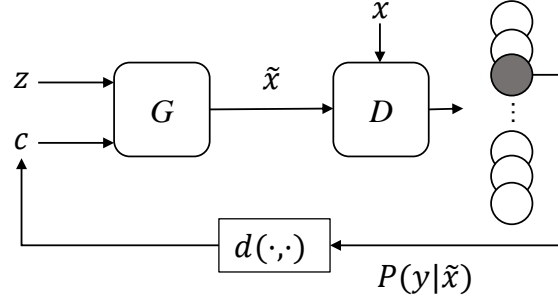


图 2.2 InfoCatGAN 模型结构。图中 D 的输出为 $P(y|\cdot)$ 。在训练生成器的时候，将判别器的输出 $P(y|\tilde{x})$ 和隐变量 c 通过某种度量 $d(\cdot, \cdot)$ 建立联系使得条件概率的峰值与 c 的取值对应。

作为条件概率 $p(y|x)$ 的估计。注意到式(??)和(??)可以重写为：

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

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

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 λ_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

draft 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 λ_2 为正则系数而生成器的损失函数同(2.5)式: $L_G^L = L_G$.

2.3 本章小结

To be written...

第 3 章 实验设定及结果

3.1 实现细节

3.2 实验结果

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

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

12

参考文献

- [1] SPURR A, AKSAN E, HILLIGES O. Guiding infogan with semi-supervision[C]//Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Springer, 2017: 119-134.
- [2] GRANDVALET Y, BENGIO Y. Semi-supervised learning by entropy minimization [C]//Advances in neural information processing systems. 2005: 529-536.