

提供技术支持。

#### 参考文献:

- [1]秦雅琴, 马玲玲.网络爬虫技术在交通信息获取中的应用综述[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2020, 44(03): 456-461.
- [2]张立鉴.浅谈网络爬虫的网站信息采集技术[J].信息记录材料, 2021, 22(07): 199-200.
- [3]刘多林, 吕苗.基于网络爬虫结合关联大数据的用户信息提取[J].计算机仿真, 2021, 38(08): 482-486.
- [4]陈小彪, 储虎.论网络爬虫行为的刑法应对[J].河南警察学院学报, 2020, 29(05): 83-92.
- [5]郭嘉, 郭晓峰, 沈建京.关于大数据中用户资源信息提取

仿真研究[J].计算机仿真, 2018, 35(07): 414-417.

[6]邱云飞, 王雪, 刘大有, 等.基于 Web 评论的用户个人信息提取方法研究[J].计算机应用与软件, 2012, 29(05): 44-47+72.

[7]吴虎.基于网络爬虫技术的企业社交媒体情报获取分析[D].黑龙江大学, 2017.

[8]吴涛.巧用八爪鱼采集器开展政务公开审计[J].审计月刊, 2019(11): 32-33.

[9]魏少鹏.基于 Chrome 浏览器插件的爬虫系统[D].东华大学, 2016.

[10]KOVIAZIN MIKHAIL.可视化网络爬虫发展的开发[D].哈尔滨工业大学, 2020.

## 基于深度学习的3D 点云补全算法综述

◆魏青<sup>1, 3</sup> 钱锦辉<sup>1, 3</sup> 吴显峰<sup>1, 2, 3</sup> 邓亚茹<sup>1</sup> 赖重远<sup>1, 2, 3</sup> 通讯作者

(1.江汉大学人工智能学院 湖北 430056; 2.江汉大学炳灵学院 湖北 430056; 3.江汉大学交叉学科研究院 湖北 430056)

摘要: 三维视觉已成为当前研究的热点之一。在各种类型的三维数据描述中, 点云由于其数据量小而呈现能力细腻被广泛应用于三维数据处理中。现实世界的点云数据通常是通过激光扫描仪、立体相机或低成本 RGB-D 扫描仪获取的。但是由于遮挡问题、光线反射、材料表面的透明度以及传感器分辨率和视角的限制, 导致这些设备直接获取的通常是稀疏或者不完整点云, 造成几何信息和语义信息的丢失进而影响到各种下游任务, 如机器人操作, 导航场景理解等。根据点云补全侧重点不同, 将基于深度学习的三维点云补全技术划分为基于体素的形状补全和基于点的形状补全。

关键词: 三维视觉; 深度学习; 点云补全

基金项目: 本研究由江汉大学 2020 级研究生创新基金项目:《基于深度学习的点云补全算法研究》和江汉大学 2022 年度学生科研省级重点项目:《一种基于新型编解码器诊断胎儿脑部异常的图像识别技术》(编号: 2022zd096) 资助

### 1 引言

自 1985 年初以来, 点云已被认为是三维空间中物体的一种典型表示形式, 它被广泛用作 3D 扫描仪, LiDAR, RGB-D 相机等各种传感器的标准输出。近年来, 卷积神经网络技术发展迅猛, 在二维图像识别、分割和生成等任务中表现十分出色, 另一方面, 随着传感器等硬件相关技术的不断提升, 如何利用适用于自动驾驶, 增强现实等应用的 3D 数据受到了越来越多的关注, 对点云的研究也逐渐成为 AI 中的热门课题。

3D 点云是三维坐标系统中具有无序性、无连接性的一组空间坐标点的集合, 与多边形网格曲面相比, 点云不需要存储和维护网格的连接性或拓扑一致性。由于其具有简单、灵活和强大的表示能力, 在医学图像处理、自动驾驶和机器人技术等诸多研究领域得到了广泛的使用。点云数据可以由三维扫描设备产生, 如激光雷达、立体摄像头、Kinect 和 ToF (time-of-flight) 相机等。然而, 点云数据在实际采集的过程中, 不可避免地会出现目标物体的部分被自身或者外界遮挡(例如从单一视角下投影的深度图像得到点云)、目标物体处于相对运动状态(例如激光雷达采集场景点云), 多次反射等问题, 采集到的原始点云通常是不完整的, 进而影响到下游任务。传统的点云形状补全方法不能有效地解决所有特征的不完整点云。基于深度学习技术设计出具有良好普适性, 并对于原始点云数据含有的噪声具有良好鲁棒性的点云形状补全方法有着较高的现实意义和研究价值。

本文立足于三维点云补全问题, 对近年来基于深度学习的点云上采样、形状补全技术进行了梳理和分析。

### 2 基于深度学习的点云补全技术

3D 重建和表征学习中的深度学习技术推动了 3D 研究形状补全, 大致可以分为两类。(1) 传统的 3D 形状补全方法通常制定手工制作特征, 如表面光滑度或对称轴来推断缺失区域, 而其他一些方法考虑借助大规模完整的 3D 形状数据集, 并执行搜索以找到相似的补丁来填充 3D 形状的不完整区域。(2) 基于深度学习的方法, 另一方面, 利用强大的表示学习能力从不完整的输入形状中提取几何特征, 并直

接推断出完整的形状根据提取的特征。与传统的补全方法相比, 这些可学习的方法不需要预先定义的手工特征, 并且可以更好地利用大规模补全数据集中丰富的形状信息。

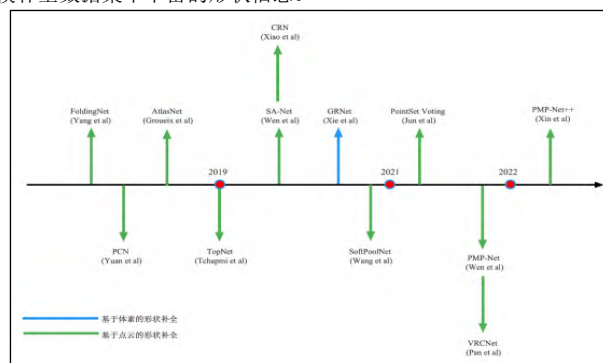


图1 点云补全算法时间轴

#### 2.1 基于体素重建

卷积神经网络(CNN)的表征学习能力已广泛应用于二维计算机视觉研究, 近年来有关二维图像修复应用的研究不断涌现。3D 形状补全的直观想法可以直接借鉴 2DCNN 在图像修复研究中的成功, 并将其扩展到 3D 空间。基于 3DCNN 结构的体积辅助性完成方法。如 3D-EPN 和 GRNet<sup>[1-2]</sup>, 已经被提出以粗到细的方式重建完整的 3D 体素。他们首先在编码器-解码器框架下使用 3DCNN 预测一个粗略的完整形状, 然后使用从完整形状数据集中选择的类似块或根据输出体素。此外, 还有一些研究将纯体素数据考虑用于形状完成任务。例如, 韩等人提出通过同时推断全局结构和局部几何形状来预测详细的完整形状<sup>[3]</sup>, 从而直接生成高分辨率 3D 体积形状。Stutz 等人提出了一种基于变分自动编码器的方法来完成弱监督下的 3D 体素<sup>[4]</sup>。尽管 3DCNN 具有令人着迷的特征学习能力, 但与输入体素数据分辨率成

立方的计算成本使得处理细粒度形状变得困难。

## 2.2 基于点重建

近年来,基于点云的形状补全任务越来越受到关注。由于点云是许多 3D 扫描设备的直接输出形式,并且点云的存储和处理所需的计算成本远低于体积数据,因此最近的许多研究考虑对 3D 点云进行直接完成。从点云表示学习的改进中得到启发,以前的方法如 TopNet, PCN 和 SA-Net 将解决方案制定为编码器解码器框架下的生成模型<sup>[5-7]</sup>。他们采用 PointNet 或 PointNet++ 等编码器从不完整的点云中提取全局特征<sup>[8-9]</sup>,并使用解码器根据提取的特征推断完整的点云。与 PCN 相比,TopNet 改进了解码器的结构,以便在有根树架构中隐式建模和生成点云。SANet 更进一步,通过 skip-attention 机制将点云不完整的详细几何信息保存并传递到完整形状的生成中。其他值得注意的方法,如 RL-GAN-Net, Render4Completion 和 VRCNet<sup>[10-12]</sup>,专注于对抗性学习和变分自动编码器的框架,以提高生成的完整形状的真实性和一致性。最近,3D 形状的渐进细化已成为点云补全研究中的流行思想(例如 CRN, PF-Net)<sup>[13-14]</sup>,因为它可以帮助网络生成具有详细结构的 3D 形状。PMP-Net++ 移动初始输入中所有点<sup>[15]</sup>,一步变形,不直接从潜在代码中生成最终点云。总之,上述方法大多是点云补全任务的生成解决方案,并且不可避免地受到点云无序性质的影响,这使得使用生成解码器难以重建详细的类型或结构。

## 3 损失函数的设计

### 3.1 损失函数

损失函数测量地面真值差异、测量输出点云和地面实况点云之间的差异。在损失函数计算中,常用的距离函数包括 L1 范数、L2 范数和 CD(chamfer distance),EMD(earthmover's distance),HD(Hausdorff distance)等。其中,CD 和 EMD 是三维点云补全技术中最常用的损失函数计算形式。

由于这两个点云都是无序的,所以损失对点云的排列不变。介绍了两个候选的排列不变量函数:Chamfer 距离(CD)和 EarthMover 距离(EMD)

$$CD(S_1, S_2) = \frac{1}{|S_1|} \sum_{x \in S_1} \min_{y \in S_2} \|x - y\|_2 + \frac{1}{|S_2|} \sum_{y \in S_2} \min_{x \in S_1} \|y - x\|_2 \quad (1)$$

CD(1) 计算输出点云  $S_1$  和地面真值点云  $S_2$  之间的平均最近点距离。使用 CD 的对称形式,其中第一项迫使输出点靠近地面真实点,第二项确保地面真实点云被输出点云覆盖。计算 CD 不必使  $S_1$  和  $S_2$  大小相同。

$$EMD(S_1, S_2) = \frac{1}{|S_1|} \sum_{x \in S_1} \min_{\phi: S_1 \rightarrow S_2} \|x - \phi(x)\|_2 \quad (2)$$

EMD(2) 找到了一个双射函数  $\phi: S_1 \rightarrow S_2$ , 该双射函数最小化了对应点之间的平均距离。在实践中,找到最佳的  $\phi$  是非常昂贵的,所以使用一个迭代的  $(1 + \epsilon)$  近似方案。与计算 CD 不同,EMD 要求  $S_1$  和  $S_2$  的大小相同。

在损失函数(3)中由两个  $d_1$  和  $d_2$  组成,超参数  $\alpha$  加权。第一项是粗略输出  $Y_{coarse}$  和  $Y_{coarse}$  大小相同的子采样地面真值  $Y_{gt}$  之间的距离。第二项是详细输出  $Y_{detail}$  和完整地面真实值  $Y_{gt}$  之间的距离。

$$L(Y_{coarse}, Y_{detail}, Y_{gt}) = d_1(Y_{coarse}, \tilde{Y}_{gt}) + \alpha d_2(Y_{detail}, Y_{gt}) \quad (3)$$

在实验中,对  $d_1$  使用 CD 和 EMD,但对  $d_2$  只使用 CD。

### 3.2 常用数据集

三维点云补全中常用的数据集包括 ShapeNet, KITTI, Completion3d 等。

ShapeNet 是一个大型的、信息丰富的三维模型库,它包含跨越多种语义类别的模型,常用的子集包括 ShapeNetCore, ShapeNetSem 等。其中,ShapeNetCore 具有单个干净的三维模型和手动验证的类别和对齐注释,它涵盖了 55 个常见对象类别,约 51300 个独特的三维模型。ShapeNetSem 是一个更小、注释更密集的子集,由分布在更广的 270 个类别中的 12000 个模型组成。此数据集常用于点云修复深度网络模型的训练和测试。

KITTI 包含使用了多种传感器模式采集的市区、乡村和高速公路等场景的真实点云数据,记录了 10~100Hz 下 6h 的交通场景。视图包括各种程度的遮挡与截断,数据集分为“道路”,“城市”,“住宅”,“校园”和“人”。对于每个序列,提供原始数据以及三维包围框形式的对象注释和校准文件,常用于密集重建及形状补全。

Completion3d 基准测试是评估最先进的 3D 点云补全方法的平台。参与者将获得部分 3D 点云,并负责为对象推断完整的 3D 点云。

## 4 实验结果与评估对比

点云补全质量常用的评价函数包括均值、均方根和 CD, EMD, HD 等。

表 1 Completion3D 数据集上的点云补全, 每点倒角距离的 L2 范数  $\times 10^4$  (越低越好)

| Methods            | Average | Plane | Cabinet | Car   | Chair | Lamp  | Couch | Table | Watercraft |
|--------------------|---------|-------|---------|-------|-------|-------|-------|-------|------------|
| FoldingNet[16]     | 19.07   | 12.83 | 23.01   | 14.88 | 25.69 | 21.79 | 21.31 | 20.71 | 11.51      |
| PCN[6]             | 18.22   | 9.79  | 22.70   | 12.43 | 25.14 | 22.72 | 20.26 | 20.27 | 11.73      |
| PointSetVoting[18] | 18.18   | 6.88  | 21.18   | 15.78 | 22.54 | 18.78 | 28.39 | 19.96 | 11.16      |
| AtlasNet[17]       | 17.77   | 10.36 | 23.40   | 13.40 | 24.16 | 20.24 | 20.82 | 17.52 | 11.62      |
| SoftPoolNet[19]    | 16.15   | 5.81  | 24.53   | 11.35 | 23.63 | 18.54 | 20.34 | 16.89 | 7.14       |
| TopNet[5]          | 14.25   | 7.32  | 18.77   | 12.88 | 19.82 | 14.60 | 16.29 | 14.89 | 8.82       |
| SA-Net[7]          | 11.22   | 5.27  | 14.45   | 7.78  | 13.67 | 13.53 | 14.22 | 11.75 | 8.84       |
| GRNet[2]           | 10.64   | 6.13  | 16.90   | 8.27  | 12.23 | 10.22 | 14.93 | 10.08 | 5.86       |
| SoftPool++[21]     | 9.36    | 4.59  | 15.82   | 6.78  | 11.41 | 8.82  | 13.37 | 9.15  | 4.93       |
| PMP-Net[20]        | 9.23    | 3.99  | 14.70   | 8.55  | 10.21 | 9.27  | 12.43 | 8.51  | 5.77       |
| CRN[13]            | 9.21    | 3.38  | 13.17   | 8.31  | 10.62 | 10.00 | 12.86 | 9.16  | 5.80       |
| VRCNet[12]         | 8.12    | 3.94  | 13.46   | 6.72  | 10.35 | 9.87  | 12.48 | 7.73  | 6.14       |
| PMP-Net++[15]      | 7.97    | 3.25  | 12.25   | 7.62  | 8.71  | 7.64  | 11.6  | 7.06  | 5.38       |

## 5 总结与展望

点云修复技术旨在修复三维传感器等采集到的稀疏的、不完整的、带噪声的和不均匀的数据,重建高质量的点云。目前出现的很多技术可以根据修复任务构建有效的深度学习网络进行点云重建。

### 5.1 分层提取点云特征

在对输入点云的特征提取上可以分层提取点云特征:先提取主要特征,然后提取中间特征,最后提取细节特征。经过这三部分特征的拼接融合,补全后的点云形状与现有方法的补全结果相比,局部细节信息应该会更完整,CD 损失(Chamfer-Distance)会更小。

### 5.2 与传统几何算法相结合

在三维点云处理中,有效地运用几何信息能突出数据中的特定特征,传统点云补全技术往往过度依赖先验和假设,无法很好地泛化处理不同的输入;而基于深度学习的点云处理技术具有很强的自动学习能力和泛化能力,但缺乏物体表面局部特征信息的有效表达。因此,基于深度神经网络的三维点云处理技术开始与传统几何算法相结合。通过优势互补增强物理理解,可以提高点云补全效果。

### 5.3 充分地利用已知信息进行细节信息的保持

在点云补全技术中,点云往往被设计成一个局部均匀分布的点云,但仅靠损失函数很难完成空洞的准确修复,需要研究更好的基于输入密度的上采样及细节保持算法,以提高补全精度。

高质量的三维点云修复对基于三维点云的后续处理,如准确的形状分类、物体检测和语义场景分割等有重要影响。随着人工智能技术的不断发展,基于深度学习的新型神经网络模型不断涌现,三维点云修复技术也必将迎来更进一步的突破和发展。

## 参考文献:

- [1] A. Dai, C. Ruizhongtai Ci and M. NieBner. Shape completion using 3D-encoder-predictor CNNs and shape synthesis[J]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 5868-5877.
- [2] H. Xie, H. Yao, S. Zhou, J. Mao, S. Zhang and W. Sun, GRNet: Gridding residual network for dense point cloud completion[J]. In European Conference on Computer Vision, 2020.
- [3] X. Han, Z. Li, H. Huang, E. Kalogerakis and Y. Yu. High-resolution shape completion using deep neural networks for global structure and local geometry inference[J]. In IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 85-93.
- [4] D. Stutz and A. Geiger. Learning 3D shape completion from laser scan data with weak supervision[J]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 1955-1964.
- [5] L. P. Tchaptmi, V. Kosaraju, H. Rezatofighi, L. Reid and S. Savarese. TopNet: Structural point cloud decoder[J]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 383-392.
- [6] W. Yuan, T. Khot, D. Held, C. Mertz and M. Hebert. PCN: Point completion network[J]. In 2018 International Conference on 3D Vision. IEEE, 2018: 728-737.
- [7] X. Wen, T. Li, Z. Han and Y-S. Liu. Point cloud completion by skip-attention network with hierarchical folding[J]. In IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1939-1948.

- [8]C. R. Oi, H. Su, K. Mo and L. J. Guibas. PointNet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[J]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.
- [9]C. R. Oi, L. Yi, H. Su and L. J. Guibas. PointNet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. In Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 5099-5108.10.
- [10]M. Sarmad, H. J. Lee and Y. M. Kim. RL-GAN-Net: A reinforcement learning agent controlled gan network for realtime point cloud shape completion[J]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 5898-5907.
- [11]T. Hu, Z. Han, A. Shrivastava and M. Zwicker. Render4Completion: Synthesizing multi-view depth maps for 3D shape completion[J]. In International Conference on Computer Vision, 2019.
- [12]L. Pan, X. Chen, Z. Cai, J. Zhang, H. Zhao, S. Yi and Z. Liu. aritional relational point completion network[J]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021.
- [13]X. Wang, M. H. Ang Jr and G. H. Lee. Cascaded refinement network for point cloud completion[J]. In IEEE/CVI Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 790-799.
- [14]Z. Huang, Y. Yu, J. Xu, F. Ni and X. Le. PF-Net: Point fractal network for 3D point cloud completion[J]. In IEEE/CV Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 7662-7670.

- [15]X. Wen, P. Xiang, Z. Han, Y. Cao, P. Wan, W. Zheng and Yu-Shen. Liu. PMP-Net++: Point cloud completion by transformer-enhanced multi-step point moving paths[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022.
- [16]Y. Yang, C. Feng, Y. Shen and D. Tian. FoldingNet: Point cloud autoencoder via deep grid deformation[J]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 206-215.
- [17]T. Groueix, M. Fisher, V. Kim, B. Russell and M. Aubry. A papiermache approach to learning 3D surface generation[J]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [18]Zhang, W, Chen. Y, Wang, . Vasudevan and M. Johnson-oberson. Point set voting for partial point cloud analysis[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6 (2): 596-603.
- [19]Y. Wang, D. J. Tan, N. Navab and F. Tombari. SoftPoolNet: Shape descriptor for point cloud completion and classification[J]. In European Conference on Computer Vision, 2020.
- [20]X. Wen, P. Xiang, Z. Han, Y. P. Cao, P. Wan, W. Zheng and Y.-S. Liu. PMP-Net: Point cloud completion by learning multi-step point moving paths[J]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021.
- [21]Y. Wang, D. Tan, N. Navab and Federico Tombari. SoftPool++: An Encoder-Decoder Network for Point Cloud Completion[J]. International Journal of Computer Vision, 2022, 130 (5): 1145-1164.

# 一种基于模糊-内模双模控制的流量调节算法

◆蒋群华

(中国银联股份有限公司 上海 201201)

摘要: 针对传统内模 PID 控制器存在着系统在初始大偏差时调节缓慢的缺点, 本文提出了一种基于模糊-内模双模控制 (Fuzzy IMC P-PID) 的网络流量调节算法, 其突出特点是将控制器的输入误差量模糊化处理, 根据误差量的实时变化, 选择 P 比例或者 PID 比例积分微分控制, 同时使用内模控制思想实现控制器参数的整定。仿真实验表明, 该算法较内模 PID 控制器在初始大偏差时调节速度更快, 使网络流量的收敛速度明显加快, 最终稳定在参考值附近。

关键词: 网络流量控制; 模糊控制; 内模控制

目前金融交易系统<sup>[1]</sup>业务功能逐渐丰富壮大, 随着用户数量的增长, 每秒的交易请求量逐步上升, 且在全日各个时间段呈现波动形式, 特别是在电商大促等营销活动时段, 每秒请求量更是会达到历史峰值, 从而对金融交易系统的稳定性带来冲击, 因此需要必要的流量控制装置来达到保护系统的目的。传统的对每秒请求量通常采取固定阈值的限流方式, 需要预知系统的容量极限值且控制动作简单, 易造成系统大的波动, 且可能将较多有效请求阻挡。为此, 需要一个可以最大限度保证交易量且保护系统稳定运行的控制装置, 其算法要求实现交易请求的自适应的动态流量控制。

传统的 PID 控制器<sup>[2]</sup>, 它对于保证网络流量队列的稳定性起到了很好的作用, 但是当网络中的流量发生很大变化时, 则存在着在大偏差时调节速度慢的缺点, 且常规 PID 控制存在着参数难以确定的缺点。

基于上述讨论, 本文提出了一种基于模糊-内模 P-PID 的网络流量调节算法, 将输入误差进行模糊化处理, 在误差变化较大时采用 P 比例控制, 在误差变化较小时采用 PID 比例积分微分控制, 同时采用内模<sup>[3]</sup>控制思想对 P、PID 控制的参数进行整定。在大偏差时可以迅速减小误差, 小偏差时通过积分作用消除静差。本文进一步将该算法应用于金融交易系统的网络流量控制中, 得到了一种新的流量控制算法——Fuzzy IMC P-PID 算法, 仿真实验显示, 该算法使网络流量队列的收敛速度明显加快, 同时也能保持网络流量队列长度稳定在设定

值附近, 满足流量动态调节的设计目标。

## 1 基于模糊-内模 P PID 的 (Fuzzy IMC P-PID) 网络流量控制算法

本节将设计一种基于模糊<sup>[4]</sup>-内模 P-PID 控制器 (Fuzzy IMC P-PID) 网络流量管理算法, 利用内模控制思想对 P PID 控制器参数进行整定, 同时通过引进模糊处理方法, 实现了控制上的模式选择, 在误差变化较大时采用 P 比例控制, 在误差变化较小时采用 PID 比例积分微分控制, 实现误差快速收敛的目的。将该算法应用于网络流量控制中, 得到了一种新的网络流量管理算法——Fuzzy IMC P-PID 算法, 仿真实验显示, 该算法使网络流量队列的收敛速度明显加快, 同时也能保持网络流量队列长度稳定在参考值附近, 从而实现流量动态调节控制, 保证交易系统不受压力冲击。

### 1.1 Fuzzy IMC P-PID 网络流量控制算法的提出

模糊控制方法是一种将连续变量离散化, 进行模糊量化处理的典型方法, 在这里控制器的误差变化的大小直接关系到模式控制方式的选择, 因此我们采用模糊处理思想对误差的变化进行模糊化处理来界定误差变化的大小, 比一般固定阈值的方法更为准确。

内模控制 (Internal Model Control, 简称 IMC) 是一种基于过程数学模型进行控制器设计的方法。采用内模原理可以对 P、PID 控制器的参数进行整定。