

新工科背景下计算机专业研究生随机过程课程教学改革探索

王伟 周璐 靳宝

辽宁工程技术大学基础教学部 辽宁 葫芦岛 125105

【摘要】：针对计算机专业研究生随机过程课程，教学中实践过少的问题，研究将扩散模型引入该课程教学改革。通过整合课程内容，设计基于扩散模型的图像去噪等任务为教学案例，探索理论与实践相结合的随机过程课程教学方法。结果表明，此次教学改革在教学目标上成功培养了学生创新实践能力，课程内容实现理论与实践紧密结合，教学方法激发了学生兴趣、提高了教学效果，为新工科计算机专业学科研究生培养提供了新思路。

【关键词】：新工科；随机过程课程；教学改革；扩散模型

DOI:10.12417/2705-1358.25.22.062

1 引言

随机过程是计算机专业研究生重要理论基础课程，以泊松过程、马尔科夫过程、平稳过程、维纳过程等理论知识为主要内容，培养学生对随机现象的抽象概括能力，创新思维能力和解决实际问题的能力。随机过程课程的理论与方法在计算机人工智能领域的应用越来越广泛。随机过程课程理论性较强，传统课堂以理论推导为主，教学案例无法满足新工科背景下的计算机专业人才培养需求。

2015 年，扩散模型的理论构想就在国际机器学习会议上被提出^[1]。2020 年 6 月，Jonathan Ho 等提出的 DDPM (Denoising Diffusion Probabilistic Models)^[2]，首次将去噪扩散概率模型应用到图像生成任务中，奠定了扩散模型在图像生成领域应用的基础，扩散模型成为计算机领域的研究热点。

扩散模型以随机过程为理论基础，将随机过程理论与计算机前沿技术结合，将其引入随机过程课程教学，为随机过程的教学提供新的视角和方法，帮助学生更好地理解随机过程的理论、随机现象的动态特性和变化过程，培养学生的科技创新能力。为计算机专业研究生的随机过程教学带来新思路和方法^[3]。通过教学改革，培养出具有扎实理论基础、较强实践能力和创新精神的计算机专业研究生，为我国新工科建设和科技发展提供有力的人才支撑。

2 随机过程课程教学情况及存在的问题

2.1 新工科下的计算机专业研究生培养要求

新工科核心是以工程实践技术为基础，推进现代工程技术

人才的培养，重视学科之间的融合和跨学科能力的培养。新工科强调学科的交叉性、创新性和战略性，要求计算机专业人才培养具备扎实的计算机基础知识，能融合其他学科知识解决复杂工程问题^[3,4,5]。

2.2 随机过程在计算机学科的地位

随机过程为计算机领域中的深度学习、随机算法分析、网络性能评估等提供了理论依据，特别是深度学习等人工智能算法的概率建模等方面也发挥着重要作用^[6]。例如，在使用扩散模型进行图像的生成、图像去噪声、图像恢复、图像生成等。

2.3 存在的问题

(1) 课程教学以教师讲授为主，缺少实践培养环节。随机过程课程理论性强，教学过程注重理论知识的传授，理论与实践相结合是提升学习效果的有效方法。而随机过程课程教学内容多，一般高校随机课程学时为 32 或 48 学时，教学过程中多数时间是进行理论的推导与证明，课上用于学生的实践能力培养的时间较少。(2) 教学中例题、习题不能及时反映计算机学科的最新发展和应用。多数例题仍是天气预报、随机游走以及简单计算题，不能与计算机学科发展相结合，无法起到创新引导的作用。

以上问题导致了学生对随机过程的学习兴趣不高，难以满足新工科背景下对计算机专业研究生的培养要求。

作者简介：王伟（1981—），男，安徽省砀山县，辽宁工程技术大学副教授、博士，主要从事人工智能与模式识别、自然语言处理研究。

周璐（1991—），女，辽宁省兴城市，辽宁工程技术大学讲师、硕士，主要从事高等数学教学研究。

靳宝（1996—），男，山东省微山县，辽宁工程技术大学讲师、硕士，主要从事计算数学研究。

基金项目：项目驱动，创新模式，提升能力，面向信息学科的“随机过程”教学改革与实践(YJSJG202426)；计算机专业《概率与数理统计》跨校修读学分课程的教学方式探索与革新（辽宁省教育厅 2021）。

3 引入扩散模型案例教学的探索

3.1 课程内容整合

在针对计算机专业学生的教学中，将扩散模型的知识与随机过程理论进行有机整合。首先，讲解随机过程的基本概念和分类时，引入扩散模型中的正向扩散和逆向扩散过程作为实例。例如，将正向扩散过程类比为离散时间的随机过程，每一步的噪声添加可以看作是一个随机事件，其结果具有不确定性，符合随机过程的特点。同时，逆向扩散过程中的去噪操作可以与随机过程中的状态转移概率相联系，通过学习去噪的过程，理解随机过程中状态转移的规律。

扩散模型包括扩散过程定义、噪声分布假设、马尔可夫链应用和损失函数表征等，具体来说，设 x_0 是原始图像，在每一个时间步 t ，按照高斯分布添加噪声 Ct ，得到 x_t 。这个过程可以用公式 $x_t = \sqrt{\alpha_t} x_{t-1} + \sqrt{1 - \alpha_t} Ct$ 来表示，其中 α_t 是一个与时间步相关的参数，控制着噪声添加的程度。这就是一个马尔可夫过程， x_t 的分布只依赖于 x_{t-1} 和当前添加的噪声。扩散模型在一定程度上是随机过程理论在图像等数据处理领域的具体应用和拓展，都是为了对具有不确定性的复杂系统进行建模和分析，表1给出相关性分析。

表1 随机过程与扩散模型的相关性

相关项	扩散模型	随机过程	关系体现
基本概念	通过逐步添加和去除噪声，实现从随机噪声到高质量数据的转化。	随某个参数（一般是时间）的改变而随机变化的过程。	扩散模型的正向添加噪声过程和反向去噪过程都涉及随时间变化的随机操作，与随机过程的参数变化具有相似性，探索随机状态的演变。
模型特性	在生成数据过程中，其生成结果具有一定的随机性和不确定性，但整体上是一个基于学习的概率模型。	对随机现象的数学描述，具有多种特性，如马尔可夫性、平稳性等。	扩散模型的正向过程类似于具有马尔可夫性的随机过程，每一步的噪声添加只与当前状态相关；在学习噪声分布和去噪过程中，也体现了对随机状态的概率性处理，与随机过程的概率本质相契合。
数学描述	通常使用特定的方程和损失函数来描述正向扩散和反向去噪的过程，以实现模型的训练和生成。	使用有限维分布族、随机变量、马尔可夫链、布朗运动、随机微分方程、正态分布、平稳分布等多种数学工具进行描述和分析。	扩散模型在数学上的描述和分析方法借鉴了随机过程的相关理论，例如在推导和理解模型的过程中会涉及概率分布、随机变量等概念，与随机过程的数学表述相关联。

扩散模型在处理复杂数据分布、生成多样化样本等方面具有独特优势，这些优势使其在教学中有很大的潜在价值，例如可以直观地展示随机过程中的一些复杂概率现象^[2]。在讲解随机过程的应用领域时，深入分析扩散模型在人工智能图像处理中的应用，让学生更加直观地感受随机过程在实际中的应用。

例如，讲解马尔可夫链在图像去噪中的应用时，可以结合扩散模型中每一步的噪声添加和去噪操作，类比为马尔可夫链的状态转移，扩散模型中用到了多种随机过程知识，主要包括以下方面：

（1）马尔可夫链

在扩散模型中，前向扩散过程通常被建模为一个马尔可夫链。马尔可夫链的特性是未来状态只依赖于当前状态，而与过去的状态无关^[6]。在扩散模型的前向过程中，每一步添加噪声的操作只与当前的数据状态相关，而不依赖于之前的数据是如何演变的。这使得模型可以逐步将原始数据转化为噪声数据，并且在这个过程中可以方便地通过定义每一步的状态转移概率来描述数据的变化。例如，从原始图像 x_0 到经过一步噪声添加后的 x_1 ，再到 x_2, \dots, x_n ，每一步的变化都可以用马尔可夫链的方式来理解和建模。

（2）布朗运动

在随机过程中，布朗运动是一种随机运动，是粒子的运动轨迹是随机的、无规律的，并且具有连续但不可导的性质。在扩散模型中，噪声的添加过程也可以类比为布朗运动。随着时间的推移（在扩散模型中可以理解为扩散步数的增加），噪声不断积累，就像布朗运动中的粒子不断受到随机的力的作用而运动一样。这种类比帮助我们理解噪声是如何逐渐改变数据的，以及在反向生成过程中如何去噪以恢复原始数据。

（3）随机微分方程

随机微分方程用于描述包含随机因素的动态系统的变化^[6]。在扩散模型中，前向扩散过程和反向生成过程都可以用随机微分方程来描述。例如，前向扩散过程中数据的变化可以表示为一个带有噪声项的微分方程，其中噪声项是随机的，反映了数据在扩散过程中的不确定性。反向生成过程中，去噪模型的训练和生成新数据的过程也可以通过随机微分方程来建模，以描述从噪声数据逐步恢复到原始数据的动态过程。

（4）正态分布

正态分布在扩散模型中起着关键作用。在前向扩散过程中，添加的噪声通常是从正态分布中采样得到的。例如，在每一步的扩散中，会根据一个给定的噪声系数和正态分布的随机数来更新数据。这使得数据逐渐从原始分布转变为噪声分布，最终趋近于高斯噪声分布。在反向生成过程中，去噪模型需要学习如何从带有噪声的数据中恢复出原始数据，而对噪声的假设和理解基于正态分布的特性。

（5）平稳分布

当扩散过程进行到足够多的步数时，数据会收敛到一个平

稳分布。在稳定扩散模型中,平稳分布具有特定的性质,对于理解模型的最终状态和生成的数据的特性非常重要。通过对平稳分布的研究,可以分析扩散模型在长时间运行后的行为,以及模型生成的数据的统计特性。

3.2 教学案例选择

以图像生成任务为例,扩散模型的正向过程中,模型模拟数据从无噪声状态逐渐变为充满噪声的状态,每一步都相当于一个马尔可夫链的步骤,通过添加随机的噪声,逐步改变数据的状态。在逆向过程中,模型学会了如何逆转噪声的影响,恢复数据的原始状态,从而生成新的数据样本。

展示随机过程与扩散模型结合的教学方法。在图像生成中,扩散模型通过正向扩散将原始图像逐渐变为噪声图像,再通过逆向扩散从噪声图像中生成新的图像。在教学中,可以引导学生分析这个过程随机因素。例如,正向扩散过程中每一步添加的噪声是随机的,其大小和方向可以用随机变量来描述。而逆向扩散过程中,去噪的步骤也是基于一定的概率进行的,这与随机过程中的概率分布密切相关。

进一步引导学生思考如何用随机过程的理论来优化图像生成的过程。例如,通过调整正向扩散过程中的噪声参数,使其符合特定的概率分布,从而提高生成图像的质量。或者利用随机过程中的马尔可夫性质,假设当前状态只与前一状态有关,简化扩散模型的计算过程。

3.3 实践教学中的方法探索

3.3.1 实验设计与实施

在实践教学中,设计实验让学生掌握扩散模型在随机过程中的应用。图像生成实验设计。让学生用扩散模型生成图像,观察不同参数设置下的生成效果。具体步骤如下:

(1) 学生选择一幅清晰的图像作为初始样本。(2) 设置不同的噪声调度参数,进行正向扩散过程,生成一系列中间状态的图像。(3) 使用训练好的神经网络进行反向扩散过程,从噪声中恢复出清晰的图像。(4) 评估不同参数设置下生成的图像质量,分析参数对生成效果的影响。

3.3.2 学生实践成果展示

展示学生的实践成果,激发学生的学习兴趣和积极性,同时也可以让学生更好地理解扩散模型在随机过程中的应用。鼓励学生将随机过程理论与扩散模型、深度学习算法结合,进行创新性模型研究。

3.3.3 学习效果评估方法

评估学生的学习效果。首先,通过考试和作业评估学生对随机过程和扩散模型理论知识的掌握程度。其次,通过项目实践、论文评估学生的实践能力和创新能力。综合分析这些评估方法和指标,可以全面了解学生在结合扩散模型的随机过程课程中的学习效果,为进一步改进教学提供参考。

4 结论与展望

面向计算机专业研究生的随机过程课程进行了结合扩散模型的教学改革,在教学目标方面,成功培养了学生的创新实践能力,使学生不仅掌握了随机过程的基本理论和方法,还能够熟练运用扩散模型解决实际问题。在课程内容上,加入了扩散模型相关知识,将理论与实践紧密结合,通过图像处理的案例,让学生深入理解了随机过程与扩散模型的融合应用。在教学方法与手段方面,案例教学与项目驱动激发了学生的学习兴趣,使学生能够直观地了解随机过程和扩散模型的特性与生成过程,让学生同时加深随机过程和扩散模型的理解,使得计算机专业研究生的随机过程教学取得了显著的教学效果。

参考文献:

- [1] Sohl-Dickstein J, Weiss E A, Maheswaranathan N, et al. Deep Unsupervised Learning using Nonequilibrium Thermodynamics[J]. arXiv preprint arXiv:1503.03585, 2015.
- [2] Jonathan Ho, Ajay Jain, Pieter Abbeel. Denoising Diffusion Probabilistic Models[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020(33).
- [3] 钟登华. 新工科建设的内涵与行动[J]. 高等工程教育研究, 2017(3).
- [4] 陈国良, 董荣胜. 计算机科学技术学科研究生教育的改革与实践[J]. 中国高教研究, 2004(5).
- [5] 李正良, 廖瑞金, 董凌燕. 新工科专业建设: 内涵、路径与培养模式[J]. 高等工程教育研究, 2018, (02).
- [6] 刘次华. 随机过程[M]. 武汉: 华中科技大学出版社. 中国武汉 2014. (1-129).