**可信赖的AI：通过专家知识构建事前可解释的DRL实时控制UDS**

Wenchong Tian1, Zhaomin Li2, Yuqi Wang4, Guangtao Fu3, Hexiang Yan2\*, Jiayi Wang2, Kunlun Xin2, Tao Tao2, Shuping Li2.

1 School of Energy and Environment, City University of Hong Kong, Hong Kong SAR, China.

2 College of Environmental Science and Engineering, Tongji University, 200092 Shanghai, China.

3 The Centre for Water Systems, University of Exeter, Exeter, UK.

4 State Key Laboratory of Urban Water Resource and Environment, School of Eco-Environment, Harbin Institute of Technology, Shenzhen, 518055, China.

Corresponding Author: Prof. Hexiang Yan

**Abstract**

.

Key words: Pre-interptable deep reinforcement learning, Urban drainage system, CSO discharge and flooding mitigation, Real-time control.

1. **Introduction**

随着智能化趋势深入环境与市政工程，借助数据与人工智能技术优化并更新现有基础设施，以此实现更加高效、节能、低碳的水环境管理，已经成为未来全球水系统研究的重要方向（文献）。其中通过多种智能技术实时控制城市排水系统的运行，以此削减溢流污染与内涝，已经成为辅助城市水系统自动化运行的重要手段（文献）。为此在不同地区逐步推广高效的UDS RTC技术应用，并将其融合到城市排水系统的日常运营维护当中，将是提升改善现有城市排水系统韧性以应对城市化与气候变化趋势的有效方法。目前在中国，关于智慧排水的发展与建设，以及智能化系统运维管理，已经受到了行业的认可与政府和水务公司的大力支持（文献）。

近年来，通过更加适应于实时运行环境的深度强化学习，已经为城市排水系统构建了更加强大的实时控制，以此实现城市溢流污染与内涝的削减（文献）。该方法作为一种应用于不同控制系统的智能化方法（文献），训练黑箱的深度神经网络作为agent根据UDS的当前状态给出实时控制策略，因此相比于模型预测控制等基于实时优化的方法能够更快的响应UDS实时变化（文献）。其训练过程通过在不同的降雨条件下进行模拟控制，并使用模拟数据提升agent的性能，因此相比基于固定规则或启发式的实时控制有更好的控制效果（文献）。

然而，由于DRL采用缺乏可解释性的黑箱模型给出控制策略，因此我们既难以理解其控制逻辑，也难以预估其控制后果，在实际的UDS运行中存在很高的风险。尽管已有研究针对其可解释性进行了分析与量化评估（文献），但是该研究仅仅给出了评估的指标，并且是事后解释，也即是针对构建完成的DRL模型解释其决策的原因。这对于实际应用来说无法提前评估风险，仅能作为一种控制事件发生之后的分析手段，而难以推广到实际控制过程。例如，在实际的UDS控制过程中，如果DRL实时的给出了控制策略，而无法给出产生该控制策略的原因。那么对于实际运行的工作人员来说，采用DRL的控制策略相当于需要将整个区域的排水系统交给没有依据的控制策略运行，这对于整个城市层面的系统安全而言是不可接受的。因此，如何构建可解释的DRL在保证其控制效果的前提下同步给出产生控制策略的理由，是真正提高UDS黑箱模型控制可解释性，并以此提升系统可靠性的必要手段。

已有DRL以及深度学习模型的事前可解性研究主要依赖于构建结构明显的agent（文献）。例如，有研究使用决策树（文献）或线性模型（文献）作为控制器，由此将黑箱的计算过程显式地展示出来，使得用户可以直接理解决策的过程。但是这样的做法是牺牲了控制器的模拟能力以换取其计算可解释性，对于更加复杂的系统，例如UDS，可能无法保证控制的效果。另一方面，提升DRL的可解性主要目的之一，是避免其作为黑箱模型给出不确定与不可靠的控制指令。而已有研究表明，通过人工知识的介入，能够辅助DRL的训练与决策有效避免这样的情况（文献）。例如，通过专家的经验在DRL训练过程中去除不安全与不合理的控制过程数据帮助其高效学习（文献），在DRL的控制过程中通过人工监管以排除具有风险的控制操作（文献）。因此充分使用UDS实时控制相关的工程知识，能够为DRL提供额外的信息，可以为改善其事前可解释性提供解决方案。

综上，本研究融合UDS相关的实时控制经验知识与DRL系统，构建兼顾可解释性与控制效果的UDS实时智能化控制框架，在控制决策的同时对控制原因与可能的后果进行解释与分析，实现事前解释，真正将提升UDS DRL实时控制的可解释性融入控制系统日常运行。具体来说，我们将根据专家的经验知识与历史运行数据，对UDS的运行情况进行分类分析，判断出UDS的实时控制工况分类，以及每种分类下合理的控制建议。之后我们将融合专家的工况分类经验与控制建议，根据每种分类情况分别训练小而专业的DRL agent进行实时控制，并将专家的控制建议作为备用方案辅助运行。由于在每种分类情况下控制系统的运行条件均有所简化，并且通过分类已经可以对控制系统的状态进行解释，因此可以保证在系统运行的同时为黑箱模型的输出策略提供依据支持，实现事前控制。

1. **Methodology**

本研究构建事前可解释UDS智能化实时控制框架主要包括几个部分。首先针对UDS需要通过历史数据与专家经验对其进行分析，针对不同的控制系统状态进行分类并给出控制建议。之后需要针对每种不同的分类状态设计多DRL融合的训练框架，以此构建擅长应对不同分类工况的DRL用于实时控制。训练完成后，将各个DRL与专家控制经验融合形成最终的控制系统进行实际应用，并应用与不同的UDS进行性能验证。整个框架如下图一所示。

Fig.1

4.1. 融合UDS运行知识与实测数据的实时控制工况分类

根据专家知识与“剩余调蓄空间冗余度”理论，确认工况分类依据。再根据历史控制过程数据确认具体分类。最后根据此分类构建分类决策树。

4.2. 多工况的DRL训练框架

采样过程针对工况决策树进行分类，每种分类用于训练一个DRL，作为该领域的专家

4.3. 融合工况分类与DRL的事前可解释UDS智能化实时控制

先根据决策树分类情况，再调用对应DRL输出控制决策。

4.4. 性能指标

（1）CSO and flooding削减

（2）可解释性指标I1和I2和I3。检验之前论文里给出的I1，I2，和I3指标。每种工况下给出控制指令的解释原因说明。类似如下解释：因为当前情况属于xxxx工况，历史经验与专家推荐控制方案为xxxxxx，所以本系统输出xxxxxx。

1. **Cases study**

本研究将尝试将上述方法应用于三个不同的UDS系统进行不同降雨下的实时控制。

1. Astinglen

系统概况，控制情况，降雨数据，DRL设计

1. Chaohu (large in size)

系统概况，控制情况，降雨数据，DRL设计

1. **Results**

2.1. 可解释的DRL控制系统

2.2. 融合历史数据与专家分析的UDS实时控制状态决策树

2.3. DRL的训练与溢流内涝削减效果

训练过程图

不同降雨条件下测试效果图

2.4. 可解释性指标

1. **Discussion**