## Jiang, Q. S., J. C. Li, Y. X. Sun, 等. 《Deep-Reinforcement-Learning-Based Water Diversion Strategy》. *ENVIRONMENTAL SCIENCE AND ECOTECHNOLOGY* 17 (2024年1月). WOS:001050660700001. <https://doi.org/10.1016/j.ese.2023.100298>.

**3.5. Visions of integrating DRL with water quality management**

### 【DRL的特点是什么，本研究中DRL如何使用的】

As mentioned above, **deep reinforcement learning maximally optimized the dynamic water diversion decision problem through interactions with the Environment. As a general and expansible approach, it decouples the dynamic optimization problem into two systems that interact sequentially over time.** One is an entity (agent) that makes decisions, and the other is an object (Environment) affected by those decisions. **Any factor outside of the entity can be part of the Environment**. This architecture enables DRL to cope with various optimization problems, even if the states of the Environment are partially observable in the simulated or real world. The optimal strategy learned by the agent results from the systematic evolution of perception, knowledge representation, memory, planning, imagination, and other abilities. **In this study, in order to increase the water quality and water diversion rewards, an agent must equip with the ability of perception (to examine the water quality status of the lake), knowledge (to understand water quality response relationships), attention (to focus on key driving factors), memory (to remember the historical experience), and planning (to make the water diversion decision).** Fortunately, the general goal of maximizing rewards was enough to drive actions that exhibit most of these abilities [45]. In addition, the agent was placed in a corresponding complex Environment where multiple intelligences would be reinforced. As a consequence, DRL becomes more capable ***of complex dynamic optimization problems*** [46].

### 【DWDO的好处归功于DDPG-具体文章部分的论述-参数的部分】

The accuracy of DWDO was attributed to the process-based model and DDPG. The EFDC model was based on hydrodynamic and biochemical processes and could simulate eutrophic lakes. Assuming an extreme rainfall event and large amounts of water and non-point source pollutants were discharged into the lake, the model could simulate the adaptive adjustment of internal cycles through sedimentation, outflow, and denitrification [36]. The parameters determined the modeling performance and quantified the process rate of change. **To identify the impact of the model parameters on EFDC and DWDO, we tested the variation of simulations of water quality and the optimal water diversion decisions under multiple sets of parameters (Fig. 9). Interestingly, the trends during simulated water quality and optimal decisions remained consistent with the baseline, even though the variation in parameters was large (Table S3). Furthermore, it was found that both the reward and objective functions converge to the same level during DWDO training, confirming the strong robustness of the algorithm under model parameter uncertainty.**

### 【比较传统方法的部分-DWDO和simulation-optimization】

As an integrated approach, DWDO was similar to the traditional “simulation-optimization” methods that coupled machine learning algorithms to a mechanistic model [47e49]. In general, the “simulation-optimization” method consumes a high computational cost due to the numerical solution of hydrodynamic, water quality, and algal equations of thousands of grids over millions of time steps. Deep learning training is another time-consuming task in DRL; however, it balances underfitting and overfitting [50]. In this study, DWDO took only three days to complete the training on a personal computer with an 8-core CPU (Intel i7-10700) and 32 GB RAM.

【分析为什么这么快速地原因】

The fast training was attributed to the following facts: (a) DRL stored and reused recent historical data, so the usage of the data was higher than the “simulation-optimization” methods;

(b) DRL simplified the optimization of maximizing cumulative rewards of multiple time steps into the calculation of reward through the discount factor, and had it update the neural network weights at each step. 【模拟优化的特点-区别于DRL】Nevertheless, the “simulation-optimization” methods typically optimize the decision at the end of the entire period [49,51]. **In addition, DRL handled the trade-off between exploitation and exploration better than common optimization algorithms and was robust in searching for the global optimum** [52]. For example, in this study, DRL did not directly optimize the AWD, instead optimized the massive weights of DL, which stood for the AWD generating strategy. This strategy can be understood as an approach to decision-making rather than the specific values of the decision variables used by traditional algorithms.

作为一种集成的方法，DWDO与传统的“模拟优化”方法相似，该方法将机器学习算法与机械模型耦合[47E49]。通常，由于在数百万个时间步长的数字上，“模拟优化”方法由于水动力，水质和藻类方程的数值解决方案而产生的高计算成本。深度学习培训是DRL的另一项耗时的任务。但是，它可以平衡不足和过度拟合[50]。在这项研究中，DWDO只花了三天时间就完成了具有8核CPU（Intel I7-10700）和32 GB RAM的个人计算机上的培训。

【分析为什幺这幺快速地原因】

**快速培训归因于以下事实**：（a）DRL存储并重复使用了最新的历史数据，因此数据的用法高于“模拟优化”方法；

**（b）DRL简化了通过折现因子计算奖励的多个时间步骤的累积奖励的优化，并在每个步骤中更新神经网络权重**。 【模拟优化的特点-区别于-drl】尽管如此，“模拟优化”方法通常在整个时期结束时优化决策[49,51]。此外，DRL比普通优化算法更好地处理了剥削和探索之间的权衡，并且在寻找全球最佳最佳方面非常强大[52]。例如，在这项研究中，DRL并未直接优化AWD，而是优化了代表AWD生成策略的大量DL权重。该策略可以理解为决策方法，而不是传统算法使用的决策变量的特定价值。

### 【提供了一种复杂优化方法的新视角用于长期优化问题中】

This provided new ideas for complex optimization problems and can be used to solve long-lasting optimization problems in a static system. For instance, the problem of the annual compliance goal of water quality will be decomposed into multiple subgoals at an interval of one month. We then used DRL to solve and obtain the optimal operating decisions for each month. **In addition, DRL is better at solving the following two types of problems:** (a) sparse reward (delayed reward feedback) and diverse types of state and action spaces [53,54]; and (b) decision-making of multiple agents in game theory [30,55,56]. Here an agent will regard the action of other agents as the states of the Environment. These advantages have greatly progressed in robotics, industrial automation, and driverless cars. Therefore, DRL will make a significant difference in water quality management.

这为复杂优化问题提供了新的想法，可用于解决静态系统中的长期优化问题。例如，水质的年度合规目标的问题将在一个月的时间间隔分为多个子目标。然后，我们使用DRL解决并获得每个月的最佳操作决策。此外，DRL更好地解决了以下两种问题：（a）稀疏奖励（延迟奖励反馈）和各种类型的状态和行动空间[53,54]； （b）游戏理论中多个代理的决策[30,55,56]。在这里，代理商将把其他代理人的行动视为环境状态。这些优势在机器人技术，工业自动化和无人驾驶汽车方面取得了巨大进展。**因此，DRL将对水质管理产生重大差异。**

### 【总结，系统进化论推动较好的表现，展现出独特潜力】

In summary, the systematic evolution of intelligent abilities, including perception, knowledge representation, memory, and planning, dominate DWDO performance within a complex Environment. DWDO outweighed the traditional methods with a faster training speed and has great potential in water quality management.

综上所述,智能能力的系统进化,包括感知、知识表示、记忆和规划,在复杂环境中主导了 DWDO 的表现。DWDO 以更快的训练速度超过了传统方法,在水质管理方面具有巨大潜力。

## Mullapudi, Abhiram, Matthew J. Lewis, Cyndee L. Gruden和Branko Kerkez. 《Deep Reinforcement Learning for the Real Time Control of Stormwater Systems》. *Advances in Water Resources* 140 (2020年6月): 103600. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2020.103600>.

**5. Discussion**

### 【RL最近进展的涌现，本研究推动了部分的进展部分，同时面临着挑战】

Given the recent emergence and popularity of Reinforcement Learning, much research still remains to be conducted to evaluate its potential to serve as a viable methodology for the RTC of water systems. Our study brings to light a number of benefits and challenges associated with this task. Arguably, it seems that the major benefit of using RL to control water systems is the ability to simply hand the learning problem to a computer without needing to worry about the many complexities, non-linearities and formulations that often complicate other control approaches. **However, as this study showed, this comes with a number of considerable caveats.** These include the challenges associated with formulating rewards, choosing function approximators, deciding on the complexity of the control problem, as well as contending with practical implementation details.

**鉴于最近的出现和增强学习的普及，仍有许多研究要评估其作为水系统RTC的可行方法的潜力。**我们的研究带来了与此任务相关的许多好处和挑战。可以说，似乎使用RL控制水系统的主要好处是将学习问题简单地交给计算机的能力，而无需担心许多经常使其他控制方法复杂化的复杂性，非线性和配方。但是，正如这项研究表明的那样，这带有许多相当大的警告。其中包括与配制奖励相关的挑战，选择功能近似器，决定控制问题的复杂性以及与实际实施细节有关。

### 【结果揭示的讨论部分，RL对于奖励函数敏感：阐明哪些关键，如何影响】

**Our study confirms that the performance of RL-based stormwater control is sensitive to the formulation of the reward function,** which has also been observed in other application domains (Ng et al., 1999). The formulation of the reward function requires domain expertise and an element of subjectivity, since the RL agent has to be given guidance on what constitutes appropriate actions. In the first scenario, it was shown that a reward function that is too simple may lead to adverse behavior, such as the chattering or sudden actions. The reward may also not converge to a stable solution since the neural network can take advantage of the simple objective to maximize rewards using sudden or unintuitive actions. **The formulation of the problem, which depends heavily on neural networks, also makes it difficult to determine why one specific reward function may work better than another.** Increasing the complexity of the reward function, by incorporating more explicit guidance, was shown to help guide the RL agent to a more desirable outcome.

【对比其他的控制方法】In other control approaches, such as genetic algorithms or model predictive control, the design of reward is an iterative process, and sometimes involves anticipating fringe cases to improve the robustness of the controller. Similar to these approaches, 【经验性的教程部分】we can however begin using this early study to formulate a number of practical considerations when formulating reward functions:

**我们的研究证实，基于RL的雨水控制性能对奖励函数的表述很敏感，这在其他应用领域也观察到了**（Ng等人，1999）。奖励函数的表述需要领域专业知识和主观性元素，因为必须为RL代理提供关于什幺构成适当行动的指导。在第一种情况下，研究表明，过于简单的奖励函数可能会导致不良行为，例如喋喋不休或突然的动作。奖励也可能不会收敛到稳定的解决方案，因为神经网络可以利用简单的目标，使用突然或不直观的动作来最大化奖励。这个问题的表述在很大程度上依赖于神经网络，也使得很难确定为什幺一个特定的奖励函数可能比另一个更好。通过结合更明确的指导来增加奖励函数的复杂性，被证明有助于引导 RL 代理获得更理想的结果。

【对比其他的控制方法】在其他控制方法中，如遗传算法或模型预测控制，奖励的设计是一个迭代过程，有时涉及预测边缘案例以提高控制器的鲁棒性。与这些方法类似，【经验性的教程部分】然而，我们可以开始使用这项早期研究来制定奖励函数时的一些实际考虑因素：

* Define the reward function for entire domain of the state-action space, ensuring that it distinguishes the desirable actions from the undesirable ones.
* Ensure that the reward function represents a specific hydrologic re-sponse that the controller is to achieve, while anticipating, as much as possible, alternate and adverse hydrologic responses that the con- troller may discover to maximize the reward function.
* Relax the mathematical formulation of the reward function and focus rather on the two above points (e.g**.the shape of a reward surface** rather than its specific mathematical form).

### 【论述现在的研究方向-热度 reward formulations】

Reward formulations are an ongoing research area in the RL community and some formal methods have recently been proposed to provide a more rigorous framework for reward synthesis (Fu et al., 2017). These formulations should be investigated in the future.

奖励公式是RL社区正在进行的研究领域，最近提出了一些正式的方法，为奖励合成提供更严格的框架（Fu等人，2017）。将来应该对这些配方进行研究。

### 【影响有很多，比如近似函数，利用的神经网络有影响】

Even when the choice of reward function is appropriate or justifiable, the control performance can become sensitive to the approximation function, which in our case took the form of a **Deep Neural Network.** Choosing the architecture and structure of the underlying network becomes an application dependent task and can often only be derived through trial and error (Sutton and Barto, 1998; Henderson et al., 2017). Secondly, **for challenging control problems, such as the one studied here, learning the mapping between rewards and all possible control decisions becomes a complex task.** 【考虑扩大DNN的输入和输出部分】The neural network must be exposed to as many inputs and outputs as possible, which is computationally demanding. In our study we ran simulations for many real-world months on a high performance cluster, but it appears that the learning phase could have continued even longer. This, in fact, has been the approach of many successful studies in the RL community, where the number of computers and graphical processing units can be in the hundreds (Espeholt et al., 2018; OpenAI, 2018). This was not feasible given our own resources, but could be evaluated in the future

**即使选择奖励函数是适当的或合理的，控制性能也可以对近似功能敏感，在我们的情况下，该功能采用了深层神经网络的形式。**选择基础网络的架构和结构成为一项依赖性任务，通常只能通过反复试验来得出（Sutton和Barto，1998； Henderson等，2017）。其次，对于具有挑战性的控制问题，例如这里研究的问题，学习奖励和所有可能的控制决策之间的映射成为一项复杂的任务。 DNN的输入和输出部分】必须将神经网络暴露于尽可能多的输入和输出，这在计算上是要求的。在我们的研究中，我们通过高性能集群进行了许多真实世界的模拟，但似乎学习阶段可能持续更长的时间。实际上，这是RL社区中许多成功研究的方法，在该社区中，计算机和图形处理单元的数量可以在数百个中（Espeholt等，2018; OpenAI，2018）。考虑到我们自己的资源，这是不可行的，但可以在将来进行评估

### 【控制问题的目标一般也很难确认】

Aside from the formulation of the learning functions and framework, **the actual complexity and objectives of the control problem** may pose a barrier to implementation. We showed that a RL agent can learn how to control a single stormwater basin effectively, but that controlling many sites at the same time is difficult. A major reason is the increase in the number of states and actions that must be represented using the neural network. While computational time may remedy this concern, the structure of the neural network may also need to be altered. 【DRL应该考虑未来】In a system-scale stormwater scenario, actions at one location may influence another location at a later time. As such, the agent would benefit from a planning-based approach which considered not only current states, but future forecasts as well. Such planning-based approaches have been proposed in the RL literature and should be investigated to determine if they lead to an improvement in performance (Clavera et al., 2018; Depeweg et al., 2016). 【model-based 方法很有前途】Furthermore, model-based approaches have also recently been introduced and could allow some elements of the neural network to be replaced with an actual physical or numerical stormwater model (Gu et al., 2016). Such approaches should be evaluated in the future since they may permit more domain knowledge from water resources to be embedded into training the controller.

**除了学习功能和框架的制定外，控制问题的实际复杂性和目标也可能对实施构成障碍。我们表明**，RL 代理可以学习如何有效地控制单个雨水流域，但同时控制多个站点是困难的。一个主要原因是必须使用神经网络表示的状态和动作数量的增加。虽然计算时间可以解决这个问题，但神经网络的结构也可能需要改变。【DRL应该考虑未来】在系统规模的雨水场景中，一个位置的作可能会在以后影响另一个位置。因此，代理将受益于基于计划的方法，该方法不仅考虑当前状态，还考虑未来的预测。这种基于规划的方法已在 RL 文献中提出，应进行调查以确定它们是否会导致绩效的提高（Clavera 等人，2018 年;Depeweg 等人，2016 年）。【基于模型的方法很有前途】此外，最近还引入了基于模型的方法，可以允许神经网络的某些元素被实际的物理或数值雨水模型取代（Gu et al.， 2016）。今后应对此类方法进行评估，因为它们可能允许将更多来自水资源的领域知识嵌入到控制员的培训中。

### 【值得注意的是，其他算法比RL方法好】

**It is important to note that the Equal-filling algorithm outperforms the RL agent in this study (SI section 3).** It achieves the objective of maintaining the outflow below the desired threshold without causing flooding. Since Equal-filling outperforms RL, it could very well be considered a superior choice in this study. That said, developing and deploying Equal-filling often requires an intuitive understanding of the system and require a highly manual tuning of parameters. While it may be relatively straightforward to design control approaches in smaller systems and simple outcomes —such as the one in this study — developing coordinated control strategies for large scale systems with multiple-objective might not be as easy. As such, we see RL-based control as a long-term goal, which should be investigated in future studies across bigger scales and complex outcomes. Our study presents an initial goal toward the broader study of RL-based stormwater control, after which an comprehensive apples-to-apples comparison may be possible with current stateof-the-art approaches

值得注意的是，在本研究中，等填充算法优于RL试剂（SI第3节）。它实现了将流出量保持在所需阈值以下而不引起洪水的目标。由于等灌装优于RL，因此在这项研究中，它很可能被认为是一个更好的选择。也就是说，开发和部署等灌装通常需要对系统有直观的了解，并且需要对参数进行高度手动调整。虽然在较小的系统和简单的结果（例如本研究中）中设计控制方法可能相对简单，但为具有多目标的大规模系统制定协调控制策略可能并不那幺容易。因此，我们将基于 RL 的控制视为一个长期目标，应该在未来的研究中对其进行更大规模和更复杂的结果。我们的研究提出了一个初步目标，即对基于 RL 的雨水控制进行更广泛的研究，之后可能会使用当前最先进的方法进行全面的同类比较

### 【最终，不足的挑战，我们应该考虑设计的部分】

Finally, the use of RL for the control of stormwater systems is underpinned by a number of practical challenges. Computational demands are very high, especially compared to competing approaches, such as dynamical systems control, model predictive control, or load-balancing approachs (Troutman et al., 2020). While computational resources are becoming cheaper, the resources require to carry out this study were quite significant and time demanding. Since actions taken by neural networks cannot easily be explained and explicit guarantees cannot be provided, this may limit adoption by decision makers who may consider the approach a “black box”. It is also unlikely that the control of realworld stormwater systems will simply be handed over to a computer that learns through mistakes. Rather, simulation-based scenarios will be required first. It has recently been shown as long as a realistic simulator is used — in our case SWMM — then the agent can be effectively trained in a virtual environment before refining its strategy in the real world (OpenAI, 2018).

最后，使用 RL 控制雨水系统存在许多实际挑战。计算需求非常高，特别是与竞争方法（例如动态系统控制、模型预测控制或负载平衡方法）相比（Troutman 等人，2020 年）。虽然计算资源变得越来越便宜，但进行这项研究所需的资源相当大且耗时。由于神经网络采取的行动无法轻松解释，也无法提供明确的保证，这可能会限制决策者的采用，他们可能认为该方法是“黑匣子”。现实世界雨水系统的控制权也不太可能简单地移交给一台从错误中学习的计算机。相反，首先需要基于模拟的场景。最近已经证明，只要使用逼真的模拟器（在我们的例子中是 SWMM），那幺代理就可以在虚拟环境中进行有效训练，然后再在现实世界中完善其策略（OpenAI，2018）。

## [1]D. P. Van Vuuren *et al.*, “Exploring pathways for world development within planetary boundaries,” *Nature*, vol. 641, no. 8064, pp. 910–916, May 2025, doi: [10.1038/s41586-025-08928-w](https://doi.org/10.1038/s41586-025-08928-w).

### 【说明了到底用什么情景探究】

**SSPs28,29。共享社会路径（SSPs）探讨了若不制定具体的新政策来实现全球可持续发展目标，可能产生的影响。**我们重点关注SSP2，因其作为“中间道路”的发展轨迹，假设当前社会趋势不会发生重大变化（即“一切照旧”（BAU））。为了探究不同社会经济发展所带来的不确定性**，我们将结果与SSP3（一种更悲观的情况，假设区域竞争会减缓经济和技术发展，并导致人口增长加快）和SSP1（适度向更高的资源利用效率、快速的技术发展和低人口增长转变）进行了比较29,30**。为了评估是否有可能改变当前的发展模式以保持在地球界限之内，我们首先关注实施《巴黎协定》 1.5°C目标（即气候政策）的影响。鉴于与其他地球界限过程的协同作用，这里的关键问题是仅靠气候政策能在多大程度上使地球系统重新回到地球界限之内。随后，我们研究了一组与生物多样性、土地和水资源利用以及生物地球化学循环（即可持续性）相关的额外可持续性政策。这些情景中关键的能源和土地利用发展情况见补充信息第 2 节。在我们的结果中，重点关注 2030 年和 2050 年（鉴于不确定性较低），但也展示了 2100 年的结果以突出惯性的影响。

【介绍PB具体的含义是什么-1、 一个安

### Living within planetary boundaries

### 【措施相关分析，应该如何行动】

**鉴于基准情景下预计的恶化趋势，一个重要的问题是，要实现欧盟第八个环境行动计划所期望的在地球界限内生活的目标，需要采取哪些措施？**从地球系统的角度来看，历史上的变化表明人类活动已经以不可逆转的方式改变了地球的基本生物地球化学和生物物理功能36，因此政策目标应当被理解为以能够最大程度减轻当前对地球边界控制变量的压力，并尽可能逆转人类活动造成的影响的方式生活。**在此，我们探讨了文献中讨论的一系列措施，以确定将社会重新纳入地球边界所需的付出**。尽管这些措施在技术上被认为是可行的，但根据各种研究，对于此类重大变革的社会可行性存在不同看法37。进一步研究诸如大规模饮食转变或显著提高用水效率等措施的可行性至关重要（例如，参见文献 37-39）。**这也与公平性相关，因为社会对减少温室气体排放的支持程度已被证明在很大程度上取决于减排努力的分配方式40。**

### 【最关心的气候变化】

**在当前的政策讨论中，大多数注意力都集中在气候变化上。鉴于气候变化与其他可持续性挑战之间存在的协同作用**，人们可能会想知道，实施《巴黎协定》能在多大程度上实现生活在地球界限内的目标。实现 1.5°C 目标（SSP2-1.9）的政策影响如图 3 所示。这一情景是文献中最雄心勃勃的情景之一41。该情景中化石燃料使用的大幅减少并不意味着气候变化的地球界限水平已达到：气候控制变量仍超出地球界限值，但由于 2050 年净负二

氧化碳排放，强迫作用仍在下降。到 2050 年无法达到地球界限值的关键惯性因素包括地球系统过程（例如，二氧化碳浓度达到峰值后从海洋向大气的净通量）、负排放潜力的限制（例如，可用于重新造林和生物能源的土地以及碳封存潜力）以及社会变革的速度放缓。气候减缓情景确实对氮流动干扰和空气污染产生了明显的协同效应，在一定程度上也对土地系统变化产生了协同效应。这些效应源于能源系统的系统性变革（减少化石燃料的燃烧）、减少一氧化二氮排放以及作为气候政策一部分的重新造林。然而，进展仍不足以避免在该情景下，2050 年地球界限的越界情况比 2015 年更严重。在某些情况下，权衡取舍也发挥了作用。其中最重要的是气候政策促使生物能源生产增加，从而对土地系统变化产生了一定的上行压力，尽管气候政策的净影响是略微积极的（通过增加造林）。

### 【到底哪些可以实现目标】

因此，一个关键问题是，有哪些雄心勃勃但技术上可行的政策能够进一步减少对地球界限的超越。在可持续性情景中（见图 3），**我们考虑了一组最近在多模型研究中探讨的措施，以解决与可持续发展目标相关的纽带问题（见表 2）。**这些措施包括转向 EAT-Lancet 行星健康饮食、将食物损失减半、显著提高用水效率（基于最佳可用技术）以及将氮素利用效率（NUE）提高到最大水平（在没有气候缓解的情况下，这一系列措施的影响见补充信息第 3 节）。需要注意的是，对于效率措施，假设2050 年之后不再有进一步的改进。尽管这份清单并不详尽，但这些措施可以被认为（至少）与气候目标具有同等的雄心。

### 【实际操作上是否可行需要讨论】

**重要的是，分析还表明，雄心勃勃的行动能够产生重大影响，使人类更接近安全运行空间，并减少对地球界限的超越。在此，我们探讨了雄心勃勃的气候政策、转向“吃动健康”饮食、减少一半的食物浪费、基于最佳可用技术提高用水效率以及将养分利用效率提升至最高水平，主要着眼于 2050 年**。尽管这些措施在文 献中被认为在技术上可行，但它们能否基于社会或制度可行性因素得以实施仍是一个悬而未决的问题。在后续研究中进一步探讨这一点至关重要。此类研究还可以集中关注每项转型中努力的分配，以解决公平问题。另一个关键议题包括实施这些转型所需的政策和策略类型，以及如何避免权衡取舍并增强积极策略。需要指出的是，尽管此处分析的一系列行动具有变革性，但在 2050 年之前仍无法使世界完全回归地球界限以内。这在一定程度上是因为要扭转对关键地球系统过程造成的巨大累积压力以及当前的高压力水平，需要更多时间，2100 年的结果也表明了这一点（例如，保持净负温室气体排放量，如本研究中所考虑的，将导致辐射强迫进一步降低）

## Ysw博士论文结论部分

**(2)多主体建模方法能够显式的定义人类行为特征和决策过程,实现对“人 类−自然耦合系统”的分解和描述:**

1)多主体建模能够实现人类行为特征和决策过程的显式表达。基于贝叶斯 学习理论和风险投资理论定义了农户风险预测和风险容忍两种行为特征,通过行 为参数可以定义不同类型的农户,通过两阶段优化理论,实现了对农户作物选择 和用水决策过程的模拟,最后通过多主体建模实现了人类决策行为模型的构建; 2)多主体建模能够实现对“人类−自然耦合系统”的分解和描述。多主体建 模中的主体、环境和交互规则正好对应人类、自然及其互馈关系,通过分析主体、 环境和交互规则的属性、关系和方法能够实现对“人类−自然耦合系统”的分解 和描述

# STE角度切入文章

## Otto, Ilona M., Jonathan F. Donges, Roger Cremades, 等. 《Social Tipping Dynamics for Stabilizing Earth’s Climate by 2050》. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 117, 期 5 (2020年): 2354～65. <https://doi.org/10.1073/pnas.1900577117>.

**Discussion and Conclusions**

以上讨论的每个STEs在现实世界中都不同程度、不同位置和不同规模地存在，并显示出促进脱碳突破的潜力。由于社会-生态动态受制于无法完全预期的复杂过程，因此无法预测何时、何地会跨越临界点。然而，系统可以被有意地不完全导航，以实现某些期望的条件和能力( 34 )。社会倾向性动态很可能是通过自适应的相互作用网络而不是通过直接的因果关系系统传播的。 确定的各种STEs之间的相互作用意味着它们可能会相互加强，如果几个STEs同时被触发，则向脱碳转变的可能性更大(图3 )。**此外，在不同的行动系统中跨越多个临界点，增加了打破现有系统惯性和锁定的可能性，从而实现气候政策目标( 34、45 )。**被提名的科技企业候选人之间的互动可以被组织为不同的可能的转化路径，从而导致跨尺度和跨区域的跨越临界点。这些"颠覆性转化途径"可以潜在地表明全球可持续发展途径( SSP1 ) ( 135 )的自下而上的出现。

### 【可能得途径进行论述这部分】

最近开始实现的一种可能的变革途径是由开始气候冲击# FridaysFor Future的学龄儿童在教育系统内发起的。这场运动正在引起个人世界观的"刺激" ( 136 )，因此可能正在改变人们的规范和价值观以及思维和行为方式，可能导致政策法规、基础设施发展以及个人消费和生活方式决策的变化。例如，由于德国大规模的学校学生抗议活动，即使是传统的气候保守主义政党最近也开始在他们的计划中解决气候变化问题( 137 )。 人们对气候变化严重性认识的提高可能会推动对各种产品和服务的温室气体排放披露的需求增加。它还可能推动对化石燃料的代际不道德和不道德特征的更多认可，这将进一步加强碳减排政策的合法性，包括取消化石燃料补贴。尽管规范、习俗和信仰的变化发生得非常缓慢( 138 )，但人们应该记住，现在不是全球可持续发展转型的零年。 **政府间气候变化专门委员会( IPCC )获得联合国认可并发布首份承认气候变化人为性的报告至今已有30年**，此后达成了许多重要的里程碑，包括发布随后的IPCC报告、教皇方济各的"劳达托si " (劳达托si )通谕，以及由艺术家和活动家领导的无数事件增加了对气候问题的关注。由瑞典奥林匹克运动员发起并在社交媒体上推广的"飞行羞耻"的例子( 139 )表明，社会现在可能只是在社会规范和信仰领域的边缘。 最近在欧盟( EU )选举中，环境导向的政党获得了大量席位( 140个)，这表明欧盟政策可能在未来几年内发生实质性转变，欧盟成为全球碳减排努力的领导者。

在资源配置层面，还可以通过根据撤资运动重新调整资金流向，并通过披露产品和服务的温室气体排放来改善信息反馈，从而在全球范围内实现突破。在这个层面上，企业的消费和生产决策受到预算以及信息和技术可得性( 20、51 )的约束。在这个层面上的变化是不断发生的。非常迅速的变化，以50 %或更多的速度，可以在几个月内发生。例如，关于信息流动后的政治偏好的民意调查显示了这一点，特别是在网络社交媒体上( 141 )。股票市场的快速变化可以在几小时内发生( 142 )。 然而，这种趋势很少导致人类社会在没有同步制度的情况下发生更大的变化。变化。需要更长时间的制度变迁，如改变公共补贴和税收制度，以稳定新出现的制度。否则，制度可能变得越来越不稳定，在新旧社会秩序之间来回跳跃，延缓转型。这种现象的一个很好的例子就是回弹效应( 143、144)。即便是经常被引用的"成功"征收上网电价和德国能源向可再生能源转型的"能源转型"，利用了2011年日本福岛核灾难后民意的迅速变化，但由于缺乏足够持续的社会和政策支持，最近也逐渐消失( 145 )。

许多被提名的STEs候选者的范围超出了实现温室气体减排的范围，并且可能与实现其他全球政策目标(如可持续发展目标)相联系。上文讨论的许多干预措施包括一系列的福祉和公共健康共益( 68 )。解决气候危机可能是重新设计全球社会经济制度的机会，以实现一个更加公正和公平的未来( 146 )。 **一些作者指出，环境灾难，包括气候极端事件的严重性和频率的增加，可能会成为"机会之窗"，导致不确定性和混乱，这反过来又可能促使行为体参与反思过程，并从现有的程序和政策中采取尖锐的突破**( 147 ) (图3 )。然而，尽管革命性变革的机会可能因外部或环境因素而出现( 148 )，但重要的是要积极与社会复杂性(图2 )和相关关键社会行为体(表2和表3)合作，以提高公众对即将到来的变革性变革的接受度和支持度。 为了确保与气候有关的社会学习将发生，有必要了解各种行为体的看法和意识、动机和利益是如何变化的，以及如何进行制度创新( 149 )。

### 【跨学科上合作进行探究这部分】

我们呼吁社会科学和自然科学更深入地参与跨学科的合作研究，以了解快速的社会变革、STEs以及它们与地球系统中的倾倒元素之间的相互作用。行星社会生态模型和机器学习技术可以帮助探索这种世界-地球协同进化动力学轨迹中的控制参数和临界阈值( 43 )【43. J. F. Donges et al., Earth system modelling with complex dynamic human societies: The copan:CORE World-Earth modeling framework. https://doi.org/10.5194/esd-2017126 (15 January 2018).】。我们还鼓励在不同的世界区域研究社会转型的原型( 150 )，以及使用自然科学的见解和方法来研究社会系统的复杂性。实证研究和模型演练也有助于评估STI的分布影响和影响其有效性的因素。 **我们的研究对全球脱碳的社会倾销动态进行了全面的实证分析。然而，由于我们的结果来自于一个涉及较小且不具有代表性的专家样本的启发过程，因此需要更多的研究来验证我们的发现，并提供更稳健的经验证据和数据**。来自研究部门和全球北方的专家在我们的样本中占了很大的比例。因此，应特别关注低碳和可持续发展从业者的专业知识，并提供更多来自全球南方的经验材料。最后，气候变化的紧迫性和复杂性要求跨学科和与社会运动、知识经纪人和变革领袖的接触( 151 )。 需要更多的研究来了解所需的社会过程，以及在不同治理层面围绕具体解决方案和战略的不同行动联盟的短期参与的驱动因素和激励因素( 152 )。

## Eder, C, 和I Stadelmann-Steffen. 《Bringing the political system (back) into social tipping relevant to sustainability》. *ENERGY POLICY* 177 (2023年6月). WOS:000966703500001. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2023.113529>.

## （Eder, C, et al. 2023）

最近，与可持续发展相关的社会小费动态已成为越来越多的文献的主题。许多出版物试图将临界的概念从自然系统带回社会系统，并为其概念化、定义和不断完善做出重要贡献。然而，尽管文献种类繁多，但目前的文献有一个盲点：它既没有充分集成、概念化或衡量政治领域的作用，因此低估了它对社会倾斜过程的重要性。这是我们贡献的出发点，**它不仅强调了政治维度与社会倾斜分析的相关性，而且还提出了两种主要方法将其集成到此类分析中：将政治领域概念化为社会倾斜的触发因素，或将其概念化为可以自行倾斜的元素**。此外，为了捕捉政治领域的复杂性，即网络、参与者和过程之间的相互作用，我们建议沿着政治、政治和政策的三个要素来分析政治领域。我**们通过对德国和瑞士逐步淘汰核能的比较案例研究来说明这些改进的实证益处。**

**塔巴拉`等人（2018）指出，可能需要“及时且有力的政策干预”才能触发社会生态系统的临界点；温克尔曼团队（2022）则通过“为未来而战”运动案例，生动展示了公众舆论转变对社会生态系统的影响力。**其他研究者则以更间接的方式探讨政治领域，例如分析社会经济因素、社会规范及整体政治体系的作用。

而Otto等人（2020a）则聚焦于能源与生产储存、人类聚居地、金融市场、规范与价值观、教育和信息中的社会临界要素。Winkelmann等人（2022）提出了金融市场中化石燃料撤资、政治动员、社会规范变迁及社会技术创新等实例。在所有这些案例中，政治领域扮演着较为隐性的角色。尽管后者通过法律、法规、关税和补贴、公共资金以及国际条约（尤其是在环境领域，如《巴黎协定》、二氧化碳交易证书、绿色能源研发资金、风能与太阳能区域规划程序）来制定游戏规则，但迄今为止鲜有学者关注政治领域在社会临界过程中的作用。

基于这些洞见，我们的核心论点在于：现有文献未能充分概念化和量化政治领域对社会临界效应的影响，不仅低估了其重要性，也忽视了其复杂性（施塔德曼-斯蒂芬等，2021)。

**当前文献还忽视了一个事实：政治不仅可能触发社会临界效应（施塔德曼-斯蒂芬等，2021)，甚至可能自身转变为新的状态，从而助长或引发连锁式临界效应。**