景观设计中人工智能（AI）与机器学习（ML）的未来：美国弗吉尼亚州沿海地区案例研究

张子豪[1], Ben Bowes[2]
[1]弗吉尼亚大学，弗吉尼亚州/美国 · zz3ub@virginia.edu[2]弗吉尼亚大学，弗吉尼亚州/美国 · bdb3m@virginia.edu

摘要： 景观领域已有一些基于理论、直接探讨人工智能和机器学习的研究尝试。本文通过一个运用机器学习技术预测沿海环境变量的案例，提供了即将到来的控制论环境的实证证据。在这种环境中，设计师不再被视为创作者，而是被构想为编舞者、催化主体、指挥者，以及众多其他智能主体。本文借鉴后人文主义的思想，认为要真正理解控制论环境，我们必须采取后人类主义伦理，并克服人类例外论。

关键词： 机器学习、人工智能、景观设计、控制论

1 引言

2000年，生态学家 Robert Cook 向景观建筑专业提出了一个关键问题：“景观会学习吗？”他关注的是景观设计在建成后的发展与适应（COOK 2000）。某种程度上，过去二十年的景观理论与实践一直在尝试回应这一问题。新的生态学研究范式不再将自然视为静态实体，以决定论和还原论的方式加以理解，而是转向拥抱复杂性、动态性与概率（REED & LISTER 2014a）；在此基础上，景观学科将生态学作为强有力的工具，用于设计非确定性与涌现（WALDHEIM 2006）。例如，在20世纪90年代末的唐斯维尤公园竞赛方案中，James Corner、Stan Allen 和 Nina-Marie Lister 提出了一套过程与策略框架，使涌现生态系统得以形成，让自然系统能够随时间演变并变得更加复杂（CZERNIAK 2001, REED & LISTER 2014b）。换言之，学习意味着在不同事物之间建立新的关系。景观学科形成了一种生态设计范式，其理念是：自然并非静态实体，而是一系列不断变化的关系。设计师的职责是通过景观设计，在自然世界中培育新的关系。唐斯维尤公园等项目是这一新设计范式的典范；该范式依靠基于过程的策略，来组织环境中的物质、能量与信息模式。

深深植根于这一生态设计范式之中，传感网络、机器人技术和人工智能等控制论技术的进步，为设计“赛博格生态”提供了新的可能性。从某种意义上说，“学习”这一旧有概念被赋予了新的含义。景观不仅能通过生态系统“学习”，也能通过耦合技术—自然系统“学习”。在这一研究方向上，CANTRELL & HOLTZMAN（2016年）探讨了如何将响应式技术用于景观设计，使耦合系统能够更好地响应各种输入。ZHANG（2017）则在响应式景观设计框架中引入了人为因素以及社会—

《数字景观建筑学杂志》，2019年第4期，第2–9页。© Wichmann 出版社，VDE 出版有限公司 · 柏林 · 奥芬巴赫。ISBN 978-3-87907-663-5，ISSN 2367-4253，e-ISSN 2511-624X，doi:10.14627/537663001。本文为开放获取文章，依据知识共享署名许可协议 (http://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/) 的条款和条件发布。

文化系统的作用。ESTRADA（2018）设想了在河流环境中运用传感网络、数据处理和驱动系统；通过严格的实验，耦合技术—自然系统展现出超越人类能力的实时响应水平。响应式景观并未直接采用机器学习和人工智能，但感知—处理—驱动反馈回路可以为人工智能和机器学习在景观设计中的应用提供一个稳健的框架。

景观建筑学科中已经出现了一些直接涉及人工智能和机器学习的理论型探索。在一项思想实验中，CANTRELL 等人（2017）设想了一种基于深度强化学习（DRL）的人工智能，并将其称为“荒野创造者”；它能够制定出超越人类理解能力的策略，以促使环境设计师、自然保护主义者和环境工程师反思构建荒野之地意味着什么。CANTRELL 与 ZHANG（2018）将机器智能塑造为景观媒介中的“第三种智能”，这种智能能够与生物智能和材料智能互动，并与其他景观行动者共同进化，从而协同生产出超越设计师意图的景观。

景观建筑学科对人工智能和机器学习的讨论仍主要停留在理论和推测层面。学科之外已有一批实践型研究。例如，城市主义导向的人工智能初创公司 Topos 已开发出能够分析城市模式的机器学习应用。[1] 然而，人工智能和机器学习所采用的路径与景观的生态范式并不相容。换言之，自然世界的复杂性和生态系统动态并不在其主要关注范围之内。

为弥合理论与实践之间的差距，本文提出了一项案例研究，直接探讨机器学习和人工智能在景观语境中的应用，从而为理论建构带来新的挑战，推动将机器学习和人工智能纳入生态设计框架。本文分为三个部分。第一部分介绍机器学习、人工智能、深度学习等关键术语及其区别，因为我们假定这一研究领域在很大程度上仍处于景观建筑专业之外。第二部分介绍一项跨学科研究项目，探讨在美国弗吉尼亚州诺福克这座沿海城市，运用机器学习技术管理洪涝问题的可能性。本文聚焦于机器学习的“基本原理”，展示一个具体案例：利用机器学习预测风暴事件期间的地下水位——这是一种与沿海城市洪涝问题内在相关的水文模式。第三部分对该案例研究所引发的挑战进行批判性分析。在充斥着非人类智能（包括人工智能及其他类型智能）的环境中，设计师能动性、创造力和意向性都面临考验。本文认为，要真正理解我们正在迈入的控制论环境，就必须采取后人文主义伦理，并克服人类例外论。

2 机器学习（机器学习）与人工智能（人工智能)

过去几年，人工智能（AI）研究取得了重大进展，尤其是在机器学习（ML）和深度学习领域，而这些领域的研究很大程度上围绕人工神经网络（ANN）展开。神经网络常用于近似非线性函数；计算能力的提升使神经网络得以“加深”，即增加模型中的神经网络层数，从而使其能够学习并更准确地表示复杂函数。在此背景下，机器

在图像识别（RUSSAKOVSKY 等，2015）、自然语言处理与翻译（YOUNG 等，2017）、电子游戏（MNIH 等，2013；《OpenAI Five》，无日期）以及围棋（SILVER 等，2017）等领域，机器已展现出令人鼓舞的成果，有时表现甚至超过人类。

本节旨在用通俗易懂的语言，帮助读者了解当前机器学习技术的能力及其局限性，因为本文的读者大多不属于人工智能研究领域。我们还希望指出一些注意事项，并阐明人工智能与机器学习之间的区别；非专业人士几乎总是将二者混为一谈。

计算机科学家 Shane Legg 和 Marcus Hutter 提出的“通用智能”定义，在概念上有助于阐明人工智能与机器学习之间的区别。一般而言，“[i]ntelligence 衡量的是一个智能体在广泛的环境中实现目标的能力”（LEGG & HUTTER 2007）。这一界定基于控制论模型，设想一个智能系统或智能体与其环境互动，并通过反馈回路实现目标。为了更好地实现目标，该系统必须具备对环境的表征或模型。机器学习是帮助计算机通过反复处理大量数据来构建并改进这种内部环境表征的一种方式。人工智能则衡量这种表征在帮助智能体实现环境中目标方面的质量。

部分原因在于近几十年来的科幻作品和流行文化，如今人们往往用人工智能来指代另一个术语——通用人工智能。按照我们对普遍智能的定义，通用人工智能指的是智能体所具备的、可与人类智能水平相媲美的能力，就像科幻电影里的机器人一样。然而，目前的人工智能研究距离打造出一台能在所有方面胜过人类的智能机器还相去甚远。即使是 2016年击败了人类顶尖围棋选手的 AlphaGo，也只是在一种非常特定的人类文化领域表现出色。我们还想指出另一点：根据智能的定义，人工智能指的只是某个系统所具备的能力，而不是系统或智能体本身。换句话说，人工智能是系统的一种属性，而非系统本身。不过，在日常用语中，人们往往称某物为人工智能系统，而不是称其为某种事物的属性（“Siri 是 Apple 的人工智能”）。但我们也承认，术语的含义会发生变化，就像“computer”过去曾是一个职位名称，而非我们如今每天使用的工具一样。

3 案例研究：机器学习与海岸环境管理

随着人工智能研究不断进步，相关工具和技术也日益普及，使设计师、环境工程师等非专业人士能够实践机器学习并开发人工智能系统。设计师和非专业人士可以使用基于 Python 的机器学习库，例如 PyTorch、TensorFlow、Caffe 或 Scikit-learn[2]，训练模型来执行特定任务。设计师还可以使用可视化编程语言（VPL），例如用于 3D 建模软件 Rhinoceros 的插件 Grasshopper，通过 LunchBoxML[3] 等插件进行机器学习。

弗吉尼亚大学工程学院建立了一个名为 LinkLab 的研究孵化器，汇集系统、环境

工程、计算机科学、社会科学和景观建筑领域的专家与学者，共同探索应用传感网络、机器学习和信息物理系统来管理各种环境与景观的可能性。在这些项目中，dMIST（相互依赖的雨洪与交通系统数据驱动管理）是一个由 NSF（美国国家科学基金会）资助的研究项目，旨在研究弗吉尼亚州东海岸诺福克市及大汉普顿路大都市区的沿海水务与交通系统。研究人员采用数据驱动和机器学习技术建立模型，以构建雨洪系统与交通系统之间的关联，使这一耦合系统能够更具韧性，并能适应海平面上升、洪涝和气候变化等环境扰动。例如，一些研究人员根据由业余爱好者和关注相关问题的市民收集的众包天气数据，开发算法来评估诺福克个人气象站的可信度（CHEN 等，2018）。另一些研究人员利用洪涝事件数据训练模型，以预测道路网络中的交通模式（FARIA 等，2018；SHRADDHA 等，2019）。一名研究人员在模拟的雨洪管理系统中研究了一种模型预测控制（MPC）策略；该训练模型能够根据未来降水事件的预报，决定何时以及将防洪闸门开启或关闭至何种程度（SADLER 等，2019）。许多模型采用 Tensorflow 和 Keras[4], 构建，并在弗吉尼亚大学的 Rivanna 高性能计算机（HPC）[5] 上使用图形处理器（GPU）运行。

为说明机器学习在本研究中的应用，我们简要介绍一项研究。该研究探讨了如何使用两种神经网络——循环神经网络（RNN）和长短期记忆网络（LSTM）——训练模型，以预测风暴事件期间地下水位的变化（BOWES 等，2019）。在本例中，RNN 模型属于“浅层”模型，而 LSTM 模型根据其结构定义被认为是深度模型。研究为诺福克的七口地下水位监测井分别构建了模型，使用的数据包括 2010—2018 年逐小时的潮汐、降雨和地下水位数据。在本例中，模型训练是指调整网络权重，以尽量减小模型预测值与实际观测地下水位之间误差的过程。训练完成后，模型只需使用潮汐和降雨预报数据，就能预测地下水位。为了测试模型性能，数据集始终分为两部分：用于调整神经网络的训练数据，以及用于评估模型性能的测试数据。模型在任何时候都不会接触测试数据。

使用了两个不同的数据集来评估数据预处理对模型性能的影响。完整数据集包含连续时间序列（包括风暴事件和无风暴事件），而第二个数据集仅包含风暴事件。

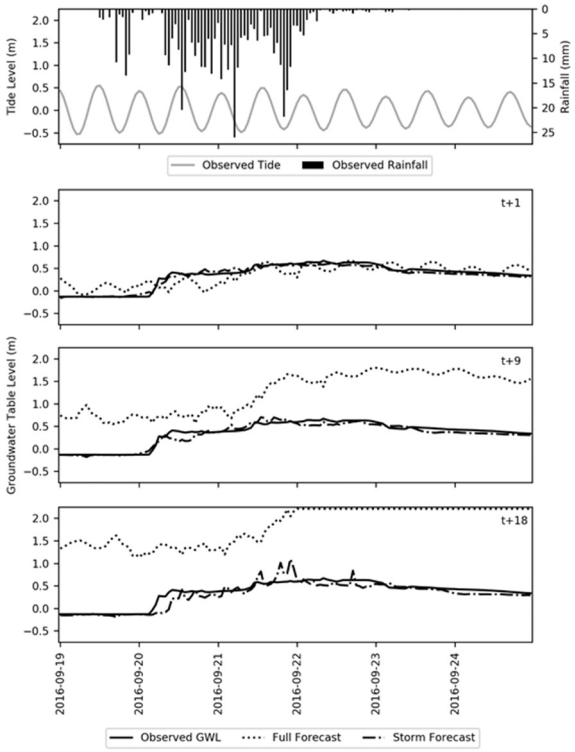


图 1： 使用完整训练集和风暴训练集训练的 LSTM 模型，对弗吉尼亚州诺福克一口井地下水位预测结果的比较

图1展示了LSTM模型的测试结果。“风暴预测”和“完整数据预测”分别是使用风暴事件数据和全部数据训练的模型所做出的两种预测，并将其与“观测地下水位”（Observed GWL）进行比较，后者是从诺福克一个监测井中采集的真实地下水位数据。本研究发现，在模拟实时预测场景中，使用风暴事件数据训练的模型表现更好，这证实了在特定现象下训练的模型对该现象会更加敏感。

这些模型可以利用降雨和潮汐预报数据，精确估算诺福克每个监测井的地下水位对风暴的响应。系统中的人类专家可能对风暴事件与地下水位之间的关系有自己的认知模型，但无法量化这种关系，也难以轻易地与非专业人士分享。此外，机器学习模型对地下水位的精确预测结果可以插值生成全市范围的地图，或用于增强洪水模型。沿海城市很少监测地下水位，决策者通常也不了解地下水位在风暴事件引发的洪涝中的作用。此外，随着海平面上升，沿海地下水位也会升高，并对洪涝严重程度产生越来越大的影响。因此，了解地下水位的变化规律，并能够根据降雨和潮汐预报实时预测地下水位，将有助于提高实时洪涝预测的准确性。这不仅能帮助政府和公众更好地为潜在的风暴事件做好准备，还能让生态学家、环境设计师和景观建筑师推断沿海环境中的生态规律，并据此做出明智的设计决策。

4 结论：迈向控制论环境

我们所讨论的案例只是众多新兴实践中的一个，这些实践旨在采用机器学习技术来管理环境。许多实验表明，机器有时能够发现人类所忽略的数据模式，并且在某些情况下，还能够制定出优于人类策略的方案。在可预见的未来，机器及机器智能将成为环境构建过程中的重要参与者，而人们将越来越难以判断某项决策究竟是由机器还是人类作出的，以及某一景观究竟是由机器智能还是人类智能创造的。例如，假设诺福克市最终采用了dMIST团队开发的多种不同模型，将其作为决策支持系统，那么人类管理者对环境系统的认知与体验将受到这些模型的高度中介。有时，某些过程可能完全由智能系统自动化执行，例如，MPC系统根据天气预报自动开启和关闭防洪闸门。此外，随着越来越多的传感网络和信息技术嵌入环境之中，不同系统之间的连通性将不断增强，其中一些属于技术系统，另一些则属于生物系统。新的复杂性表现为各类智能主体之间存在大量反馈回路，这些主体包括机器、动物、植物和人类。我们认为，“控制论环境”最能描述这一环境设计的新范式。Norbert Wiener于1948年将控制论定义为“对动物与机器中的控制和通信进行科学研究”（WIENER 2000）。如今，所有人类和物种所处的环境已成为控制论控制的新前沿。

在控制论环境中，设计师意图、创造力和自主性都面临挑战，因为设计决策必然会受到控制论环境中反馈回路链条上不同系统的影响而发生改变。换言之，随着越来越多的生物智能主体和非生物智能主体被纳入生态设计框架，设计师从创作的源头转变为众多积极参与者中的一员，这些参与者共同塑造着环境。认为设计师是改造环境的特殊主体这一传统设计理念，在控制论环境中已不再适用。

我们认为，需要一种后人文主义伦理来克服控制论环境中的人类例外论。后人文主义是一场跨学科运动，挑战许多过时的人文主义价值观，并将道德考量的范围扩展到超越人类的领域（HAYLES 1999，WOLFE 2010）。后人文主义并非后人类，也绝不会反人类；它更确切地说是后人文主义者。换句话说，它挑战一种人类中心主义世界观和人类例外论。后人文主义认同许多人文主义主张，但试图揭示那些削弱人文主义者道德要求的预设。例如，我们希望善待动物，不是因为它们是低等版本的我们，而是因为它们本质上与我们不同。同理，我们没有必要害怕机器，也不必拿机器智能与人类智能相比较，因为它们本质上是不同类型的智能。不同的人类、机器、动物和植物以不同方式与外部环境互动，并依靠截然不同的感知功能和心理过程实现目标。秉持后人类主义伦理，我们可以轻易地将设计师视为作者之外的角色，例如编舞者、催化主体和指挥者等众多智能

主体。我们希望这些术语有助于探索一种新的设计范式，并值得进一步讨论。

致谢

dMIST项目获得了美国国家科学基金会资助项目的支持：项目编号#1735587（CRISP——关键韧性基础设施系统）。作者感谢Michael Gorman、Kristina Fauss以及dMIST团队其他成员给予的支持和反馈。

参考文献

BOWES, B., GOODALL, J., SADLER, J., MORSY, M. & BEHL, M.（2019），《利用长短期记忆和循环神经网络预测洪涝易发沿海城市的地下水位》。Earth and Space Science Open Archive。https://doi.org/10.1002/essoar.10500507.1。CANTRELL, B. & HOLTZMAN, J.（2016），《响应式景观：景观建筑中响应式技术的策略》。Routledge，纽约。CANTRELL, B., MARTIN, L. J. & ELLIS, E. C.（2017），《设计自主性：人类世中孕育新野性的机遇》。Trends in Ecology & Evolution，32（3），156-166。https://doi.org/10.1016/j.tree.2016.12.004。CANTRELL, B. & ZHANG, Z.（2018），《第三种智能》。Landscape Architecture Frontiers，6（2），42-51。CHEN, A. B., BEHL, M. & GOODALL, J. L.（2018），《相信我，我的邻居说外面正在下雨：确保众包气象站的数据可信度》。载于：2018年11月7—8日于中国深圳举行的第五届建成环境系统会议论文集。ACM，纽约，美国，25-28。https://doi.org/10.1145/3276774.3276792。COOK, R. E.（2000），《景观会学习吗?生态学的“新范式”与景观建筑设计》。载于：CONAN, M.（编），《景观建筑中的环境主义》，第22卷，115-132，敦巴顿橡树研究图书馆与馆藏，华盛顿特区。CZERNIAK, J.（2001），《多伦多唐斯维尤公园》。Prestel，慕尼黑和伦敦。ESTRADA, L.（2018），《迈向感知能力》。载于：CANTRELL, B. & MEKIES, A.（编），《编纂：景观建筑中的参数化与计算设计》。Routledge，米尔顿公园、阿宾顿、奥克森、纽约，279-288。FARIA, Z. F., SADLER, J. M. & GOODALL, J. L.（2018），《利用随机森林和 Google WAZE 按小时尺度预测城市沿海街道洪涝》，发表于美国地球物理联合会秋季会议。HAYLES, K.（1999），《我们如何成为后人类：控制论、文学与信息学中的虚拟身体》，芝加哥大学出版社，芝加哥，美国伊利诺伊州。LEGG, S. & HUTTER, M.（2007），《通用智能：机器智能的定义》。Minds and Machines，17（4），391-444。https://doi.org/10.1007/s11023-007-9079-x。MNIH, V., KAVUKCUOGLU, K., SILVER, D., GRAVES, A., ANTONOGLOU, I., WIERSTRA, D. & RIEDMILLER, M.（2013），《通过深度强化学习玩转 Atari》。ArXiv:1312.5602 [Cs]。http://arxiv.org/abs/1312.5602。

OpenAI Five（无日期），https://openai.com/five/（2019年1月3日）。REED, C. & LISTER, N. M. E.（2014a），《投射性生态学》。Actar D。REED, C. & LISTER, N.-M.（2014b），《生态学与设计：平行的谱系》。Places Journal。https://doi.org/10.22269/140414。RUSSAKOVSKY, O., DENG, J., SU, H., KRAUSE, J., SATHEESH, S., MA, S. & FEI-FEI, L.（2015），《ImageNet 大规模视觉识别挑战赛》。International Journal of Computer Vision，115（3），211-252。https://doi.org/10.1007/s11263-015-0816-y。SADLER, J. M., GOODALL, J. L., BEHL, M. & MORSY, M. M.（2019），《利用开源软件和并行计算，基于 EPA-SWMM5 与 Python 对城市排水系统进行模型预测控制仿真》。载于：MANNINA, G.（编），《城市排水建模新趋势》。Springer International Publishing。988-992。https://doi.org/10.1007/978-3-319-99867-1_170。SHRADDHA, P., S., CHEN, T., D. & BEHL, M.（2019），《用于估算滋扰性洪涝对道路网络影响的数据预测方法：弗吉尼亚州诺福克案例研究》，发表于世界交通运输研究大会。SILVER, D., SCHRITTWIESER, J., SIMONYAN, K., ANTONOGLOU, I., HUANG, A., GUEZ, A. & HASSABIS, D.（2017），《在无需人类知识的情况下掌握围棋》。Nature，550（7676），354-359。https://doi.org/10.1038/nature24270。WALDHEIM, C.（2006），《近期景观实践中的非确定性策略》。Public，（33），81-86。WIENER, N.（2000），《控制论，或动物与机器中的控制和通信》（第2版，第10次印刷）。MIT Press，马萨诸塞州剑桥。WOLFE, C.（2010），《什么是后人文主义？》明尼苏达大学出版社，明尼阿波利斯。YOUNG, T., HAZARIKA, D., PORIA, S. & CAMBRIA, E.（2017），《基于深度学习的自然语言处理近期趋势》。ArXiv:1708.02709 [Cs]。http://arxiv.org/abs/1708.02709。ZHANG, Z.（2017），《响应式景观中的人为因素：重要性与方法》。Journal of Digital Landscape Architecture，2-2017，10-17。https://doi.org/doi:10.14627/537629002。

脚注文本

[1] https://www.fastco mpany.com/90131540/this-startup-used-ai-to-redefine-n-y-c-s-five-boroughs- for-today[2] PyTorch：https://pytorch.org/；TensorFlow：https://www.tensorflow.org/；Caffe：http://caffe.berkeleyvision.org/ Scikit-learn：https://scikit-learn.org/stable/[3] https://provingground.io/2017/08/01/machine-learning-with-lunchboxml/[4] Keras 是一个库，可让你更轻松地使用 TensorFlow 构建模型：https://keras.io/[5] https://arcs.virginia.edu/rivanna