

毕业设计（论文）任务书

指导教师: 胡国辉

课题名称: 机器学习在流体物理场识别中的应用

作业期限: 1月18日起6月18止

接受单位: 力学与工程科学学院

学生姓名: 翟晗锋

学 号: 17121632

所在专业: 理论与应用力学

上海大学

二〇二一年一月十五日

(一) 课题来源、意义与主要内容：(注明自拟、科研、科技服务类别及任务提出单位)

机器学习是一个通过经验和数据可以自动提高的计算机算法 [1]。近年来，随着科技不断进步，计算资源和硬件的不断提升，以及大量数据的易于获取，机器学习研究领域取得飞速进展和进步。同时，随着 AlphaGo 的横空出世 [2, 3]，又随着机器学习和深度学习以其巨大的潜能和其在医疗 [4, 5, 6]，公共卫生 [7, 8]，商业广告 [9, 10] 等领域取得的巨大成功，针对不同问题提出的机器学习算法不断更新出现并推动着机器学习的进步。

机器学习在各领域的成功离不开其背后大量研究的支持。在医疗领域中，AlphaFold 可以自动识别蛋白质结构的能力更是颠覆传统医学的限制 [11]；同时，对于新型冠状病毒 (SARS-CoV-2) 的 CT 感染预测也使得机器学习快速，通用性强，广泛等优点充分体现 [12, 13]。在公共卫生领域，随着 COVID-19 疫情的爆发，基于机器学习的整体疫情传染预测更是为疫情发展提供重要参考 [14, 15]。在商业广告领域，机器学习基于用户大量数据的训练和学习使其可以精准有效给特定用户群体推送广告，极大的促进商业行为 [16, 17, 18]。同时，基于 Google 开发的深度学习开源平台 TensorFlow [19] 已经大量的被国内外知名公司机构使用。

随着互联网的蓬勃发展和智能电子设备的普及化，普通民众更易在网络平台上产生数据，数据正在以前所未有的速度增长 [20, 21]。基于海量数据下，机器学习算法得以发挥高水准。基于大数据的深度学习 (Deep Learning, DL) 广受关注 [22]。而人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 作为最成熟，最有效的学习方法之一，更是被集中研究 [23, 24]。其中，最为简单却得到广泛应用的人工神经网络框架就是前向传播神经网络 (Feedforward Neural Network, FNN) [25]。同时，循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 因其可以提取序列中随时间变化的特征等优势 [26] 被广泛应用在自然语言处理 (Natural Language Processing, NLP) [27]、计算机视觉 (Computer Vision, CV) [28]、和计算生物学 (Computational Biology, CB) [29] 等领域。但是，针对图像识别

和图像处理问题，卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）被更加广泛的使用 [30]。更为重要的是，基于 CNN 开发的 ImageNet 因其精准和有效使得 CNN 被更多计算机视觉领域的研究人员青睐 [31]。针对不同的图像处理方法，基于对图片特征进行识别和分割的 U-Net 也成为计算机视觉领域得力工具之一 [32]。基于以上深度学习算法和工具，Google 公司于 2015 年发布开源深度学习计算平台 Tensorflow [19]，其被广泛应用于工业和学术界。而后的 2016 年，Facebook AI 实验室也接连发布了深度学习开源平台 PyTorch [33]。现如今，这两大平台已成为计算机机器学习领域内研究人员广泛使用和开发。

流体力学最早起源于古希腊时期，从亚里士多德和阿基米德对浮力和流静力学的研究 [34, 35]。经过长时间的发展到从欧拉到 Claude-Louis Navier 和 Sir George Gabriel Stokes 提出 Navier-Stokes (N-S) 方程具有相对完备理论基础。因为 N-S 方程的非线性，运用解析求解的方法只适用于特定问题。所以科学家们提出了各种离散方法进行数值求解。上世纪，大量方法如有限差分 (Finite Difference Method, FDM) [36, 37]，有限体积 (Finite Volume Method, FVM) [38, 39, 40, 41, 42]，有限元 (Finite Element Method, FEM) [43]，光滑粒子 (Smoothed Particle Hydrodynamics, SPH) [44, 45] 等方法得到快速发展。这些方法用不同格式和算法离散 N-S 方程，其优势是物理信息准确，方程确定。但是其缺点为通用性差，计算速度和精度难以同时保证。因此，对于不同的物理问题，计算科学研究人员开发了各种基于机器学习数据驱动计算物理场对算法。2016 年，Rudy et al. [46] 提出了通过数据驱动拟合物理控制方程的算法 (PDE-FIND)，颠覆了传统通过实验，经验，和推理寻找物理控制方程的思路。2019 年，Raissi et al. [47, 48, 49] 提出了基于物理场数据驱动的神经网络 (Physics-Informed Neural Network, PINN)。而后的 2020 年，基于 PINN，Lu et al. 又提出了新的基于物理数据驱动的深度学习模型 DeepXDE 用以求解偏微分方程控制的物理问题 [50]。仿效 PDE-FIND 的思路，并且基于 DeepXDE 的研究成果之上，2020 年，Lu et al. [51] 也提出了

相似功能对于控制方程不明确通过深度学习进行运算的物理数据驱动模型 DeepONet。上述物理数据驱动深度学习模型均采用对数据进行直接处理并运算。同时, DeepONet 也被广泛应用于生物学, 物理学等工程问题 [52, 53, 54]。因 PINN 局限于特定物理问题, 2020 年, Li et al. [55] 提出了通过傅立叶神经算子 (Fourier Neural Operator, FNO) 对于空间映射进行学习的深度学习方法, 具有快速高效和低误差的特点。基于前文提到的 CNN, 因计算后处理的飞速发展, 基于 CV 的物理深度学习模型也在近些年逐渐流行。2020 年, Jiang et al. [56] 提出了通过对三维场信息 (二维物理场随时间变化) 进行卷积学习可以实现模糊物理场的加密功能 (MeshfreeFlowNet)。其他相关的物理深度学习模型也在近些年快速增加。

在本文中, 我将首先通过运算全联接神经网络对于少量物理数据的适用性, 验证全联接神经网络对于 NASA 机翼自噪声数据 [57, 58, 59] 的适用性和有效性。再通过对于二维流场使用全联接神经网络运算验证预测效果。之后, 我将使用前文中提到的 PINN, 通过复现其对二维流场的预测回归, 再进行分析讨论其模型的有效性。而后, 我将通过复现和讨论 MeshfreeFlowNet 通过 CNN 对模糊流场加密的效果分析其模型的有效性和准确度。最后, 我将研究 PINN 和 MeshfreeFlowNet 的数据驱动模型并提出基于引入物理信息的优化方案。

(二) 目的要求和主要技术指标:

基于上文介绍, 现阶段对于本科研题目有以下几点目的要求:

1. 编写全联接神经网络程序 (FNN), 通过回归预测 NASA 对于 NACA 0012 二维翼型的自噪声数据。
2. 编写全联接神经网络程序 (FNN), 同时编写通过 FDM 方法离散二维流场数据的算法程序, 利用二维 FDM 离散流场产生的数据训练获得数据驱动的机器学习模型预测未来时间步的流场信息。
3. 阅读 Raissi et al. [47, 48, 49] 对于 PINN 研究的相关论文, 并且通过复现其论文研究成果, 讨论其模型的有效性和准确度。
4. 阅读 Jiang et al. [56] 对于 MeshfreeFlowNet 研究的相关论文, 并且通过复现其论文研究成果, 讨论其模型的有效性和准确度。
5. 基于 1. 和 2. 中自己的探索, 以及基于 PINN 和 Meshfree-FlowNet 的深度学习模型探究, 提出一种具有物理信息的深度学习模型并进行训练运算验证和讨论。

在实现相关目的要求时具有如下技术指标:

1. 了解掌握神经网络基本运算结构, 算法, 原理等。
2. 了解掌握计算流体力学基本算法和流体力学相关概念。
3. 熟练运用 MATLAB 开源神经网络训练平台和参数控制。
4. 掌握基于 MATLAB 的对于 N-S 方程离散的算法和程序编写准则。
5. 基本掌握 TensorFlow [19] 和 PyTorch [33] 使用方法和参数控制。
6. 了解开源深度学习平台的基本使用方法和运行方法。

(三) 进度计划:

2021.1.18 - 2021.2.20: 简要验证全联接神经网络 (FNN) 对于流体物理问题的适用性。通过一维数据 (基于 NACA 0012 翼型噪声数据) 的回归和二维场数据 (基于计算流体力学离散得到流体物理场数据) 的回归预测验证其准确度同时讨论其缺陷。

2021.2.20 - 2021.4.1: 通过复现基于物理的神经网络架构 (PINN) 讨论机器学习在流体物理场中的数据驱动应用, 并分析数据驱动深度学习架构对于传统物理计算方法 (有限元, 有限体积等) 的优势和劣势。

2021.4.1 - 2021.4.20: 通过复现基于卷积神经网络的流体物理场加密学习网络 (MeshfreeFlowNet) 并更改参数进行计算实验后对于深度学习和卷积神经网络 (CNN) 在流体物理中的应用的优劣展开讨论。

2021.4.20 - 2021.5.20: 通过复现和讨论 PINN 和 MeshfreeFlowNet (或还有 FNO, PDE-FIND 等) 分析讨论数据驱动学习等存在局限。通过引入物理信息 (控制方程、基于条件等) 到学习框架中, 提出基于物理特征的可行优化方案并实行。

2021.5.20 - 2021.6.10: 完成论文撰写并完成展示报告。

(四) 主要文献、资料和参考书:

- [1] MITCHELL, T. (1997). Machine Learning. New York: McGraw Hill. ISBN 0-07-042807-7.
- [2] SILVER, D., HUANG, A., MADDISON, C. et al. (2016) Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature* **529**, 484–489.
- [3] SILVER, D., SCHRITTWIESER, J., SIMONYAN, K. et al. (2017) Mastering the game of Go without human knowledge. *Nature* **550**, 354–359.
- [4] JO, T., NHO, K., AND SAYKIN, A.J. (2019) Deep Learning in Alzheimer’s Disease: Diagnostic Classification and Prognostic Prediction Using Neuroimaging Data. *Front. Aging Neurosci.* **11**, 40, 220.
- [5] WARING, J., LINDVALL, J., AND UMETON, R. (2020) Automated machine learning: Review of the state-of-the-art and opportunities for healthcare. *Artificial Intelligence in Medicine* **104**, 101822.
- [6] WOLDAREGAY, A.Z., ÅRSAND, E., WALDERHAUG, S., et al. (2019) Data-driven modeling and prediction of blood glucose dynamics: Machine learning applications in type 1 diabetes. *Artificial Intelligence in Medicine* **98**, 109-134.
- [7] BENKE, K., AND BENKE, G. (2018) Artificial Intelligence and Big Data in Public Health. *International Journal of Environmental Research and Public Health.* **15**(12):2796.
- [8] PANCH, T., PEARSON-STUTTARD, AND J., GREAVES, F., et al. (2019) Artificial intelligence: opportunities and risks for public health. *The Lancet Digital Health* **1**, 1, 13-14.

- [9] JAREK, K., AND MAZUREK, G. (2019) Marketing and Artificial Intelligence. *Central European Business Review*, **8**(2), 46-55.
- [10] DAVENPORT, T., GUHA, A., AND GREWAL, D. (2020) How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science* **48**, 24-42.
- [11] SENIOR, A.W., EVANS, R., JUMPER, J., et al. (2020) Improved protein structure prediction using potentials from deep learning. *Nature* **577**, 706-710.
- [12] HARMON, S.A., SANFORD, T.H., XU, S., et al. (2020) Artificial intelligence for the detection of COVID-19 pneumonia on chest CT using multinational datasets. *Nat. Commun.* **11**, 4080.
- [13] CHASSAGNON, G., VAKALOPOULOU, M., BATTISTELLA, E., et al. (2021) AI-driven quantification, staging and outcome prediction of COVID-19 pneumonia. *Medical Image Analysis* **67**, 101860.
- [14] LI, Y., SHANG, K., BIAN, W., et al. (2020) Prediction of disease progression in patients with COVID-19 by artificial intelligence assisted lesion quantification. *Sci. Rep.* **10**, 22083.
- [15] PUNN, N.S., SONBHADRA, S.K., AND AGARWAL, S. (2020) COVID-19 Epidemic Analysis using Machine Learning and Deep Learning Algorithms. *medRxiv:10.1101/2020.04.08.20057679*.
- [16] CURRY, B., AND MOUTINHO, L. (1993). Neural Networks in Marketing: Modelling Consumer Responses to Advertising Stimuli. *European Journal of Marketing* **27**. 5-20.

- [17] KAEFER, F., HEILMAN, C.M., AND RAMENOFISKY, S.D. (2005) A neural network application to consumer classification to improve the timing of direct marketing activities. *Computers Operations Research* **32**, 10, 2595-2615.
- [18] ZHOU, G., ZHU, X., SONG, C., et al. (2018) Deep Interest Network for Click-Through Rate Prediction. In Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery Data Mining (KDD '18). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1059–1068.
- [19] ABADI, M., AGARWAL, A., BARHAM, P., et al. (2016) TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems. *arXiv*. [arXiv:1603.04467](https://arxiv.org/abs/1603.04467)
- [20] TSAI, CW., LAI, CF., CHAO, HC., et al. (2015) Big data analytics: a survey. *Journal of Big Data* **2**, 21.
- [21] PÄÄKKÖNEN, P., AND PAKKALA, D. (2015) Reference Architecture and Classification of Technologies, Products and Services for Big Data Systems. *Big Data Research* **2**, 4, 166-186.
- [22] ZHANG, W. J., YANG, G., LIN, Y., et al. (2018) On Definition of Deep Learning. 2018 World Automation Congress (WAC) Stevenson, WA, pp. 1-5.
- [23] MISHRA, M., AND SRIVASTAVA, M. (2014) A view of Artificial Neural Network. 2014 International Conference on Advances in Engineering Technology Research (ICAETR - 2014), Unnao, pp. 1-3.
- [24] MEHLIG, B. (2019) Artificial Neural Networks. *arXiv*. [arXiv:1901.05639](https://arxiv.org/abs/1901.05639)
- [25] BEBIS, G., AND GEORGIPOULOS, M. (1994) Feed-forward neural networks. *IEEE Potentials*, **13**, 4, 27-31, Oct.-Nov.

- [26] SHERSTINSKY, A. (2020) Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network. *Physica D: Nonlinear Phenomena* **404**, 132306.
- [27] MIKOLOV, T., KARAFIÁT, M., BURGET, L., et al. (2010). Recurrent neural network based language model. Proceedings of the 11th Annual Conference of the International Speech Communication Association, INTERSPEECH 2010. 2. 1045-1048.
- [28] YANG, Y., KROMPASS, AND D., TRESP. V. (2017) Tensor-Train Recurrent Neural Networks for Video Classification. *arXiv*. [arXiv:1707.01786](https://arxiv.org/abs/1707.01786)
- [29] HILL, S.T., KUINTZLE, R., TEEGARDEN, A., et al. (2018) A deep recurrent neural network discovers complex biological rules to decipher RNA protein-coding potential. *Nucleic Acids Research* **46**, 16, 8105–8113.
- [30] ALBAWI, S., MOHAMMED, T.A., AND AL-ZAWI, S. (2017) Understanding of a convolutional neural network. 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET), Antalya, 2017, pp. 1-6.
- [31] DENG, J., DONG, W., SOCHER, R., et al. (2009) ImageNet: A large-scale hierarchical image database. 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, FL, 2009, pp. 248-255.
- [32] RONNEBERGER, O., FISCHER P., AND BROX, T. (2015) U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention MICCAI 2015: Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015 pp 234-241.

- [33] PASZKE, A., GROSS, S., MASSA, F., et al. (2019) PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. *Advances in Neural Information Processing Systems* 32 (NeurIPS 2019), pp 8026-8037.
- [34] ROSENTRATER, K.A., AND BALAMURALIKRISHNA, R. (2005) Essential Highlights of the History of Fluid Mechanics. *ASEE PEER Document Repository*. Session 2661.
- [35] ANDERSON JR., J.D. (2010) Brief History of the Early Development of Theoretical and Experimental Fluid Dynamics. *Encyclopedia of Aerospace Engineering*. ISBN: 978-0-470-68665-2.
- [36] BHANDUVULA, S. (2012) Finite Difference Method in Computational Fluid Dynamics. *IJEAR* Vol. 2, Issue 2, ISSN: 2348-0033.
- [37] DLAMINI, P.G., MOTSA, S.S., AND KHUMALO, M. (2013) Higher Order Compact Finite Difference Schemes for Unsteady Boundary Layer Flow Problems. *Nonlinear Fluid Flow and Heat Transfer* **2013**, 941096.
- [38] BERTRAM, V. (2012) Practical Ship Hydrodynamics. ISBN 978-0-08-097150-6.
- [39] AHMADIAN, A.S. (2016) Numerical Models for Submerged Breakwaters. ISBN 978-0-12-802413-3.
- [40] MAZUMDER, S. (2016) Numerical Methods for Partial Differential Equations. ISBN 978-0-12-849894-1.
- [41] RAPP, B.E. (2017) Microfluidics: Modeling, Mechanics and Mathematics. ISBN 978-1-4557-3141-1.
- [42] NEILL, S.P., AND HASHEMI, M.R. (2018) Fundamentals of Ocean Renewable Energy. ISBN 978-0-12-810448-4.

- [43] LOGAN, D.L. (2011). A first course in the finite element method. Cengage Learning. ISBN 978-0495668251.
- [44] GINGOLD, R.A., AND MONAGHAN, J.J. (1977) Smoothed particle hydrodynamics: theory and application to non-spherical stars. *Mon. Not. R. Astron. Soc.* **181** (3): 375–89.
- [45] LUCY, L.B. (1977). A numerical approach to the testing of the fission hypothesis. *Astron. J.* **82**: 1013–1024.
- [46] RUDY, S.H., BRUNTON, S.L., AND PROCTOR, J.L., et al. (2017) Data-driven discovery of partial differential equations. *Science Advances* **3**, 4.
- [47] RAISSI, M., PERDIKARIS, P., AND KARNIADAKIS, G.E. (2019) Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational Physics* **378**, 686–707.
- [48] RAISSI, M., PERDIKARIS, P., AND KARNIADAKIS, G.E. (2019) Physics Informed Deep Learning (Part I): Data-driven Solutions of Nonlinear Partial Differential Equations. *arXiv*. [arXiv:1711.10561](#)
- [49] RAISSI, M., PERDIKARIS, P., AND KARNIADAKIS, G.E. (2019) Physics Informed Deep Learning (Part II): Data-driven Discovery of Nonlinear Partial Differential Equations. *arXiv*. [arXiv:1711.10566](#)
- [50] LU, L., MENG, X., MAO, Z., et al. (2020) DeepXDE: A deep learning library for solving differential equations. *arXiv*. [arXiv:1907.04502](#).
- [51] LU, L., JIN, P., AND KARNIADAKIS, G.E. (2019) DeepONet: Learning nonlinear operators for identifying differen-

tial equations based on the universal approximation theorem of operators. *arXiv*. **arXiv:1910.03193**.

- [52] CAI, S., WANG, Z., LU, L., et al. (2020) DeepMMnet: Inferring the electroconvection multiphysics fields based on operator approximation by neural networks. *arXiv*. **arXiv:2009.12935**.
- [53] MAO, Z., LU, L., MARXEN, O., et al. (2020) DeepMMnet for hypersonics: Predicting the coupled flow and finite-rate chemistry behind a normal shock using neural-network approximation of operators. *arXiv*. **arXiv:2011.03349**.
- [54] LIN, C., LI, Z., LU, L., et al. (2020) Operator learning for predicting multiscale bubble growth dynamics. *arXiv*. **arXiv:2012.12816**.
- [55] LI, Z., KOVACHKI, N., AZIZZADENESHELI, K., et al. (2020) Fourier Neural Operator for Parametric Partial Differential Equations. *arXiv*. **arXiv:2010.08895**.
- [56] JIANG, C., ESMAEILZADEH, S., AZIZZADENESHELI, K., et al. (2020) MeshfreeFlowNet: A Physics-Constrained Deep Continuous Space-Time Super-Resolution Framework. *arXiv*. **arXiv:2005.01463**.
- [57] LOPEZ, R. (2014) Airfoil Self-Noise Data Set. UCI Machine Learning Repository. URL: <https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/00291/>
- [58] BROOKS, T.F., POPE, D.S., AND MARCOLINI, A.M. (1989) Airfoil self-noise and prediction. Technical report, NASA RP-1218, July 1989.
- [59] LOPEZ, R. (2008) Neural Networks for Variational Problems in Engineering. PhD Thesis, Technical University of Catalonia.

(五) 审批意见:

系(教研室)负责人:_____

20 年 月 日

(六) 学生意见:

学生签名:_____

20 年 月 日

(七) 课题变动情况:

负责人:_____

20 年 月 日

(八) 注意事项:

1. 本任务书一式三份。(一)、(二)、(三)、(四)各项一般应在毕业作业开始前二周由指导教师认真填写,经系(教研室)负责人审查批准后,一份留系备查,一份由指导教师保存,一份下达给学生。
2. 学生应在导师指导下,根据本任务书的要求具体制订实施计划,并积极完成任务。
3. 课题内容如有变动,需经所属系或接受单位负责人同意。