

文章编号: 1004-7220(2024)01-00106-05

# 慢性前庭综合症的机器学习分类方法

海子睿<sup>1</sup>, 吕子阳<sup>2</sup>, 马英楠<sup>2</sup>, 高星<sup>2</sup>

(1. 北京邮电大学 理学院, 北京 100876; 2. 北京市科学技术研究院 智慧养老研究所, 北京 100035)

**摘要:**目的 通过最大 Lyapunov 指数(the largest Lyapunov exponents, LLE)计算慢性前庭综合征(chronic vestibular syndrome, CVS)患者运动的非线性特征,并通过机器学习算法验证分类模型的有效性。方法 使用三维运动捕捉系统捕捉受试者的关节运动轨迹,通过 LLE 判断混沌态,计算混沌轨迹的特征作为输入,采用 ID3 决策树、Adaboost、C45 决策树、贝叶斯分类、朴素贝叶斯、支持向量机 7 种分类器进行分类。结果 共有 16 个关节的 17 组轨迹处在混沌态,实验组运动轨迹的平均能量、增强波长、峰度表现出显著性差异( $P < 0.05$ ), ID3 决策树分类器表现出了最优性能,预测精度、召回率、 $F_1$  分数均为 100%。结论 混沌特征可能包含了 CVS 患者更多的个性差异,能够提高机器学习算法识别的准确性。研究结果可为 CVS 患者的早期识别和运动康复提供参考。

**关键词:** 最大 Lyapunov 指数; 非线性; 混沌; 机器学习; 慢性前庭综合征

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

DOI: 10.16156/j.1004-7220.2024.01.015

## Machine Learning-Based Approach for Chronic Vestibular Syndrome Classification

HAI Zirui<sup>1</sup>, LÜ Ziyang<sup>2</sup>, MA Yingnan<sup>2</sup>, GAO Xing<sup>2</sup>

(1. School of Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China; 2. Institute of Smart Ageing, Beijing Academy of Science and Technology, Beijing 100035, China)

**Abstract: Objective** To calculate the nonlinear features of motion in patients with chronic vestibular syndrome (CVS) using the largest Lyapunov exponent (LLE), and to verify the classification model's validity through machine learning algorithms. **Methods** A three-dimensional (3D) motion capture system was used to capture the joint motion trajectories of the subjects, which were determined using the LLE. The features of the chaotic trajectories were calculated as the input, and seven classifiers, namely the ID3 decision tree, Adaboost, C45 decision tree, Bayesian classification, Naive Bayes, and support vector machine, were used for classification. **Results** A total of 17 sets of trajectories from 16 joints were in the chaotic state, and the average energy, enhanced wavelength, and kurtosis of the motion trajectories in the experimental group showed significant differences ( $P < 0.05$ ). The ID3 decision tree classifier showed optimal performance with 100% prediction accuracy, recall, and  $F_1$ -score. **Conclusions** Chaotic features may contain high personality differences in patients with CVS and can improve the accuracy of machine learning algorithms for recognition. These findings provide a reference for early identification and motor rehabilitation of patients with CVS.

**Key words:** the largest Lyapunov exponent (LLE); nonlinearity; chaos; machine learning; chronic vestibular syndrome

收稿日期: 2023-05-09; 修回日期: 2023-06-05

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC2001400)

通信作者: 吕子阳, 助理研究员, E-mail: lvziyang@bjast.ac.cn

国际疾病分类中将慢性前庭综合征 (chronic vestibular syndrome, CVS) 描述为一种持续数月至数年的慢性眩晕、头晕或不稳的临床综合征,一般包括提示持续性前庭系统功能障碍的特征(如视振荡、眼球震颤、步态不稳)<sup>[1]</sup>。步态不稳是 CVS 患者的一类主要表现,然而目前关于 CVS 患者的定量步态研究较少。有研究者使用 Berg 平衡量表、动态步态指数 (dynamic gait index, DGI) 等量表得分表示 CVS 患者与正常人的显著性差异<sup>[2-3]</sup>。但也有研究指出, DGI 得分在前庭疾病受试者的评分者间可靠性中等,由于缺乏强大的可靠性,目前应谨慎使用 DGI<sup>[4]</sup>。因此,这部分传统参数在 CVS 患者中的使用存在一定争议。慢性眩晕并没有对所有运动行为产生影响, CVS 患者为了适应眩晕症状采取必要的代偿措施,这可能会使步态分析结果的解释显著复杂化,并且具有明显的个体差异<sup>[5]</sup>,故通过传统的线性分类很难得到理想的效果。

临床步态分析会产生大量的高维、强变异性、非线性数据<sup>[6]</sup>。对步态非线性动力学的评估有助于了解运动控制<sup>[7-8]</sup>、疾病影响以及退行性改变。这种评估最常用的方法是最大 Lyapunov 指数 (the largest Lyapunov exponents, LLE), 它量化了  $n$  维状态空间中轨迹发散或收敛的速率,当  $LLE > 0$  时,运动系统处于混沌态。混沌是自然界中普遍存在的现象,具有随机性、局部不稳定性、初始条件敏感性、长期不可预测性和全局有界性。在运动过程中,混沌现象可能会增加失稳的概率。鉴于此,本文引入基于系统的 LLE,用来判断相应的运动系统的局部稳定性。区别于传统的线性分类方法,机器学习更善于处理高维非线性分类任务。近年来,随着人工智能技术的发展,机器学习在临床实践中取得了长足应用,在一些分类任务中表现出比人类更加高效的能力<sup>[9-12]</sup>。

本文通过机器学习算法来识别 CVS 患者的运动差异。首先,通过  $LLE > 0$  作为运动轨迹处于混沌态的标志,计算混沌轨迹的特征;采用 ID3 决策树、Adaboost、C45 决策树、贝叶斯分类、朴素贝叶斯、支持向量机 7 种分类器,以期能够找到最佳性能分类器,为 CVS 患者的早期识别和运动康复提供依据。

## 1 研究方法

### 1.1 研究对象

CVS 实验组,男性 7 例,女性 8 例,年龄 ( $68.47 \pm 4.86$ ) 岁;健康老年人对照组,男性 7 例,女性 8 例,年龄 ( $67.93 \pm 5.01$ ) 岁。本研究通过北京市科学技术研究院智慧养老研究所医学伦理委员会审批,所有受试者在实验前签署实验知情同意书。

纳入与排除标准:① 所有受试者年龄均不小于 60 岁;② 按照国际疾病分类标准 (ICD-11; AB32), 医生对受试者的纳入资格进行审查;③ 根据受试者的自我报告,所有受试者无影响行走的神经系统疾病,没有严重影响行走的肌肉骨骼疾病,不需要助行器。

### 1.2 实验方案

在机器学习算法辅助下,计算老年人在起立行走返回 (timed up and go, TUG) 过程中运动轨迹特征。首先,通过利用 Motion 三维运动捕捉系统 (Motion Analysis 公司,美国) 记录运动轨迹,采样频率为 60 Hz,并通过巴特沃斯滤波工具进行去噪处理;通过 LLE 判断混沌态;提取处于混沌态的组;计算参数特征;将特征输入到机器学习模型进行分类 (见图 1)。

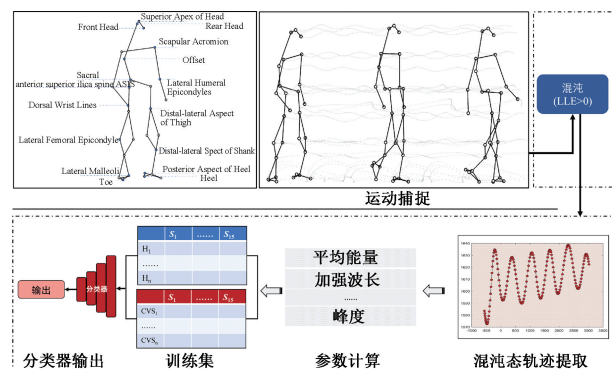


图 1 技术路线图

Fig. 1 Technology roadmap

### 1.3 数据处理

高维数据中的很大一部分特征不包含有用信息,保留这些冗余特征可能会使准确分类疾病患者更具挑战性<sup>[13]</sup>。此外,高维特征会显著增加后续管道优化阶段的运行时间,损害模型的最终性能。因此,通过计算 LLE 来判断轨迹的状态<sup>[14]</sup>。考虑以

下灵敏度分析的微分方程:

$$\frac{du(t)}{dt} = f(u(t), p) \quad (1)$$

式中:  $u(t)$  为具有初始条件  $u(t) |_{t=0} = u_0$  的一维运动轨迹向量;  $f$  为依赖于控制参数  $p$  的非线性一维向量。对式(1)轨迹的无穷小扰动进行描述:

$$\frac{dv(t)}{dt} = \frac{\partial f(u(t), p)}{\partial u} v(t) \quad (2)$$

运动系统中, LLE 由规则  $\|v(t)\| = e^{\text{LLE} \cdot T} \|v(t_0)\|$  控制, 并且可以被视为无穷大时间  $t$  的函数。利用这一规则, 它可以用时间平均变量  $\phi(t) = \frac{\ln \|v(t)\|}{t} = \lim_{t \rightarrow \infty} \phi(t)$  的极限来描述:

$$\text{LLE} = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\ln \|v(t)\|}{t} = \lim_{t \rightarrow \infty} \phi(t) \quad (3)$$

#### 1.4 机器学习

对于特征选择来说, 其主要目的是消除所有冗余和高度相关的特征, 并将提取的特征空间缩小到一个更小的子集, 该子集具有高度的分布性和信息量, 以确保较高的分类性能<sup>[15]</sup>。Too 等<sup>[16]</sup>总结了信号的增强波长 (enhanced wave length, EWL)、平均能量 (average power, AP)、峰度 (Kurtosis) 等 40 组特征, 参照其算法, 本文对运动轨迹的 40 组特征进行计算。

不同的分类器适用于不同的应用场景, 本文选用适用于小样本分类 7 种分类器, 分别为 ID3 决策树、Adaboost、C45 决策树、贝叶斯分类、朴素贝叶斯、随机森林、支持向量机。

对于每个数据集, 随机将整个数据集分成训练、验证和测试集 (80% 用于训练和验证, 20% 用于测试)。然后将训练验证集作为输入, 在测试集上进行验证:

$$\begin{aligned} \text{precise} &= \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \\ \text{recall} &= \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \\ F_1 &= \frac{\text{TP}}{\text{TP} + (\text{FP} + \text{FN})/2} \end{aligned} \quad (4)$$

式中: Precise 为预测精度, 表示分类器对阴性样本的识别能力, Precision 越高, 模型对阴性样本的识别能力越强; Recall 为召回率, 表示分类器对阳性样本

的识别能力, Recall 越高, 模型对阳性样本的识别能力越强;  $F_1$  分数表示两者的加权平均值,  $F_1$  越高, 说明分类器性能越好; TP 为正确分类为阳性的阳性样本数; FP 为错误分类为阳性的阴性样本数; TN 为正确分类为阴性的阴性样本数; FN 为错误分类为阴性的阳性样本数。

## 2 研究结果

本研究使用的机器学习、统计分析方法均在 Matlab R2022b (MathWorks 公司, 美国) 软件下实现。

### 2.1 混沌计算结果

LLE 是量化步态稳定性的有效方法, LLE 越大, 表示这个运动系统越不稳定<sup>[17]</sup>。若输入维度的分类特征越明显, 则其解释性越强。本文结果表明, 头顶点、前额、后脑等 16 个关节的 17 组数据处在混沌态 (LLE > 0), 见图 2。

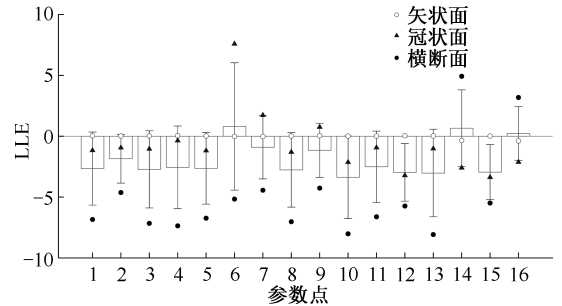


图2 CVS 患者步态轨迹的混沌态

Fig. 2 Chaotic state of the trajectory for CVS patients

注: 1-头顶点, 2-前额, 3-后后部枕骨上缘点, 4-右肩峰, 5-肩胛骨下缘点, 6-右肘关节, 7-右腕关节, 8-左肩峰, 9-左腕关节, 10-右侧髂前上棘, 11-骶骨上缘, 12-右股骨中点, 13-左胫骨外侧髁, 14-右足跟, 15-左股骨中点, 16-左足跟。

### 2.2 特征计算结果

差异性检验使用双样本  $t$  检验, 结果通过 Fisher 最小显著差异法<sup>[18]</sup>进行多重校正。特征差异有统计学意义的水平为 0.05。平均能量参数反映了等长步态信号的能量分布情况<sup>[19]</sup>。峰度参数是表征非平稳信号非常有用的统计参数<sup>[20]</sup>。由图 3 轨迹参数计算结果可见, CVS 患者步态信号的平均能量、加强波长、峰度均显著小于健康老年人 ( $P < 0.05$ )。本文认为, 受到慢性眩晕的影响, CVS 患者的步行过程可能采取了更谨慎的模式。

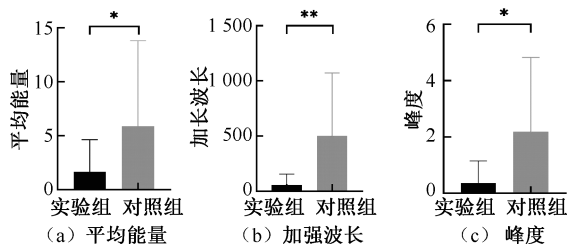


图3 轨迹参数计算结果

Fig. 3 Calculation results of trajectory parameters

(a) Average energy, (b) Enhanced wave length,  
(c) Kurtosis

注: \* $P < 0.05$ , \*\* $P < 0.001$ 。

### 2.3 分类器性能比较

7种分类器的预测性能结果表明, ID3 表现出了最佳的分类性能, 在实验组和对照组中的准确率均为 100%; 朴素贝叶斯分类性能次之, 在对照组和实验组中均为 93.3%; 贝叶斯分类和支持向量机的性能较差(见表 1)。本研究使用的特征为非连续性值, 不同分类器在处理此类任务中的鲁棒性表现各异。决策树算法是一种逼近离散值目标函数的方法<sup>[21]</sup>, ID3 作为广泛使用的监督学习决策树算法, 其可靠性在疾病分类的研究中也取得了良好的效果。

表 1 分类器性能

Tab. 1 Performance of the classifiers

单位: %

分类器	对照组			实验组		
	精度	召回率	$F_1$	精度	召回率	$F_1$
ID3	100	100	100	100	100	100
AdaBoost	85.71	80	82.76	81.25	86.67	83.87
C45	100	86.67	92.86	88.24	100	93.75
贝叶斯分类	—	—	0	50	100	66.67
朴素贝叶斯	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33
随机森林	100	80	88.89	83.33	100	90.91
支持向量机	61.54	53.33	57.14	58.82	66.67	62.50

### 3 讨论

本文提出了一种用于 CVS 患者分类的机器学习模型, 并进行实验验证。该方法通过 LLE 来筛选混沌轨迹, 有效滤除了分类贡献度较低的数据, 在此基础上使用具有显著性差异的 3 个特征作为输入, 采用了 7 种分类器进行性能比较。计算结果表明, 在实验组和对照组中 ID3 分类器都表现了很好的性能, 特征计算结果具有很好的解释性, 符合现有研究对 CVS 的认识, 为丰富人工智能在 CVS 患者的数据分析问题上的应用提供了有价值的信息和工具。

Yoneda 等<sup>[22]</sup> 研究指出, 前庭疾病患者通过躯干和头部向右倾斜实现姿态平衡。从实验结果来看, CVS 组患者头顶点、前额、后脑位置运动轨迹的  $LLE > 0$ , 表示头部具有明显的局部不稳定性。头部不稳既是 CVS 患者的一类明显征状, 同时也会因为头部的运动加剧或者引发眩晕<sup>[23]</sup>。Pauwels 等<sup>[24]</sup> 研究也认为, 若眩晕患者在步行过程中伴随着头部的水平、垂直方向运动, 会显著影响其步行速度, 导致不稳定性增加。

从预测方法来看, 眩晕诊断中最常用的机器学习模型包括决策树、支持向量机、深度学习等<sup>[25]</sup>。Hu 等<sup>[26]</sup> 针对眩晕患者, 通过步态时空及行走稳定性特征, 以加速度均方根、谐波比、幅度变异性、步幅/步幅规律性和步态对称性等参数作为特征, 利用随机森林作为分类器取得了 83.9% 的准确率。Zhang 等<sup>[27]</sup> 使用同样的特征, 利用支持向量机取得了 78% 的准确率。为此, 为了提高分类准确率, 本研究扩展了分类器的使用以及特征选择, 以期能够得到更高的准确率。结果显示, ID3 决策树表现出了良好的分类性能, 优于先前的分类任务。

本研究的局限性在于需要考虑进一步扩大样本数量、纳入不同类型前庭疾病患者和有助于提高预测性能的特征变量。并且, 有研究提出了 Open-Box 方法, 可提高模型的可解释性, 作为黑盒算法的性能基准<sup>[28]</sup>。

### 4 结论

考虑到运动运动轨迹的非线性特性, 本文使用 LLE 进行混沌判别, 计算混沌轨迹的参数特征, 并通过机器学习算法对 CVS 患者进行识别。结果表明, CVS 实验组头顶点、前额、后脑等位置的运动轨迹均处于混沌态, 实验组运动轨迹的平均能量、加强波长、峰度特征与对照组具有显著性差异; 以此为输入, ID3 决策树表现出了良好的分类性能。计算结果较好解释了 CVS 患者的运动特征, 为 CVS 患者的早期识别和运动康复提供了较为可靠的工具。

利益冲突声明: 无。

作者贡献声明: 海子睿负责实验数据分析和论文撰写; 吕子阳负责实验设计验证与核实; 马英楠负责实验方法设计和研究项目管理; 高星负责实验结果可视化。

## 参考文献:

- [ 1 ] The Lancet. ICD-11 [J]. Lancet, 2019, 393(10188): 2275.
- [ 2 ] MARCHETTI GF, WHITNEY SL, BLATT PJ, *et al.* Temporal and spatial characteristics of gait during performance of the dynamic gait index in people with and people without balance or vestibular disorders [J]. Phys Ther, 2008, 88(5): 640-651.
- [ 3 ] GAZZOLA JM, PERRACINI MR, GANANCA MM, *et al.* Functional balance associated factors in the elderly with chronic vestibular disorder [J]. Braz J Otorhinolaryngol, 2006, 72: 683-690.
- [ 4 ] WRISLEY DM, WALKER ML, ECHTERNACH JL, *et al.* Reliability of the dynamic gait index in people with vestibular disorders [J]. Arch Phys Med Rehab, 2003, 84(10): 1528-1533.
- [ 5 ] HORST F, LAPUSCHKIN S, SAMEK W, *et al.* Explaining the unique nature of individual gait patterns with deep learning [J]. Sci Rep, 2019, 9(1): 1-13.
- [ 6 ] BIZOVSKA L, SVOBODA Z, KUTILEK P, *et al.* Variability of centre of pressure movement during gait in young and middle-aged women [J]. Gait Posture, 2014, 40(3): 399-402.
- [ 7 ] LECUN Y, BOTTOU Y, ORR GB, *et al.* Efficient BackProp [M]//Neural networks: Tricks of the trade. USA: Springer, 2012: 9-48.
- [ 8 ] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE [J]. J Mach Learn Res, 2008, 9(11): 2579-2605.
- [ 9 ] VAN GESTEL L, De LAET T, DI LELLO E, *et al.* Probabilistic gait classification in children with cerebral palsy: A Bayesian approach [J]. Res Dev Disabil, 2011, 32(6): 2542-2552.
- [ 10 ] WAHID F, BEGG RK, HASS CJ, *et al.* Classification of Parkinson's disease gait using spatial-temporal gait features [J]. IEEE J Biomed Health, 2015, 19(6): 1794-1802.
- [ 11 ] 姚杰, 任韦燕, 蒲放. 康复领域步态研究的进展与展望 [J]. 医用生物力学, 2022, 37(5): 787-788.  
YAO J, REN WY, PU F. Progress and prospect of gait research in rehabilitation field [J]. J Med Biomech, 2022, 37(5): 787-788.
- [ 12 ] 徐大涛, 全文静, 周辉宇, 等. 基于深度神经网络和逐层相关性传播技术探究“高-低”里程跑者步态模式差异 [J]. 医用生物力学, 2022, 37(6): 1151-1157.  
XU DT, QUAN WJ, ZHOU HY, *et al.* Exploration of gait pattern differences between high-mileage and low-mileage runners based on deep neural network and layer-wise relevance propagation [J]. J Med Biomech, 2022, 37(6): 1151-1157.
- [ 13 ] BAI Y, LI Y, SHEN Y, *et al.* AutoDC: An automatic machine learning framework for disease classification [J]. Bioinformatics, 2022, 38(13): 3415-3421.
- [ 14 ] LIAO H. Novel gradient calculation method for the largest Lyapunov exponent of chaotic systems [J]. Nonlinear Dynam, 2016, 85(3): 1377-1392.
- [ 15 ] HAQUE F, REAZ MBI, CHOWDHURY MEH, *et al.* Evaluating performance of machine learning models for diabetic sensorimotor polyneuropathy severity classification using biomechanical signals during gait [J/OL]. arXiv, 2022, <https://arxiv.org/abs/2205.10581>.
- [ 16 ] TOO J, ABDULLAH AR, SAAD NM. Classification of hand movements based on discrete wavelet transform and enhanced feature extraction [J]. Int J Adv Comput Sci Appl, 2019, 10(6): 83-89.
- [ 17 ] BRUIJN SM, BREGMAN DJJ, MEIJER OG, *et al.* Maximum Lyapunov exponents as predictors of global gait stability: A modelling approach [J]. Med Eng Phys, 2012, 34(4): 428-436.
- [ 18 ] AHAD NA, OKWONU FZ. Modification of Fisher-Hayter test [J]. J Adv Res, 2020, 68(1): 1-8.
- [ 19 ] TOO J, ABDULLAH AR, SAAD NM. A comparative analysis of wavelet families for the classification of finger motions [J]. Int J Adv Comput Sci Appl, 2019, 10(4): 221-226.
- [ 20 ] MASUM H, CHATTOPADHYAY S, Ray R, *et al.* Measurement of walking speed from gait data using kurtosis and skewness based approximate and detailed coefficients [J]. Int Sci Meas Technol, 2018, 12(4): 521-527.
- [ 21 ] IDRIS NF, ISMAIL MA. Breast cancer disease classification using fuzzy-ID3 algorithm with FUZZYDBD method; automatic fuzzy database definition [J]. PeerJ Comput Sci, 2021, 7: e427.
- [ 22 ] YONEDA S, TOKUMASU K. Frequency analysis of body sway in the upright posture statistical study in cases of peripheral vestibular disease [J]. Acta Otolaryngol, 1986, 102(1-2): 87-92.
- [ 23 ] VAN VUGT VA, VAN DER WOUDE JC, ESSERY R, *et al.* Internet based vestibular rehabilitation with and without physiotherapy support for adults aged 50 and older with a chronic vestibular syndrome in general practice: Three armed randomised controlled trial [J]. BMJ, 2019, 367(8221): 15922.
- [ 24 ] PAUWELS S, CASTERS L, VAN DE BERG R, *et al.* Gait and falls in benign paroxysmal positional vertigo: A systematic review and meta-analysis [J]. J Neurol Phys Ther, 2023, 47(3): 127-138.
- [ 25 ] KABADE V, HOODA R, RAJ C, *et al.* Machine learning techniques for differential diagnosis of vertigo and dizziness: A review [J]. Sensors, 2021, 21(22): 7565.
- [ 26 ] HU T, JIAO X, SHAO Q, *et al.* Differentiation benign paroxysmal positional vertigo from vestibular migraine via walking stability analysis: A cross-sectional and machine-learning study [J/OL]. Res Square, 2023, DOI: 10.21203/rs.3.rs-2677769/v1.
- [ 27 ] ZHANG Y, WANG H, YAO Y, *et al.* Walking stability in patients with benign paroxysmal positional vertigo: An objective assessment using wearable accelerometers and machine learning [J]. J Neuroeng Rehabil, 2021, 18: 1-9.
- [ 28 ] WOOD DA. A transparent Open-Box learning network provides insight to complex systems and a performance benchmark for more-opaque machine learning algorithms [J]. Adv Geo Energy Res, 2018, 2(2): 148-162.