

APA 格式 M11323002 陳杰龍 10/11

碩士論文：優化採樣技術以挑選關鍵特徵與提升模型預測能力 作者：蕭伊伶

	Origin	APA
1.	在大數據時代，(Chamlal et al., 2021) 指出，	在大數據時代，Chamlal et al. (2021) 指出，
2.	SMOTE 是由 (Chawla et al., 2002) 提出的一種用於解決機器學習中類別不平衡問題的過採樣方法。	SMOTE 是由 Chawla et al. (2002) 提出的一種用於解決機器學習中類別不平衡問題的過採樣方法。
3.	Borderline-SMOTE 是 SMOTE 的改進版本，由 (Han et al., 2005) 提出，它專注於使用位於邊界的少數類樣本合成新樣本，以改善類分佈。	Borderline-SMOTE 是 SMOTE 的改進版本，由 Han et al. (2005) 提出，它專注於使用位於邊界的少數類樣本合成新樣本，以改善類分佈。
4.	ADASYN 方法是由 (He et al., 2008) 提出的，	ADASYN 方法是由 He et al. (2008) 提出的。
5.	由 (Batista et al., 2003) 提出的 SMOTETomek 方法結合了兩種技術：	由 Batista et al. (2003) 提出的 SMOTETomek 方法結合了兩種技術：
6.	由 (Batista et al., 2004) 提出的 SMOTEENN 方法結合了兩種技術：SMOTE 和 Edited Nearest Neighbors (ENN)。	由 Batista et al. (2004) 提出的 SMOTEENN 方法結合了兩種技術：SMOTE 和 Edited Nearest Neighbors (ENN)。
7.	參考 (Belaïd et al., 2022) 的研究和分析結果，該研究使用了多維度的評估標準來衡量不同的解釋性人工智慧 (XAI) 方法。	參考 Belaïd et al. (2022) 的研究和分析結果，該研究使用了多維度的評估標準來衡量不同的解釋性人工智慧 (XAI) 方法。
8.	圖 1 Borderline-SMOTE 的分類方法示意圖	圖 1 Borderline-SMOTE 的分類方法示意圖
9.	圖 2 ADASYN 的計算方法	圖 2 ADASYN 的計算方法
10.	圖 3 Tomek Link 方法示意圖	圖 3 Tomek Link 方法示意圖
11.	圖 4 ENN 欠採樣方法示意圖	圖 4 ENN 欠採樣方法示意圖
12.	圖 5 沙普計算公式	圖 5 沙普計算公式
13.	圖 6 排列重要性計算公式	圖 6 排列重要性計算公式

14.	圖 7 研究架構流程	圖 7 研究架構流程
15.	圖 8 資料集切割流程圖	圖 8 資料集切割流程圖
16.	圖 9 Borderline-SMOTEENN 演算法	圖 9 Borderline-SMOTEENN 演算法
17.	圖 10 特徵屬性選擇方法流程和示意圖	圖 10 特徵屬性選擇方法流程和示意圖
18.	圖 11 特徵屬性選擇演算法	圖 11 特徵屬性選擇演算法
19.	圖 12 優化歷史圖	圖 12 優化歷史圖
20.	圖 13 超參數重要性圖	圖 13 超參數重要性圖
21.	圖 14 超參數組合和目標值關係的平行座標圖	圖 14 超參數組合和目標值關係的平行座標圖
22.	圖 15 消融實驗方法流程示意圖	圖 15 消融實驗方法流程示意圖
23.	圖 16 Statlog 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 16 Statlog 資料集的挑選最佳特徵組合過程
24.	圖 17 Pima 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 17 Pima 資料集的挑選最佳特徵組合過程
25.	圖 18 CDC-DHI 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 18 CDC-DHI 資料集的挑選最佳特徵組合過程
26.	圖 19 Adult 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 19 Adult 資料集的挑選最佳特徵組合過程
27.	圖 20 OSPI 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 20 OSPI 資料集的挑選最佳特徵組合過程
28.	圖 21 BM 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 21 BM 資料集的挑選最佳特徵組合過程
29.	圖 22 BCW 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 22 BCW 資料集的挑選最佳特徵組合過程
30.	圖 23 Statlog 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數	圖 23 Statlog 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數
31.	圖 24 Pima 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數	圖 24 Pima 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數

		料筆數
32.	圖 25 CDC-DHI 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數	圖 25 CDC-DHI 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數
33.	圖 26 Adult 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數	圖 26 Adult 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數
34.	圖 27 OSPI 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數	圖 27 OSPI 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數
35.	圖 28 BM 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數	圖 28 BM 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數
36.	圖 29 BCW 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數	圖 29 BCW 資料集挑選最佳特徵組合前後的資料筆數
37.	圖 30 資料集 Statlog 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 30 資料集 Statlog 探索模型最佳超參數 100 回合過程
38.	圖 31 資料集 Pima 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 31 資料集 Pima 探索模型最佳超參數 100 回合過程
39.	圖 32 資料集 CDC-DHI 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 32 資料集 CDC-DHI 探索模型最佳超參數 100 回合過程
40.	圖 33 資料集 Adult 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 33 資料集 Adult 探索模型最佳超參數 100 回合過程
41.	圖 34 資料集 OSPI 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 34 資料集 OSPI 探索模型最佳超參數 100 回合過程
42.	圖 35 資料集 BM 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 35 資料集 BM 探索模型最佳超參數 100 回合過程
43.	圖 36 資料集 BCW 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 36 資料集 BCW 探索模型最佳超參數 100 回合過程
44.	圖 37 消融實驗中實驗 2 的資料集 Statlog	圖 37

	探索模型最佳超參數 100 回合過程	消融實驗中實驗 2 的資料集 Statlog 探索模型最佳超參數 100 回合過程
45.	圖 38 消融實驗中實驗 2 的資料集 Pima 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 38 消融實驗中實驗 2 的資料集 Pima 探索模型最佳超參數 100 回合過程
46.	圖 39 消融實驗中實驗 2 的資料集 CDC-DHI 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 39 消融實驗中實驗 2 的資料集 CDC-DHI 探索模型最佳超參數 100 回合過程
47.	圖 40 消融實驗中實驗 2 的資料集 Adult 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 40 消融實驗中實驗 2 的資料集 Adult 探索模型最佳超參數 100 回合過程
48.	圖 41 消融實驗中實驗 2 的資料集 BM 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 41 消融實驗中實驗 2 的資料集 BM 探索模型最佳超參數 100 回合過程
49.	圖 42 消融實驗中實驗 2 的資料集 BCW 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 42 消融實驗中實驗 2 的資料集 BCW 探索模型最佳超參數 100 回合過程
50.	圖 43 消融實驗中實驗 3 的 Statlog 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 43 消融實驗中實驗 3 的 Statlog 資料集的挑選最佳特徵組合過程
51.	圖 44 消融實驗中實驗 3 的 Pima 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 44 消融實驗中實驗 3 的 Pima 資料集的挑選最佳特徵組合過程
52.	圖 45 消融實驗中實驗 3 的 CDC-DHI 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 45 消融實驗中實驗 3 的 CDC-DHI 資料集的挑選最佳特徵組合過程
53.	圖 46 消融實驗中實驗 3 的 Adult 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 46 消融實驗中實驗 3 的 Adult 資料集的挑選最佳特徵組合過程
54.	圖 47 消融實驗中實驗 3 的 OSPI 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 47 消融實驗中實驗 3 的 OSPI 資料集的挑選最佳特徵組合過程
55.	圖 48 消融實驗中實驗 3 的 BM 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 48 消融實驗中實驗 3 的 BM 資料集的挑選最佳特徵組合過程
56.	圖 49 消融實驗中實驗 3 的 BCW 資料集的挑選最佳特徵組合過程	圖 49 消融實驗中實驗 3 的 BCW 資料集的挑選最佳特徵組合過程

57.	圖 50 消融實驗中實驗 3 的資料集 Statlog 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 50 消融實驗中實驗 3 的資料集 Statlog 探索模型最佳超參數 100 回合過程
58.	圖 51 消融實驗中實驗 3 的資料集 Pima 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 51 消融實驗中實驗 3 的資料集 Pima 探索模型最佳超參數 100 回合過程
59.	圖 52 消融實驗中實驗 3 的資料集 CDC-DHI 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 52 消融實驗中實驗 3 的資料集 CDC-DHI 探索模型最佳超參數 100 回合過程
60.	圖 53 消融實驗中實驗 3 的資料集 Adult 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 53 消融實驗中實驗 3 的資料集 Adult 探索模型最佳超參數 100 回合過程
61.	圖 54 消融實驗中實驗 3 的資料集 OSPI 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 54 消融實驗中實驗 3 的資料集 OSPI 探索模型最佳超參數 100 回合過程
62.	圖 55 消融實驗中實驗 3 的資料集 BM 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 55 消融實驗中實驗 3 的資料集 BM 探索模型最佳超參數 100 回合過程
63.	圖 56 消融實驗中實驗 3 的資料集 BCW 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 56 消融實驗中實驗 3 的資料集 BCW 探索模型最佳超參數 100 回合過程
64.	圖 57 消融實驗中實驗 4 的資料集 Statlog 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 57 消融實驗中實驗 4 的資料集 Statlog 探索模型最佳超參數 100 回合過程
65.	圖 58 消融實驗中實驗 4 的資料集 Pima 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 58 消融實驗中實驗 4 的資料集 Pima 探索模型最佳超參數 100 回合過程
66.	圖 59 消融實驗中實驗 4 的資料集 CDC-DHI 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 59 消融實驗中實驗 4 的資料集 CDC-DHI 探索模型最佳超參數 100 回合過程
67.	圖 60 消融實驗中實驗 4 的資料集 Adult 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 60 消融實驗中實驗 4 的資料集 Adult 探索模型最佳超參數 100 回合過程
68.	圖 61 消融實驗中實驗 4 的資料集 OSPI 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 61 消融實驗中實驗 4 的資料集 OSPI 探索模型最佳超參數 100 回合過程
69.	圖 62 消融實驗中實驗 4 的資料集 BM 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 62 消融實驗中實驗 4 的資料集 BM 探索模

		型最佳超參數 100 回合過程
70.	圖 63 消融實驗中實驗 4 的資料集 BCW 探索模型最佳超參數 100 回合過程	圖 63 消融實驗中實驗 4 的資料集 BCW 探索模型最佳超參數 100 回合過程
71.	Aizul Faiz Iswafaza and Siti Rochimah, “Software Defect Prediction Using a Combination of Oversampling and Undersampling Methods,” Dec. 2022, doi: https://doi.org/10.1109/icitisee57756.2022.10057798 .	Iswafaza, A. F., & Rochimah, S. (2022, December). Software Defect Prediction Using a Combination of Oversampling and Undersampling Methods. In 2022 6th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE) (pp. 127-132). IEEE.
72.	A. X. Wang, S. S. Chukova, and B. P. Nguyen, “Synthetic minority oversampling using edited displacement-based k-nearest neighbors,” Applied Soft Computing, vol. 148, p. 110895, Nov. 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110895 .	Wang, A. X., Chukova, S. S., & Nguyen, B. P. (2023). Synthetic minority oversampling using edited displacement-based k-nearest neighbors. Applied Soft Computing, 148, 110895.
73.	C. Chen, W. Shen, C. Yang, W. Fan, X. Liu, and Y. Li, “A New Safe-Level Enabled Borderline-SMOTE for Condition Recognition of Imbalanced Dataset,” IEEE transactions on instrumentation and measurement, vol. 72, pp. 1–10, Jan. 2023, doi: https://doi.org/10.1109/tim.2023.3289545 .	Chen, C., Shen, W., Yang, C., Fan, W., Liu, X., & Li, Y. (2023). A New Safe-Level Enabled Borderline-SMOTE for Condition Recognition of Imbalanced Dataset. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 72, 1-10.
74.	D. L. Wilson, “Asymptotic Properties of Nearest Neighbor Rules Using Edited Data,” IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-2, no. 3, pp. 408–421, Jul. 1972, doi: https://doi.org/10.1109/tsmc.1972.4309137 .	Wilson, D. L. (1972). Asymptotic properties of nearest neighbor rules using edited data. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, (3), 408-421.
75.	D. Patel, Amit Kumar Saxena, S. Laha, and Gulame Mustafa Ansari, “A Novel Scheme For Feature Selection Using Filter Approach,” Nov. 2022, doi: https://doi.org/10.1109/icccs55188.2022.1007	Patel, D., Saxena, A. K., Laha, S., & Ansari, G. M. (2022, November). A novel scheme for feature selection using filter approach. In 2022 7th International Conference on Computing, Communication and Security

	9604.	(ICCCS) (pp. 1-4). IEEE.
76.	G. E. A. P. A. Batista, A. Bazzan, and M. C. Monard, "Balancing Training Data for Automated Annotation of Keywords: a Case Study," Semantic Scholar, 2003. https://www.semanticscholar.org/paper/Balancing-Training-Data-for-Automated-Annotation-of-Batista-Bazzan/c1a95197e15fa99f55cd0cb2ee14d2f02699a919	Batista, G. E., Bazzan, A. L., & Monard, M. C. (2003). Balancing training data for automated annotation of keywords: a case study. Wob, 3, 10-18.
77.	G. E. A. P. A. Batista, R. C. Prati, and M. C. Monard, "A study of the behavior of several methods for balancing machine learning training data," ACM SIGKDD Explorations Newsletter, vol. 6, no. 1, pp. 20 – 29, Jun. 2004, doi: https://doi.org/10.1145/1007730.1007735 .	Batista, G. E., Prati, R. C., & Monard, M. C. (2004). A study of the behavior of several methods for balancing machine learning training data. ACM SIGKDD explorations newsletter, 6(1), 20-29.
78.	Hasna Chamlal, Tayeb Ouaderhman, and Fadwa Aaboub, "Preordonance correlation filter for feature selection in the high dimensional classification problem," Oct. 2021, doi: https://doi.org/10.1109/icds53782.2021.9626705 .	Chamlal, H., Ouaderhman, T., & Aaboub, F. (2021, October). Preordonance correlation filter for feature selection in the high dimensional classification problem. In 2021 Fifth International Conference On Intelligent Computing in Data Sciences (ICDS) (pp. 1-5). IEEE.
79.	H. Han, W.-Y. Wang, and B.-H. Mao, "Borderline-SMOTE: A New Over-Sampling Method in Imbalanced Data Sets Learning," Lecture Notes in Computer Science, vol. 3644, pp. 878 – 887, 2005, doi: https://doi.org/10.1007/11538059_91 .	Han, H., Wang, W. Y., & Mao, B. H. (2005, August). Borderline-SMOTE: a new over-sampling method in imbalanced data sets learning. In International conference on intelligent computing (pp. 878-887). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
80.	Haibo He, Yang Bai, E. A. Garcia, and Shutao Li, "ADASYN: Adaptive synthetic sampling approach for imbalanced learning," IEEE Xplore, Jun. 01, 2008. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/4633969?casa_token=J_CENnbbg04AAAAA:H66LkaQgQseWdiBmYNy3Puy0nr	He, H., Bai, Y., Garcia, E. A., & Li, S. (2008, June). ADASYN: Adaptive synthetic sampling approach for imbalanced learning. In 2008 IEEE international joint conference on neural networks (IEEE world congress on computational intelligence) (pp. 1322-1328). Ieee.

	HpFfZ7OA3Io7ZXVSCE-0_bXwpmblGkrE7HoIISMjkQqG7Ng	
81.	I. Dey and V. Pratap, "A Comparative Study of SMOTE, Borderline-SMOTE, and ADASYN Oversampling Techniques using Different Classifiers," Mar. 2023, doi: https://doi.org/10.1109/icsmdi57622.2023.00060 .	Dey, I., & Pratap, V. (2023, March). A comparative study of SMOTE, borderline-SMOTE, and ADASYN oversampling techniques using different classifiers. In 2023 3rd international conference on smart data intelligence (ICSMDI) (pp. 294-302). IEEE.
82.	J. Liu and J. Leu, "Enhancing Short-Term Load Forecasting with Technical Indicators and Tree-structured Parzen Estimator," Oct. 2023, doi: https://doi.org/10.1109/smartgridcomm57358.2023.10333876 .	Liu, J. X., & Leu, J. S. (2023, October). Enhancing Short-Term Load Forecasting with Technical Indicators and Tree-structured Parzen Estimator. In 2023 IEEE International Conference on Communications, Control, and Computing Technologies for Smart Grids (SmartGridComm) (pp. 1-6). IEEE.
83.	J. Zhao, Z. Zhang, C. Han, and L. Sun, "Experiments with Feature-Prior Hybrid Ensemble Method for Classification," Nov. 2014, doi: https://doi.org/10.1109/cis.2014.108 .	Zhao, J., Zhang, Z., Han, C., & Sun, L. (2014, November). Experiments with feature-prior hybrid ensemble method for classification. In 2014 Tenth International Conference on Computational Intelligence and Security (pp. 223-227). IEEE.
84.	L. Feng, "Research on Customer Churn Intelligent Prediction Model based on Borderline-SMOTE and Random Forest," IEEE Xplore, Jul. 01, 2022. https://ieeexplore.ieee.org/document/9873702 (accessed Dec. 09, 2022).	Feng, L. (2022, July). Research on customer churn intelligent prediction model based on borderline-smote and random forest. In 2022 IEEE 4th International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems (ICPICS) (pp. 803-807). IEEE.
85.	M. Abujazoh, Duha Al-Darras, N. A. Hamad, and Saleh Al-Sharaeh, "Feature Selection for High-Dimensional Imbalanced Malware Data Using Filter and Wrapper Selection Methods," Aug. 2023, doi: https://doi.org/10.1109/icit58056.2023.10226049 .	Abujazoh, M., Al-Darras, D., Hamad, N. A., & Al-Sharaeh, S. (2023, August). Feature Selection for High-Dimensional Imbalanced Malware Data Using Filter and Wrapper Selection Methods. In 2023 International Conference on Information Technology (ICIT) (pp. 196-201). IEEE.
86.	M. K. Belaid, E. Hüllermeier, M. Rabus, and R. Krestel, "Do We Need Another Explainable AI Method? Toward Unifying Post-hoc XAI Evaluation Methods into	Belaid, M. K., Hüllermeier, E., Rabus, M., & Krestel, R. (2022). Do we need another explainable AI method? Toward unifying post-hoc XAI evaluation methods into an

	an Interactive and Multi-dimensional Benchmark,” arXiv.org, Oct. 04, 2022. https://arxiv.org/abs/2207.14160	interactive and multi-dimensional benchmark. arXiv preprint arXiv:2207.14160.
87.	M. B. Kursa and W. R. Rudnicki, “The All Relevant Feature Selection using Random Forest,” arXiv.org, Jun. 25, 2011. https://arxiv.org/abs/1106.5112 (accessed May 26, 2023).	Kursa, M. B., & Rudnicki, W. R. (2011). The all relevant feature selection using random forest. arXiv preprint arXiv:1106.5112.
88.	N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, “SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique,” Journal of Artificial Intelligence Research, vol. 16, no. 16, pp. 321 – 357, Jun. 2002, doi: https://doi.org/10.1613/jair.953 .	Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: synthetic minority over-sampling technique. Journal of artificial intelligence research, 16, 321-357.
89.	Q. Ning, X. Zhao, and Z. Ma, “A novel method for Identification of Glutarylation sites combining Borderline-SMOTE with Tomek links technique in imbalanced data,” IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, pp. 1 – 1, 2021, doi: https://doi.org/10.1109/tcbb.2021.3095482 .	Ning, Q., Zhao, X., & Ma, Z. (2021). A novel method for Identification of Glutarylation sites combining Borderline-SMOTE with Tomek links technique in imbalanced data. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 19(5), 2632-2641.
90.	“Two Modifications of CNN,” IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-6, no. 11, pp. 769 – 772, Nov. 1976, doi: https://doi.org/10.1109/tsmc.1976.4309452 .	Ivan, T. (1976). Two modifications of CNN. IEEE transactions on Systems, Man and Communications, SMC, 6, 769-772.
91.	T. Chen and C. Guestrin, “XGBoost: a Scalable Tree Boosting System,” Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining - KDD ’ 16, pp. 785 – 794, 2016, doi: https://doi.org/10.1145/2939672.2939785 .	Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining (pp. 785-794).
92.	Tala Talaei Khoei, S. Ismail, and Naima	Khoei, T. T., Ismail, S., & Kaabouch, N.

	<p>Kaabouch, “Boosting-based Models with Treestructured Parzen Estimator Optimization to Detect Intrusion Attacks on Smart Grid,” Dec. 2021, doi: https://doi.org/10.1109/uemcon53757.2021.9666607.</p>	<p>(2021, December). Boosting-based models with tree-structured parzen estimator optimization to detect intrusion attacks on smart grid. In 2021 IEEE 12th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON) (pp. 0165-0170). IEEE.</p>
93.	<p>T. Zhu, Y. Zhang, Y. Li, C. Tao, Z. Cao, and H. Cheng, “Assessment of organic micropollutants rejection by forward osmosis system using interpretable machine learning-assisted approach: A new perspective on optimization of multifactorial forward osmosis process,” Journal of Environmental Chemical Engineering, vol. 11, no. 5, pp. 110847 – 110847, Oct. 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.jece.2023.110847.</p>	<p>Zhu, T., Zhang, Y., Li, Y., Tao, C., Cao, Z., & Cheng, H. (2023). Assessment of organic micropollutants rejection by forward osmosis system using interpretable machine learning-assisted approach: A new perspective on optimization of multifactorial forward osmosis process. Journal of Environmental Chemical Engineering, 11(5), 110847.</p>
94.	<p>U. Das and B. Ahmed, “An Explainable ML Approach for Diabetes Detection Using the Influential Features,” Dec. 2023, doi: https://doi.org/10.1109/iccit60459.2023.10441134.</p>	<p>Das, U., & Ahmed, B. (2023, December). An Explainable ML Approach for Diabetes Detection Using the Influential Features. In 2023 26th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT) (pp. 1-5). IEEE.</p>
95.	<p>W. Qin, Z. Zhuang, L. Guo, and Y.-N. Sun, “A hybrid multi-class imbalanced learning method for predicting the quality level of diesel engines,” Journal of Manufacturing Systems, vol. 62, pp. 846 – 856, Jan. 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.03.014.</p>	<p>Qin, W., Zhuang, Z., Guo, L., & Sun, Y. (2022). A hybrid multi-class imbalanced learning method for predicting the quality level of diesel engines. Journal of Manufacturing Systems, 62, 846-856.</p>
96.	<p>Y. Zhang, C. Xie, L. Xue, Y. Tao, G. Yue, and J. Bin, “A Post-Hoc Interpretable Ensemble Model to Feature Effect Analysis in Warfarin Dose Prediction for Chinese Patients,” IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 26, no.</p>	<p>Zhang, Y., Xie, C., Xue, L., Tao, Y., Yue, G., & Jiang, B. (2021). A post-hoc interpretable ensemble model to feature effect analysis in warfarin dose prediction for Chinese patients. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 26(2), 840-851.</p>

	2, pp. 840 – 851, Feb. 2022, doi: https://doi.org/10.1109/jbhi.2021.3092170 .	
--	--	--