### 数据驱动模型对化学反应的定量预测

### 浙江省杭州第二中学 张一超

数据驱动模型在化学反应的定量预测中发挥着日渐明显的作用,尤其是在发现新型手性催化剂、理解反应机理和设计新分子材料等领域,体现了强大的应用价值。而这些模型通常基于定量构效关系(QSAR)和定量构-性质关系(QSPR)的原理构建。

QSAR(Quantitative Structure-Activity Relationship)是一种建模概念,用于预测化学物质的生物活性或反应活性。它通过统计方法关联分子的结构特征(如原子数量、官能团、立体化学等)与它们的生物活性或反应活性。QSAR 模型通常可用于药物设计、农用化学品、环境污染物的风险评估等领域。

QSPR(Quantitative Structure-Property Relationship)与 QSAR 类似,但关注的 是化学物质的物理化学性质,如溶解度、沸点、反应速率等。QSPR 模型有助于 理解分子结构与它们所表现的物理化学性质之间的关系,具有用实验数据的整合 反哺理论的发展和完善的潜力,对更深层次认识物质有重要作用。

# 输入量化数据集 → 构建模型 → 预测&优化

常用模型:

回归(线性、逻辑)

主成分分析 神经网络

因子分析

常用化合物量化数据举例

分子量(Molecular Weight) 红外光谱(IR Spectroscopy)

标准生成自由能 半数致死剂量 (LD50)

电导率 (Electrical Conductivity)

三维结构参数 (如分子形状、尺寸)

#### 图 1 数据驱动模型建模的初级思路

数据驱动模型在化学领域发挥着至关重要的作用,它们通过分析大量的化学数据来预测和设计新药物,构建药物毒性或药性模型,从而加速药物发现过程并提高其安全性;在不对称反应催化剂的预测中,这些模型能够处理选择性与催化剂量化数据,识别影响反应选择性的关键特征点,进而优化催化剂设计,提高反应的立体选择性;数据驱动模型还能规划合成反应环境,通过输入合成效率与环境量化特征,计算出最高效率的环境条件,以实现绿色化学和可持续合成;在配体特征优化方面,模型可以指导配体结构的调整,优化对映体选择性,这对于手性药物的合成尤为重要;物理化学性质的机理研究也受益于数据驱动模型,它们能够通过模型对已有理论进行改良和完善,提供更深入的机理理解。

以一篇发表在 Nature Reviews Chemistry 的综述论文为例(Reid, J. P., & Sigman, M. S. (2018). Comparing Quantitative Prediction Methods for the Discovery of Small-Molecule Chiral Catalysts.)。这篇文章探讨了定量预测技术在小分子手性催化剂发现中的应用,评估了不同方法在预测催化剂性能方面的准确性和可靠性,充分证明了数据驱动模型在化学领域具有的重要作用。

同样,另一篇发表在 Accounts of Chemical Research 的综述论文(Crawford, J.

M., Kingston, C., Toste, F. D., & Sigman, M. S. (2021). Data Science Meets Physical Organic Chemistry. )则探讨了数据驱动模型在设计新型催化剂的应用,具有提高反应的效率和选择性的作用,并且特别关注了数据驱动模型在手性合成方面的应用。

数据驱动模型已经成为化学研究中不可或缺的工具,它们不仅已经在药物设计、催化剂发现、合成路径优化等领域展现出巨大的潜力,也在物理化学研究方面提供了新的视角。随着算法的不断进步,数据驱动模型将在化学领域的研究和应用中将发挥更加重要的作用,不断完善化学的信息化发展。

## Reference:

- [1] Kulik, H. J., & Sigman, M. S. (2021). Advancing Discovery in Chemistry with Artificial Intelligence: From Reaction Outcomes to New Materials and Catalysts. Accounts of Chemical Research, 54(5), 2335–2336. https://doi.org/10.1021/acs.accounts.1c00232
- [2] Crawford, J. M., Kingston, C., Toste, F. D., & Sigman, M. S. (2021). Data Science Meets Physical Organic Chemistry. Accounts of Chemical Research, 54(6), 3136–3148. https://doi.org/10.1021/acs.accounts.1c00285
- [3] Robinson, S. G., & Sigman, M. S. (2020). Integrating Electrochemical and Statistical Analysis Tools for Molecular Design and Mechanistic Understanding. Accounts of Chemical Research, 53(2), 289–299. https://doi.org/10.1021/acs.accounts.9b00527
- [4] 江辰, 尤田耙, 等. (2006). 手性领域的定量构效关系研究. 中国科学技术大学.
- [5] Reid, J. P., & Sigman, M. S. (2018). Comparing Quantitative Prediction Methods for the Discovery of Small-Molecule Chiral Catalysts. Nature Reviews Chemistry, 2(10), 290–305. https://doi.org/10.1038/s41570-018-0040-8
- [6] Williams, W. L., Zeng, L., Gensch, T., Sigman, M. S., Doyle, A. G., & Anslyn, E. V. (2021). The Evolution of Data-Driven Modeling in Organic Chemistry. ACS Central Science, 7(7), 1622–1637. https://doi.org/10.1021/acscentsci.1c00535