ドッキングシミュレーションおよび 機械学習を活用した医薬品化学構造の設計

June. 1, 2016 ディスカッション (中間発表練習)

酒井研究室 宮崎 大輝

医薬品の開発

医薬品開発の一般的な流れ

・長い年月・莫大な開発費用

- 開発年数:十数年

- 成功確率: 数万分の一

リード化合物 探索・最適化

が成否のカギ

医薬品の開発

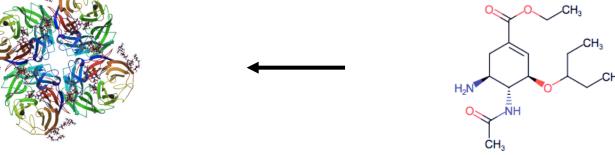
疾患の原因タンパク質

インフルエンザ:ノイラミニダーゼ

薬物化合物

ノイラミニダーゼ阻害剤 (タミフル・リレンザなど)

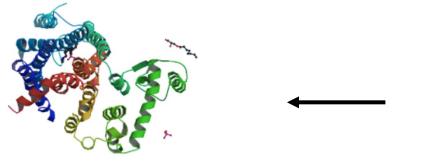


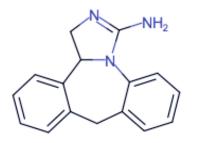


感染細胞からのインフルエンザウイルスの放出を妨げる

花粉症:ヒスタミンH1受容体

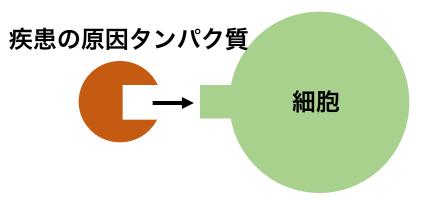
ヒスタミンH1受容体拮抗薬 (アレジオンなど)

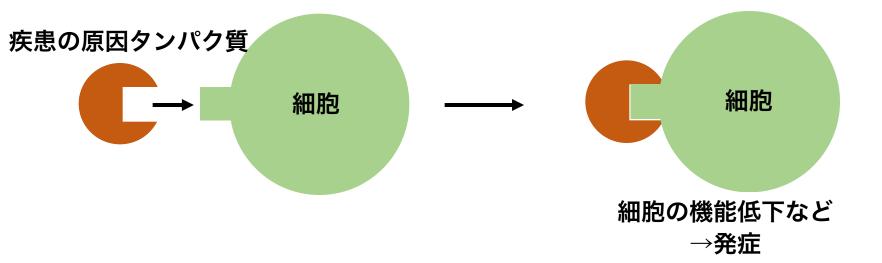


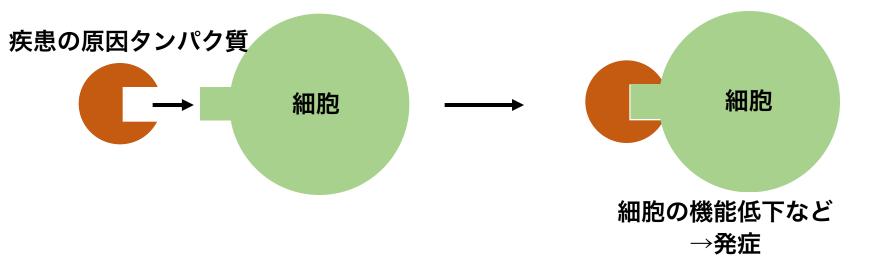


ヒスタミンとヒスタミン受容体との結合を妨げる

薬物の開発へ繋がる出発点となるリード化合物の探索



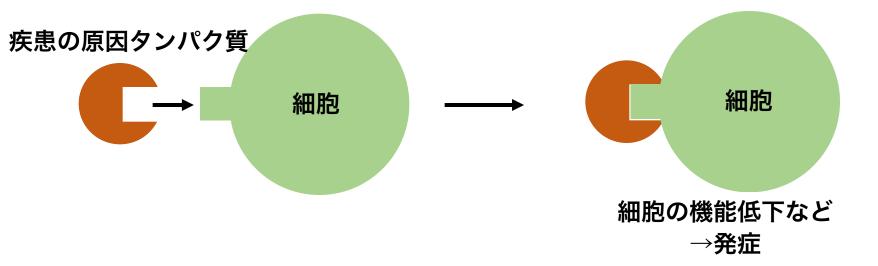




疾患の原因タンパク質 リード化合物

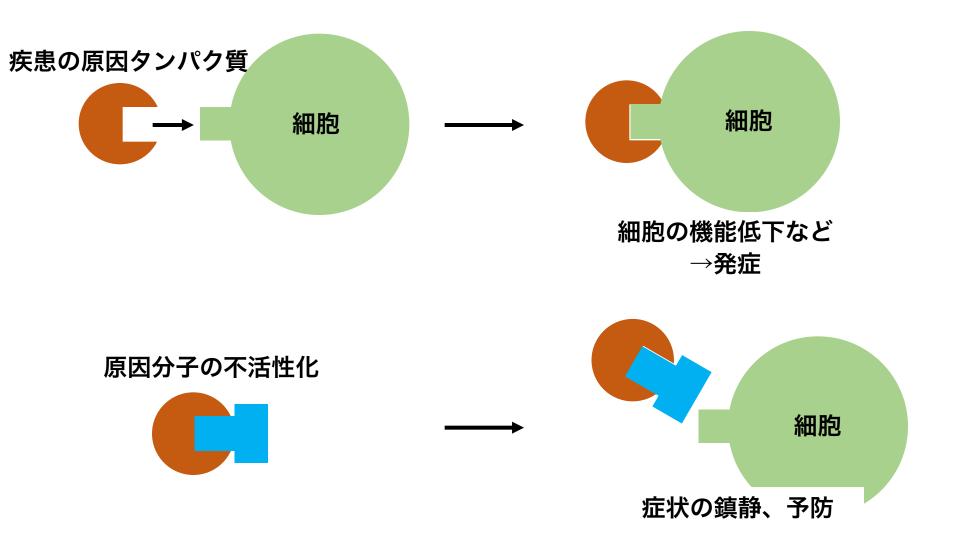


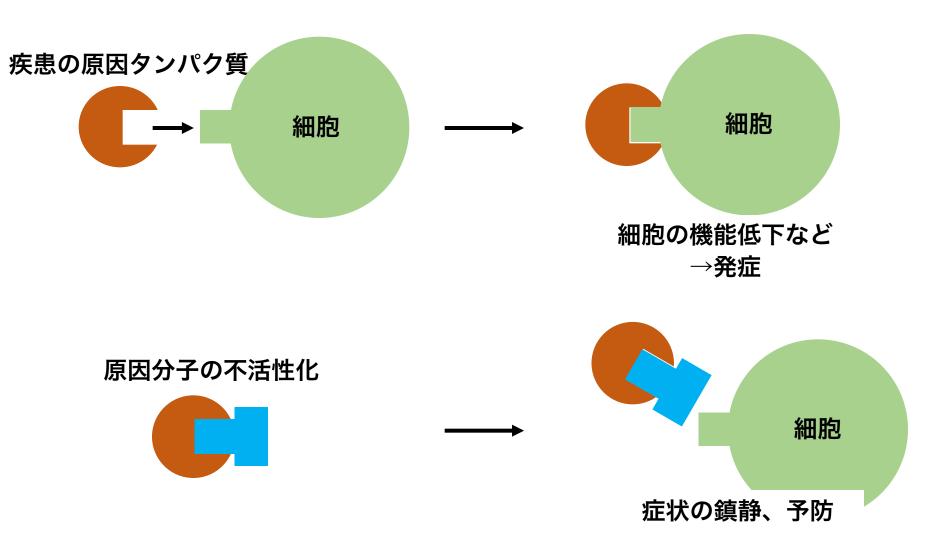




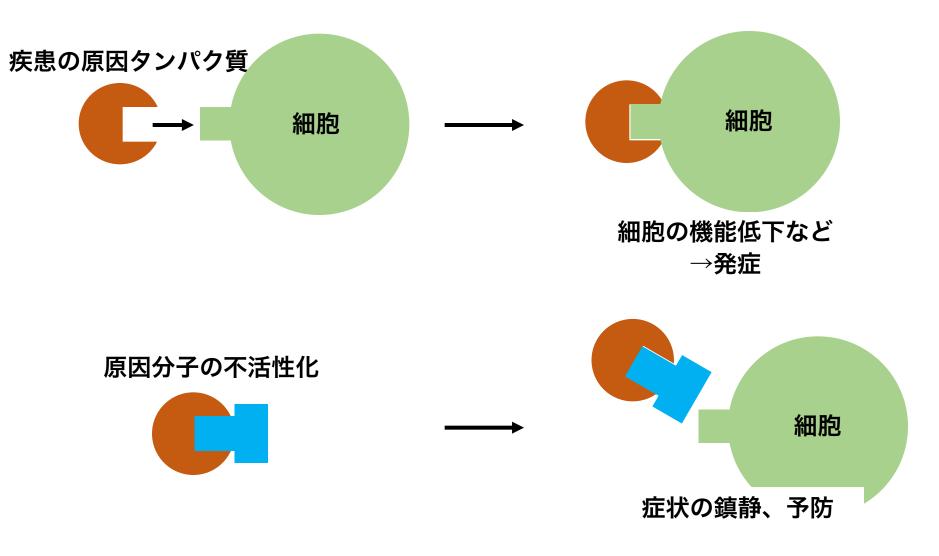
原因分子の不活性化







───── 標的タンパク質と化合物との結合構造及び結合親和性予測

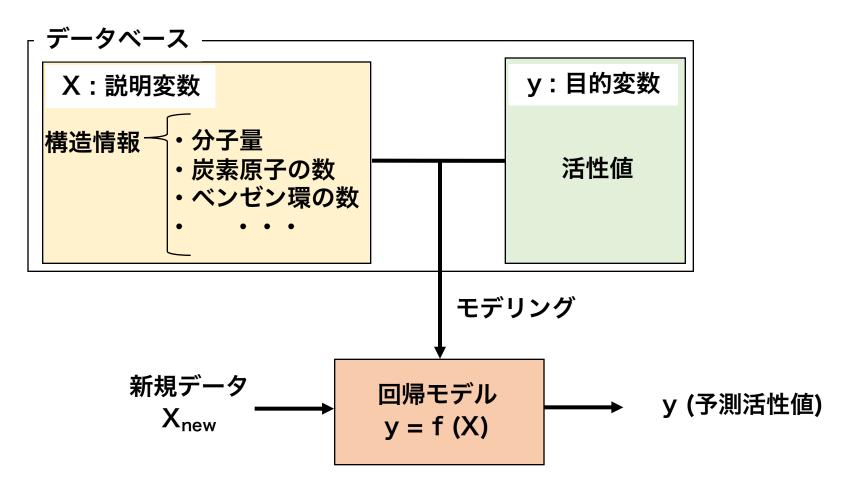


─────── 標的タンパク質と化合物との結合構造及び結合親和性予測

── ドッキングシミュレーション

定量的構造活性相関 (QSAR)

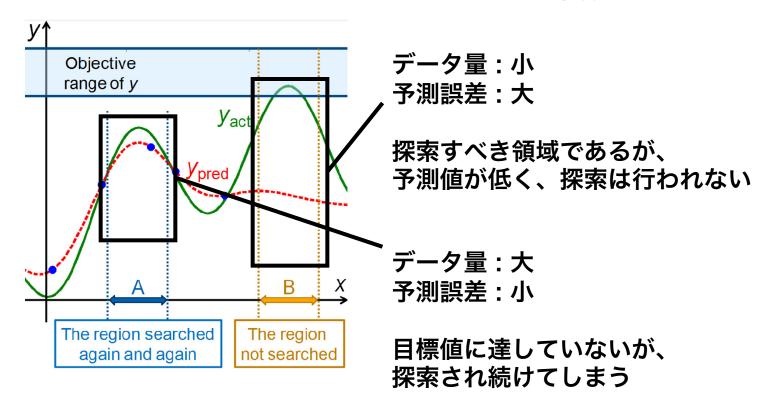
- 既知のデータベースから作成したモデルにより、活性値を予測



── 機械学習による回帰予測モデルの構築

回帰モデルによる探索の問題点

・データ量の大小による予測誤差のために、適切な外挿領域の探索が行われない



・モデル構築に用いた既知データの密度が低いと、予測値の信頼性が低い

── 予測誤差の大きさとデータ密度の考慮により効率的な探索が可能

予測誤差の大きさの推定

- GP(Gaussian Process)法

ある説明変数x が与えられた時に、 目的変数y を正規分布に従う確率モデルとする回帰手法

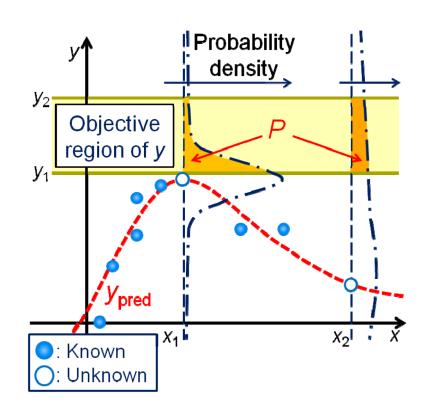
モデル式: $y = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x})$

 $(\varphi:$ 非線形関数、w: 回帰パラメタ)

- ・予測誤差の分散s2を求めることが可能
- ・ s²を用いて目的物性達成確率Pを算出

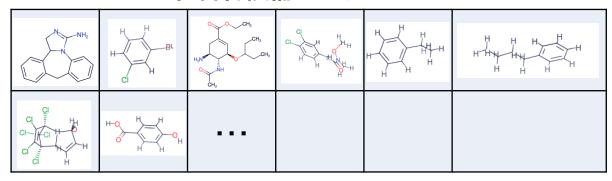
$$P = \int_{y_1}^{y_2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}s} exp \left\{ \frac{(y - ypred)^2}{2s^2} \right\} dy$$

予測誤差の分散が大きいx2のような候補 においてPが大きい値をとる



・ 探索の効率化

化合物候補データベース



低分子有機構造数 >> 1060 構造

実験及びドッキングシミュレーション による全空間探索は不可能 機械学習による 構造活性相関モデルの精度は不安定

ドッキングシミュレーション

十

機械学習による構造活性相関予測

リード化合物設計

