# Решение задачи оптимизации, сочетающей классификацию и регрессию, в применении к молекулярному докингу

# Антон Юрьевич Бишук

Московский физико-технический институт

**Курс:** Название нашего курса/Группа 774, весна 2020 **Консультанты:** Сергей Грудинин, Мария Кадукова

# Цель исследования

#### Цель работы

Определение свободной энергии связывания для комплексов «белок-лиганд», которая наилучшим образом предсказывает нативные конформации и при этом имеет высокую корреляцию с энергией связывания, полученной экспериментально.

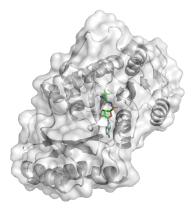
# Существующие проблемы

- В силу высокой размерности признакового пространства, задача является вычислительно сложной;
- Существующие решения нахождения нативных конформаций, дают слабую корреляцию с энергией связывания.

## Способ решения

Объединение существующих методов классификации конформаций и регрессии в одну оптимизационную задачу.

# Постановка задачи: основные термины и понятия



Комплекс «белок-лиганд»

- Белок (лиганд) граф, вершины которого соответствуют атомам, а ребра – ковалентным связям между ними;
- Комплекс система из точек белка и лиганда;
- Конформация взаимное расположение белка и лиганда.

# Постановка задачи: модель взаимодействия

Пусть имеется  $M_1$  типов атомов белка и  $M_2$  типов атомов лиганда. Возьмем в качестве скорингового функционала свободную энергию связывания E в следующих предположениях:

- Е определяется только взаимодействиями между парами атомов рассматриваемого комплекса;
- Е зависит только от распределения расстояний между взаимодействующими атомами;
- Е является линейным функционалом.

Тогда он имеет следующий вид:

$$E(n(r)) = \sum_{k=1}^{M_1} \sum_{l=1}^{M_2} \int_{0}^{r_{max}} n^{kl}(r) f^{kl}(r) dr$$

- $n^{kl}(r) = \sum_{i,j} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(r-r_{ij})^2}{2\sigma^2}\right]$
- $f^{kl}(r)$  неизвестные функции взаимодействия между атомами типов k и l.

# Постановка задачи: модель взаимодействия

После разложения функций  $n^{kl}(r)$  и  $f^{kl}(r)$  по полиномиальному базису, E(n(r)) принимает вид:

$$E(n(r)) \approx \sum_{k=1}^{M_1} \sum_{l=1}^{M_2} \sum_{q=0}^{Q} w_q^{kl} x_q^{kl} = \langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle,$$

$$\mathbf{w}, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^{Q \times M_1 \times M_2}$$

- Q порядок разложения;
- Вектор w будем называть скоринговым вектором;
- Вектор х структурным вектором.

# Постановка задачи: оптимизационная задача

#### Дано

Множество троек  $\{\mathbf{x},y_i,s_i\}_i^N$ , где  $\mathbf{x}$  – структурный вектор,  $y_i\in\{-1,1\}$  – поза і-го комплекса ( нативной конформации соответствует значение  $y_i=1$ , ненативной  $y_i=-1$ )  $s_i$  – значение энергии связывания і-го комплекса.

#### Общий вид задачи оптимизации

Minimize: 
$$\frac{1}{2}\mathbf{w}^{T}\mathbf{w} + C\sum_{i} \xi_{i} + C_{r}\sum_{i} f(\mathbf{X}_{i}, \mathbf{w}, s_{i})$$
$$y_{i}[\mathbf{w}^{T}\mathbf{X}_{i} - b_{j}] - 1 + \xi_{i} \geq 0$$
Subject to: 
$$\xi_{i} > 0$$

- $oldsymbol{\bullet} f(oldsymbol{\mathsf{X}}_i, oldsymbol{\mathsf{w}}, s_i)$  функция потерь регрессии,
- $C_r$ , C коэффициент регуляризации для функции потерь регрессии и классификации соответственно.

# Постановка задачи: подробности

Взяв в качестве функции потерь  $f(\mathbf{X}_i^{nat}, \mathbf{w}, s_i) = (\langle \mathbf{X}_i^{nat}, \mathbf{w} \rangle - s_i)^2$  и упростив выражение, введем замену переменных  $\mathbf{w}' = \mathbf{A}\mathbf{w} - \mathbf{d}$ ,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} + 2C_r \mathbf{X}^T \mathbf{X} \end{bmatrix}^{\frac{1}{2}} \qquad \qquad \mathbf{d} = 2C_r \begin{bmatrix} \mathbf{I} + 2C_r \mathbf{X}^T \mathbf{X} \end{bmatrix}^{-\frac{1}{2} \text{ nat}} \mathbf{X}^T \mathbf{s}$$

#### Задача оптимизации примет вид

Minimize: 
$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}'\|^2 + C \sum_i \xi_i$$
 
$$y_i [(\mathbf{A}^{-1}(\mathbf{w}' + \mathbf{d}))^T \mathbf{X}_i - b_j] - 1 + \xi_i \ge 0$$
 Subject to: 
$$\xi_i > 0$$

## Двойственная задача

$$\begin{split} & \text{Minimize:} & & \frac{1}{2} \sum_{(i,j)=1}^{\text{P-D}} \lambda_i \lambda_j y_i y_j \langle \widehat{\mathbf{X}}_i, \widehat{\mathbf{X}}_j \rangle + \sum_{i=1}^{\text{P-D}} \lambda_i \left( y_i \langle \mathbf{d}, \widehat{\mathbf{X}}_i \rangle - 1 \right) \\ & \text{Subject to:} & & 0 \leq \lambda_i \leq C, \ \sum_{i=1}^D \lambda_{k+j} y_{k+j} = 0, \ k \in \{0, \mathsf{D}, \mathsf{2D}, \ldots, \mathsf{D}(\mathsf{P}-1)\}. \end{split}$$

990

# Вычислительный эксперимент: данные

Данные представляют из себя размеченную матрицу признаков для 12,000 комплексов белков с лигандами, для каждого из которых известна одна нативная и 18 ненативных конформаций.

#### • Данные для бинарной классификации:

- Основными признаками объектов являются гистограммы распределений расстояний между парами атомов белка и лиганда различных типов.
- Так же в данных есть вектор меток **у**, у которого на месте нативной конформации стоит единица, а на месте ненативной конформации -1.

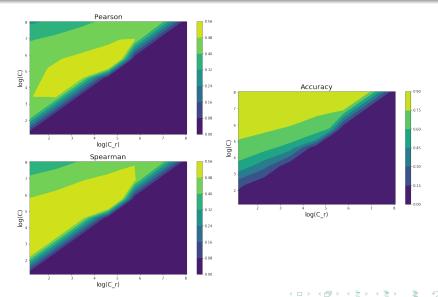
#### • Данные для регрессии:

- Дополнительные 379 признаков мы используем для учета взаимодействий комплексов с растворителем, а так же энтропийных потерь из-за ограничения подвижности лиганда.
- Для каждого из представленных комплексов известно значение величины, которую можно интерпретировать как энергию связывания.

# Вычислительный эксперимент: План работы

- Признак, отвечающий за подвижность атома одинаковый для всех конформаций одного комплекса, поэтому первым делом необходимо проверить, что его добавление не ухудшает классификацию;
- Проверить работу алгоритма, если использовать все имеющиеся признаки;
- Провести подбор оптимальных параметров модели на кросс-валидации;
- Провести тесты на докинг-тестах из бенчмарка CASF.

# Вычислительный эксперимент: нахождение оптимальных параметров на сетке



## Заключение

#### На данный момент:

- Сформулирована оптимизационная задача;
- Проведен эксперимент на выборке, включающей в себя 1000 комплексов
- Произведен грубый подбор оптимальных параметров.

#### Предстоит:

- Произвести отбор признаков на основе физической значимости и математической важности для модели;
- Проведен эксперимент докинг-тестах;
- Оценить необходимые ресурсы для того, чтобы обучить модель на всех данных;
- Подобрать более оптимальные параметры, путем уменьшения шага солвера и сетки.

