# Формулировка и решение задачи оптимизации, сочетающей классификацию и регрессию, для оценки энергии связывания белка и маленьких молекул\*

 $\it \Gamma paчesa~A.~C.,~Coasmop~\it U.~O.,~\Phi amunus~\it U.~O.$  gracheva.as@phystech.edu  $^1\Phi \it UBT~\it M\Phi \it TU$ 

При разработке лекарства возникает задача поиска маленьких молекул - лигандов, наиболее сильно взаимодействующих с исследуемым белком, а значит являющихся основными кандидатами в лекарства. Можно генерировать несколько возможных положений лиганда и классифицировать их как нативные и не нативные, но качество предсказания может быть повышено, если использовать экспериментальные данные о свободной энергии связывания молекул и решать одновременно задачи регрессии и классификации. В статье будут рассмотрены эксперименты с алгоритмом, использующим эту идею.

#### 1 Введение

Предсказание наиболее выгодной ориентации и положения молекул по отношению друг к другу для образования устойчивого комплекса из белка и лиганда, или молекулярный докинг - задача, важная для ускорения процесса разработки новых лекарств. Есть два метода её решения: pose prediction - среди нескольких сгенерированных положений лиганда в белке определить наиболее близкое к реальному и scoring - предсказать аффинность (свободную энергию связывания) для комплексов различных белков с лигандами. При этом положение с наименьшей энергией связывания будет соответствовать нативной конформации. Первая задача решена в работе [1] с помощью оптимизации скоринговой функции, учитывающей всевозможные комбинации различных пар атомов и расстояния между ними. Раскладывая эту функцию по базису, авторы представляют её как вектор структурных коэффициентов и сводят задачу к модифицированной SVM-классификации.

Наше предположение заключается в том, что если использовать экспериментальные данные об аффинностях, то можно улучшить качество классификации. В эксперименте, описанном в данной статье, мы проверим эту гипотезу, а также постараемся решать оптимизационную задачу максимально эффективно вычислительно, чтобы иметь возможность использовать как можно больше доступных экспериментальных данных.

## 2 Постановка задачи

Пусть  $\{C_{ij}\}_{i=1}^P$  - комплексы белков и лигандов. При j=0 они находятся в нативных позах, при  $j=1\dots D$  - в ненативных. Задача заключается в том, чтобы найти скоринговую функцию E, который удовлетворяет неравенствам:

$$E(C_{i0}) < E(C_{ij})$$

$$\forall i \in 1, \dots, P,$$

$$\forall j \in 1, \dots, D.$$
(1)

<sup>\*</sup>Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект №00-00-00000. Научный руководитель: Стрижов В. В. Задачу поставил: Эксперт И. О. Консультант: Консультант И. О.

В модели взаимодействия, описанной в [1], эта функция задаётся скоринговым вектором **w**. Поэтому неравенство выше может быть преобразовано в систему неравенств:

$$\langle \mathbf{x}_{i0}, \mathbf{w} \rangle < \langle \mathbf{x}_{ij}, \mathbf{w} \rangle,$$
  
 $\langle \mathbf{x}_{ij} - \mathbf{x}_{i0}, \mathbf{w} \rangle > 0,$   
 $\forall i = 1, \dots, P,$   
 $\forall j = 1, \dots, D.$  (2)

где  $x_{ij}$  - структурные вектора.

Чтобы гарантировать единственность решения, а также решать задачу в случае линейной неразделимости выборки, приведём её к виду задачи квадратичной оптимизации с мягким зазором:

minimize: 
$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{ij} \xi_{ij}$$
subject to: 
$$y_{ij} [\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_{ij} \rangle - b_i] - 1 + \xi_{ij} \geqslant 0,$$

$$\xi_{ij} \geqslant 0,$$

$$i \in \{1, \dots, P\},$$

$$j \in \{0, \dots, D\},$$

$$(3)$$

где  $\mathbf{w}, b_i$  и переменные невязки  $\xi_{ij}$  – оптимизируемые параметры модели,  $y_{i0}=1$  для нативной позы и  $y_{ij}=-1,\ j\in\{1,\ldots,D\}$ , для ненативной, а C – некоторый коэффициент регуляризации.

Таким образом, решив оптимизационную задачу, решаем и задачу класификации.

Кроме того, есть другая потановка этой задачи - задача регрессии, т.е. предсказания значения свободной энергии связывания белка с лигандом:

minimize: 
$$\sum_{i} [\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_{i0} \rangle - s_{i}]^{2} + \alpha \|\mathbf{w}\|^{2},$$

$$i \in \{1, \dots, P\},$$
(4)

где  $s_i$  — экспериментально полученное значение энергии связывания i-го нативного соединения,  $\alpha$  — коэффициент регуляризации для ridge-регрессии.

Объединение этих методов заключается в сложении функций потерь классификации и регрессии:

minimize: 
$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{ij} \xi_{ij} + C_r \sum_{i} f(\mathbf{x}_{i0}, \mathbf{w}, s_i)$$
subject to: 
$$y_{ij} [\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_{ij} \rangle - b_i] - 1 + \xi_{ij} \geqslant 0,$$

$$\xi_{ij} \geqslant 0,$$

$$i \in \{1, \dots, P\},$$

$$j \in \{0, \dots, D\},$$

$$(5)$$

где  $f(\mathbf{x}_{i0}, \mathbf{w}, s_i)$  – MSE,  $C_r$  – коэффициент регуляризации для функции потерь регрессии.

#### 2.1 Название параграфа.

Нет ограничений на количество разделов и параграфов в статье. Разделы и параграфы не нумеруются.

#### 2.2 Теоретическую часть работы

желательно структурировать с помощью окружений Def, Axiom, Hypothesis, Problem, Lemma, Theorem, Corollary, State, Example, Remark.

**ОпределениеDefinition 1.** Математический текст хорошо структурирован, если в нём выделены определения, теоремы, утверждения, примеры, и т. д., а неформальные рассуждения (мотивации, интерпретации) вынесены в отдельные параграфы.

**УтверждениеStatement 1.** Мотивации и интерпретации наиболее важны для понимания сути работы.

**TeopeмaTheorem 1.** Не менее 90% коллег, заинтересовавшихся Вашей статьёй, прочитают в ней не более 10% текста.

Доказательство. Причём это будут именно те разделы, которые не содержат формул. ■ ЗамечаниеRemark 1. Выше показано применение окружений Def, Theorem, State, Remark, Proof.

#### 3 Некоторые формулы

Образец формулы:  $f(x_i, \alpha^{\gamma})$ .

Образец выключной формулы без номера:

$$y(x,\alpha) = \begin{cases} -1, & \text{если } f(x,\alpha) < 0; \\ +1, & \text{если } f(x,\alpha) \geqslant 0. \end{cases}$$

Образец выключной формулы с номером:

$$y(x,\alpha) = \begin{cases} -1, & \text{если } f(x,\alpha) < 0; \\ +1, & \text{если } f(x,\alpha) \geqslant 0. \end{cases}$$
 (6)

Образец выключной формулы, разбитой на две строки с помощью окружения align:

$$R'_{N}(F) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left( P(+1 \mid x_{i}) C(+1, F(x_{i})) + P(-1 \mid x_{i}) C(-1, F(x_{i})) \right).$$

$$(7)$$

Образцы ссылок: формулы (6) и (7).

## 4 Пример илюстрации

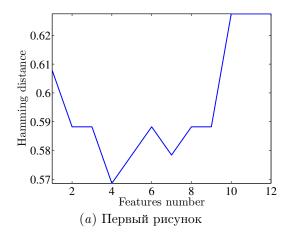
Рисунки вставляются командой \includegraphics, желательно с выравниванием по ширине колонки: [width=\linewidth].

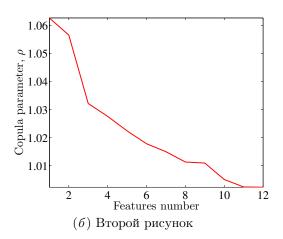
Практически все популярные пакеты рисуют графики с подписями, которые трудно читать на бумаге и на слайдах из-за малого размера шрифта. Шрифт на графиках (подписи осей и цифры на осях) должны быть такого же размера, что и основной текст.

При значительном количестве рисунков рекомендуется группировать их в одном окружении {figure}, как это сделано на рис. 1.

## 5 Пример таблицы

Подпись делается над таблицей, см. таблицу 1.





Puc.Figure 1 Подпись должна размещаться под рисунком.

**Таблица Table 1** Подпись размещается над таблицей.

Задача	CCEL	boosting
Cancer	$3.46 \pm 0.37 \; (3.16)$	$4.14 \pm 1.48$
German	$25.78 \pm 0.65 \ (1.74)$	$29.48 \pm 0.93$
Hepatitis	$18.38 \pm 1.43 \; (2.87)$	$19.90 \pm 1.80$

#### 6 Заключение

Желательно, чтобы этот раздел был, причём он не должен дословно повторять аннотацию. Обычно здесь отмечают, каких результатов удалось добиться, какие проблемы остались открытыми.

## ЛитератураReferences

## ЛитератураReferences

[1] Maria Kadukova, Sergei Grudinin Maria Kadukova, Sergei Grudinin Convex-PL: a novel knowledge-based potential for protein-ligand interactions deduced from structural databases using convex optimization Convex-PL: a novel knowledge-based potential for protein-ligand interactions deduced from structural databases using convex optimization // Journal of Computer Aided Molecular Design, Springer Verlag, 2017, 31 (10), pp.943-958.