МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ

БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ

Кафедра биомедицинской информатики

**АНАЛИЗ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРЕДСКАЗАНИЯ СВОЙСТВ МАЛЫХ МОЛЕКУЛ**

Курсовая работа

Снежко Льва Владимировича

студента 3 курса, специальность

«информатика»

Научный руководитель:

Карпенко А.Д.

Оглавление

[Оглавление 2](#_Toc198396990)

[ВВЕДЕНИЕ 3](#_Toc198396991)

[Глава 1. Постановка задачи. Основные определения и понятия. Краткий обзор основных свойств малых молекул 5](#_Toc198396992)

[1.1. Основные определения и понятия 5](#_Toc198396993)

[1.2. Свойства малых молекул 5](#_Toc198396994)

[1.3. ADMET 6](#_Toc198396995)

[1.4. Липофильность 7](#_Toc198396996)

[1.5. Обоснование актуальности задачи предсказания свойств малых молекул. 8](#_Toc198396997)

[Глава 2. Краткий обзор методов машинного обучения для решения задачи предсказания свойств малых молекул. 10](#_Toc198396998)

[2.1 Графовые нейронные сети (GNN) 10](#_Toc198396999)

[2.2 Стандартные трансформеры 10](#_Toc198397000)

[2.3. BERT 11](#_Toc198397001)

[2.4. Классические методы 12](#_Toc198397002)

[Глава 3. Постановка задачи практической работы. Описание датасета, обзор используемых моделей. 14](#_Toc198397003)

ВВЕДЕНИЕ

Предсказание свойств малых молекул – крайне актуальная на данный момент задача, поскольку на основании этих свойств можно отыскать закономерность, характерную для лекарственных препаратов. Следовательно, решив эту задачу, мы получим возможность определять потенциальные лекарственные препараты, определять их назначение и эффективность. А, как известно, методы машинного обучения (МО) достаточно эффективно решают задачу поиска закономерностей, неочевидных для человека. Таким образом, применение методов машинного обучения для предсказания свойств малых молекул и последующего определения эффективности применения молекулярного соединения в области создания лекарственных препаратов является естественным и, как будет показано далее, эффективным шагом.

Цель работы – провести сравнительный анализ эффективности различных методов МО в решении задачи предсказания свойств малых молекул и объяснить полученные результаты.

Задачи работы:

Обоснование актуальности задачи предсказания свойств малых молекул

Поиск и выборка различных методов МО для сравнительного анализа

Проверка эффективности моделей для предсказания свойств малых молекул (например, растворимости) на едином датасете.

Сравнительный анализ результатов различных моделей.

Трактовка результатов и подведение итогов.

Суть проделанной работы заключается в анализе проблем создания лекарственных препаратов, установлении важности решения задачи предсказания свойств малых молекул, выборке моделей МО различных архитектур, сравнении их эффективности в решении задач предсказания свойств малых молекул, сравнительном анализе и подведении итогов, трактовке и объяснению полученного результата.

В процессе работы возникли трудности, связанные с недостатком ресурсов, поскольку некоторые модели, реально использующиеся для решения этой задачи либо не находятся в открытом доступе, либо требуют внушительных вычислительных ресурсов для функционирования. В целях получения наиболее полной и реалистичной статистики для сравнительного анализа выборка экспериментальных моделей была составлена из открытых аналогов моделей, реально использующихся для решения задачи предсказания свойств малых молекул, и реализаций классических методов МО, не предназначенных специально для решения указанной задачи.

Глава 1. Постановка задачи. Основные определения и понятия. Краткий обзор основных свойств малых молекул

* 1. Основные определения и понятия

Чёткого международного юридического определения малой молекулы не существует. В настоящей работе под малой молекулой будет пониматься следующее.

Малая молекула – химическое соединение со сравнительно малой молекулярной массой (не более 900-1000 дальтон), обладающее той или иной биологической активностью и размером порядка 1 нм. Определяющим свойством малых молекул является её способность проникать в клетку и покидать её без необходимости взаимодействия с другими молекулами.

Научный и практический интерес к малым молекулам и их свойствам обусловлен тем фактом, что большинство лекарств являются малыми молекулами.

Главная особенность малых молекул – достаточно низкий верхний предел молекулярной массы, что позволяет этим молекулам быстро проникать сквозь липидный бислой клеточной мембраны и достигать внутриклеточных мишеней.

По сравнению с белками они обладают большей биодоступностью (т.е. большее количество молекул способно пройти сквозь клеточную мембрану к мишени).

Малые молекулы могут служить *передатчиками сигнала,* лекарствами, удобрениями, пестицидами и проч.

* 1. Свойства малых молекул

В этом пункте проведён краткий обзор основных и наиболее интересных свойств малых молекул.

*Молекулярная масса (Molecular Weight, MW)* – меньшая масса способствует увеличению биодоступности.

*Растворимость в воде (aqua solubility)* – важна для абсорбации и доставки в кровоток.

*Липофильность (Lipophilicity, жирорастворимость, гидрофобность)* – влияет на биодоступность и растворимость. Измеряется как логарифм коэффициента распределения между октанолом и водой.

*Мембранная проницаемость (permeability) –* характеризует способность молекулы проходить через биологические барьеры.

*ADMET (Absorption, Distribution, Metabolism, Excretion and Toxicity, абсорбация, распределение, метаболизм, выведение и токсичность)* – комплекс критериев, описывающих положение соединения в организме.

*Полярность (PSA)* – число водородных связей. Высокое значение этого параметра может снизить биодоступность.

*Избирательность (selectivity)* – параметр, определяющий активность взаимодействия молекулы с другими соединениями, помимо мишени. Влияет на эффективность и наличие побочных эффектов

В этой главе рассмотрены важнейшие из этих свойств.

* 1. ADMET

ADMET – комплекс критериев, описывающих положение лекарственного препарата в организме. Все четыре критерия влияют на кинетику и уровень воздействия лекарства на организм, а значит, влияют на эффективность и активность выбранного соединения как лекарственного препарата.

**Абсорбация (absorbation)**

Абсорбация – это характеристика процесса перемещения лекарственного препарата от места введения к месту действия. Это важное свойство лекарственного препарата, поскольку оно непосредственно влияет на скорость воздействия препарата на организм. Такие факторы, как плохая растворимость соединения, время опорожнения желудка, время прохождения через кишечник, химическая нестабильность в желудке и неспособность проникать через кишечную стенку, могут снизить степень всасывания препарата после перорального приема. Абсорбция в решающей степени определяет биодоступность соединения.

**Распределение (distribution)**

Распределение описывает скорость переноса лекарственного препарата из одних органов в другие. Каждый орган и ткань получат различные дозы препарата и препарат может находиться в органах или тканях различное время. Распределение зависит от проницаемости сосудов, от способности препарата связывать белки с плазмой, его растворимости в липидах и pH. Препарат способен перемещаться из плазмы в ткань до тех пор, пока между ними не установится равновесие.

Некоторые факторы, влияющие на распределение лекарств, включают скорость регионарного кровотока, размер молекулы, полярность и связывание с белками сыворотки, образующими комплекс. Распределение может стать серьёзной проблемой для некоторых естественных барьеров, таких как гематоэнцефалический барьер.

**Метаболизм (metabolism)**

Метаболизм (обмен веществ) – процесс расщепления и синтеза молекул для получения энергии. Особенности метаболизма определяют, будет ли использована данная молекула для получения энергии. В процессе метаболизма исходное (родительское) соединение преобразуется в новые соединения, называемые метаболитами. Когда метаболиты фармакологически инертны, с помощью метаболизма дезактивируется введенная доза исходного препарата, что обычно снижает его воздействие на организм. Метаболиты также могут быть фармакологически активными, иногда более активными, чем исходный препарат

**Выведение (excretion)**

Выведение – характеристика процесса экскрекции, в результате которого лекарственные препарат выводится из организма. Если выведение не завершено, накопление чужеродных веществ может негативно повлиять на нормальный обмен веществ.

Существует три основных органа, через которые происходит выведение лекарств. Почки являются наиболее важным органом, с помощью которого продукты метаболизма выводятся с мочой. Билиарная экскреция или фекальная экскреция — это процесс, который начинается в печени и проходит через кишечник, пока препараты окончательно не выводятся вместе с отходами жизнедеятельности или калом. Последний основной способ выделения — через легкие (например, анестезирующие газы).

**Токсичность (Toxity)**

Токсичность – характеристика, обратно пропорциональная абсолютному значению среднесмертельной дозы или концентрации ядовитого вещества. Параметры, используемые для характеристики токсичности, включают среднюю летальную дозу и терапевтический индекс.

* 1. Липофильность

Липофильность (гидрофобность) – свойство вещества, характеризующее химическое сродство с органическими веществами. Это свойство крайне важно, поскольку оно может влиять на все пять критериев ADMET [6]

Характеризуется коэффициентом липофильности, который вычисляется по формуле:

где - растворимость соединения в октаноле

а – растворимость в воде.

Часто на практике используют не сам коэффициент растворимости, а его логарфим: .

При logP > 0 соединение считается липофильным, а при logP < 0 – гидрофильным.

Оптимальным диапазоном коэффициента липофильности для лекарственных препаратов (по Липински) считается .

**Методы определения logP**

Величина logP определяется двумя видами методов: экспериментальными и вычислительными.

Существует большое разнообразие экспериментальных методов [6], анализ которых выходит за рамки тематики данной работы. Однако стоит отметить, что экспериментальные методы отличаются от вычислительных повышенной точностью хотя и проигрывают в универсальности применения и эффективности.

Наибольший интерес в рамках этой работы представляют вычислительные методы (in silico), а именно определение коэффициента липофильности методами машинного обучения. На ранних стадиях открытия лекарств методы in silico очень полезны для отбора соединений, похожих на лекарства. Однако как можно скорее прогнозируемые значения должны быть заменены более точными измеренными величинами.

* 1. Обоснование актуальности задачи предсказания свойств малых молекул.

Актуальность задачи предсказания свойств малых молекул (small molecules property prediction) обусловлена её центральным значением в фармацевтике, медицине, химии и смежных науках.

Решение этой задачи позволяет ускорить разработку лекарственных препаратов, сократить число синтезируемых соединений, а также исключить неперспективные молекулы на ранних этапах исследования [10]. Под неперспективными молекулами подразумеваются молекулы с неудовлетворительной фармакинетикой, низкой биодоступностью и высокой токсичностью. Благодаря возможности применения методов машинного обучения стало возможно исключить неперспективные соединения на самых ранних этапах разработки и молекулярного дизайна.

В результате стремительного развития методов машинного обучения и взрывного роста уровня доступности данных появилась возможность решения этой задачи и многих других задач смежных областей методами МО.

Также не следует забывать об этической стороне вопроса. In silico методы позволяют уменьшить потребность в in vitro и in vivo испытаниях, что способствует соблюдению принципа 3Rs (Replacement, Reduction, Refinement) и снижению этической нагрузки [11].

Решение задачи предсказания свойств малых молекул имеет широкое практическое применение. Помимо разработки лекарственных препаратов оно может быть использовано для ускорения разработки новых материалов (полимеров), пестицидов и инсектоцидов, а также электролитов и новых видов топливных элементов. Подобная технология может принести пользу в области экотоксикологии для оценки воздействия на окружающую среду [12].

Модели могут быть адаптированы для предсказания того, как конкретные молекулы взаимодействуют с биологическими мишенями у разных пациентов, что способствует развитию персонализированных подходов к терапии [13]. Для болезней с малым коммерческим интересом (например, редкие заболевания или устойчивые инфекции), in silico подходы помогают снизить порог входа и сделать разработку более доступной и быстрой[14].

Модели предсказания свойств полезны не только для новых молекул, но и для модификации известных соединений с целью улучшения их профиля (например, повышение растворимости или снижение токсичности) [15]. Предсказание свойств становится важной частью автоматизированного drug discovery pipeline, где синтез, тестирование и отбор соединений происходят с участием роботов, ИИ и предсказательных моделей.

Глава 2. Краткий обзор методов машинного обучения для решения задачи предсказания свойств малых молекул.

2.1 Графовые нейронные сети (GNN)

Графовые нейронные сети – нейронные сети, разработанные для решения задач, входными данными для которых являются графы.

В случае задачи молекулярного дизайна лекарств каждый входной образец представляет собой графическое представление молекулы, в котором каждый атом соответствует вершине, а химическая связь – ребру. В дополнение к графическому представлению входные данные также включают известные химические свойства для каждого из атомов. Таким образом, образцы наборов данных могут отличаться по длине, отражая различное количество атомов в молекулах и различное количество связей между ними. Задача состоит в том, чтобы предсказать эффективность данной молекулы для конкретного медицинского применения, например, устранения бактерий. Ключевым элементом дизайна GNN является использование попарной передачи сообщений , так что узлы графа итеративно обновляют свои представления, обмениваясь информацией со своими соседями.

По состоянию на 2022 год остается открытым вопрос, возможно ли определить архитектуры GNN, «выходящие за рамки» передачи сообщений, или вместо этого каждая GNN может быть построена на передаче сообщений по соответствующим образом определенным графам [7].

2.2 Стандартные трансформеры

Трансформер – архитектура глубоких нейросетей, предназначенных для обработки последовательностей (например, текста). Преимущество трансформеров заключается в отсутствии необходимости обработки последовательности по порядку, что облегчает параллельную обработку вычислений и увеличивает скорость обучения.

Архитектура трансформера состоит из кодировщика и декодировщика. Кодировщик получает на вход векторизованую последовательность с позиционной информацией. Декодировщик получает на вход часть этой последовательности и выход кодировщика. Кодировщик и декодировщик состоят из слоев. Слои кодировщика последовательно передают результат следующему слою в качестве его входа. Слои декодировщика последовательно передают результат следующему слою вместе с результатом кодировщика в качестве его входа.

Каждый кодировщик состоит из механизма самовнимания (вход из предыдущего слоя) и нейронной сети с прямой связью (вход из механизма самовнимания). Каждый декодировщик состоит из механизма самовнимания (вход из предыдущего слоя), механизма внимания к результатам кодирования (вход из механизма самовнимания и кодировщика) и нейронной сети с прямой связью (вход из механизма внимания).

Для использования трансформеров в целях решения задач молекулярного дизайна лучшей практикой считается использование строк в формате SMILES.

Упрощенная система ввода строк молекулярных данных ( SMILES ) — это спецификация в форме линейной нотации для описания структуры химических веществ с использованием коротких строк ASCII .

С точки зрения графовой вычислительной процедуры SMILES — это строка, полученная путем печати узлов символов, встречающихся при обходе дерева в глубину химического графа . Химический граф сначала обрезается для удаления атомов водорода, а циклы разрываются, чтобы превратить его в остовное дерево . Там, где циклы были разорваны, включаются числовые суффиксные метки для указания связанных узлов. Скобки используются для указания точек ветвления на дереве.

С точки зрения формальной теории языка, SMILES — это слово. SMILES можно анализировать с помощью контекстно-свободного анализатора. Использование этого представления было в прогнозировании биохимических свойств (включая токсичность и биоразлагаемость ) на основе основного принципа хемоинформатики, что схожие молекулы имеют схожие свойства.

2.3. BERT

**Отдельного внимания в рамках настоящей работы заслуживает одна из разновидностей трансформера.**

**BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) —** модель на основе **энкодерной части архитектуры трансформера,** обучаемая в **маскированной языковой модели**. Основная идея: предсказание замаскированных токенов на основе контекста с обеих сторон.

**BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) —** модель на основе **энкодерной части архитектуры трансформера,** обучаемая в **маскированной языковой модели**. Основная идея: предсказание замаскированных токенов на основе контекста с обеих сторон [15].

На высоком уровне архитектура BERT состоит из следующих компонентов:

1. Tokenizer – преобразует исходный текст в токены
2. Embedding - преобразует последовательность токенов в массив векторов с действительными значениями, представляющих токены.
3. Encoder
4. Task head - преобразует окончательные векторы представления в one-hot закодированные токены, создавая предсказанное распределение вероятностей по типам токенов.

Использование BERT для решения задач молекулярного дизайна и предсказания свойств малых молекул имеет ряд преимуществ. BERT учитывает контекст с обеих сторон, что улучшает захват химической семантики. Предобучение позволяет модели обобщать между различными корректными представлениями одной молекулы. Механизм self-attention может использоваться для анализа фрагментов молекулы, важных для предсказания.

Однако даже для этой архитектуры характерен ряд недостатков. Например, разные SMILES-версии одной молекулы могут затруднять обобщение без аугментаций. BERT работает только со SMILES и не учитывает пространственную конфигурацию молекулы. Обучение трансформера с нуля требует значительных ресурсов. Также нельзя исключать риск того, что химически значимые фрагменты могут быть разделены на неестественные токены.

2.4. Классические методы

В некоторых случаях задачи молекулярного дизайна решаются при помощи классических методов МО, таких как многослойный перцептрон, случайный лес и XGBoost.

Многослойный перцептрон(MLP) состоит из формальных нейронов или узлов и связей (весов) между ними. В архитектуре MLP нейроны организованы в слои (входной слой, один или несколько скрытых слоев и выходной слой), и связи являются однонаправленными от входа к выходу. Смежные слои полностью связаны, но между нейронами внутри одного слоя не существует связей. Эта архитектура вычисляет числовое выходное значение f (x) для заданного числового входного вектора x , который является строкой матрицы X, соответствующей заданному объекту (молекуле, виду и т. д.). Формальный нейрон суммирует входящие сигналы, умноженные на веса связей, вычитает пороговое значение (или смещение θ ) и вычисляет выходной сигнал, используя так называемую передаточную функцию. Нейроны могут иметь разные передаточные функции. Входные нейроны просто распределяют данные дескриптора по нейронам скрытого слоя без каких-либо дальнейших вычислений [9].

Алгоритм градиентного бустинга (XGBoost) — это интегрированный алгоритм машинного обучения, основанный на деревьях решений, использующий структуру градиентного подъема, подходящий для задач классификации и регрессии, и используемый для решения задач контролируемого обучения. Ансамблевое обучение относится к построению нескольких слабых классификаторов для прогнозирования набора данных, а затем использования определенной стратегии для интеграции ожидаемых результатов нескольких классификаторов в качестве окончательного результата прогнозирования

Глава 3. Постановка задачи практической работы. Описание датасета, обзор используемых моделей.