

Квадрицепс

datacon2025

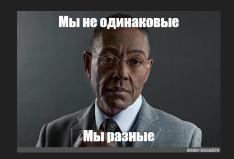
in silico drug discovery Болезнь Альцгеймера



Проблематика

Основные сложности:

- Труднопрогнозируемая проходимость через ВВВ и активный транспорт
- Мультифакторная патогенез/политаргетность (амилоид, тау, нейровоспаление, митохондрии) усложняют single-target стратегии
- Глубокая гетерогенность пациентов → слабая переносимость моделей, «one-size-fits-all» не работает
- Исторические провалы (соланезумаб, и др.) показывают неуверенность в выборе мишени и дар между in silico / in vivo / клиникой
- Скудные CNS-AD датасеты → переобучение, bias в ML-моделях
- Гибкие и неструктурированные мишени (tau, α-Syn) делают docking менее надёжным
- Необходимость моделировать полифармакологию (MTDL) и сетевые эффекты, а не одну IСы







Команда





Клещенок Максим mle, mlops, devops



Сахабутдинов Рустам



ds, mle



Плайплайн

- Анализ и выбор мишени
- Сбор данных и QSAR моделирование
- Генерация молекул
- Подготовка лигандов
- Докинг
- Отбор хитов

4



Выбор мишени

DYRK1A - оптимальный выбор

DYRK1A выбран как оптимальная мишень потому что:

- ✓ Научная актуальность: Участвует в патогенезе Таи и Аβ
- ✓ Данные по лигандам: Десятки известных ингибиторов с IC₅₀ в нМ.
- 🔽 Структура: Решены кристаллографические структуры с лигандами
- V In silico дизайн: Классический АТР-карман, хорошо изучен
- 🗸 Лекарственная перспективность: Селективные ингибиторы уже показали эффективность в доклинике

Преимущества DYRK1A:

- Более специфичная экспрессия vs GSK-3β (меньше побочных эффектов)
- Воздействует на две ключевые патологии одновременно (Таи + Аβ)
- Успешные доклинические результаты (SM07883)
- Проходит через ГЭБ, обратимое действие



rnd



Сбор данных и QSAR моделирование

- Сбор данных: Извлечение данных по активности соединений из ChEMBL
- Расчет дескрипторов: Мордред, PaDEL, RDKit дескрипторы
- Feature selection: Отбор наиболее информативных признаков
- Scaffold split для химически корректной валидации
- XGBoost

Test RMSE 0.650 | R² 0.696



Генерация молекул

- 🔬 В процессе разработки были опробованы различные методы генерации молекул:
- VAE модели: selfies vae, transformer vae показали околонулевую валидность сгенерированных структур
- Fine-tuning: DPO (Direct Preference Optimization) и RLHF (Reinforcement Learning from Human Feedback) сложность в настройке и нестабильность обучения
- Docking-guided generation: Попытки генерации с учетом docking scores технические сложности интеграции (не успели)
- ✓ Финальный подход: Остановились на fine-tuning предобученной модели (entropy/gpt2_zinc_87m) на 3 эпохи, так как:
 - Loss стабильно падал с $2.71 \rightarrow 0.66 \rightarrow 0.32$
 - Дальнейшее обучение приводило к переобучению и падению метрик
 - Достигнута валидность 981 молекулы из 1000 сгенерированных



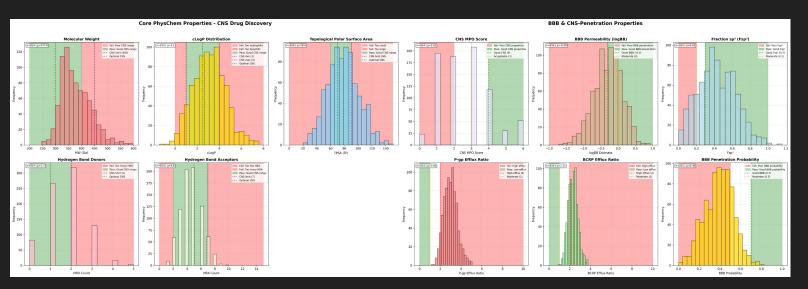
Виртуальный скрининг

- Подготовка белка: Очистка и подготовка структуры DYRK1A
- Подготовка лигандов: Конвертация в PDBQT формат
- GPU-ускоренный докинг: AutoDock Vina с CUDA
- Ранжирование: Композитный скор с учетом активности, липидофильности, токсичности

8



Метрики сгенерированных молекул(1)

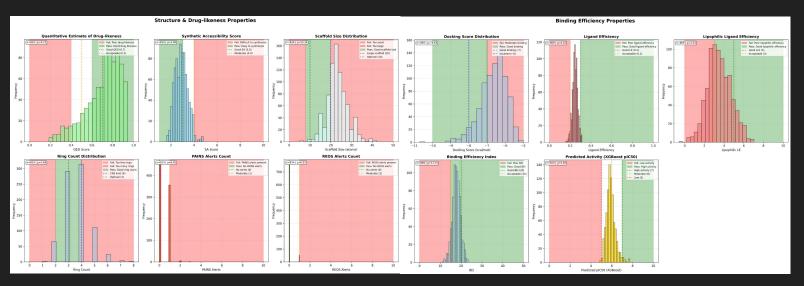


Core Physicochemical Properties

BBB & CNS Penetration



Метрики сгенерированных молекул(2)

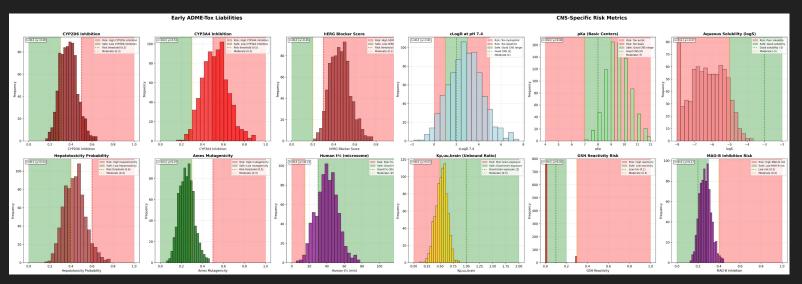


Structure & Drug-likeness

Binding Efficiency



Метрики сгенерированных молекул(3)



ADME & Toxicity

CNS-Specific Parameters



Метрики сгенерированных молекул



CNS Risk Assessment Heatmap



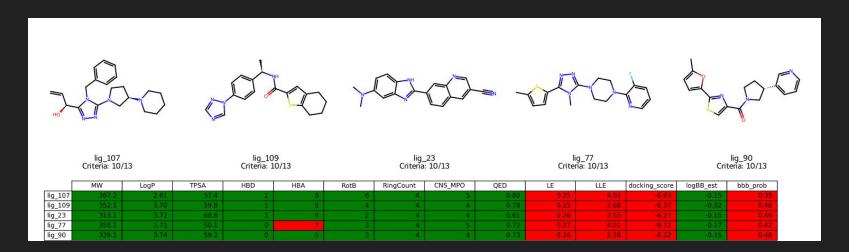
Финальные критерии отбора молекул

Базовый минимум

- > P-gp efflux: должно быть <2 (чем меньше, тем лучше проникновение в мозг)
- > Docking: должно быть < -8 (чем меньше, тем выше аффинность)
- > hERG: должно быть <0.3 (чем меньше, тем ниже риск кардиотоксичности)
- > QED: 0.4-0.8 (оптимальный диапазон лекарственной привлекательности)
- > CNS MPO: ≥4 (оптимально для CNS)
- > TPSA: <70 (оптимально для проникновения через ГЭБ)
- > logBB: > -0.3 (лучше проникновение через ГЭБ)



Тор5 молекул (Общие признаки)

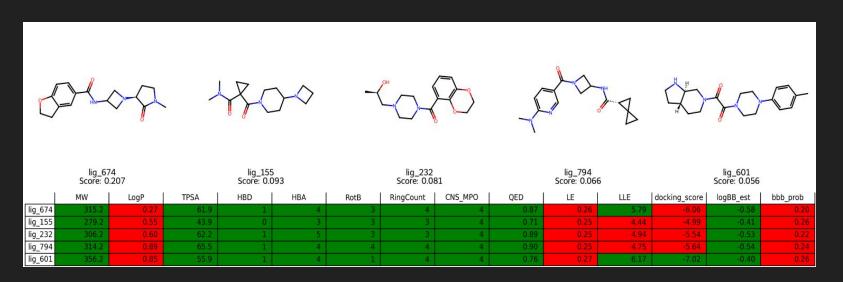


олнако:

Ни одна молекула не проходит все строгие критерии, но топ-5 молекул проходят 10 из 13 критериев. Основные барьеры — P-qp efflux, docking score и hERG.



Top5 молекул (composite score)



Composite Score - наш композитный скор, учитывающий:

Docking score (связывание с мишенью), ADMET свойства (токсичность, метаболизм), CNS-специфичные параметры (проникновение в мозг), Лигандную эффективность (LE, LLE), Химическую привлекательность (QED, SA score)



ЧТО МЫ НЕ ПОПРОБОВАЛИ А СТОИЛО

Базовый минимум

> - модель на CNS-активных молекул

Роскошный максимум

- > REINVENT 4, MolDQN, GENTRL, GraphAF (+ RL-fine-tune
- > ChemCrow, DrugGen, InstructMol / MolReGPT, ChemGPT-подобные
- > DiffDock-guided RL, «Docking ENRICH» workflow, sample-efficient RL-AL
- > DiffDock (лиганд-белок), DiffDock-PP (белок-белок)
- > AlphaFold 3, ESMFold, Oxford ODDI AD-KG



СПАСИБО ЗА ХАКАТОН



мы хотим еще хакатонов, но уже с лидербордом

