Гиперпараметры

- У модели есть параметры и гиперпараметры
- Параметры модели учатся на основе выборки самой моделью (алгоритмом ее обучения)
- Гиперпараметры это параметры, которые задаем мы и которые влияют на то, как модель учит параметры

Примеры гиперпараметров?

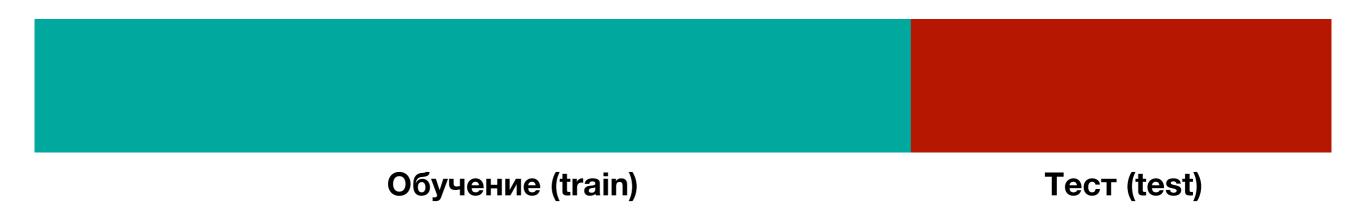
Примеры гиперпараметров?

- 1. Регуляризация какая регуляризация и с каким коэффициентом
- 2. Степень полинома, которым мы аппроксимировали функцию
- 3. Априор, который мы используем при оценке параметров байесовской модели
- 4. Параметр С в методе случайных векторов
- 5. Что-то еще?

Примеры гиперпараметров?

- 1. Регуляризация какая регуляризация и с каким коэффициентом
- 2. Степень полинома, которым мы аппроксимировали функцию
- 3. Априор, который мы используем при оценке параметров байесовской модели
- 4. Параметр С в методе случайных векторов
- 5. Признаки, которые мы даем модели тоже гиперпараметры!

Train-test split



Обучаем модель на train, проверяем качество модели на test.

Train-test split?

Обучение (train) Тест (test)

Обучаем модель на train, проверяем качество модели на test.

Как подбирать гиперпараметры модели? - Никак

Train-validation-test split!



- Выбираем некоторые значения гиперпараметров
 Обучаем модель с такими гиперпараметрами на train
 Смотрим качество на validation
 Пробуем таким образом много разных значений гиперпараметров и
 - Пробуем таким образом много разных значении гиперпараметров и выбираем то, которое дает наилучшее

Train-validation-test split!



1) Выбираем некоторые значения гиперпараметров 2) Обучаем модель с такими гиперпараметрами на train

3)

- Смотрим качество на validation
- Пробуем таким образом много разных значений гиперпараметров и выбираем то, которое дает наилучшее

Какие минусы подхода?

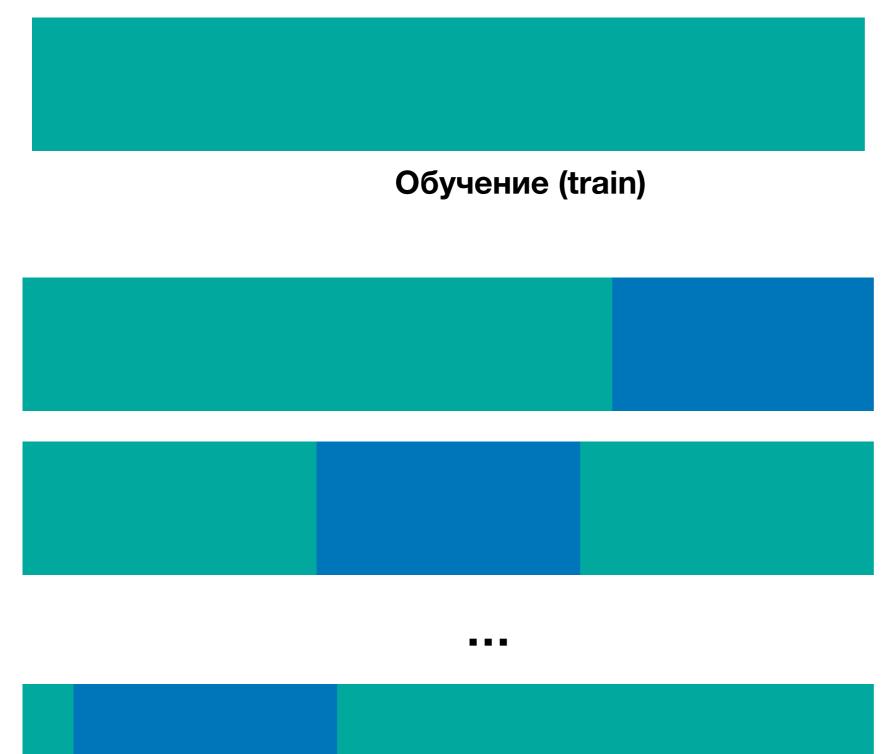
Train-validation-test split?



Какие минусы подхода?

- I) Существенно уменьшаем объем данных, на которых учится модель
- Большая нестабильность оценки качества при сравнении моделей изза малого размера выборки

Кросс-валидация



Tест (test)

Много разбиений на train и вариацию. На каждом разбиении выбираем лучшие гиперпараметры. Потом смотрим, какие значения гиперпараметров встречаются чаще всего, на основании чего делаем вывод об итоговых значениях гиперпараметров

Что еще можно оценить?

Кросс-валидация

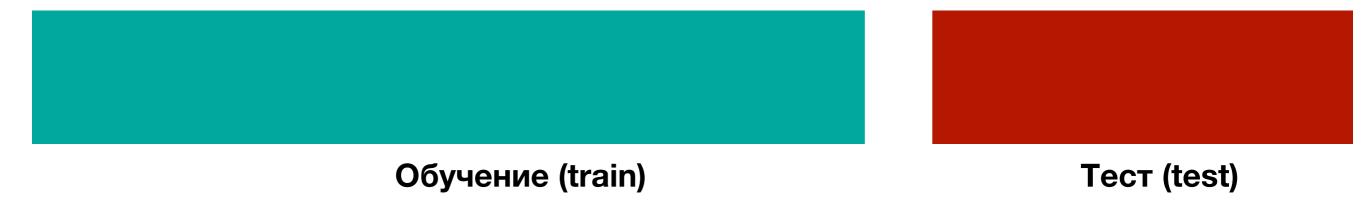
Обучение (train)

Tест (test)



Что еще можно оценить?
Для данного набора
значений
гиперпараметров
можем оценить
среднее качество
модели и дисперсию
по разным
разбиениям

Кросс-валидация. Как разбивать?



Кросс-валидация. Leave-one-out cross-validation

- - -

На каждой итерации в валидацию попадает ровно один объект. По остальным учимся

Кросс-валидация. Leave-one-out cross-validation

. . .

На каждой итерации в валидацию попадает ровно один объект. По остальным учимся

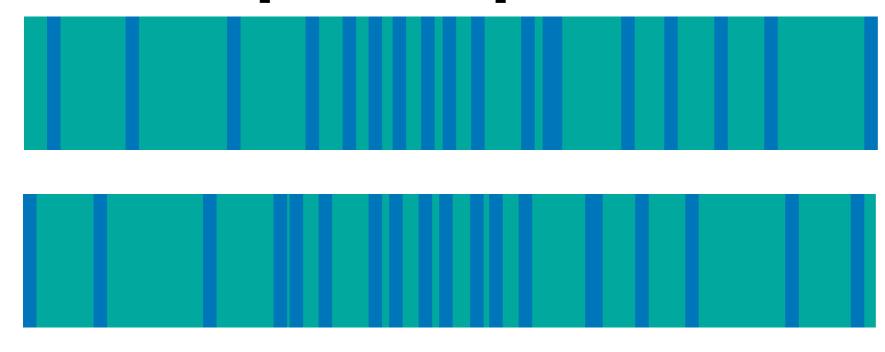
Какие минусы?

Кросс-валидация. Leave-one-out cross-validation

Какие минусы?

- 1) Невозможно оценить некоторые метрики, подразумевающие, например, что в валидации у нас есть оба класса
- 2) Склонна завышать качество, так как хотя бы один похожий объект в обучении найдется
- 3) Есть формула для оценки качества, получаемого на leave-oneout кросс-валидации

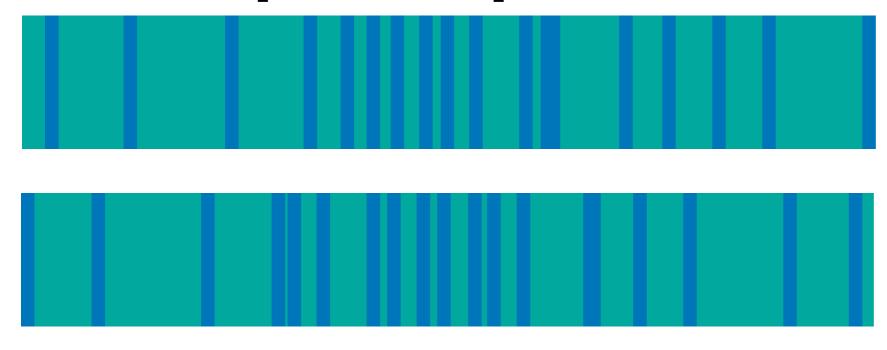
Кросс-валидация. Монте-карло кросс-валидация



- - -

На каждой итерации случайно выбираем какой-то процент объектов в валидацию

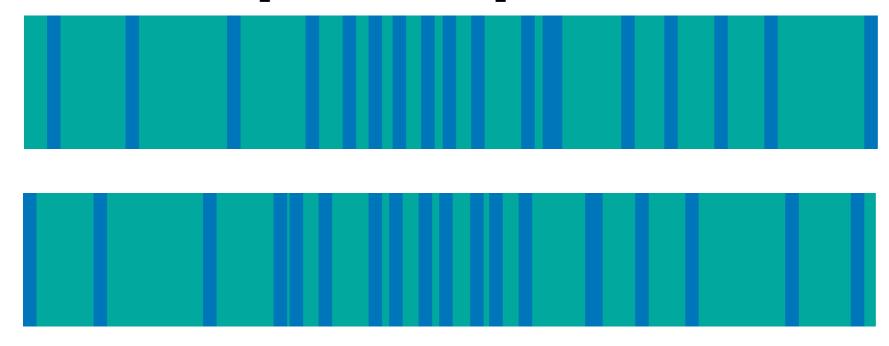
Кросс-валидация. Монте-карло кросс-валидация



На каждой итерации случайно выбираем какой-то процент объектов в валидацию

Какие минусы?

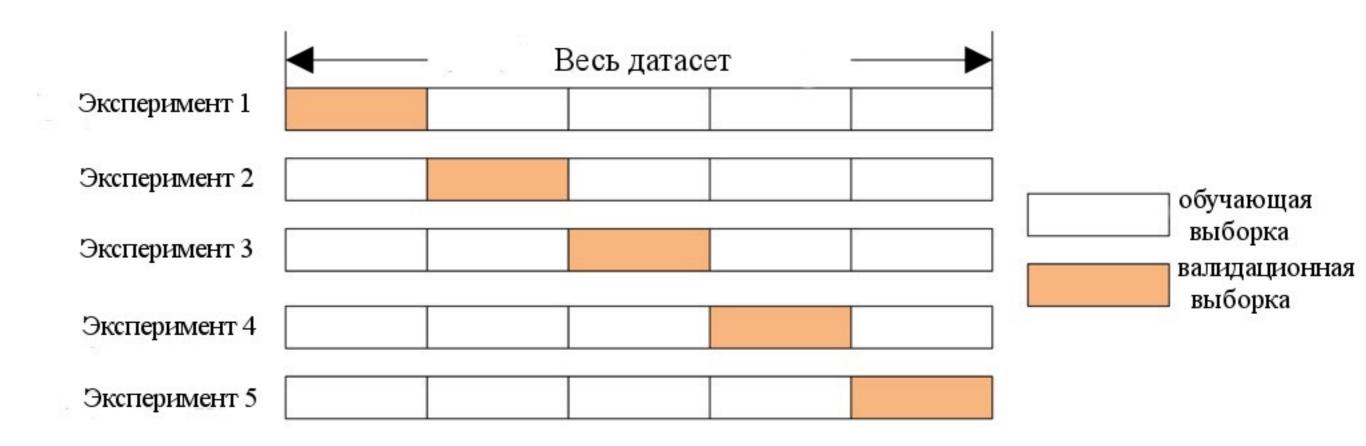
Кросс-валидация. Монте-карло кросс-валидация



Какие минусы?

1) Нет гарантий, что все объекты побывают и в обучении, и в валидации

Почему картинка неверна?



Тест отдельно должен быть



Tест (test)

Вся обучающая выборка



Какие минусы?



Tест (test)

Вся обучающая выборка

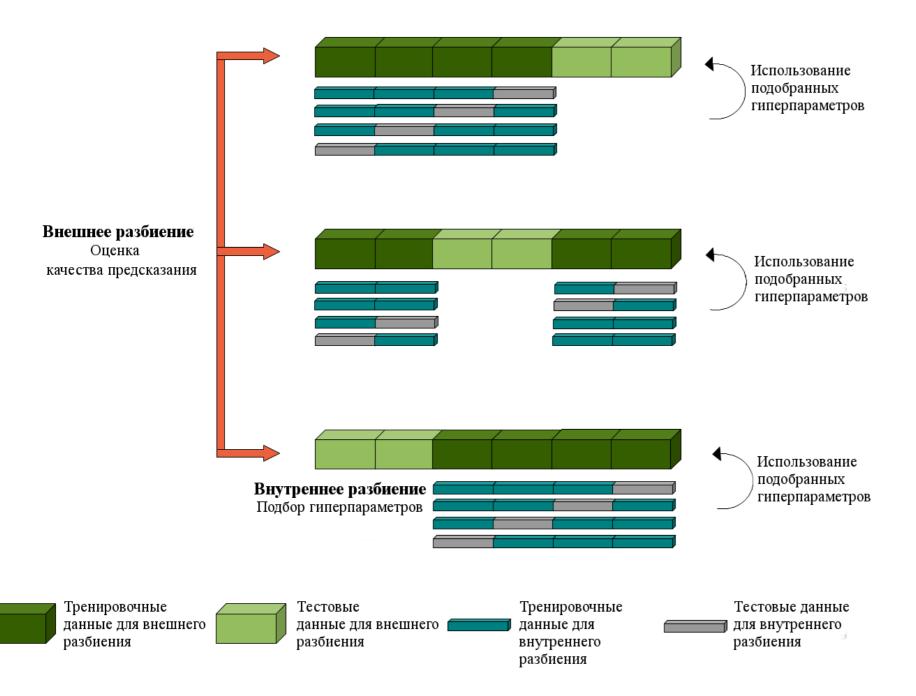


Какие минусы?

- 1) Не совсем понятно, сколько блоков брать
- 2) *хотелось бы не откусывать тест



Вложенная кросс-валидация



Все равно лучше иметь независимые данные для тестирования финальной модели

Как перебирать гиперпараметры?

- 1. Руками, на основе своих знаний о задаче и используемом алгоритме
- 2. GridSearch задаем возможные значения каждого гиперпараметра, а потом проверяем все комбинации параметров
- 3. Random Search задаем возможные значения каждого гиперпараметра вместе с вероятностями гиперпараметра принять те или иные значения. Далее много раз сэмплируем значения гиперпараметров и сравниваем модели между собой
- 4. Байесовская оптимизация -Random Search, но при выборе значений параметров для новой итерации используем знания о том, какие значенияприводили к моделям с бОльшим качеством

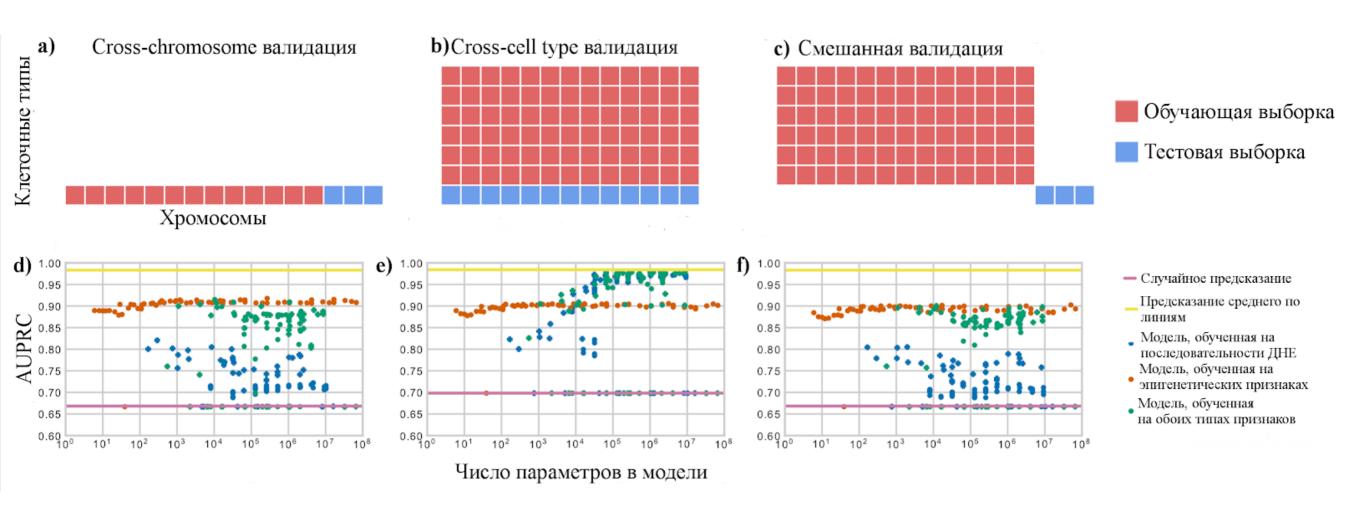
HYPEROPT

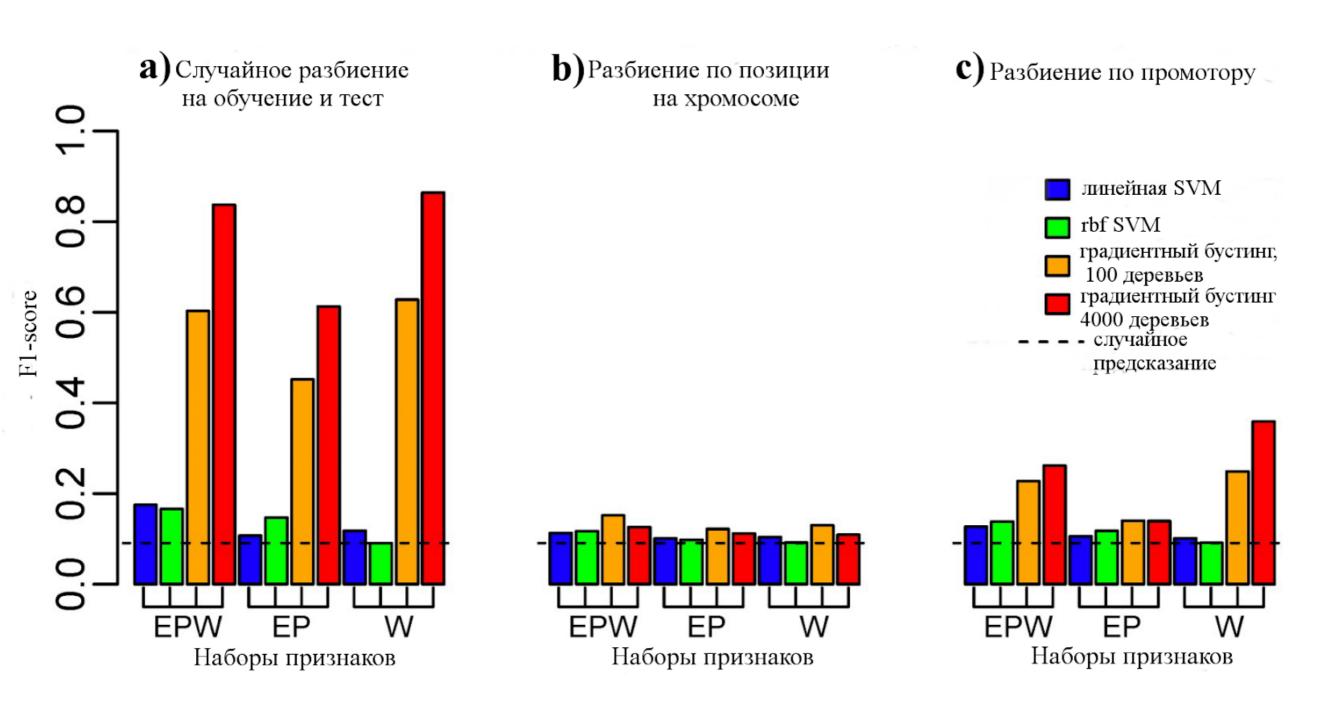
Какие проблемы у любой предложенной валидации?

Какие проблемы у любой предложенной валидации?

Она не учитывает домена, в котором мы работаем.

Для каждой задачи надо отдельно думать, как правильно сделать валидацию.



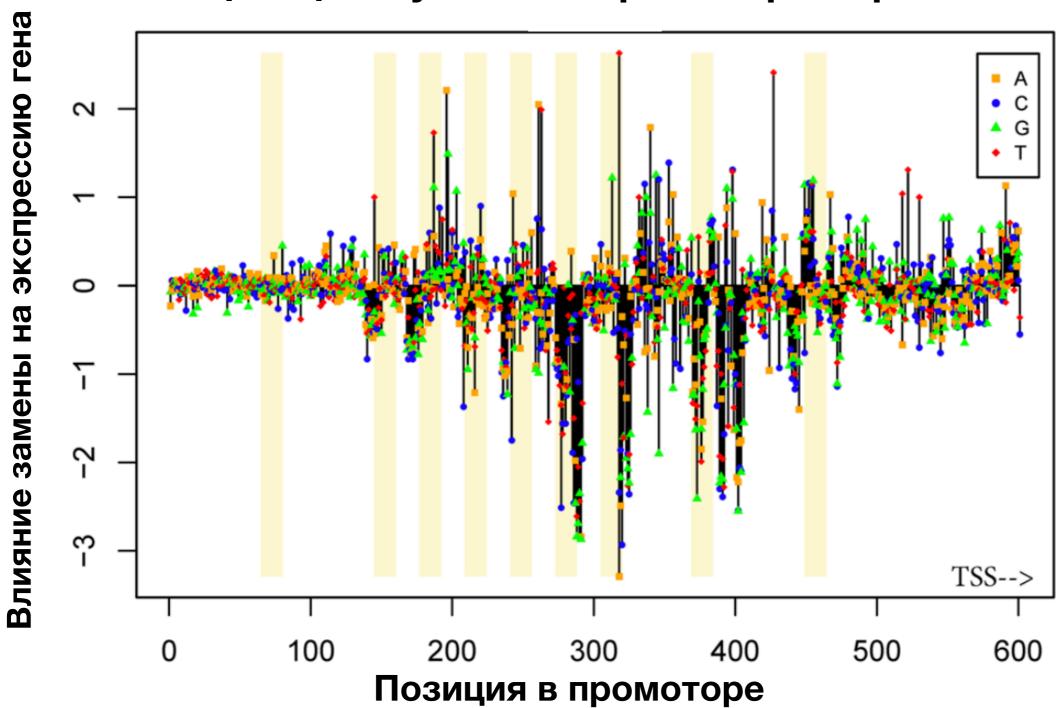


Кросс-валидация в биологии. Предсказание энергии связывания лиганда с белком

- 1) случайное;
- 2) разделение на основании сходства структур лигандов группа лигандов с похожими структурами либо вся оказывается в обучении, либо вся в тесте, причем в тесте оказываются группы меньшего размера;
- 3) разделение на основании энергии связывания гарантируется, что и в обучении, и
- в тесте будут комплексы из всего спектра силы связывания;
- 4) разделение на основании времени появления комплекс в базе данных PDB
- структуры, опубликованные до определенного года помещаются в обучающую
- выборку, а остальные в тестовую. Это позволяет оценить качество метода в предсказании данных будущих экспериментов;
- 5) разбиение на основании качества структур комплексов и их сходства

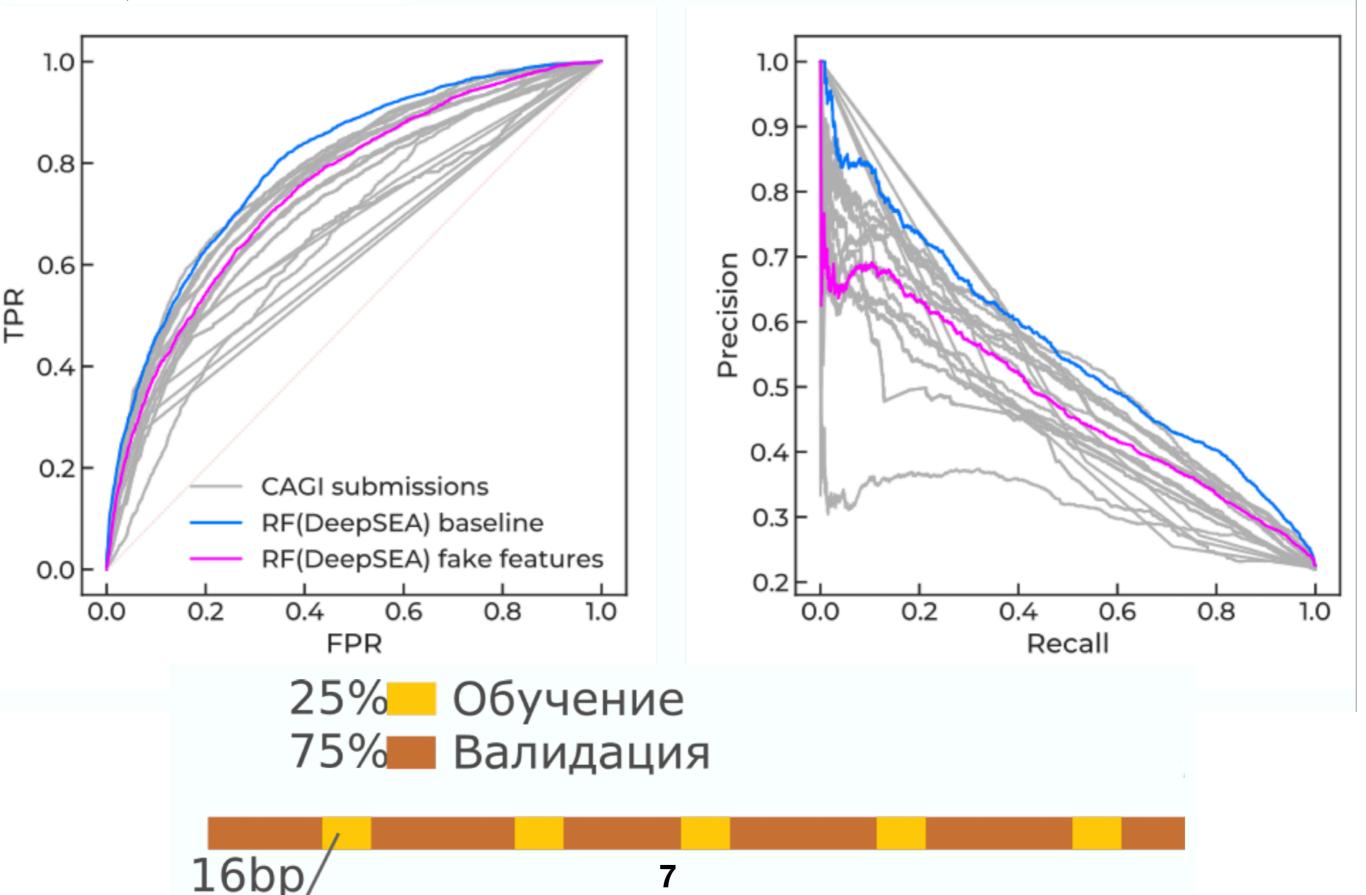
Shigaki et al., Hum Mutat. 2019 Sep;40(9):1280-1291. doi: 10.1002/humu.23797. Epub 2019 Jun 23. PMID: 31106481; PMCID: PMC6879779.

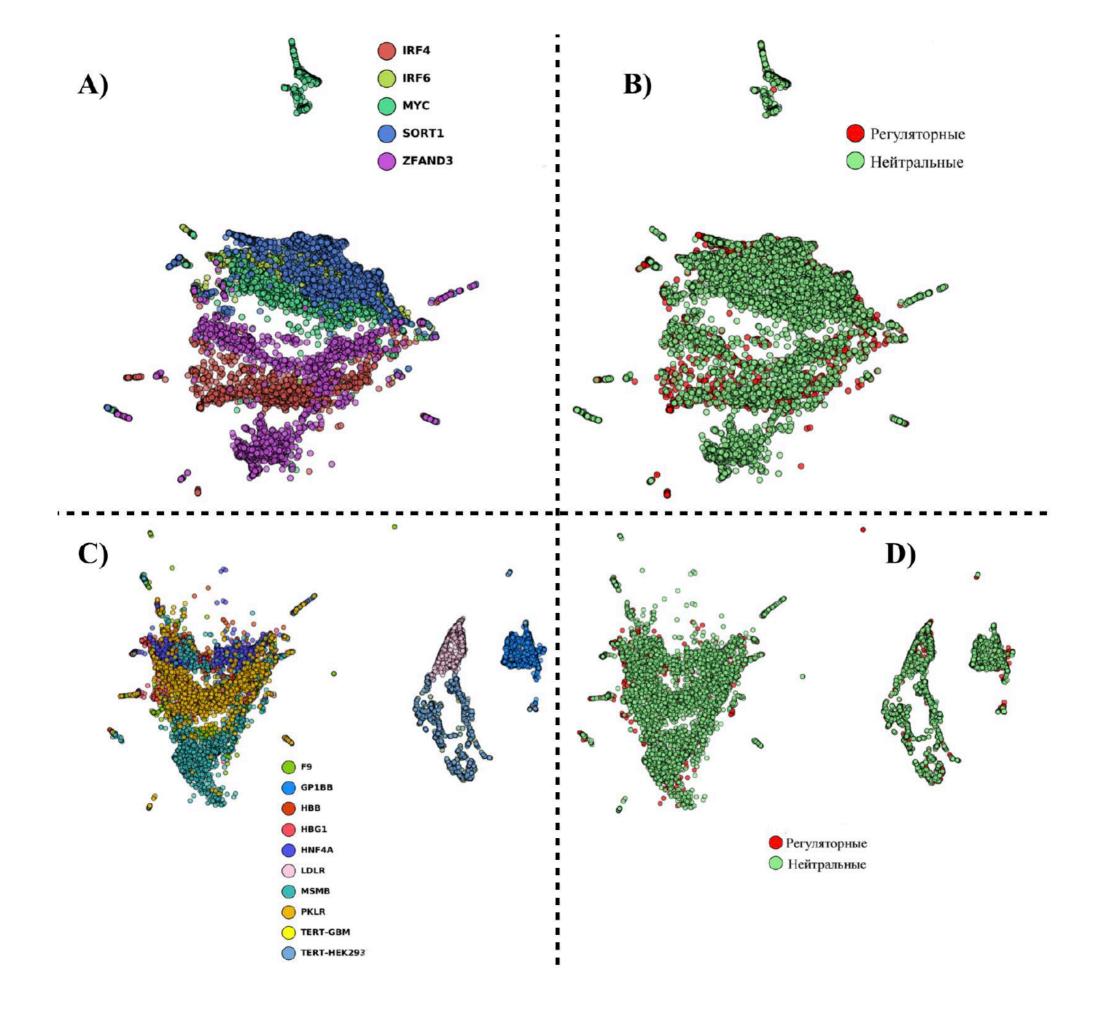
Насыщающий мутагенез промотора сортилина 1



Penzar et al., What Do Neighbors Tell About You: The Local Context of Cis-Regulatory Modules Complicates Prediction of Regulatory Variants. Front Genet. 2019 Oct 31;10:1078. doi: 10.3389/fgene.2019.01078. PMID:







How to win a Kaggle competition?



Anthony Goldbloom

"According to Anthony, in the history of Kaggle competitions, there are only two Machine Learning approaches that win competitions:

Handcrafted & Neural Networks."

Владимир Гулин. Презентации для Техносферы

Где побеждают ансамбли деревьев решений?

- Recomendation systems (Netflix Prize 2009)
- Learning to rank (Yahoo Learning to rank challenge 2010)
- Crowdflower Search Results Relevance (2015)
- Avito Context Ad Clicks (2015)
- Везде :)



"As long as Kaggle has been around, Anthony says, it has almost always been ensembles of decision trees that have won competitions."