

NATIONAL RESEARCH UNIVERSITY
HIGHER SCHOOL OF ECONOMICS
FACULTY OF SOCIAL SCIENCE

MEGA PAPER

PZDataAnalysis

Political and Physical Science

Student

Anastasia Uspenskaya

Arina Puchkova

Sergey Zakharov

Igor Kolesnikov

Spasibo chto est'

Evgeniy Sokolov

Moscow, 2021

Содержание

1	Опишите две компоненты, из которых состоит perceptual loss (стилевую и контентную). Как можно использовать этот функционал, чтобы делать перенос стиля?	6
1.1	Content	6
1.2	Style	7
2	Как можно сделать перенос стиля более быстрым, если стилизованное изображение известно и не будет меняться?	9
3	Что в вариационном автокодировщике выдают кодировщик и декодировщик?	10
3.1	Кодировщик	11
3.2	Декодировщик	11
4	Как устроен функционал ошибки в вариационном автокодировщике? За что отвечает каждое из слагаемых?	12
5	В чём состоит идея трюка репараметризации (reparametrization trick)?	14
6	Запишите функцию потерь GAN. Как в ней обозначается дискриминатор и генератор? Как она используется при обучении (ищем минимум, максимум или как-то еще)?	15
7	Что такое затухание градиентов в GAN? Покажите это математически.	17
8	Запишите теорему о замене переменных для функции плот-	

ности распределения случайной величины. Что значит каж- дое обозначение в ней?	19
9 Запишите функцию преобразования для Real-NVP норма- лизационного потока. Как посчитать ее Якобиан? Как вы- глядит обратная функция?	20
9.1 Функция преобразования	20
9.2 Якобиан	20
9.3 Обратная функция	21
10 Что такое мел-спектрограмма? Как она получается из wav- файла?	22
11 Какие метрики качества ASR вы знаете? Как они вычис- ляются?	26
12 Что такое MuLaw-кодирование, для чего оно нужно и как оно вычисляется?	27
13 Как устроен WaveNet? Почему он медленно работает на этапе применения?	29
14 Что является обучающей выборкой в задаче рекомендаций? Что такое рейтинг? Приведите примеры, как он может за- даваться.	33
15 Какие вы знаете метрики качества рекомендаций? Как мож- но измерить ошибку, если рейтинги вещественные? Если рейтинги — это классы? Как учесть, что нам важен поряд- док, в котором задаются объекты? Как устроена метрика	

nDCG?	34
16 Как устроены user-based рекомендации?	37
17 Что такое модель со скрытыми переменными (LFM)? Как в ней предсказывается рейтинг? Как устроен функционал, на который она обучается?	40
18 Как устроена модель iALS?	43
19 Как обычно устроена рекомендательная система? Опишите шаги отбора кандидатов, ранжирования, переранжирования. Приведите примеры, как каждый из них может быть устроен	44
19.1 Отбор кандидатов	44
20 Перечислите основные способы применения АБ-тестирования	46
21 Какие могут быть сложности в разбиении пользователей по выборкам в АБ-тестировании?	47
22 В чем отличия прямого и обратного эксперимента?	48
23 Как формулируются нулевая и альтернативная гипотезы при проверке значимости изменения метрики в эксперименте?	49
24 В каких случаях можно применять t-критерий Стьюдента?	51
25 Опишите алгоритм работы критерия Манна-Уини	52
26 Что такое P-value?	54

- 27 Почему не стоит останавливать останавливать АБ-эксперимент (заведенный на 2 недели) через 2-3 дня, даже если метрики улучшились значимо? 55
- 28 Приведите пример иерархии метрик для рекомендательно-го блока товаров 56

1 Опишите две компоненты, из которых состоит perceptual loss (стилевую и контентную). Как можно использовать этот функционал, чтобы делать перенос стиля?

Для контекста:

Мы хотим понять есть ли содержательные отличия между картинками, а не просто ли у нас одинаковые пиксели. Именно поэтому мы не используем Евклидово расстояние, например.

Идея:

используем предобученную сетку VGG для определения различий между изображениями.

1.1 Content

$$L_{content}^l(A, B) = \sum_{i,j} (A_{i,j}^l - B_{i,j}^l)^2 \quad (1)$$

В 1 следующие обозначения:

- A_{ij}^l — значение i -го фильтра на j -й позиции в слое l для изображения A
- Чем дальше слой, тем меньше он чувствителен к небольшим изменениям в изображении
- Можем попробовать градиентным спуском из картинки с белым шумом найти изображение, минимизирующее $L_{content}^l(A, B)$

Рис. 1: Нотация для первой компоненты Perceptual loss

Считаем для слоя l , он конкретный. Прогоняю картинку A в VGG беру слой нейросети l , там i канал (свертка i) и смотрю ее значение на позиции j

(позиция здесь просто индекс для всех возможных положений фильтра на картинке).

Чем больше слой, тем более Loss будет отражать содержательные различия, а не какие-то непонятные мелкие признаки.

Возьмем значение этого лосса и будем ее минимизировать по В (пиксель), то есть мы будем менять изображение, чтобы добиться наименьшего лосса.

Лучше брать последние, если нам интересно содержимое. Картинка В меняется попиксельно.

1.2 Style

$$L_{style}^l(A, B) = \sum_{i,j} (G_{i,j}^l(A) - G_{i,j}^l(B))^2 \quad (2)$$

Чтобы посчитать G для A, Мы берем два канала i и j, затем мы рассматриваем k-ю позицию фильтра на указанных каналах. Перемножаем выходы с фильтров и суммируем по всем k.

$$G_{i,j}^l(A) = \sum_k A_{i,k}^l \times A_{j,k}^l \quad (3)$$

Что по сути происходит в 3: эта штука показывает то, насколько перекликаются (насколько похожи) i и j канал с точки зрения выходов фильтра, проецируемого на картинку A.

Обобщение всего лосса стилового: он требует, чтобы корреляции каналов между собой (в нашем случае i,j) совпадали для картинки A и картинки B.

Затем предлагается взять таким образом полученные лосс для отдельных слоев l и просуммировать их с определенными весами. (В этом отличие

от контентного лосса, там мы считали для одного слоя, а тут мы складываем по всем слоям).

$$L_{style}(A, B) = \sum_{l=0}^L w_l L_{style}^l(A, B) \quad (4)$$

Как это понимать:

Допустим, что фильтр 1 детектирует человека (то есть там, тем больше выход, тем больше изображение похоже на человеческое), а фильтр 2 - синий цвет детектирует. Если стилевая картинка в синей гамме, то тогда корреляция между фильтрами будет высокая, поскольку тогда скалярное произведение будет большим.

Итоговый лосс будет выглядеть следующим образом:

Perceptual loss

$$L(C, S, X) = \alpha L_{\text{content}}(C, X) + \beta L_{\text{style}}(S, X)$$

- C — исходное изображение
- S — стилевое изображение
- X — итоговое изображение (должно по содержанию быть похожим на C , а по стилю на S)

Рис. 2: Полный лосс

Нам дается "исходное" изображение, то есть которое мы пытаемся переделать (до этого это был белый шум). Хотим сделать похожим на S . X - результат. Как и с B , мы постоянно обновляем X для уменьшения лосса. α и β - гиперпараметры модели. Минимизируем по X .

2 Как можно сделать перенос стиля более быстрым, если стилевое изображение известно и не будет меняться?

В чем вообще проблема: минимизация Perceptual Loss напрямую для каких-то адекватных размеров изображений занимает большое время (порядок времени — 4 минуты для изображения 1024x1024). Это с точки зрения пользователя плохая история.

В том случае, если стилевое изображение зафиксировано, мы можем не просто напрямую минимизировать Perceptual Loss, а обучить нейросеть на выборке таким образом, чтобы она принимала на вход изображение x , а ее выход минимизировал Perceptual Loss.

Изначально было: $L(x, S, \hat{y}) \rightarrow \min_{\hat{y}}$

Теперь стало: $L(x, S, a_{\theta}(x)) \rightarrow \min_{\theta}$

Здесь x — входное изображение (пытаемся приблизиться к нему по контенту), S — стилевое изображение (пытаемся приблизиться к нему по стилю), которое мы и фиксируем, a_{θ} — модель с параметрами θ , принимающая на вход входное изображение и выдающее стилизованное.

То есть фактически мы подбираем модель, которая на выходе бы давала картинку, хорошую с точки зрения Perceptual Loss. Вместо прямой оптимизации мы пытаемся обучить какое-то преобразование.

Подобный подход не позволит нам выиграть времени на обучении (все равно придется обучать сетку, а это требует время), но зато затем, с обученной сеткой, создание картинки с нужным стилем будет значительно быстрее.

Однако, если мы поменяем стилевое изображение, то сетку придется обучать новую (что в целом логично).

3 Что в вариационном автокодировщике выдают кодировщик и декодировщик?

Общая идея:

Обычный автокодировщик кодировал нам как-то картинку в вектора. Этот вектор являлся "характеристиками" этого изображения.

Хотим чтобы характеристики были не просто какими-то числовыми значениями, но вероятностными распределениями. Этим мы делаем две вещи: включаем в модель неопределенность (пример: плачущий мальчик и Мона Лиза: насчет первого мы точно знаем, что он не улыбается, его распределение будет сдвинуто, а само распределение прижато к среднему, в тоже самое время насчет Мона Лизы мы до конца не понимаем, улыбается она или нет, и раздвигая границы распределения "улыбки" мы этот момент учитываем).

Задача:

Хотим построить векторное представление картинок \mathbb{R}^d , но каждая отдельная картинка соответствует не отдельному числу, но распределению определенному в этом векторном пространстве. Следствие: картинка будет описываться не отдельным числом, но некоторой средней и дисперсией нормального распределения. Получившееся представление есть набор из d распределений со своими средними и дисперсиями.

Что мы делаем:

Сэмплируем вектор Z из распределения для картинки x , построенного для конкретной картинки. После этого мой декодировщик берет z и превращает его в \tilde{x} . Добиваемся того, чтобы раскодированная картинка была, как можно ближе к x .

3.1 Кодировщик

Кодировщик представляет картинку в виде набора распределений, которые описываются средним и дисперсией (во время обучения используется логарифм дисперсии).

3.2 Декодировщик

Из построенного распределения сэмплируем значения и декодировщик выдает нам картинку, которая похожа на оригинальную.

4 Как устроен функционал ошибки в вариационном автокодировщике? За что отвечает каждое из слагаемых?

$$\sum_{i=1}^l (\mathbb{E}_{q(z|x_i)} \log p(x_i|z) - \text{KL}(q(z|x) || \mathcal{N}(0, 1))) \rightarrow \max$$

$q(z|x)$: q – это кодировщик (полносвязная или сверточная НС), на вход принимает x (картинку), и выдает z , то есть вектор средних и дисперсий. То есть он выдает распределение представлений при условии, что на вход пришла такая-то картинка.

$p(z|x)$: p – это декодировщик. Он принимает на вход скрытый вектор и раскодирует картинку. По сути также представляет собой НС. Декодер выдает нормальное распределение с центром в том, что он раскодировал, плюс ε , то есть некий случайный шум.

$\mathbb{E}_{q(z|x_i)} \log p(x_i|z)$: взяли распределение на скрытых векторах ('облачко'), из него нагенерили кучу точек. Из каждой этой точки развернули новую картинку ($\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3$ и т.д.). Далее оценили, насколько каждая из этих раскодированных картинок похожа на оригинальную. По сути мы тут считаем среднюю ошибку реконструкции. Это слагаемое функционала отвечает за то, что мы хотим, чтобы картинки из распределения были похожи на оригинал (оно называется reconstruction likelihood).

KL – это дивергенция Кульбака-Лейблера, мера сходства двух распределений (если $\text{KL} = 0$, то распределения одинаковые). Тут мы просим, чтобы распределение, которым кодируется картинка, было как можно больше

похоже на стандартное нормальное. Зачем нам это надо? А затем, что кодировщик очень хочет сделать нам вырожденное распределение, и представить его как точку (то есть сделать распределение с очень узким пиком). Это ведет к переобучению – тогда декодер заучит, во что нужно развернуть именно эту точку, и картинки не особо будут отличаться между собой. Тогда KL – это что-то типа регуляризатора в нашем функционале. KL позволяет нам распахалить распределение, на выходе мы получим что-то с центром в 0, но с дисперсией пошире. Если взять только reconstruction likelihood – получим пустоты в скрытом векторном пространстве, все будет описано почти что точками, не понятно будет, во что развернуть какую-то случайно выбранную точку между ними. Если взять только KL – всякие разные картинки перемешаются между собой, так как они все будут описываться стандартным нормальным распределением. Если вместе – разные картинки будут друг от друга отстоять, но их распределения будут более размазаны.

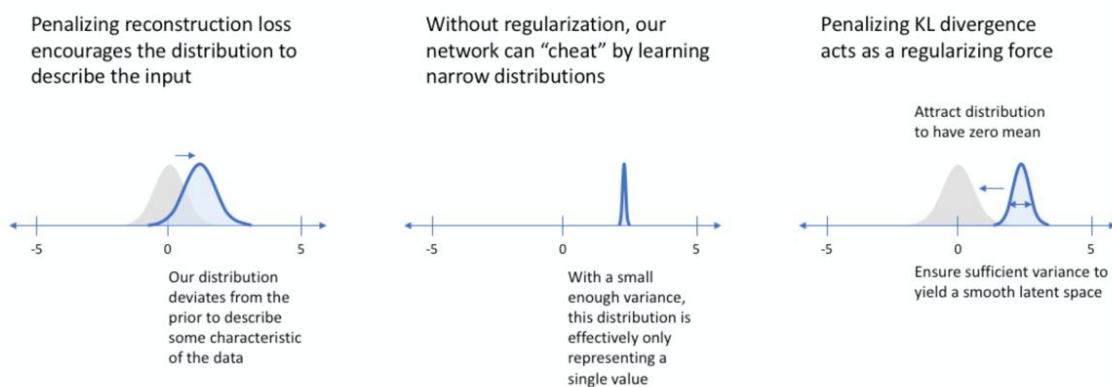


Рис. 3: Иллюстрация, что делает KL

5 В чём состоит идея трюка репараметризации (reparameterization trick)?

Кодировщик выдает нам μ и σ и мы по ним генерируем какой-то вектор z из этого распределения. Проблема: непонятно, как посчитать производную выхода по μ и σ , поскольку там происходит вероятностный процесс. Вместо этого сделаем так:

Кодировщик выдает нам μ и σ (это конкретные детерминированные числа), а еще мы будем генерировать стандартное нормальное число ε . И чтобы получить конкретное представление z мы сделаем $z = \mu + \sigma \odot \varepsilon$ (здесь \odot — поэлементное умножение). То есть фактически мы разделяем случайность (записываем ее в ε), при этом делая ее без параметров (и никакие градиенты туда не нужны), и выдачу параметров кодировщиком (см. рисунок 4 в качестве иллюстрации).

Оптимизация в VAE

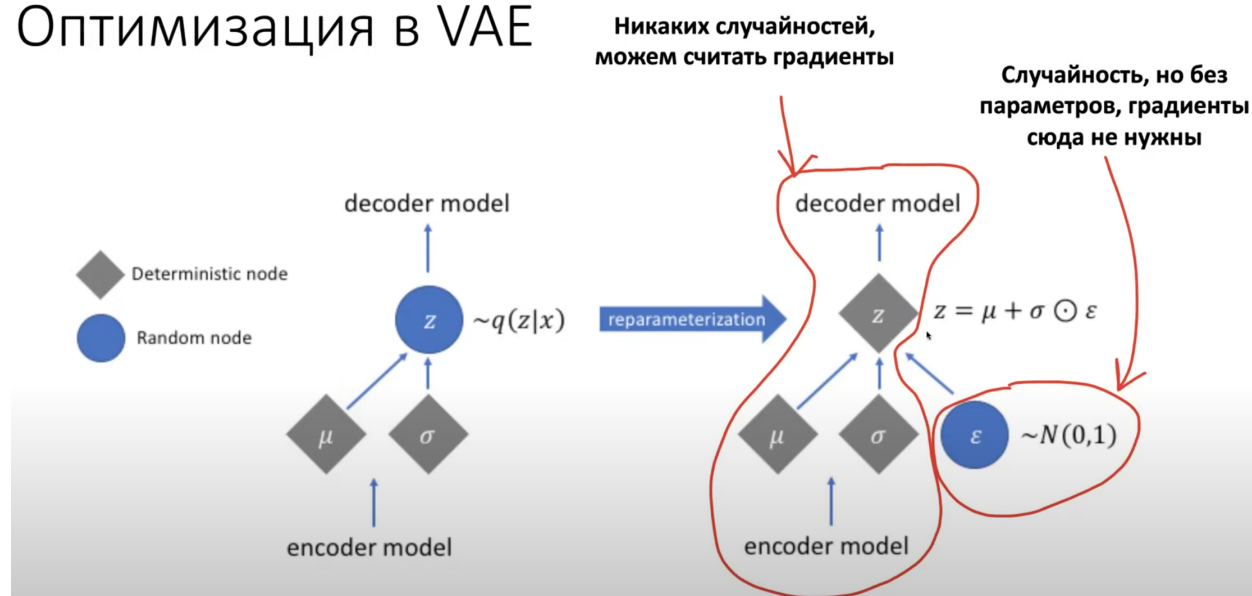


Рис. 4: Трюк репараметризации (слева без него, справа с ним)

6 Запишите функцию потерь GAN. Как в ней обозначается дискриминатор и генератор? Как она используется при обучении (ищем минимум, максимум или как-то еще)?

$$L(D, G) = -\frac{1}{n} \sum_{x_i \in X} \log D(x_i) - \frac{1}{n} \sum_{z_i \in Z} \log(1 - D(G(z_i))) \rightarrow \min_G \max_D L(D, G)$$

Здесь D – дискриминатор, G – генератор. В этой функции потерь мы отдельно считаем ошибку на реальных объектах (x_i) и сгенерированных объектах ($G(z_i)$). Сначала мы хотим минимизировать этот функционал на дискриминаторе, хотим научить его лучше разделять объекты. Потом мы максимизируем функционал на параметрах генератора, то есть мы хотим сдвинуть ближе реальные и сгенерированные объекты.

При обучении:

- Генерируем n объектов из случайного шума
- Выбираем случайно n реальных объектов
- Берем случайный шум, пропускаем через генератор, передаем это в дискриминатор. Получаем вероятность того, что наши сгенерированные объекты принадлежат к реальным объектам (и то же самое делаем для самих реальных объектов).
- Используем функцию потерь, чтобы обновить параметры дискриминатора. И так k раз

- Делаем одну итерацию обучения генератора. Еще раз генерим случайный шум и отдаем его дискриминатору, еще раз считаем функцию потерь (при ГС по параметрам генератора нам нужно только второе слагаемое функции потерь, то есть будем смотреть только на то, как хорошо получилось разделить сгенерированные объекты).

Сначала обучаем дискриминатор, он дает нам некую меру сходства (насколько два класса (реальные и сгенерированные изображения) похожи друг на друга). Потом используем эту меру сходства, чтобы обучить генератор, чтобы он сдвигался ближе к реальным изображениям.

7 Что такое затухание градиентов в GAN? Покажите это математически.

Затухание градиентов — одна из проблем GAN-ов. Предположим, что мы имеем ситуацию, похожую на изображенную на рисунке 5. В таком случае, как видно, дискриминатор может провести линию так, чтобы идеально (или в целом почти идеально, сути дела не меняет) разделить два класса. Это здорово, но не очень.

Если классы идеально разделились дискриминатором, то $D(x_i) = 1$ для любого x_i в X , т.е. для всех объектов первого класса он вернул 1. Для всех же сгенерированных объектов $D(\hat{x}_j) = D(G(z_j)) = 0$ для любого z_j в Z .

Вспомним, как выглядит функция потерь:

$$L(D, G) = -\frac{1}{n} \sum_{x_i \in X} \log D(x_i) - \frac{1}{n} \sum_{z_j \in Z} \log[1 - D(G(z_j))] \quad (5)$$

Подставим получившиеся значения в функцию потерь 5:

$$L(D, G) = -\frac{1}{n} \sum_{x_i \in X} \log 1 - \frac{1}{n} \sum_{z_j \in Z} \log[1 - 0] = 0 = \text{const} \quad (6)$$

Константа в том смысле, что нет зависимости от весов генератора или дискриминатора. Это значит, что градиент функции потерь оказывается равным нулю, т.е. ни дискриминатор, ни генератор более не обучаются, поскольку веса не обновляются. Ну понятно, что картинка эта далека от того, чего мы на самом деле хотим, так что это проблема.

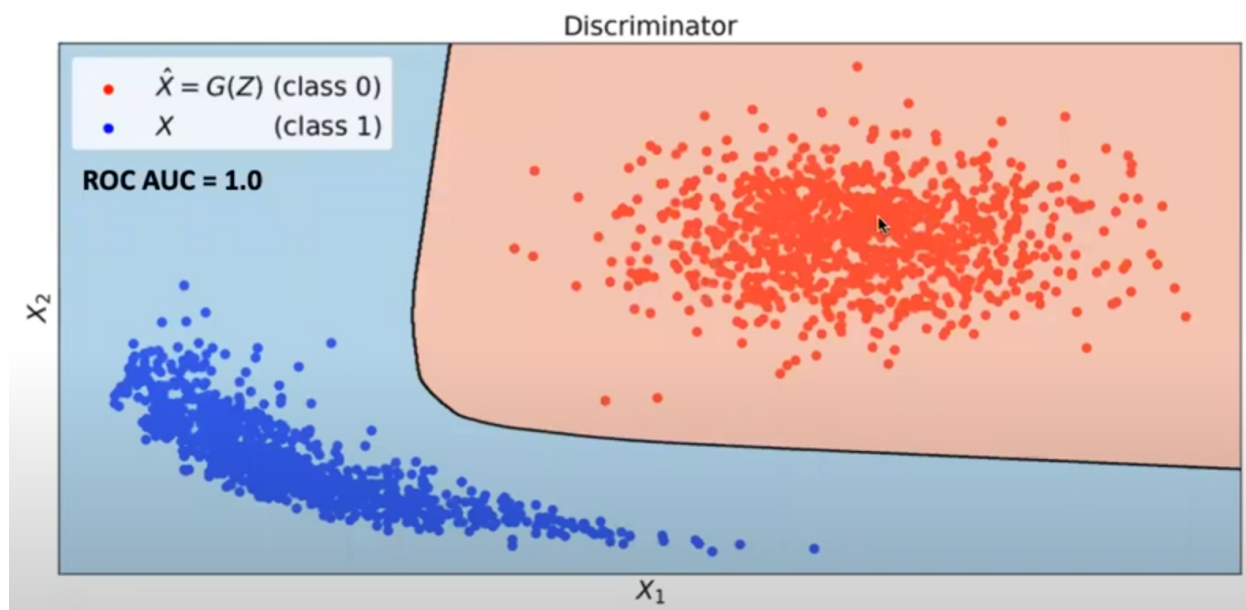


Рис. 5: Ситуация, возникшая на некоторой итерации обучения GAN и ведущая к затуханию градиентов

8 Запишите теорему о замене переменных для функции плотности распределения случайной величины. Что значит каждое обозначение в ней?

Теорема (о замене переменных): Пусть даны $p_z(z)$ и $z = f(x)$, тогда $p_x(x)$ находится следующим образом:

$$p_x(x_i) = p_z(f(x_i)) \left| \det \frac{\partial f(x_i)}{\partial x_i} \right| \quad (7)$$

где указан определитель матрицы первых производных, которая записывается как:

$$\frac{\partial f(x_i)}{\partial x_i} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(x_i)_1}{\partial x_{i1}} & \cdots & \frac{\partial f(x_i)_1}{\partial x_{in}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f(x_i)_m}{\partial x_{i1}} & \cdots & \frac{\partial f(x_i)_m}{\partial x_{in}} \end{pmatrix} \quad (8)$$

Здесь $p_z(z)$ — распределение z , $p_x(x)$ — функция распределения x , $z = f(x)$ — функция, переводящая x в z .

Если говорить на пальцах, то этот модуль определителя в 7 — отношение объема ∂z к новому объему ∂x .

Про матрицу первых производных: т.к. $x, z = f(x)$ — некоторые многомерные векторы, то логично, что у них есть различные компоненты, индексы которых и указываются в матрице первых производных (то есть например левая верхняя компонента это производная первой компоненты $f(x_i)$ по первой компоненте x_i).

9 Запишите функцию преобразования для Real-NVP нормализационного потока. Как посчитать ее Якобиан? Как выглядит обратная функция?

Предпосылка: и x , и z имеют размерность D .

9.1 Функция преобразования

$$z = f(x) = \begin{cases} z_{1:d} = x_{1:d} \\ z_{d+1:D} = x_{d+1:D} \odot \exp[s(x_{1:d})] + t(x_{1:d}) \end{cases} \quad (9)$$

Здесь:

- $z_{1:d}$ — первые d компонент вектора z ;
- $s(x_{1:d})$ и $t(x_{1:d})$ — нейронные сети с d входами и $(D - d)$ выходами;
- \odot — поэлементное умножение.

9.2 Якобиан

Матрица первых производных нижнетреугольная и выглядит как-то так:

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = \begin{pmatrix} \mathbb{I}_d & 0 \\ \frac{\partial z_{1:d}}{\partial x_{1:d}} \text{diag}\{\exp[s(x_{1:d})]\} & \end{pmatrix} \quad (10)$$

Но нас интересует не сама матрица, а ее определитель, а он для нижнетреугольной матрицы записывается просто как:

$$\left| \det \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right| = \exp \left[\sum_{j=d+1}^d s(x_{1:d}) \right] \quad (11)$$

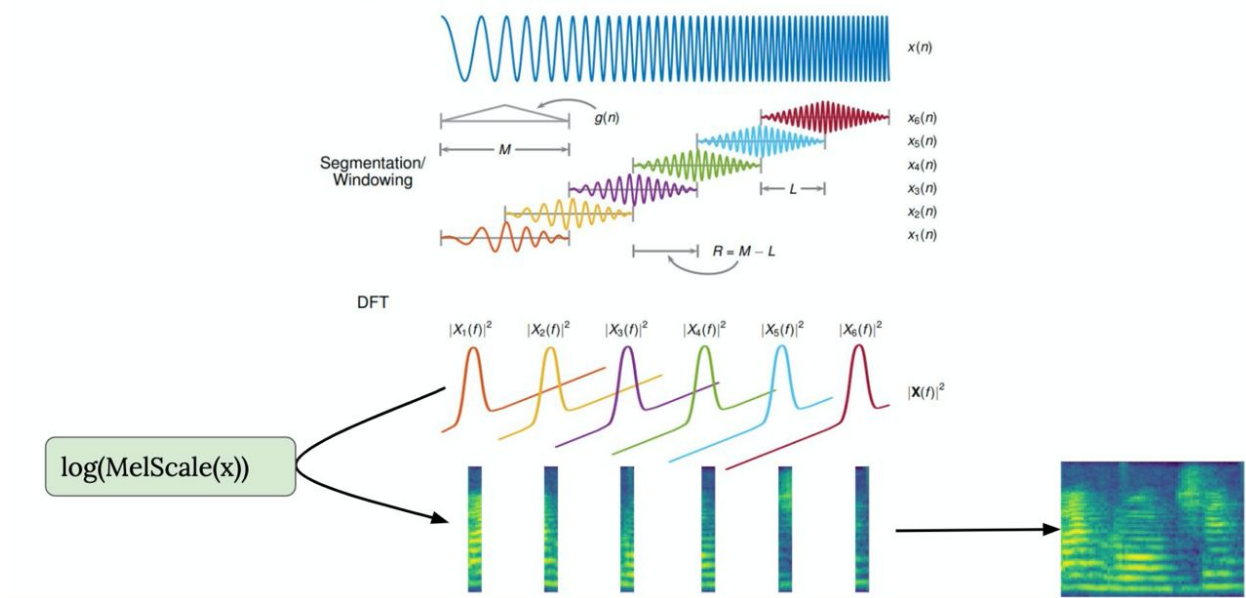
9.3 Обратная функция

Тут тривиально:

$$x = f^{-1}(z) = \begin{cases} x_{1:d} = z_{1:d} \\ x_{d+1:D} = [z_{d+1:D} - t(z_{1:d})] \odot \exp[-s(z_{1:d})] \end{cases} \quad (12)$$

10 Что такое мел-спектрограмма? Как она получается из wav-файла?

What is MelSpectrogram?



Зачем нам вообще спектрограммы? Потому что в одном звуке в сыром сигнале содержится 2000-4000 амплитуд, это дорого хранить. Плюс, мы не инвариантны к шумам и трансформациям.

У нас есть исходный сигнал. Мы по нему бежим каким-то окном с каким-то шагом (при этом идем с пересечением – окна могут накладываться друг на друга). К каждому вырезанному окну мы применяем оконную функцию. Зачем она нужна? На следующем шаге мы будем применять преобразование Фурье, а оно работает с сигналом, который периодичен, то есть он начинается и кончается в нуле (поэтому часто такие функции имеют форму 'колокольчика', в домашке например мы применяли косинуи-

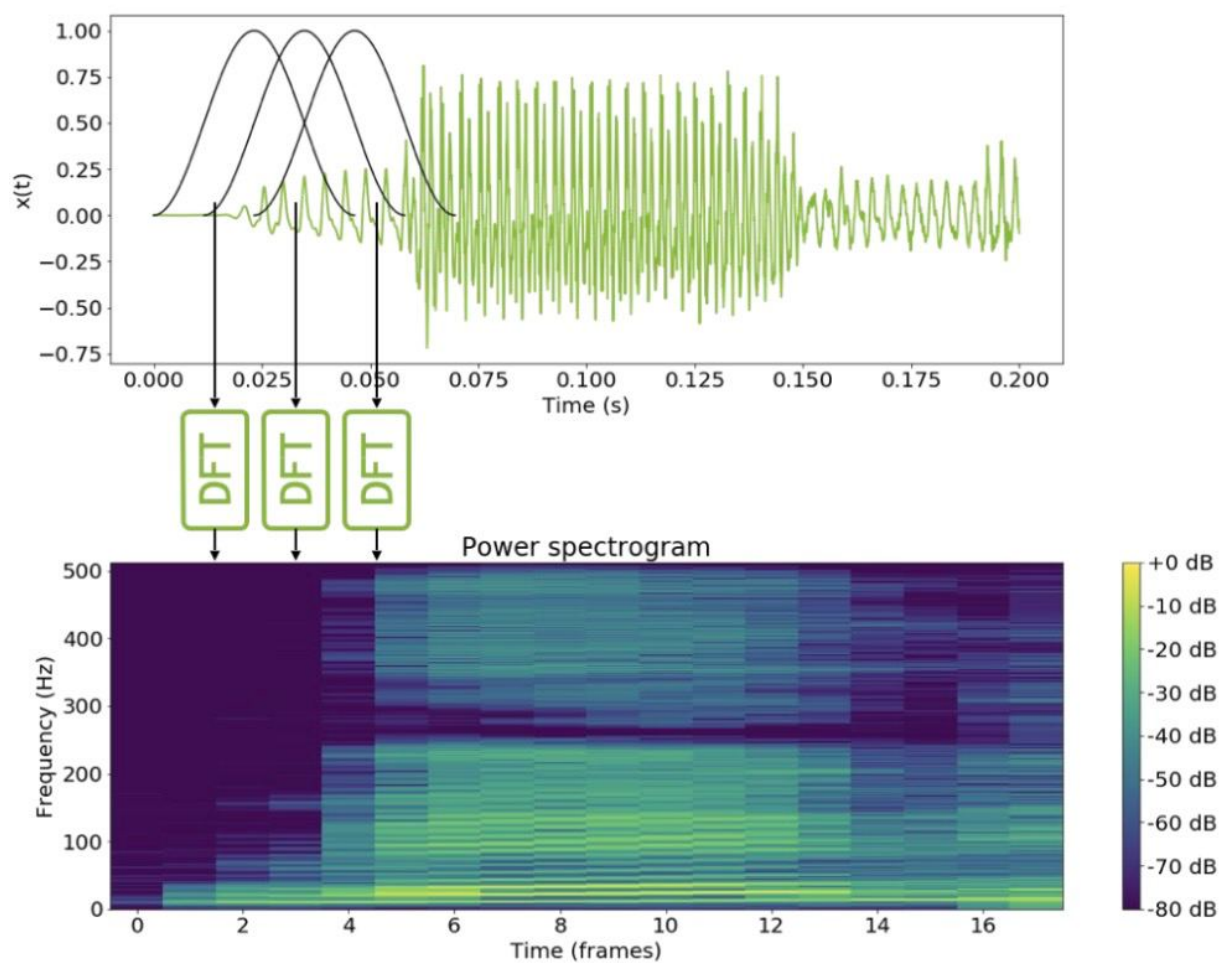
сальный фильтр). По сути мы поэлементно перемножаем значение нашего сигнала на значение оконной функции в данной точке.

Далее к каждому окошку применяем преобразование Фурье. Суть преобразования Фурье – представляем сырой сигнал как совокупность синусов и косинусов (например, в форме $f(t) = 5 + 2\sin(2t + 2) - 3\cos(0.2t - 1)$). У разных косинусов и синусов будут разные 'веса' и константы. В каждый момент времени каждая отдельная (ко-)синусоида вносит разный вклад в формирование сигнала, веса при них меняются в каждый момент времени. Дискретное преобразование Фурье можно представить как умножение матрицы на окно, которое мы получили на прошлом шаге. Элемент этой матрицы $M_{mn} = \exp(-2\pi i \frac{(m-1)(n-1)}{N})$, где N – длина сигнала. На выходе мы получим вектор той же длины, что исходный, но с мнимыми числами (i.e. от размерности (100,) перешли к размерности (100,2), добавилось второе измерение).

Далее считаем квадрат комплексной нормы. То есть поэлементно для каждого комплексного числа считаем корень из (квадрат действительной части + квадрат мнимой части). Снова получаем вектор исходного размера (i.e. (100,)).

Берем первую половину вектора + 1 в силу его симметричности.

На этом этапе мы получили просто спектрограмму.



Один фрейм (столбик) в спектрограмме – один раз мы выполнили всю операцию выше. Чем выше идем по столбику, тем более высокие частоты кодируются. Яркость цвета – насколько в этот момент звучала та или иная частота. Желтый внизу – это были басы, желтый вверху – это был писк.

Как теперь перейти к мелспектрограмме? Для каждого фрейма мы храним все 500 значений частот, хотя часто там наблюдается пустота. Плюс, люди хорошо слышат низкие частоты, а высокие не очень различают. Поэтому мы хотим учесть низкие частоты больше, а высокие – меньше. Для

этого переводим все в мел-шкалу (также реализуемо матричным умножением). $m = 2595 \log_{10}(1 + \frac{f}{700})$, где f – значение частоты, а m – уже значение мелчастоты. Потом еще берем логарифм от мелспектрограммы.

Эта шкала лучше отражает, что человеческое ухо слышит. Проблема одна – это преобразование идет не через квадратную матрицу, поэтому восстановить оригинальный сигнал уже не получится.

11 Какие метрики качества ASR вы знаете? Как они вычисляются?

1. Word Error Rate (WER) – доля ошибочных слов.

$$WER = \frac{S+D+I}{N} = \frac{S+D+I}{S+D+C}, \text{ где}$$

S – кол-во замен, **D** – удалений, **I** – вставок, C – совпадений.

В примере, где текст "Quick brown fox jumped over a lazy dog"

был распознан как "Quick brow an fox jumped over a lazy dog"

$WER = \frac{1+1+1}{8} = \frac{3}{8}$. Процент неправильного распознавания слов речи – это только количественный показатель точности распознавания (количество ошибок распознавания на фразу или слово), но не вероятность распознавания (вероятность неправильного распознавания слова во фразе), потому как он не ограничивается интервалом вероятности $[0; 1]$ и не имеет верхнего предела. Например, представим, что диктор произнес фразу, состоящую из 10 слов, но система ее полностью распознала неправильно и предложила гипотезу из 12 других слов. В этом случае, $WER = 120\%$ ($S = 10, I = 2, H = D = 0$), и это означает, что показатель точности отрицательный (-20%), что не имеет смысла с точки зрения теории вероятностей.

2. CER – то же самое, но посимвольно. Пробелы считаются. Возможна стратификация или придание весов по типу датасета или тематике.
3. В Attend & Spell можно просто посчитать Евклидово расстояние между векторами.
4. В LAS минимизируем кросс-энтропию.

12 Что такое MuLaw-кодирование, для чего оно нужно и как оно вычисляется?

В одном взятом сэмпле обычно находится 16 бит. Это означает, что у нас 2^{16} значений. Нам приходится делать softmax на 2^{16} значений. Очень много получается, хотим сделать поменьше.

Рассматриваемый метод позволяет ужать значения амплитуд, сохранив по максимуму первоначальную информацию.

Интуиция: человеческое ухо слышит в лог шкале: мы хорошо различаем звуки при низких амплитудах и плохо различаем при высоких. Нам надо хранить низкие амплитуды в высоком разрешении, а высокие амплитуды в низком, ибо мы и так их особо не слышим.

Реализация идеи хороша видна на следующем графике 6: здесь показано, как звуки с разными амплитудами преобразуются согласно данному кодированию

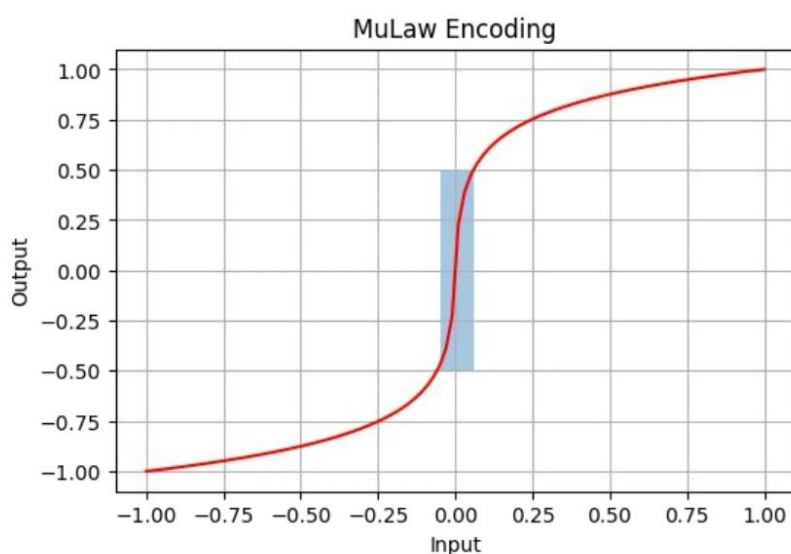


Рис. 6: Визуализация Mu law Encoding

Как можно увидеть, от -0.1 до 0.1 мы очень компактно храним входные частоты, но чем дальше амплитуда, тем больше у нас становится шаг(скорость функции возрастает), и соответственно в тем меньшем разрешении мы храним звуки с указанной амплитудой.

Гиперпараметром считается количество конечных значений, в которые мы хотим перевести все наши амплитуды.

Формула:

$$f(x_t) = \text{sign}(x_t) \frac{\ln(1 + \mu|x_t|)}{\ln(1 + \mu)} \quad (13)$$

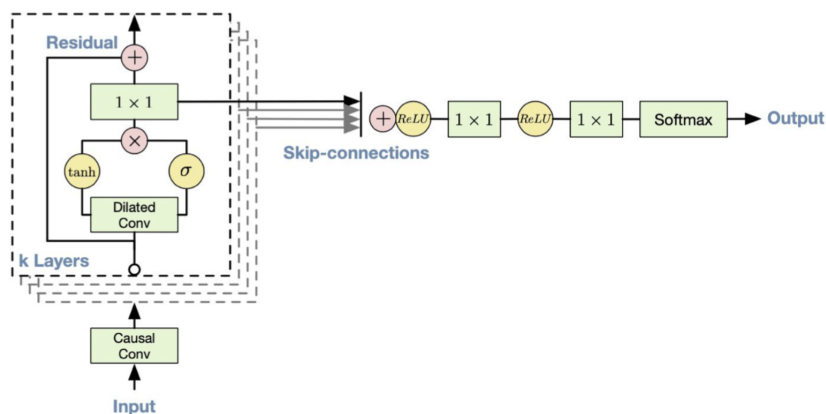
μ - это просто параметр сжатия (обычно он вот такой - 255).

x - нормализованное число, которое подвергается сжатию.

13 Как устроен WaveNet? Почему он медленно работает на этапе применения?

$$p(\mathbf{x}) = \prod_{t=1}^T p(x_t | x_1, \dots, x_{t-1})$$

$$p(x_t | x_1, \dots, x_{t-1}) \sim \text{Cat}(\pi_\theta)$$

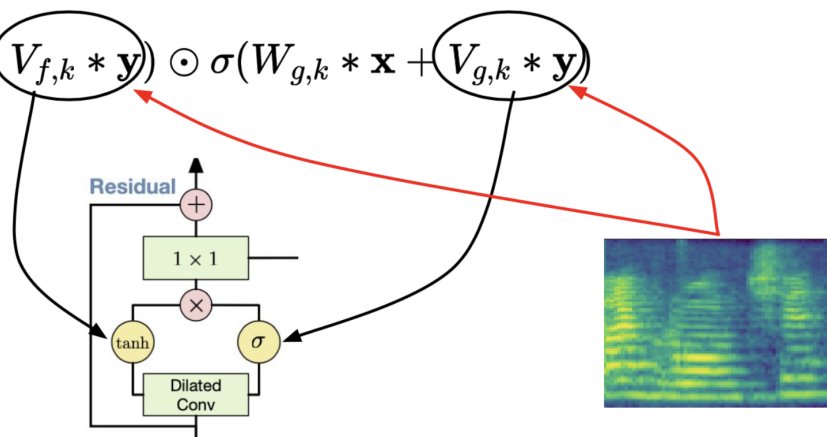


Авторегрессионная модель (моделируем условные вероятности по всем предыдущим сэмплам). Вход – амплитуды, в train, например, 100 ground truth сэмплов. Для них у нас, например, 12 мелов. Прогоняем через каузальную свертку мелы, растягивая их. Берем первые 99 сэмплов и загоняем в нашу модель. Для каждого сэмпла предсказываем следующий со сдвигом 1. По такой же схеме в строительном блоке (ниже) обуславливаем сэмплы на мелы. Когда будем считать ошибку, возьмем последние 99 сэмплов. Амплитуды проходят через k одинаковых строительных блоков.

Структура блока:

- $\mathbf{z} = \tanh(W_{f,k} * \mathbf{x}) \odot \sigma(W_{g,k} * \mathbf{x})$

- $\mathbf{z} = \tanh(W_{f,k} * \mathbf{x} + V_{f,k} * \mathbf{y}) \odot \sigma(W_{g,k} * \mathbf{x} + V_{g,k} * \mathbf{y})$



1. Каждый сигнал x (на схеме перед dilated conv) сворачиваем двумя каузальными свертками W_f и W_g . На каждую кладем сигмоиду и поэлементно перемножаем. Наша сигмоида выучивает, на какие куски аудио смотреть, на какие – нет. 1 открывает gate внимания, 0 – закрывает. 1×1 – свертка с ядром kernel size. Яичко. Это не так важно.

FYI:

Dilated свертки увеличивают рецептивное поле. Dilation растёт экспоненциально – от 1 до 1000 с шагом 2 в какой-то степени. Рецептивное поле раздувается, что позволяет нам моделировать очень длинные зависимости. Нам это важно, потому что в wav много занимает, но хранит мало информации. Одна секунда – 16 000 сэмплов. Секунда – мало, данных – много.

Второй момент – каузальные свёртки. Нужны, чтобы моделировать авторегрессию. На стандартной свертке синий – первый уровень, серый – второй уровень. На вход синие данные сворачиваем сверткой размером 3 со страйдом 1. Три шарика свернули в один. На самом

центральном шарике видно, что он сворачивается, при этом берет вклад и слева, и справа – смотрит и в прошлую, и в будущее. Нам это не подходит, так как мы не хотим смотреть в будущее. Нам нужно как-то свертку обрубать. Вклад каждого шарика серого или оранжевого цвета или из настоящего, или из будущего. Как делать? Можно добавлять в саму свёртку паддинг. Левый – правильный, правый – лишний. Вырезаем его. Можно маскировать свертки. С паддингами проще читать код.

2. Предсказываем, исходя из mel-синтезиса. Сворачиваем mel с двумя свертками (в формуле y – mel, V – свертки). Так мы обуславливаем нашу генерацию. Так считаем каждый слой. x и спектрограмма разного размера по времени, и чтобы они совпадали мы должны растянуть спектрограмму до размера сэмпла. Это делается или transpose сверткой, или линейной интерполяцией.

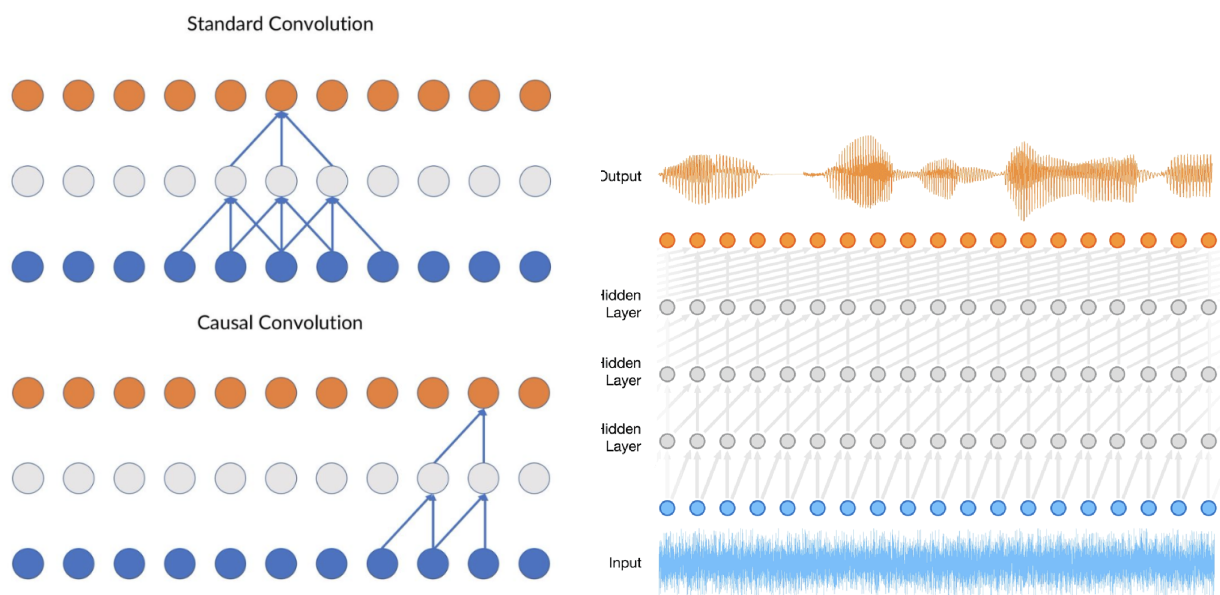
Skip-connections для каждого сэмпла выдает распределение для следующего.

Дальше MuLaw encoding. У каждого представления 16000 сэмплов, и каждый сэмпл – число. Один сэмпл занимает 16 бит, 2^{16} значений. Чтобы софтмакс на таком количестве не ломался, ужимаем амплитуды с сохранением выразительности (см. вопрос 12).

Функция потерь. У нас должно быть какое-то распределение. Чтобы было категориальное, в самом конце на каждый сэмпл навешиваем softmax и предсказываем вероятность той или иной амплитуды. Но в целом нам ничего не мешает использовать нормальное распределение. Или смесь распределений.

Почему медленно: каузальные свертки. Мы делаем что-то для каждого сэмпла отдельно, т. к. следующий зависит от предыдущего. Усовершенство-

ванные сетки работают с несколькими сэмплами одновременно. Например, изначально кормятся белым шумом:



14 Что является обучающей выборкой в задаче рекомендаций? Что такое рейтинг? Приведите примеры, как он может задаваться.

Поступает пара (u, i) – user, item.

По ней считаем какие-то признаки $x_1^{u,i}, \dots, x_\alpha^{u,i}$. Например, сколько лайков и поставил всем видео этого автора; как много видео с такими же тегами просмотрены; отношение всех кликов ко всем просмотрам это видео.

Обучающая выборка – R , набор признаков для всех известных пар (u, i) .

Рейтинг – какая-то оценка результата взаимодействия пользователя и с айтемом i . Это может быть вещественное число, например, рейтинг, поставленный фильму, от 1 до 10. Может быть что-то бинарное – поставил или не поставил лайк. Что-то категориальное – в фейсбуке может быть лайк с разными реакциями. Множество необязательно будет упорядоченным.

15 Какие вы знаете метрики качества рекомендаций? Как можно измерить ошибку, если рейтинги вещественные? Если рейтинги — это классы? Как учесть, что нам важен порядок, в котором задаются объекты? Как устроена метрика nDCG?

Если рейтинги вещественные, то можно свести к задаче регрессии. Тогда метрики будут MSE, MAE, RMSE и так далее. Если же мы сводим к задаче классификации, также можно взять знакомые метрики вроде F-меры, AUC ROC и т.д. Но рекомендательная система же выдает какое-то ограниченное число айтемов (и нам важно, что находится именно в топе наших рекомендаций). Тогда предполагаем, что рек.система выдает ранжированный список айтемов, и будем считать, что мы показываем пользователю top-k рекомендаций. Поэтому на этом числе k мы и будем считать качество.

$\text{hitrate@k} = [R_u(k) \cap L_u \neq \emptyset]$, где $R_u(k)$ — наши top-k рекомендаций, L_u — айтемы, которые пользователю действительно понравились. То есть это индикатор того, что хотя бы 1 из наших рекомендованных айтемов понравился пользователю.

$\text{precision@k} = \frac{|R_u(k) \cap L_u|}{k}$ — сколько айтемов из тех, что мы порекомендовали, пользователю действительно понравилось.

$\text{recall@k} = \frac{|R_u(k) \cap L_u|}{|L_u|}$ — показывает, насколько мы смогли вытянуть

в топ релевантный контент.

Есть метрики более специфичные для рекомендаций – это метрики качества ранжирования. Неплохо было бы учитывать, в каком порядке мы выдаем рекомендации (айтемы, которые по идее должны сильно зайти пользователю, должны идти первыми, например).

Пусть $a_{ui} = a(u, i)$, то есть предсказание нашей системы по этому юзеру и по этому айтему. Далее мы сортируем айтемы по возрастанию a_{ui} для конкретного юзера u (и берем первые k рекомендаций). Тогда для этого списка рекомендаций посчитать меру DCG, которая будет накидывать штраф за позицию айтема в ранжировании.

$$DCG@k = \sum_{p=1}^k g(r_{ui p}) d(p)$$

p – номер позиции в ранжировании, $r_{ui p}$ – оценка, которую пользователь u поставил айтему на позиции p (истинные рейтинги). $g(r_{ui p}) = 2^r - 1$ или $g(r) = r_{ui p}$. $d(p) = \frac{1}{\log(p+1)}$, это как раз штраф за позицию. Например, если у нас взаимодействие может принимать только значения 0 и 1 (например, был клик или нет), то мы просто будем складывать $1/\log(1+p)$, и эта сумма будет больше, если единички у нас оказываются в начале списка рекомендаций.

Можно посчитать еще normalized $DCG@k(u) = \frac{DCG@k(u)}{\max DCG@k(u)}$.

Как еще можно измерить качество рекомендательных систем?

1. Novelty (число айтемов, которые раньше пользователю не рекомендова-

ли)

2. Разнообразие. Можно посчитать расстояние между эмбедингами айтемов, которые мы порекомендовали. Или использовать метаинформацию об айтемах (жанры, исполнители) и посчитать ее дисперсию.

3. Serendipity – умение рекомендовать редкие айтемы, которые пользователю заходят. Например, b – новая книга, B – множество книг, которые пользователь уже оценил, C_{Bw} – число книг автора w в множестве B , C_B – максимальное число книг одного автора в B . Тогда мы можем измерить сходство между b и B .

$$d(b, B) = \frac{1+C_B-C_{Bw}}{1+C_B}$$

То есть рекомендация будет новее, если юзер еще не видел айтемы этого автора/исполнителя/etc.

16 Как устроены user-based рекомендации?

Ссылка на оригинальный конспект: <https://github.com/hse-ds/iad-applied-ds/blob/master/2020/lectures/lecture01-recommender.pdf>

Как понять, что пользователю может понравиться товар? Первый вариант — поискать похожих на него пользователей и посмотреть, что нравится им; также можно поискать товары, похожие на те, которые этот пользователь уже покупал. Методы коллаборативной фильтрации строят рекомендации для пользователя на основе похожестей между пользователями и товарами, которые похожие пользователи выбирают.

Сначала необходимо определить, что пользователи похожи между собой. Для этого считается корреляция Пирсона.

Далее мы можем посчитать сходство товаров исходя из тех рейтингов, что рассматриваемые два пользователя им поставили.

Эти формулы определения похожести между пользователями приведены здесь:

Два пользователя похожи, если они ставят товарам одинаковые оценки. Рассмотрим двух пользователей u и v . Обозначим через I_{uv} множество товаров i , для которых известны оценки обоих пользователей:

$$I_{uv} = \{i \in I \mid \exists r_{ui} \ \& \ \exists r_{vi}\}.$$

Тогда сходство двух данных пользователей можно вычислить через корреляцию Пирсона:

$$w_{uv} = \frac{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{vi} - \bar{r}_v)^2}},$$

где \bar{r}_u и \bar{r}_v — средние рейтинги пользователей по множеству товаров I_{uv} .

Чтобы вычислять сходства между товарами i и j , введём множество пользователей U_{ij} , для которых известны рейтинги этих товаров:

$$U_{ij} = \{u \in U \mid \exists r_{ui} \ \& \ \exists r_{uj}\}.$$

Тогда сходство двух данных товаров можно вычислить через корреляцию Пирсона:

$$w_{ij} = \frac{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{ui} - \bar{r}_i)(r_{uj} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{ui} - \bar{r}_i)^2} \sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{uj} - \bar{r}_j)^2}},$$

где \bar{r}_i и \bar{r}_j — средние рейтинги товаров по множеству пользователей U_{ij} . Отметим, что существуют и другие способы вычисления похожестей — например, можно вычислять скалярные произведения между векторами рейтингов двух товаров.

Рис. 7: Формулы для определения похожести пользователей

После того, как мы определили степень похожести товаров между собой и пользователей между собой, нам нужно понять, какие все-таки товары нам рекомендовать пользователю.

Здесь существует два подхода:

- 1) user-based collaborative filtering
- 2) item-based collaborative filtering

В основе первого подхода лежит процедура, согласно которой мы определяем множество похожих пользователей $U(u_0)$: $U(u_0) = \{v \in U \mid w_{u_0v} > \alpha\}$. Эта штука называется коллаборацией, то есть множество похожих пользователей, которые (примерно) одинаково оценивают продукты.

Дальше рекомендуем пользователи те продукты, которые он сам не оценил, но которые хорошо оценили пользователи из коллаборации.

Для этого мы считаем, как часто товар покупался пользователем из множества $U(u_0)$

Мы научились вычислять сходства товаров и пользователей — разберём теперь несколько способов определения товаров, которые стоит рекомендовать пользователю u_0 . В подходе на основе сходств пользователей (user-based collaborative filtering) определяется множество $U(u_0)$ пользователей, похожих на данного:

$$U(u_0) = \{v \in U \mid w_{u_0v} > \alpha\}.$$

После этого для каждого товара вычисляется, как часто он покупался пользователями из $U(u_0)$:

$$p_i = \frac{|\{u \in U(u_0) \mid \exists r_{ui}\}|}{|U(u_0)|}.$$



3

Пользователю рекомендуются k товаров с наибольшими значениями p_i . Данный подход позволяет строить рекомендации, если для данного пользователя найдутся похожие. Если же пользователь является нетипичным, то подобрать что-либо не получится.

Также существует подход на основе сходств товаров (item-based collaborative filtering). В нём определяется множество товаров, похожих на те, которые интересовали данного пользователя:

$$I(u_0) = \{i \in I \mid \exists r_{u_0i_0}, w_{i_0i} > \alpha\}.$$

Затем для каждого товара из этого множества вычисляется его сходство с пользователем:

$$p_i = \max_{i_0: \exists r_{u_0i_0}} w_{i_0i}.$$

Пользователю рекомендуются k товаров с наибольшими значениями p_i . Даже если пользователь нетипичный, то данный подход может найти товары, похожие на интересные ему — и для этого необязательно иметь пользователя со схожими интересами.

Рис. 8: Формула расчета частоты покупки товаром пользователями из коллаборации

17 Что такое модель со скрытыми переменными (LFM)? Как в ней предсказывается рейтинг? Как устроен функционал, на который она обучается?

Для каждого пользователя мы имеем d -мерный вектор p_u , для каждого айтема – d -мерный вектор q_i . Мы хотим, чтобы $\langle p_u, q_i \rangle \approx r_{ui}$, то есть чтобы скалярное произведение этих векторов аппроксимировало истинный рейтинг.

В вольной интерпретации (с лекции) можно представить, что d – это число жанров вообще среди наших айтемов. В p_u мы имеем набор оценок, насколько юзеру нравится каждый из жанров, а в q_i – распределение жанров в конкретном айтеме. Тогда $\langle p_u, q_i \rangle$ – мера сонаправленности, чем больше метч между юзером и айтемом, тем больше скалярное произведение. По факту конечно внутри векторов не жанры и предпочтения юзеров, а какие латентные неинтерпретируемые факторы, которые рек.система сама выделила.

$$\text{Функционал: } \sum_{(u,i,r_{ui}) \in \mathbb{R}} (r_{ui} - b_u - b_i - \langle p_u, q_i \rangle)^2 \rightarrow \min_{b_u, b_i, q_i, p_u}$$

То есть мы не просто считаем квадратичную ошибку между истинным рейтингом и нашей аппроксимацией скалярным произведением векторов, но и отнимаем из истинного рейтинга среднюю оценку пользователя на всех айтемах (b_u) и среднюю оценку этого айтема (b_i) (т.к., например, какие-то юзеры всем ставят только 4-5 звездочек, и для них 4 это скорее плохо,

а кто-то очень сильно придирается, и для них 4 это круто). По сути в этом функционале мы обучаем оба элемента скалярного произведения – и вектор пользователя, и вектор айтема. Еще к этому функционалу можно накинуть регуляризацию (потребовать, чтобы нормы векторов были не очень большими) $(\lambda \sum ||p_u||^2 + \mu \sum ||q_i||^2)$.

В чем тут есть проблема? Мы тут перемножаем параметры, которые обучаем, это плохо (функция не выпуклая, локальные минимумы появляются и все такое).

По факту у нас есть матрица P , где лежат все вектора для пользователей, и матрица Q , где лежат все вектора для айтемов, и мы пытаемся осуществить приближение $P^T Q \approx R$.

Как обучаем?

- 1) SGD. На каждой итерации берем случайные пары u, i, r_{ui} . Но это довольно плохо работает
- 2) Alternating Least Squares (ALS). Как-то инициализируем матрицы P и Q . Далее фиксируем Q , обучаем на функционал. Тогда вектора q_i оказываются фиксированы, они типа как постоянные признаки, а вектора p_u – это типа как веса при признаках. Получается что-то вроде линейной модели. И так для каждого пользователя мы натрасиваем вектор p . Потом фиксируем матрицу P и подбираем вектора в Q и вот так шаги меняются. Это работает лучше, так как при фиксировании части скалярного изображения получается нормальная линейная выпуклая функция (как в обычных линейных моделях).

Практический нюанс (хз надо или нет но пусть будет). Постоянно обновлять матрицы вычислительно тяжело. А айтеров у нас обычно сильно меньше, чем пользователей. Тогда мы можем хранить только сравнительно небольшую матрицу Q . При появлении нового юзера подбираем для него p_u при фиксированном Q , и делаем рекомендацию через $\langle p_u, q_i \rangle$ (делаем один шаг в ALS). То есть векторы айтеров мы фиксируем, а векторы пользователей постоянно дообучаем на основе последних действий. Раз в сутки/неделю/месяц/хз полностью осуществляем ALS и обновляем матрицу Q тоже.

18 Как устроена модель iALS?

Нужна для учета неявной информации.

Бывают ситуации, когда рейтинги специфичные. Например, для пар u, i мы либо знаем, что взаимодействие было, либо не знаем ничего. Например, мне отгрузили информацию про то, как пользователи ходят по интернету. Я знаю, что он там только был. Не знаю, понравилось ли ему. Или человек как овощ смотрел Netflix – и что с ним делать? Целевая переменная принимает одно значение, и другие модели can't help. Есть iALS – implicit alternating least squares.

Ввожу показатель $S_{u,i} = 1$ (взаимодействие было) или 0 (не было). И показатель $C_{u,i} = \alpha$, если $S_{u,i} = 1$, и 1 в обратном случае. $\alpha \sim 50$

Изначально все i , с которыми пользователь взаимодействовал – положительный пример. Нет – отрицательный. Но это неправильно. Вдруг они понравятся пользователю, когда увидит? Поэтому мы просто учитываем отрицательную информацию с очень маленьким весом. За это отвечает $C_{u,i}$. Так я создаю себе второй класс i , с которыми пользователь не взаимодействовал.

Суммируем $C_{u,i}$ по всем айтемам, аналогично LFM:

$$\sum_{u=1}^n \sum_{i=1}^m C_{u,i} (S_{u,i} - b_i - b_u - \langle p_u, q_i \rangle)^2 \rightarrow \min b_u, b_i, p_u, q_i \quad (14)$$

19 Как обычно устроена рекомендательная система? Опишите шаги отбора кандидатов, ранжирования, переранжирования. Приведите примеры, как каждый из них может быть устроен

В рекомендательной системе может участвовать очень большое количество товаров. При каждом посещении пользователем веб-страницы, где есть блок рекомендаций, необходимо выдать ему k наиболее подходящих товаров, причём достаточно быстро (пользователь не может ждать минуту, пока загрузится страница). В хорошей рекомендательной системе участвуют сотни признаков — их вычисление для каждого товара, а затем ещё и применение ко всем товарам градиентного бустинга или графа вычислений вряд ли получится успеть сделать за 1 секунду. Из-за этого рекомендательные системы работают в несколько этапов: обычно всё начинается с отбора кандидатов, где быстрая модель выбирает небольшое количество (тысячи или десятки тысяч) товаров, а затем только для этих товаров вычисляется полный набор признаков и применяется полноценная модель. В качестве быстрой модели может выступать линейная модель на нескольких самых важных признаках или, например, простая коллаборативная модель.

19.1 Отбор кандидатов

Отбор кандидатов это про то, как выбрать подмножество предметов, которые пользователю интересны.

- те же предметы, производители, что и в истории пользователя

- самое популярное сейчас
- Матричное разложение: пользователь - исполнитель. $r_{user,singer} \approx \langle p_{user}, p_{singer} \rangle$
- на основе сходства: p_{user}, q_{item} - эмбединги (например, из LFM). Ищем K items с максимальным значением скалярного произведения $\langle p_{user}, q_{item} \rangle$. Ищу вещи, которые ближе всего к пользователю.

О ранжировании смотрите здесь <https://developers.google.com/machine-learning/recommendation/dnn/re-ranking>

и здесь <https://github.com/hse-ds/iad-applied-ds/blob/master/2020/lectures/lecture03-recommender.pdf>

После отбора кандидатов следует ранжирование

Переранжирование - помимо максимизации вероятности клика, мы хотим учесть бизнес-требования. Например, мы не хотим показать видео от одного и того же автора. Мы пересортировываем наш изначальное ранжирование. Так мы учитываем дополнительные требования к нашей рекомендации.

20 Перечислите основные способы применения АБ-тестирования

21 Какие могут быть сложности в разбиении пользователей по выборкам в АБ-тестировании?

22 В чем отличия прямого и обратного эксперимента?

Прямой эксперимент - проверяют эффект от внедрения. То есть мы проводим какое-то изменение в организации продукта, системы и т.Д. После указанного измерения мы, убедившись, что наложение тритмента произошло случайно, сравниваем две группы (контрольную и экспериментальную) и делаем вывод о наличии различий по интересующим нас параметрам.

Обратный эксперимент - мы рассматриваем в качестве базовой ту группу, что находится в условиях, которые мы раньше считали новыми. Теперь интервенция заключается в том, чтобы поместить испытуемых в дефолтные условия, то есть те которые выступали контрольными в прямом эксперименте.

Зачем нам может это понадобится:

"You can also do what is called a reverse A/B test where you make the new experience the default, and make a test group the old site. This can sometimes be useful for code development reasons – for example, to implement a new feature may have required significant code rework, so the reverse test is not exactly the old site but close enough to ensure that the new changes are an improvement. It's a form of back testing after a change to make sure your final implementation got the test results you were expecting."

<https://alankent.me/2019/01/19/the-value-of-a-b-testing/>

23 Как формулируются нулевая и альтернативная гипотезы при проверке значимости изменения метрики в эксперименте?

Нулевая гипотеза: при проведении интервенции генеральный параметр экспериментальной группы (как правило, это средняя или распределение) не отличается от генерального параметра (метрики) в контрольной группе. Важно учитывать, что нам может быть недостаточно отсутствия изменения среднего, чтобы сказать, что нет оснований отвергать нулевую. Если нас интересует изменение распределения, нам надо еще посмотреть на дисперсию.

Альтернативная гипотеза: Утверждение, которое противоположно нулевой гипотезе. Никогда прямо не проверяем. Делаем выбор в пользу альтернативы, если отвергаем нулевую гипотезу.

Существуют двухсторонние альтернативы и односторонние. Различаются они тем, предполагает ли мы, как именно отличается интересующий нас параметр для экспериментальной группы по сравнению с параметром для контрольной группы.

Важные понятия:

- Критерий. Правило, в соответствии с которым мы отвергаем нулевую гипотезу.
- p-value (p-значение) - вероятность ошибки при условии, что нулевая гипотеза верна. Допустим $p\text{-value} = 5\%$. Это значит, что мы будем в 5 процентах случаях считать, что метрика изменилась после интервенции, когда как на самом деле она не изменилась.

- Значимое изменение - изменение метрики, при котором принимается альтернативная гипотеза о неравенстве средних
- Доверительный интервал - интервал, в пределах которого с заданной вероятностью лежит какой-то параметр. Эти интервалы могут быть использованы для проверки гипотез, мы строим вероятностные распределения параметра для двух выборок (сформированных, например, на основании наложения или отсутствия ритмена) и затем сравниваем их средние. Если доверительные интервалы не пересекаются, то точно сможем сказать, что распределения и средние не равны. Такой метод слабо чувствителен, иногда, даже когда доверительные интервалы пересекаются, есть основания отвергнуть нулевую гипотезу (смотри t-test и другие метрики)

24 В какие случаях можно применять t-критерий Стьюдента?

1. Выборки действительно независимы (в случае АВ тестов мы проверим среднее значение какой-то метрики в двух выборках)
2. Данные нормально распределены, или их много (по Центральной предельной теореме средние, насемпленные их больших выборок, также окажутся нормально распределены).

25 Опишите алгоритм работы критерия Манна-Уитни

Плюс критерия Манна-Уитни в том, что он непараметрический, то есть нам не нужно ничего предполагать о распределении данных. Еще он менее искажается из-за сильных выбросов, в отличие от критерия Стьюдента.

1. Сначала объединяем значения обеих групп в один массив, сортируем его и присваиваем наблюдениям ранги (важно помнить, что если у вас повторяются значения, то ставится дробный ранг типа 5.5)
2. Смотрим, каким группам принадлежат наблюдения, и считаем сумму рангов для каждой группы
3. Считаем статистику $U_1 = n_1 * n_2 \frac{n_1(n_1+1)}{2} - R_1$ и $U_2 = n_1 * n_2 \frac{n_2(n_2+1)}{2} - R_2$, где n_1 и n_2 – число наблюдений в каждой из групп, а R_1 и R_2 – ранговые суммы.
4. Берем минимальное значение между U_1 и U_2 .
5. Ну и сравниваем это значение с критическим значением U (эти значения табличные). Если же полученное значение U больше табличного, принимается нулевая гипотеза о том, что статистически значимой разницы между выборками нет.

Critical Values for the Mann-Whitney U-Test

Level of significance: 5% ($P = 0.05$)

		Size of the largest sample (n_2)																													
		5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30				
Size of the smallest sample (n_1)	3	0	1	1	2	2	3	3	4	4	5	5	6	6	7	7	8	8	9	9	10	10	11	11	12	13	13				
	4	1	2	3	4	4	5	6	7	8	9	10	11	11	12	13	14	15	16	17	17	18	19	20	21	22	23				
	5	2	3	5	6	7	8	9	11	12	13	14	15	17	18	19	20	22	23	24	25	27	28	29	30	32	33				
	6		5	6	8	10	11	13	14	16	17	19	21	22	24	25	27	29	30	32	33	35	37	38	40	42	43				
	7			8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46	48	50	52	54				
	8				13	15	17	19	22	24	26	29	31	34	36	38	41	43	45	48	50	53	55	57	60	62	65				
	9					17	20	23	26	28	31	34	37	39	42	45	48	50	53	56	59	62	64	67	70	73	76				
	10						23	26	29	33	36	39	42	45	48	52	55	58	61	64	67	71	74	77	80	83	87				
	11							30	33	37	40	44	47	51	55	58	62	65	69	73	76	80	83	87	90	94	98				
	12								37	41	45	49	53	57	61	65	69	73	77	81	85	89	93	97	101	105	109				
	13									45	50	54	59	63	67	72	76	80	85	89	94	98	102	107	111	116	120				
	14										55	59	64	67	74	78	83	88	93	98	102	107	112	118	122	127	131				
	15											64	70	75	80	85	90	96	101	106	111	117	122	125	132	138	143				
	16												75	81	86	92	98	103	109	115	120	126	132	138	143	149	154				
	17													87	93	99	105	111	117	123	129	135	141	147	154	160	166				
	18														99	106	112	119	125	132	138	145	151	158	164	171	177				
	19															113	119	126	133	140	147	154	161	168	175	182	189				
	20																127	134	141	149	156	163	171	178	186	193	200				
	21																	142	150	157	165	173	181	188	196	204	212				
	22																		158	166	174	182	191	199	207	215	223				
	23																			175	183	192	200	209	218	226	235				

26 Что такое P-value?

P-value — некоторая вероятность ошибки при условии, что нулевая гипотеза при этом верна.

P-значение обычно либо задается в начале эксперимента, либо вообще диктуется какими-то нормами компании. Фактически это некоторый показатель того, как часто мы будем ошибаться при интерпретации результатов: если p-значение равно 5%, то это значит, что в 5% серых экспериментов (в которых метрика на самом деле не изменилась) мы будем считать, что на самом деле метрика не изменилась. Во всяких крупных компаниях типа Яндекса и Гугла это значение имеет порядок десятых или сотых процента.

27 Почему не стоит останавливать останавливать АБ-эксперимент (заведенный на 2 недели) через 2-3 дня, даже если метрики улучшились значимо?

Помимо очевидных проблем вроде влияния на это качество сезонности (например, мы посмотрели данные только в будние дни, а в выходные все может сильно испортиться), есть еще одна менее очевидная проблема, связанная с множественной проверкой гипотез.

Если мы часто (например, раз в час) проверяем нашу метрику, то это равносильно тому, что у нас есть условная тысяча метрик и мы проверяем, не ”прокрасилась” ли хотя бы одна из них. Здесь надо вспомнить про p -value. Пусть оно у нас равно, например, 1%. Это значит, что через 14 дней метрика может оказаться и сверху, но с вероятностью 1% значимое изменение при этом не произошло. Если мы меряем часто (например, 100 раз за время эксперимента), то получается, что вероятность ошибки уже не 1%, а $(1 - 0.99^{100})$, потому что все вероятности ошибки друг на друга накладываются и хотя бы один раз из ста мы теперь вполне можем получить значимое изменение ошибочно просто потому что так работает случайность.

Если мы хотим так часто тренькать значимость, то нам надо сильно занижать p -value, но лучше так просто вообще не делать, а спокойно дожидаться конца эксперимента.

28 Приведите пример иерархии метрик для рекомендательного блока товаров

Пример с лекции:

Предположим, что мы хотим повышать выручку магазина. Тогда главной, у нас, что логично, является выручка. Эта метрика шумная, поэтому думаем дальше.

За выручкой может пойти, например средний чек / число купивших пользователей. На средний чек влиять проще, т.к. эта метрика более чувствительная. Но средний чек это покупки со всего магазина (а не только через разрабатываемый нами элемент).

Мы можем считать, что средний чек зависит от выручки проданных через наш элемент товаров. Но это утверждение нетривиальное: например, про связь выручки и среднего чека (по логике) мы можем сказать, что выручка есть средний чек, умноженный на число пользователей, а здесь связь уже не такая прозрачная и ее надо проверять.

Выручка проданных товаров через наш элемент связана с CTR-ом элемента (показателем, насколько часто элемент кликают)

Теперь можно перейти в метрики, которые с как таковым АВ-тестированием не связаны, в оффлайн-метрики ранжирования: наверное, CTR вырастет, если мы будем лучше ранжировать по какой-то логике ранжирования.

Ну а тут уже можно в целом опуститься и до ROC AUC на валидационной выборке.

Итого иерархия:

- Выручка
- Средний чек / Число купивших пользователей

- Выручка проданных товаров через наш элемент
- CTR элемента
- Оффлайн метрики ранжирования
- ROC AUC на валидационной выборке

Влиять мы хотим на первую (выручка), проще всего проверить последнюю. Тут теперь можно подрубать обучение и проверять, что иерархия верная и что рост последней в конечном счете приводит к росту выручки.