### Дополнительная информация

# 1 Ключевые слова, используемые для составления выборки

Антивоенные посты искались последующим фразам: 'российское вторжение', '#нетвойне', '#нет\_войне', '#no\_war', '#stoprussianaggression', 'путин хуйло', 'рашисты', '#closethesky', 'zвастика', 'zомби', 'zомбирование', '#russiansagainstwar', 'путлер'.

Провоенные - по следующим фразам: 'zov', '#cвоихнебросаем', 'специальная военная операция', 'укрофашисты', 'бандеровцы', 'неонацисты', '#zaнaших', 'реабилитация нацизма', 'хохлы'.

После поиска по постам, из выборки были исключены люди, попавшие в обе группы.

Некоторые пользователели в провоенных постах использовали хэштег "#нетвойне"(и другую антивоенную лексику). Поэтому из выборки антивоенных пользователей были исключены пользователи, использующие следующие хэштеги: '#своихнебросаем', '#zaнaших', '#zamup', '#зamup', '#зaнaших', '#мывместе', '#zaпpезидента', '#нетфашизму', '#зaпpезидента', '#зapoccuю', '#ep', '#eдинаяроссия', '#мариупольрусскийгород', '#zapoccuю', '#дапобеде', '#зaпобеду', '#zanoбeду', '#времяпомогать', '#героиz', '#сво', '#днр', '#лнр', '#занамиправда', '#zaнaмиправда', '#зaправду', '#zaпpaвду', '#джекичан', а также слова 'zov', 'укрофашисты', 'бандеровцы', 'неонацисты', 'хохлы'. Хэштег '#джекичан' связан с тем, что многие пользователи шортс из ютуба с цитатой Джеки Чана на тему, не связанную с войной, но в этом шортсе кроме прочих был использован хэштег '#нетвойне'. Из этого репоста нельзя было опредилить позицию пользователя.

### 2 Неверно классифицированные пользователи

#### 2.1 Доля неверно классифицированных пользователей

В ходе прочтения мной 313 постов пользователей, указавших страну «Россия», оказалось, что среди постов, классифицированных как антивоенные (157 постов), 95 постов (60%) действительно содержали антивоенную позицию, 43 (27%) содержали провоенную позицию, и из 19 (12%) постов позицию оказалось определить невозможно.

Среди постов, классифицированных как провоенные (154 поста), 144 поста (93.5%) выражали поддержку войны, 2 (1.3%) — антивоенную позицию, и из 8 (5.2%) позицию определить невозможно.

Будем считать, что если из поста невозможно определить позицию, то пользователь с равной вероятностью поддерживает или не поддерживает войну. Тогда доля противников войны в классе «противники войны» составляет 0.67, и доля сторонников войны в классе

«сторонники войны» — 0.96.

Погрешность состоит из тех пользователей, позицию которых определить невозможно, и статистической погрешности биноминального распределения, равной  $\sqrt{(1-p)p/(n-1)}$ . Погрешности складывались квадратично.

Таким образом, доля антивоенных пользователей в соотвествующем классе составляет

$$f_{nowar} = 0.67 \pm 0.07,\tag{1}$$

и доля провоенных пользоватей в соответствующем классе

$$f_z = 0.96 \pm 0.03. \tag{2}$$

#### 2.2 Учитывание в результатах

Пусть  $\tilde{p}_{nowar}(x)$  и  $\tilde{p}_z(x)$  – распределение антивоенных и провоенных пользователей соответствино, получившееся в нашей выборке, по какому-либо параметру (например  $x=\{$  политические предпочтения = «либеральные» $\}$ ), а  $p_{nowar}(x)$  и  $p_z(x)$  – реальное распределение пользователей.

$$\tilde{p}_{nowar}(x) = f_{nowar} p_{nowar}(x) + (1 - f_{nowar}) p_z(x), \tag{3}$$

$$\tilde{p}_z(x) = f_z p_z(x) + (1 - f_z) p_{nowar}(x).$$
 (4)

Тогда получаем, что реальные распределения выражаются через измеренные как

$$p_{nowar}(x) = \frac{f_z \tilde{p}_{nowar}(x) - (1 - f_{nowar}) \tilde{p}_z(x)}{f_{nowar} + f_z - 1},$$
(5)

$$p_z(x) = \frac{f_{nowar}\tilde{p}_z(x) - (1 - f_z)\tilde{p}_{nowar}(x)}{f_{nowar} + f_z - 1}$$

$$(6)$$

Эти выражения использовались для построения диаграм «Распределение по возрасту» и «Взгляды и ценности». То есть, там построенно восстановленное предполагаемое реальное распределение исходя из пропорции неправильно классифицированных пользователей, а не напрямую измеренное.

Погрешности, обозначенные на диаграммах, складывались квадратично из погрешностей  $f_{nowar}$ ,  $f_z$  и статистических погрешностей  $\tilde{p}_{nowar}$  и  $\tilde{p}_z$ .

#### 2.3 Исходные не скорректированные распределения

Здесь представлены исходные распределения, не скорректированные исходя из доли неверно классифицированных пользователей. В качестве погрешности указана только статистическая погрешность биноминального распределения. На рис. 1 представлено исходное распределение по возрасту, и на рис. 2 – по взглядам и ценностям.

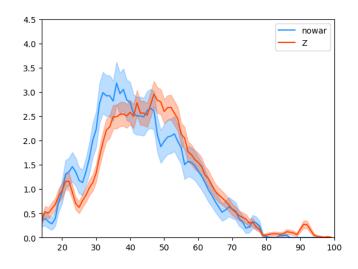


Рис. 1: Нескорректированные данные по возрасту

#### 3 Погрешности распределений по возрасту и взглядам

Распределение по возрастам с учетом погрешностей (скорректированное в соответствии с разд. 2.2) изображено на рис. 3, и распределения по взглядам (также скорректированные) – на рис. 4.

#### 4 Гистограмма подписок

Чтобы корректно посчитать пропорцию антивоенных/провоенных пользователей, подписанных на паблик, необходимо учесть, что в выборке класс "провоенные пользователи" содержит больше элементов. Поэтому пропорции пользователей для каждого класса нормировались на общее количество пользователей данного класса:

$$\tilde{p}_{nowar} = \frac{N_{nowar}^{subscribed}}{N_{nowar}^{total}},\tag{7}$$

$$\tilde{p}_z = \frac{N_z^{subscribed}}{N_z^{total}},\tag{8}$$

$$\tilde{x} = \frac{\tilde{p}_{nowar}}{\tilde{p}_{nowar} + \tilde{p}_z}. (9)$$

По оси У расположена нормализованная популярность паблика в нашей выборке:

$$\tilde{y} = \frac{\tilde{p}_{nowar} + \tilde{p}_z}{2}. (10)$$

Далее стоит вспомнить, что часть подписчиков из антивоенного класса на самом деле поддерживают войну, и наоборот. То есть, полученные распределения  $\tilde{p}_{nowar}$ ,  $\tilde{p}_z$  необходимо скорректировать по формулам выр. 5, выр. 6. Новое положение на оси будет выражаться по формулам

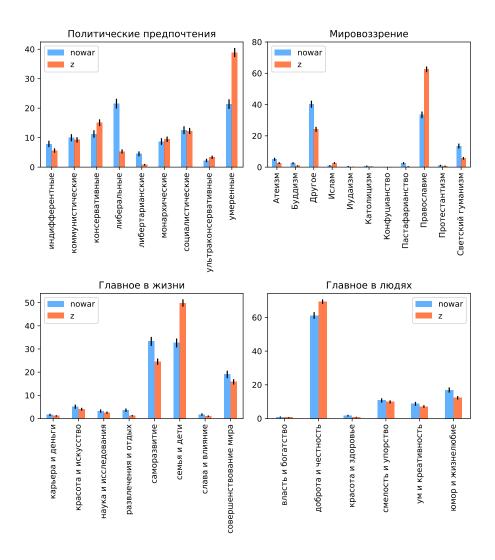


Рис. 2: Нескорректированные данные по ценностям

$$x = \frac{p_{nowar}}{p_{nowar} + p_z},\tag{11}$$

$$y = \frac{p_{nowar} + p_z}{2}. (12)$$

#### 5 Интересы пользователей по подпискам

Для поиска пабликов по интересам (нижняя часть картинки в разделе "Подписки") использовались ключевые слова и искались все паблики, в названии которых есть хотя бы одно ключевое слово в любой форме. Если конкретно, то были использованы следующие слова:

Книги: 'книга', 'чтение', 'литература', 'поэзия', 'поэт', 'писатель'

Наука: 'наука', 'научный', 'технологии'

Музыка: 'музыка', 'музыкальный' Дача: 'дача', 'огород', 'дачный'

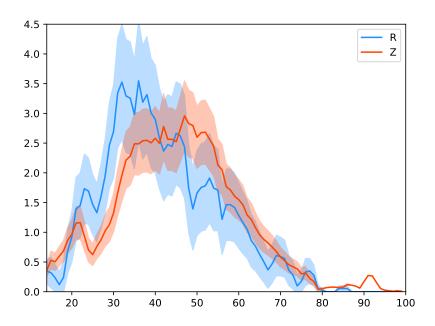


Рис. 3: Распределение по возрасту с погрешностями

Английский: 'английский', 'english'

Фильмы: 'кино', 'фильм'

История: 'история', 'исторический'

Путешествия: 'путешествие', 'туризм', 'турист', 'путешествовать', 'туристический'

Кулинария: 'рецепт', 'кулинария', 'кухня', 'кулинарный', 'вкусно', 'вкусный'

СССР: 'ссср', 'советский'

Психология: 'психология', 'психологический'

Интерьер: 'интерьер', 'декор'

Спорт: 'спорт', 'зож', 'тренировка', 'спортивный', 'тренироваться', 'фитнес'

Семья: 'семья', 'ребенок', 'родитель', 'родительство'

Навальный: 'навальный', 'navalny', 'фбк'

Православие: 'православие', 'христианство', 'православный', 'христианский'

СВО: 'сво', 'z', 'zov'

Кадыров: 'кадыров', 'kadyrov'

Пригожин: 'пригожин', 'вагнер', 'чвк'

Искусство: 'искусство', 'живопись', 'арт', 'творчество', 'творческий'

Для каждого интереса положение на оси X считлось по формуле взвешенного среднего:

$$\bar{x} = \frac{x_i y_i}{\sum y_i},\tag{13}$$

а стандартное отклонение – по формуле стандартной ошибки для взвешенного среднего:

$$SE^{2} = \frac{n}{(n-1)(\Sigma y_{i})^{2}} \left( \Sigma (y_{i}x_{i} - \bar{y}\bar{x})^{2} - 2\bar{x}\Sigma (y_{i} - \bar{y})(y_{i}x_{i} - \bar{y}\bar{x}) + \bar{x}^{2}\Sigma (y_{i} - \bar{y})^{2} \right)$$
(14)

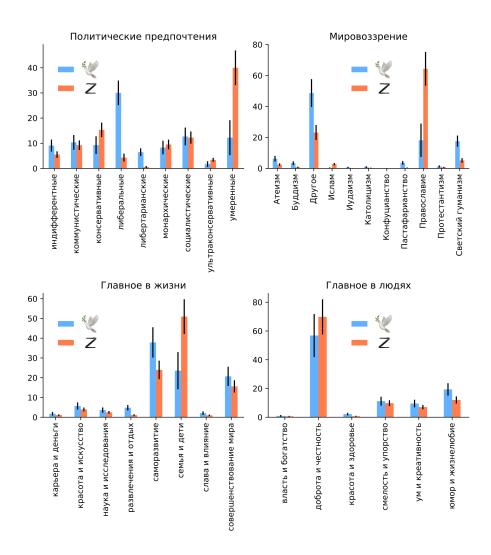


Рис. 4: Взгляды пользователей с погрешностями

### 6 Машинное обучение для определения отношения к войне

Для выплонения задачи классификации была составлена матрица A, строками которой являются пользователи, а столбцами – аккаунты, на которые подписано более 20 человек из выборки. Каждый элемент матрицы  $a_{ij}$  равен 0 или 1, в зависимости от того, подписан ли пользователь i на аккаунт j. Из выборки были исключены пользователи, подписанные на менее двух аккаунтов. После этого из класса было исключено такое количество случайных провоенных пользователей, чтобы количество элементов в каждом классе было одинаковым.

На полученной матрице было выполнено уменьшение размерности (dimensionality reduction) с помощью Singular Value Decomposition (SVD), с итоговой размерностью, равной 100. Это позволило уменьшить размер матрицы с (14574, 16795) до (14574, 100). Каждая строка этой матрицы все еще соответствует одному пользователю, в то время как столбцы теперь представляют некоторую комбинацию из подписок.

Далее, из тренировочного датасета были исключены пользователи, класс которых был проверен прочтением постов вручную, т.к. эти пользователи должны использоваться для

теста, и было произведено обучение с помощью логистической регрессии.

### 7 Различие взглядов в зависимости от гендера

На рис. 5-рис. 8 представлены распределения по взглядам в зависимости от гендера.

## 8 Проверка, что аккаунты принадлежат реальным пользователям

Если бы в одной из категорий пользователей (например, среди тех, кого мы классифицировали как провоенных) было бы значимо больше ботов или фейков, активность этих страниц должна была бы отличаться от активности другой категории. Мы сравнили основные показатели активности пользователей (количество альбомов, аудио, подписчиков, страниц, фотографий, подписок, видео, подписчиков на клипы) – их распределения показаны на рис. 9. Можно заметить, что среди антивоенных и провоенных пользователей эти показатели активности практически не отличаются. Это значит, что если среди провоенных пользователей и есть фейки или боты, то их там мало.

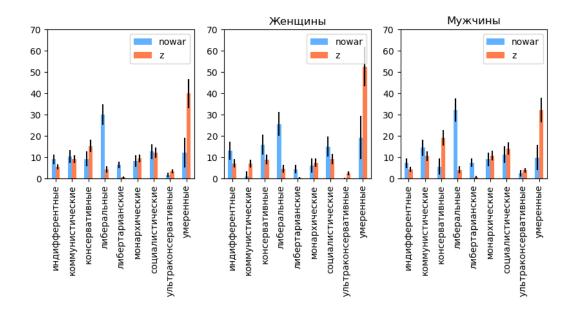


Рис. 5: Политические предпочтения

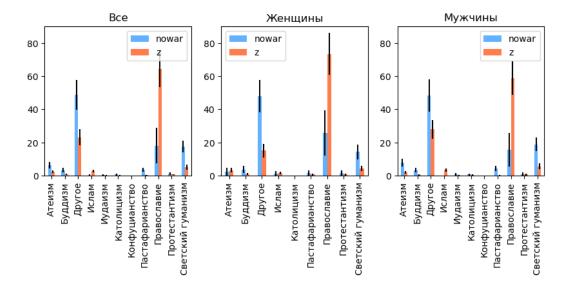


Рис. 6: Мировоззрение

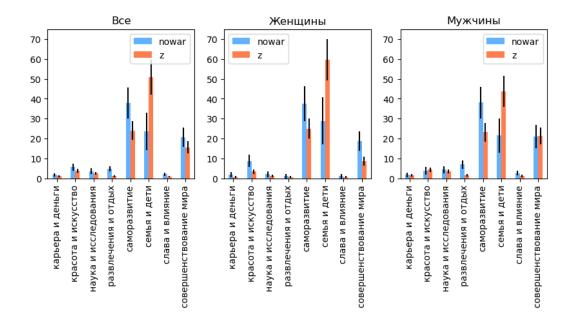


Рис. 7: Главное в жизни

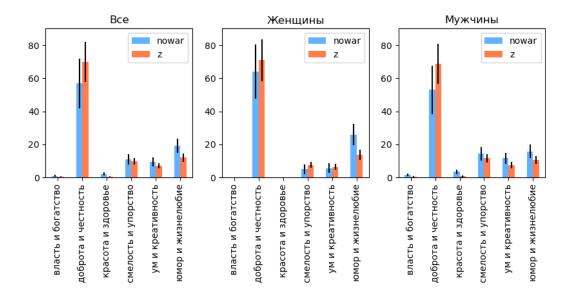


Рис. 8: Главное в людях

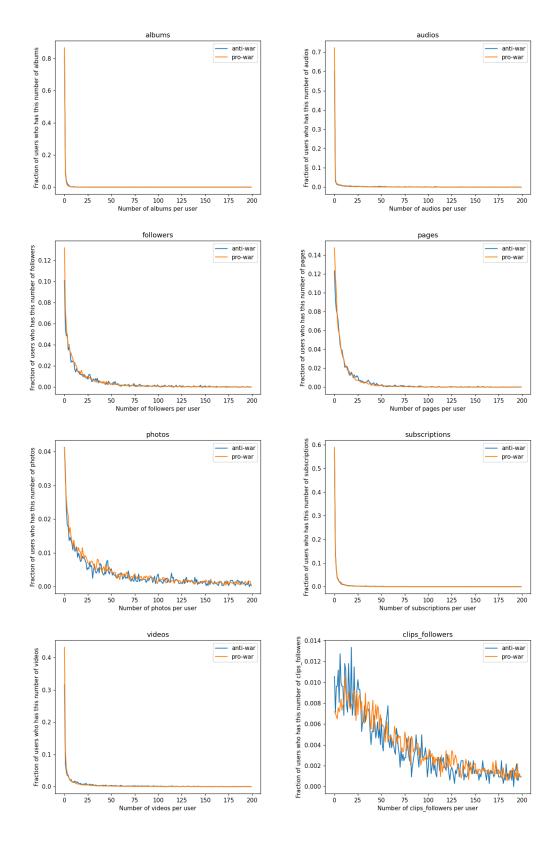


Рис. 9: Распределения различных показателей активности пользователей из антивоенной и провоенной выборки