

Оглавление

ВВЕДЕНИЕ	3
1 Технологический раздел	4
1.1 Выбор инструментов разработки	4
1.2 Интерфейс средства распознавания суицидальных паттернов поведения человека по текстовым сообщениям	5
1.3 Описание обрабатываемых данных	7
2 Исследовательский раздел	12
2.1 Условия исследований	12
2.2 Исследование применимости моделей машинного обучения в методе распознавания суицидальных паттернов поведения человека по текстовым сообщениям	12
2.2.1 Градиентный бустинг	12
2.2.2 Метод случайного леса	17
2.2.3 Метод опорных векторов	22
2.2.4 Метод К-ближайших соседей	27
2.2.5 Логистическая регрессия	33
2.2.6 Перцептрон	39
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	47
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	49

ВВЕДЕНИЕ

По данным всемирной организации здравоохранения более 700 тысяч людей погибло от суицида в 2019 году. Суицид – это четвертая по частоте причина смерти молодых людей в возрасте от 15 до 29. [1]

Одним из ключевых эффективных мероприятий, основанных на этих данных, является раннее обнаружение и поддержка людей, подверженных суицидальным наклонностям.

Цель работы – реализовать метод распознавания суицидальных паттернов поведения человека по текстовым сообщениям.

Для достижения поставленной цели потребуется:

- определить средства программной реализации метода распознавания суицидального поведения человека;
- реализовать разработанный метод;
- провести сравнительное исследование задействованных в методе алгоритмов машинного обучения.

1. Технологический раздел

В данном разделе определяются инструменты разработки средства распознавания суицидальных паттернов поведения человека по текстовым сообщениям. Представлен интерфейс разработанного средства.

Приводится описание обрабатываемых данных, а также анализ тональности сообщений и облаков слов каждого класса.

1.1 Выбор инструментов разработки

Для организации хранения данных и моделей задействована реляционная СУБД PostgreSQL [2]. Данный выбор обусловлен наличием реляционных отношений в описанной системе, а также количеством полей у каждой сущности меньше 10, таким образом, данная СУБД может удовлетворить все потребности при реализации.

В качестве средства разработки метода распознавания суицидальных паттернов поведения человека по текстовым сообщениям использовался ЯП Python. Данный выбор обусловлен следующими факторами:

- большое количество реализаций средств анализа и предобработки текста;
- широкий выбор библиотек для разработки в области машинного обучения;
- просто синтаксиса языка и высокая скорость разработки.

В качестве среды разработки был задействован Visual Studio Code. Данный выбор обусловлен тем, что это ПО распространяется по свободной лицензии, поставляется для конечного пользователя с открытым исходным кодом, а также имеет большое число расширений, ускоряющих процесс разработки.

Список задействованных в разработанном методе библиотек:

- pandas [3] – библиотека для обработки и анализа данных;
- numpy [4] – библиотека, добавляющая поддержку больших многомерных массивов и матриц, вместе с большой библиотекой высокоуровневых математических функций для операций с этими массивами;
- matplotlib [5] – библиотека для визуализации данных;
- scikit-learn [6] – библиотека множества операций и алгоритмов, используемых в сфере науки о данных и машинном обучении;

- nltk [7] – библиотека, предоставляющая обширный набор инструментов для работы с естественными языками;
- pymorphy2 [8] – библиотека, предоставляющая морфологический анализатор, а также утилиты для взаимодействия с ним.

1.2 Интерфейс средства распознавания суицидальных паттернов поведения человека по текстовым сообщениям

На рисунках 1.1 и 1.2 представлен интерфейс реализованного средства распознавания суицидальных паттернов поведения человека по текстовым сообщениям. Средство позволяет выбрать пользователю как модель, так и метод векторизации сообщения, поступающего в систему.

```
) sh run.sh
Запуск средства распознавания суицидальных паттернов...

Выберите модель, которой хотите воспользоваться.
  1. Градиентный бустинг
  2. Случайный лес
  3. Метод опорных векторов
  4. К-ближайших соседей
  5. Логистическая регрессия
  6. Перцептрон

  7. Выход

Ваш выбор: 2

Какую векторизацию использовать?
  1. Bag of words (Default)
  2. BERT

Ваш выбор: 2

Введите сообщение, которое требуется проанализировать: Увидеть Париж и умереть
Анализ выполняется...
Сообщение не относится к суицидальным

Выберите модель, которой хотите воспользоваться.
  1. Градиентный бустинг
  2. Случайный лес
  3. Метод опорных векторов
  4. К-ближайших соседей
  5. Логистическая регрессия
  6. Перцептрон

  7. Выход

Ваш выбор: 7

Всего доброго!
```

Рисунок 1.1 – Полная пользовательская история использования средства.

```
Выберите модель, которой хотите воспользоваться.
1. Градиентный бустинг
2. Случайный лес
3. Метод опорных векторов
4. К-ближайших соседей
5. Логистическая регрессия
6. Перцептрон

7. Выход

Ваш выбор: 5

Какую векторизацию использовать?
1. Bag of words (Default)
2. BERT

Ваш выбор: 1

Введите сообщение, которое требуется проанализировать: Я хочу умереть, мне все жутко надоело
Анализ выполняется...
Сообщение суицидальное
```

Рисунок 1.2 – Результат анализа суицидального сообщения.

1.3 Описание обрабатываемых данных

В результате работы средства сбора данных было размечено 1000 суицидальных сообщений. К собранным сообщениям было добавлено еще 1000 несуйцидальных сообщений из датасета обнаружения пресуйцидальных сигналов [9].

На рисунках 1.3 и 1.4 представлены круговые диаграммы тональности сообщений, полученные с использованием библиотеки Dostoevsky [10].

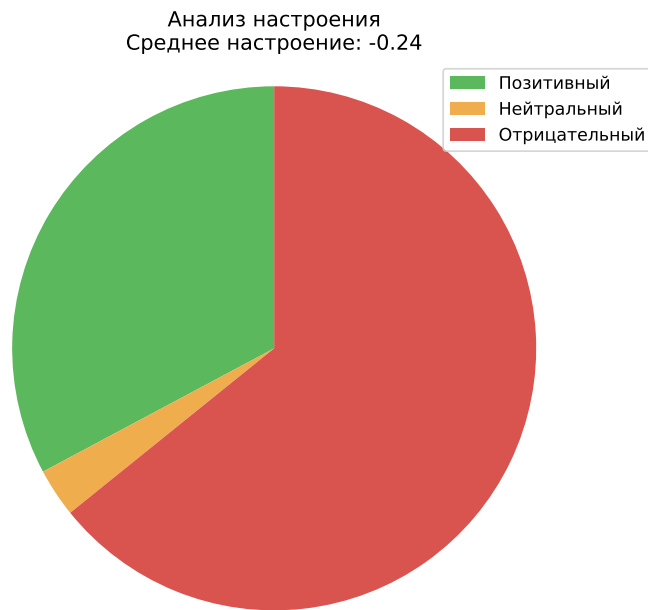


Рисунок 1.3 – Круговая диаграмма тональности суицидальных сообщений.

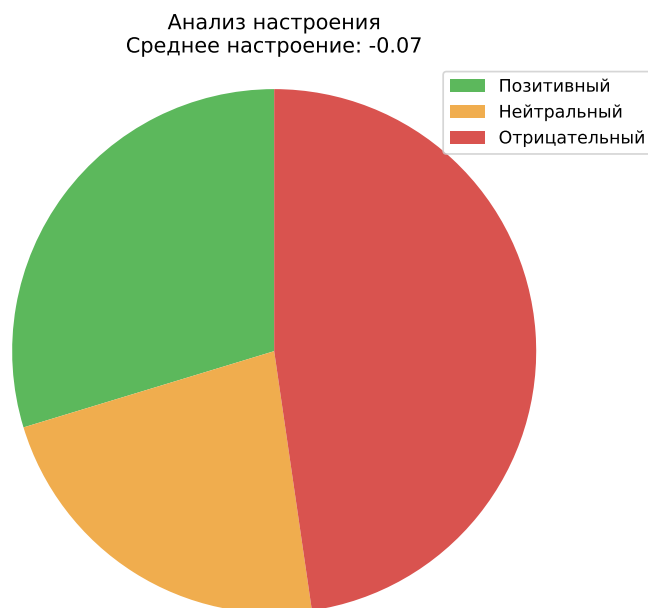


Рисунок 1.4 – Круговая диаграмма тональности несуйцидальных сообщений.

Представленные диаграммы показывают, что практически треть суицидальных сообщений автоматизированное средство оценки тональности распознает как сообщения с отрицательной окраской. Однако наличие среди

На рисунке 1.5 представлена визуализация собранных данных класса суицидальных сообщений. Чаще всего в суицидальных сообщениях фигурируют слова “жизнь” (585 раз), “хотеть” (556 раз), “человек” (491 раз) и “мочь” (452 раза). Также стоит обратить внимание на присутствие слов “суицид”, “страдать”, “депрессия”, “смерть”, “умирать” и “ад”.



На рисунке 1.6 представлена визуализация данных класса несуицидальных сообщений. Чаще всего в несуицидальных сообщениях встречаются слова “хотеть” (159 раз) и “человек” (67 раз). Кроме того сообщения данной тематики чаще включают в себя различные вариации нецензурной брани.

частотой некоторых слов. Отмечено, что слово “хотеть” встречается в суицидальных сообщениях в ≈ 7.83 раза чаще, чем в несуйцидальных, а слово “человек” – в ≈ 7.33 раза чаще. Таким образом, суицидальные сообщения являются менее “разнообразными” и фиксирующимися на определенном словарном множестве.

2. Исследовательский раздел

2.1 Условия исследований

Исследование проводилось на персональном компьютере со следующими характеристиками:

- процессор Apple M1 Pro,
- операционная система macOS Ventura 13.5.2 (22G91),
- 32 Гб оперативной памяти.

Для определения гиперпараметров каждой модели применялся метод поиска по сетке с опорой на значение F1-меры. Разбиение данных на выборки производилось на 4 части, 1 из которых используется в качестве тестовой, результаты приводятся для каждого разбиения.

2.2 Исследование применимости моделей машинного обучения в методе распознавания суицидальных паттернов поведения человека по текстовым сообщениям

2.2.1 Градиентный бустинг

Параметры модели при применении метода векторизации “мешок слов”:

- коэффициент обучения – влияет на скорость обучения – 0.5;
- количество классификаторов в ансамбле – определяет количество деревьев, используемых в алгоритме – 215;
- минимальное количество образцов для разбиения узла дерева решений – 5.

На рисунке 2.1 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием градиентного бустинга, метод векторизации – “мешок слов”.

На рисунке 2.2 представлены оценки классификатора, полученные с использованием градиентного бустинга, метод векторизации – “мешок слов”.

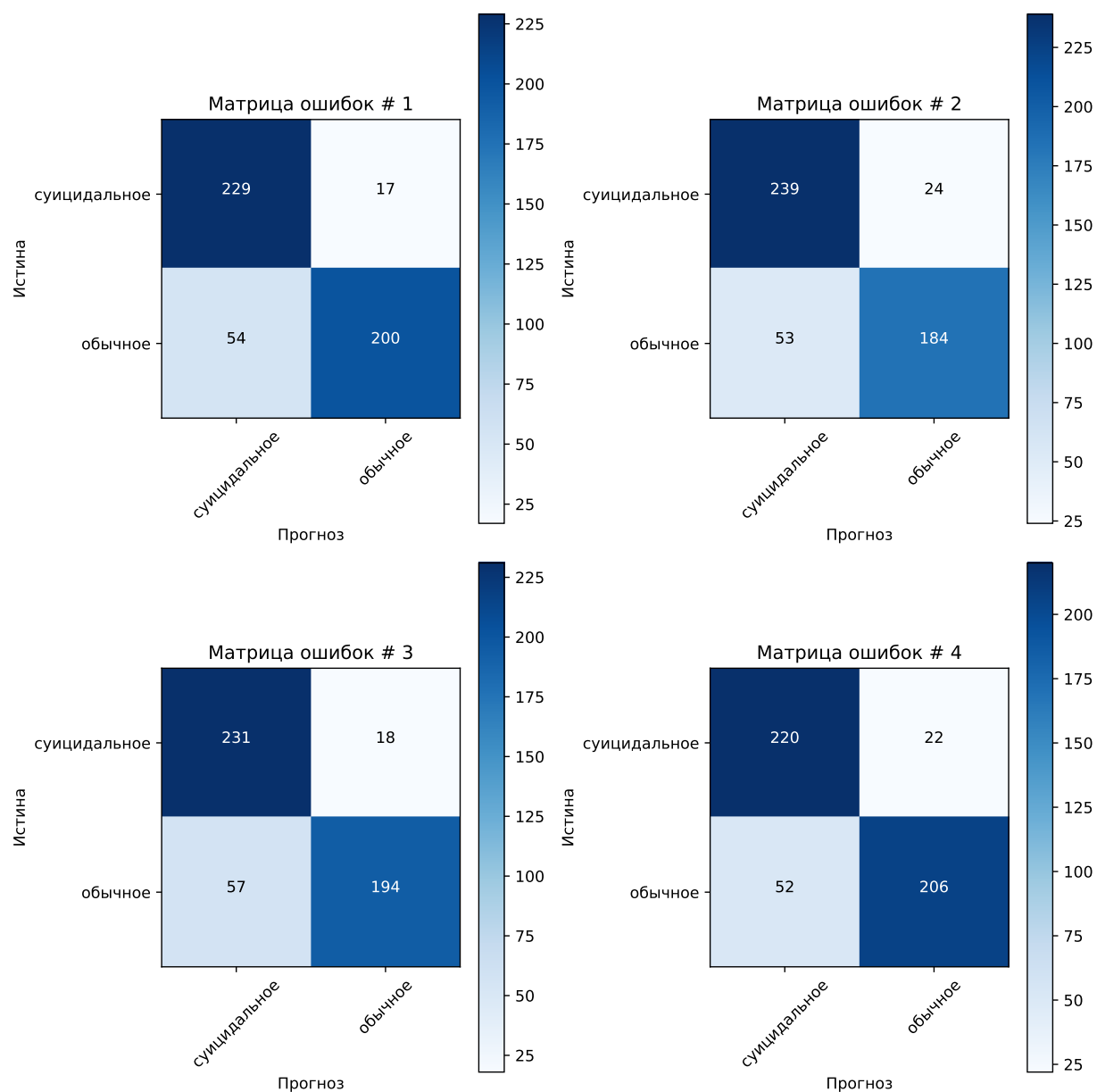


Рисунок 2.1 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием градиентного бустинга (метод векторизации – “мешок слов”).

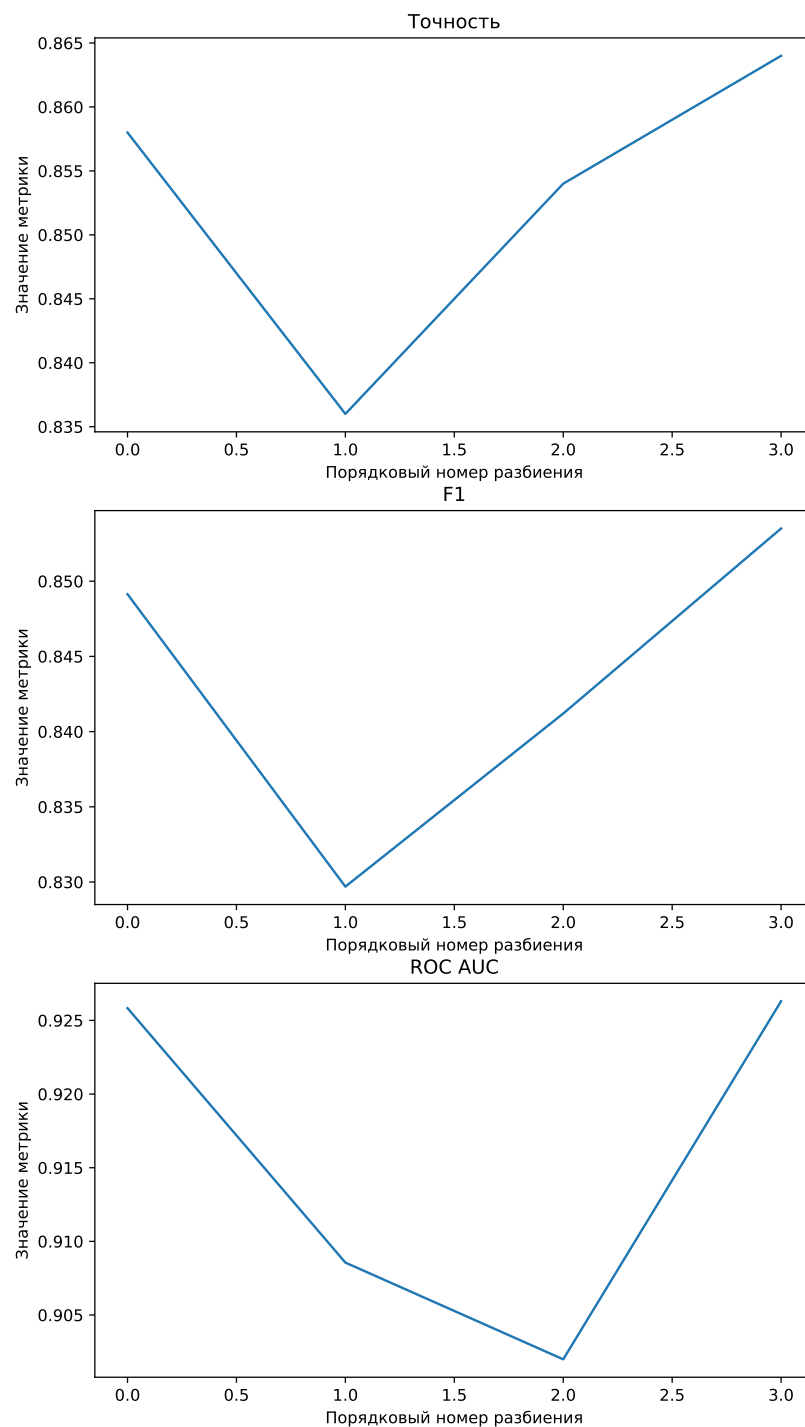


Рисунок 2.2 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием градиентного бустинга (метод векторизации – “мешок слов”).

Параметры модели при применении векторизации BERT:

- коэффициент обучения – 0.3;
- количество классификаторов в ансамбле – 245;
- минимальное количество образцов для разбиения узла дерева решений – 16.

На рисунке 2.3 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием градиентного бустинга, метод векторизации – BERT.

На рисунке 2.4 представлены оценки классификатора, полученные с использованием градиентного бустинга, метод векторизации – BERT.

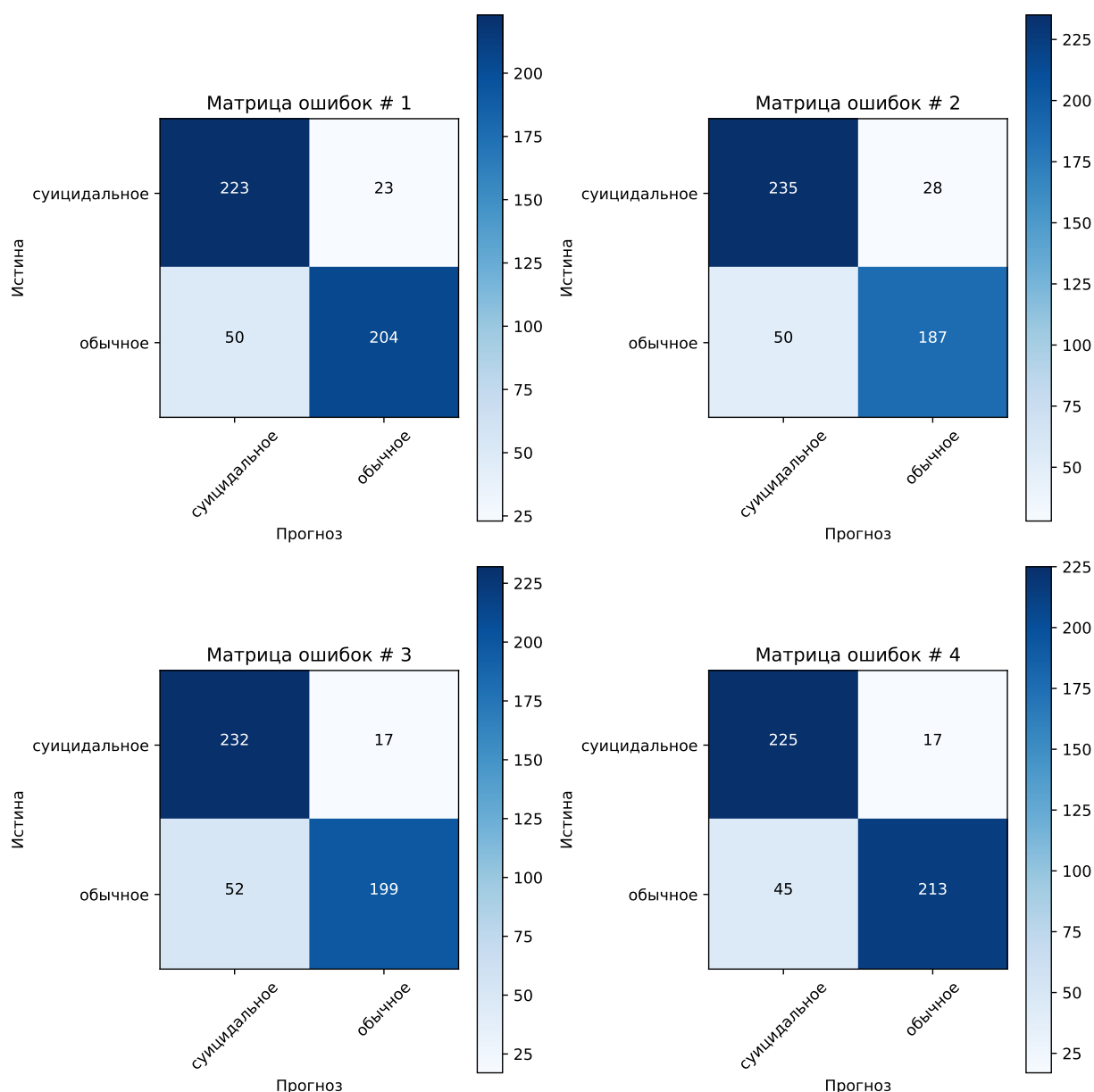


Рисунок 2.3 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием градиентного бустинга (метод векторизации – BERT).

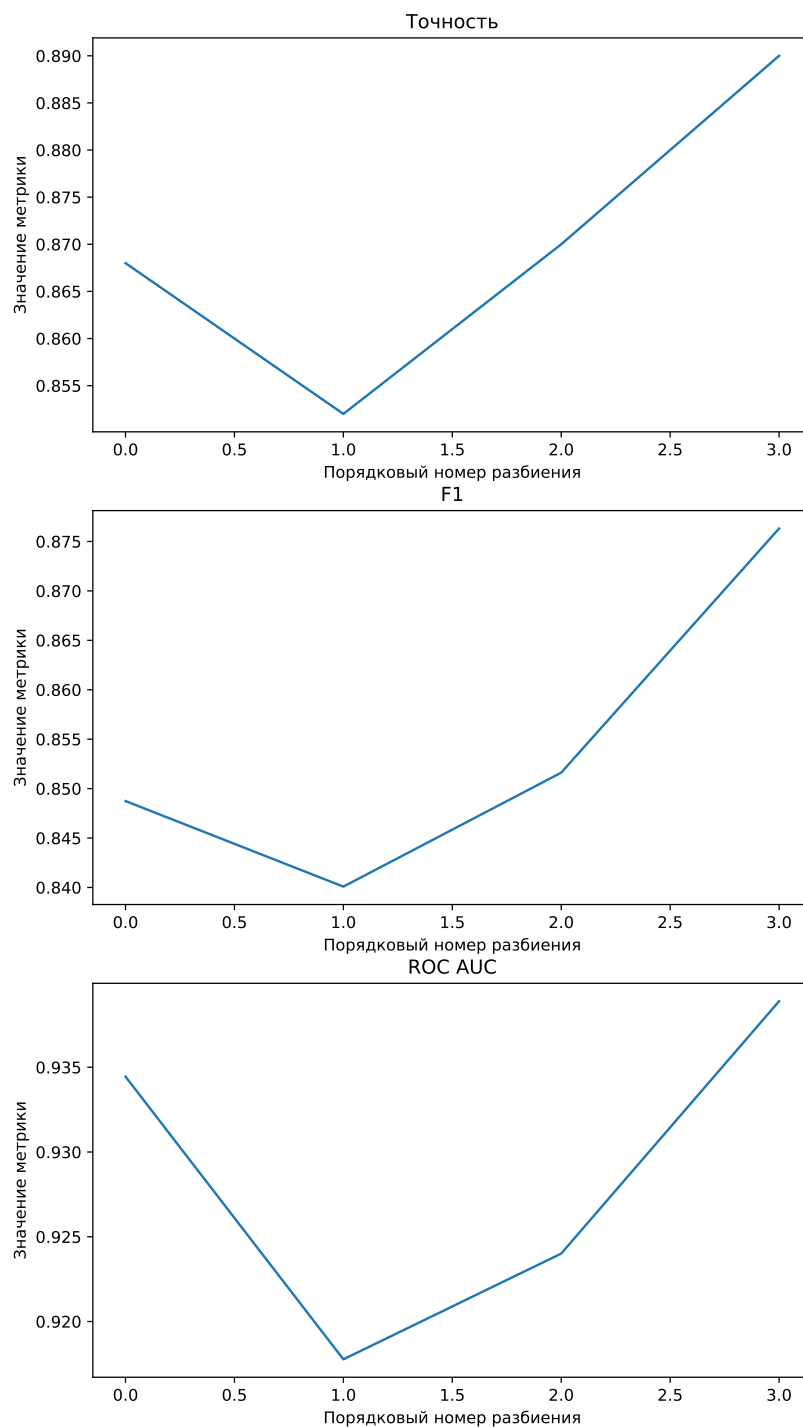


Рисунок 2.4 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием градиентного бустинга (метод векторизации – BERT).

2.2.2 Метод случайного леса

Параметры модели при применении метода векторизации “мешок слов”:

- максимальная глубина – определяет максимальную глубину дерева решений – 300;
- максимальное количество признаков – определяет максимальное количество признаков, используемых для разбиения узла дерева решений, может принимать значение функции – \log_2 ;
- количество классификаторов в ансамбле – определяет количество деревьев, используемых в алгоритме, – 850.

На рисунке 2.5 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием метода случайного леса, метод векторизации – “мешок слов”.

На рисунке 2.6 представлены оценки классификатора, полученные с использованием метода случайного леса, метод векторизации – “мешок слов”.

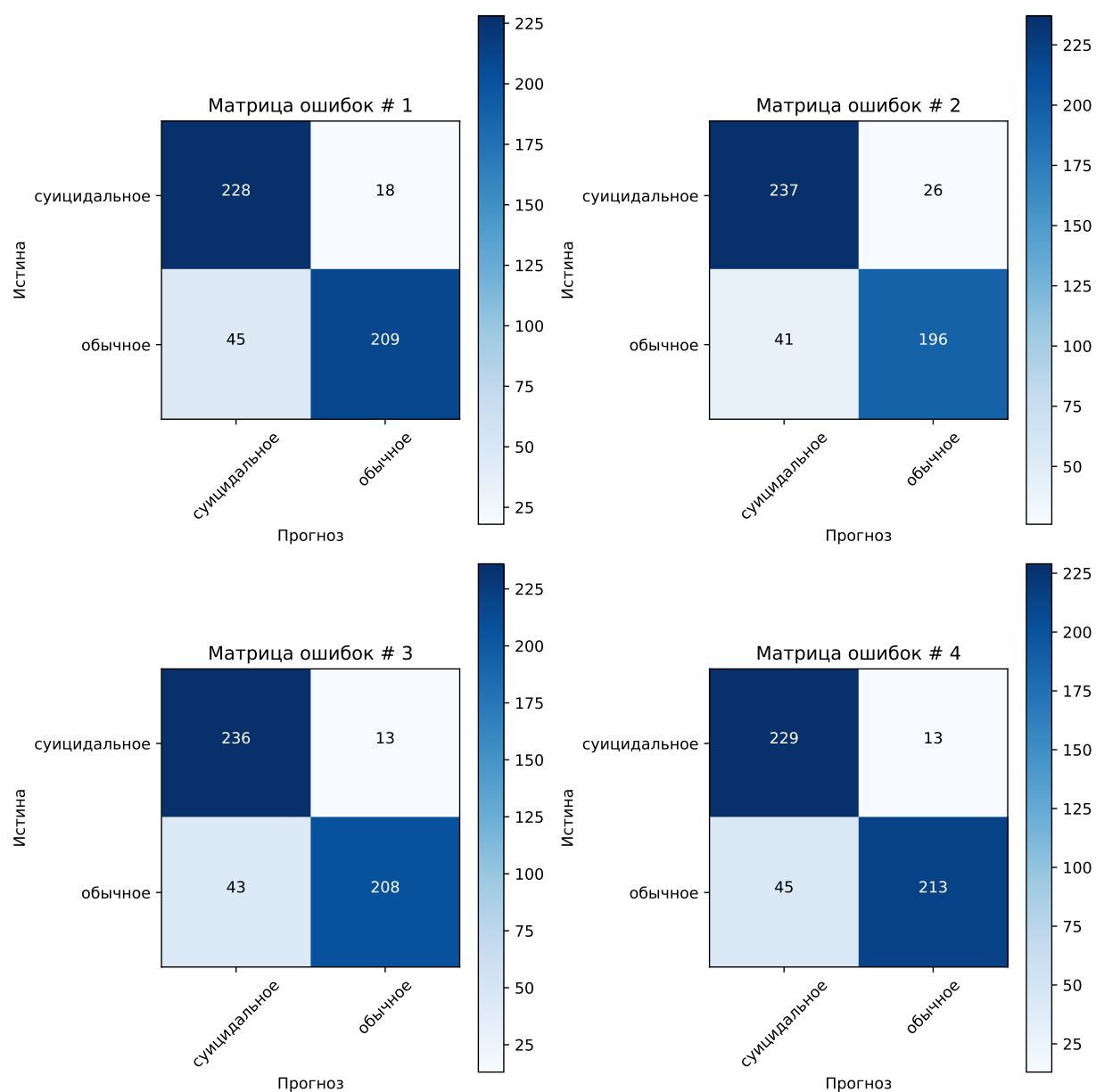


Рисунок 2.5 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода случайного леса (метод векторизации – “мешок слов”).

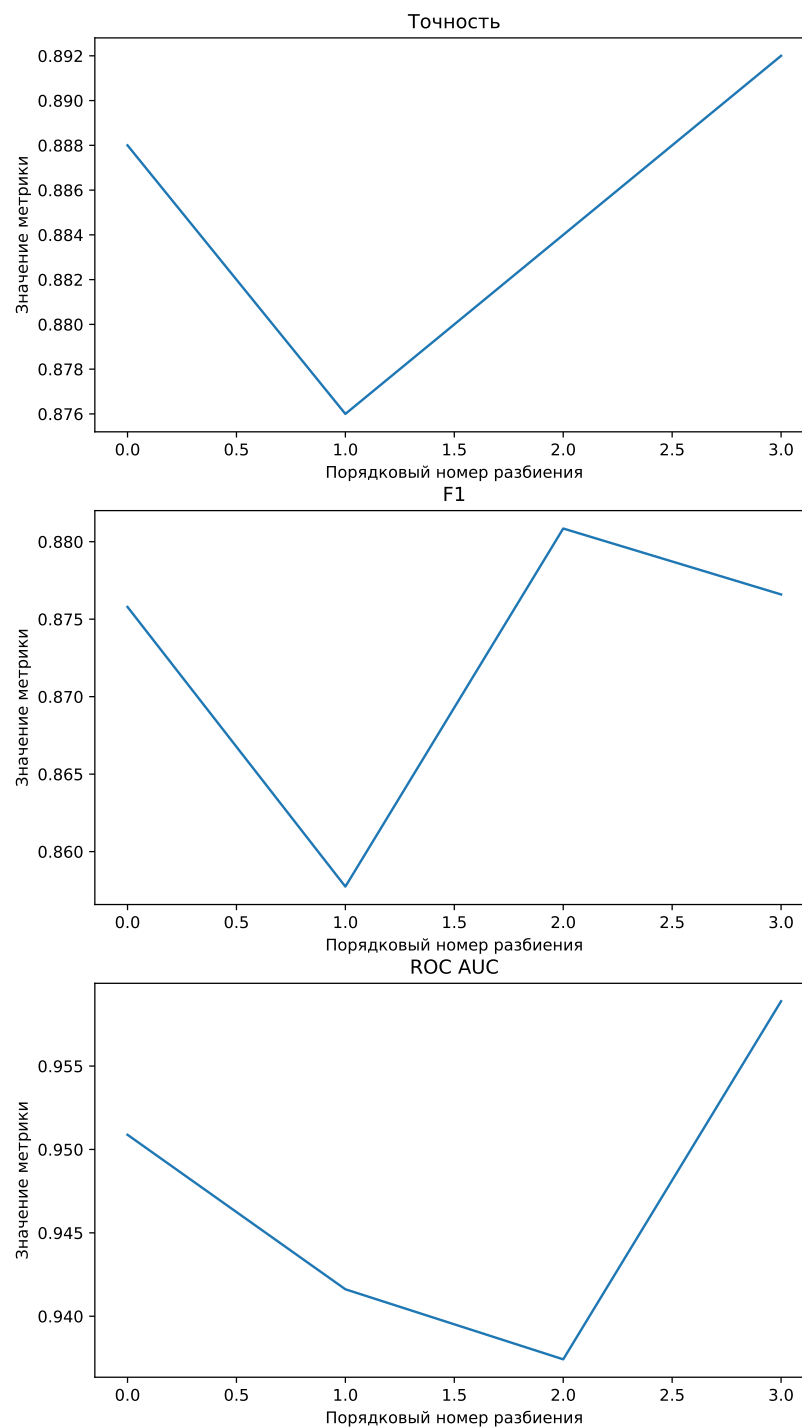


Рисунок 2.6 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода случайного леса (метод векторизации – “мешок слов”).

Параметры модели при применении векторизации BERT:

- максимальная глубина – отсутствует;
- максимальное количество признаков – \log_2 ;
- количество классификаторов в ансамбле – 2600.

На рисунке 2.7 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием метода случайного леса, метод векторизации – BERT.

На рисунке 2.8 представлены оценки классификатора, полученные с использованием метода случайного леса, метод векторизации – BERT.

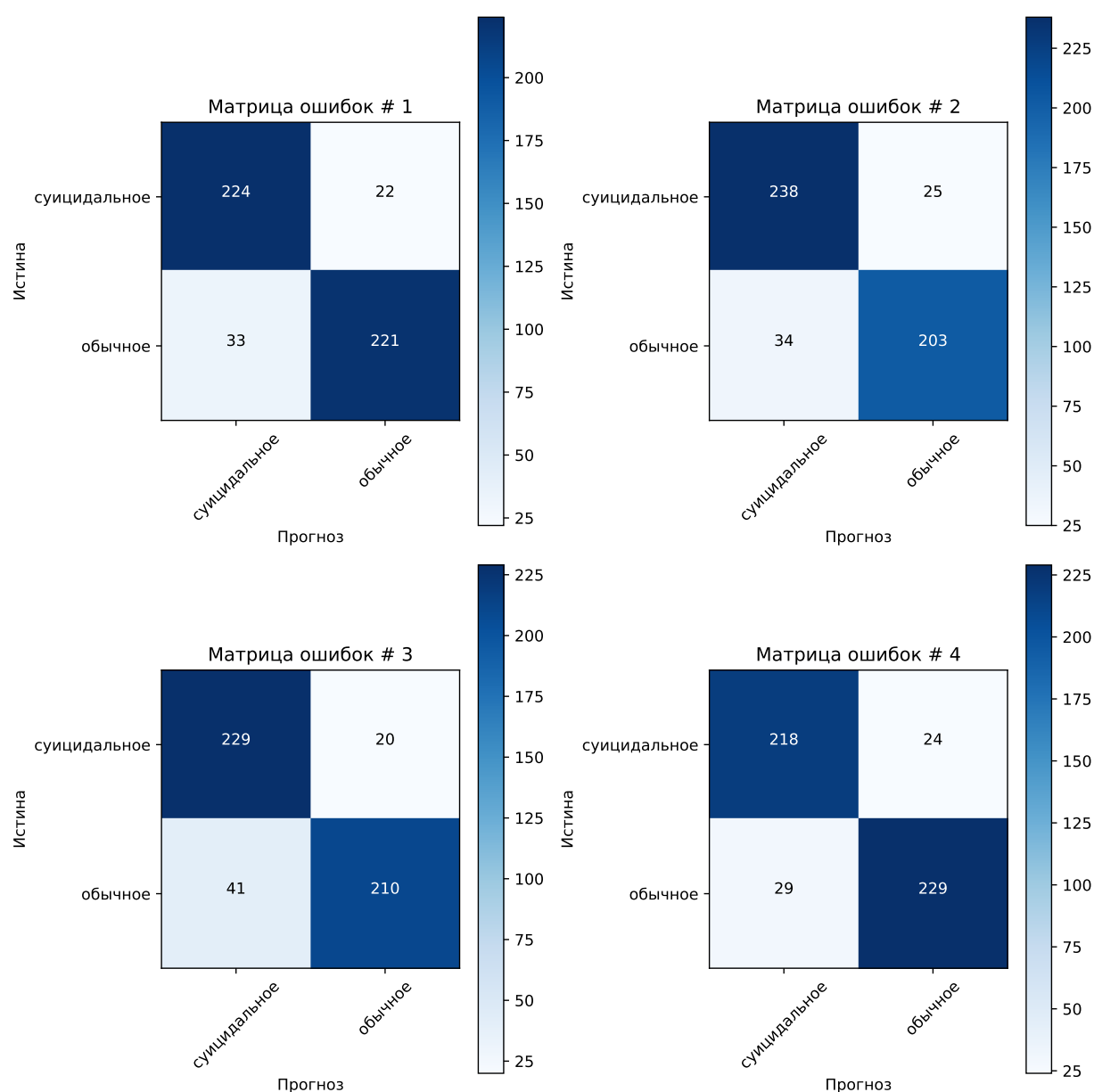


Рисунок 2.7 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода случайного леса (метод векторизации – BERT).

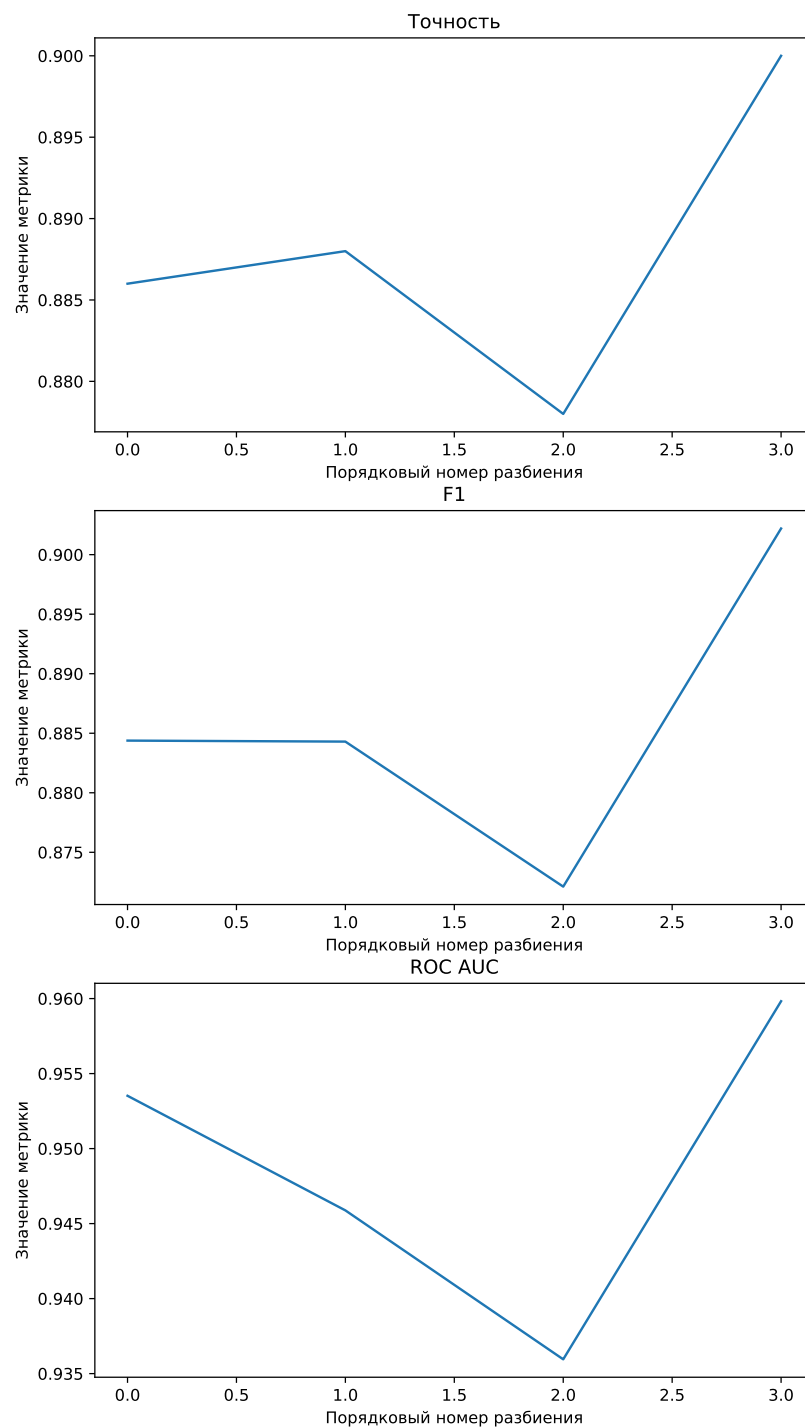


Рисунок 2.8 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода случайного леса (метод векторизации – BERT).

2.2.3 Метод опорных векторов

Параметры модели при применении метода векторизации “мешок слов”:

- регуляризационный параметр – определяет степень регуляризации модели – 7.0;
- ядро – определяет тип ядра, используемого в модели – RBF (радиальное базисной функции);
- коэффициент ядра – определяет “ширину” ядра – значение вычисляется как обратная величина произведения количества признаков на дисперсию признаков.

На рисунке 2.9 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием метода опорных векторов, метод векторизации – “мешок слов”.

На рисунке 2.10 представлены оценки классификатора, полученные с использованием метода опорных векторов, метод векторизации – “мешок слов”.

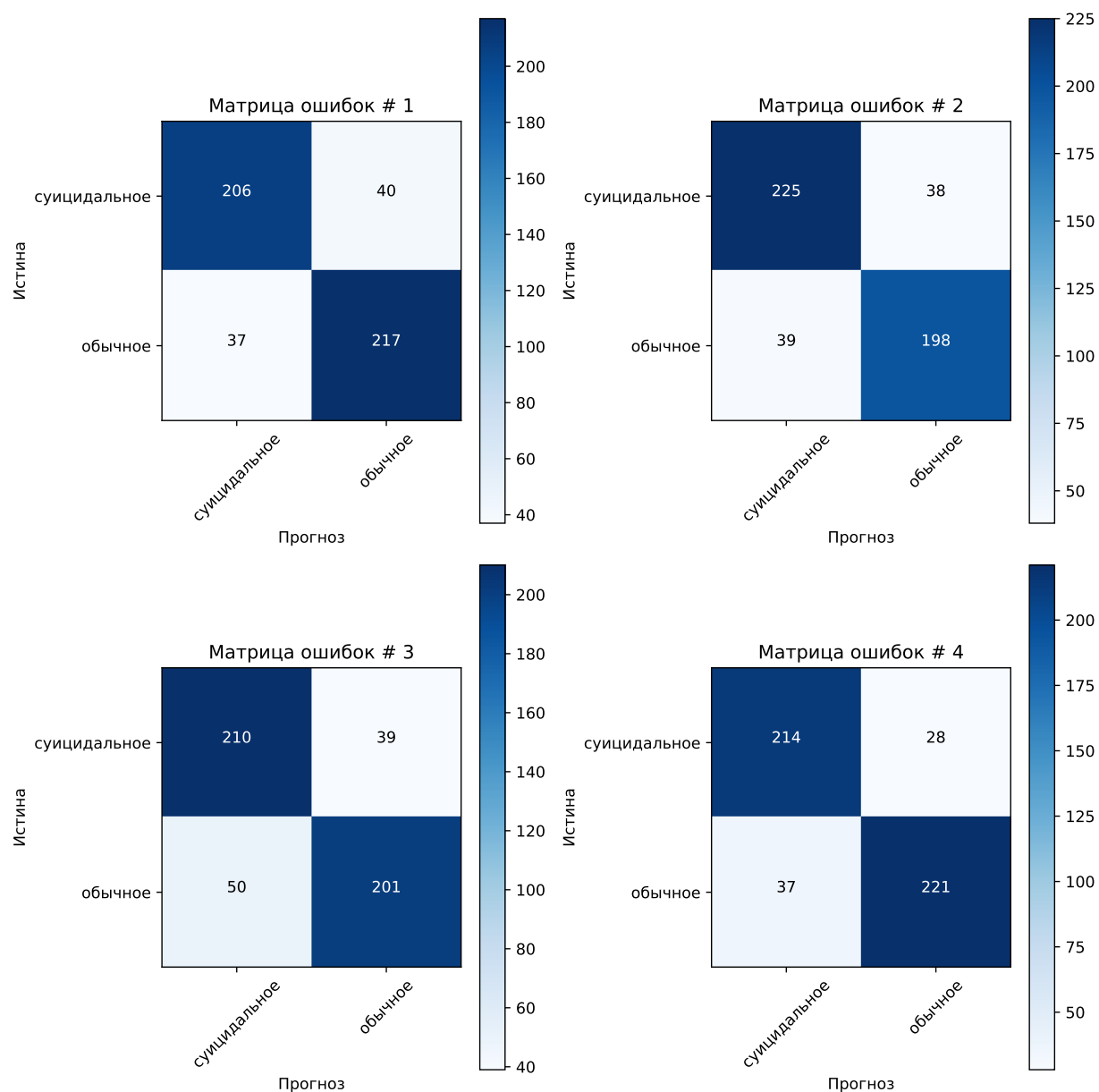


Рисунок 2.9 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода опорных векторов (метод векторизации – “мешок слов”).

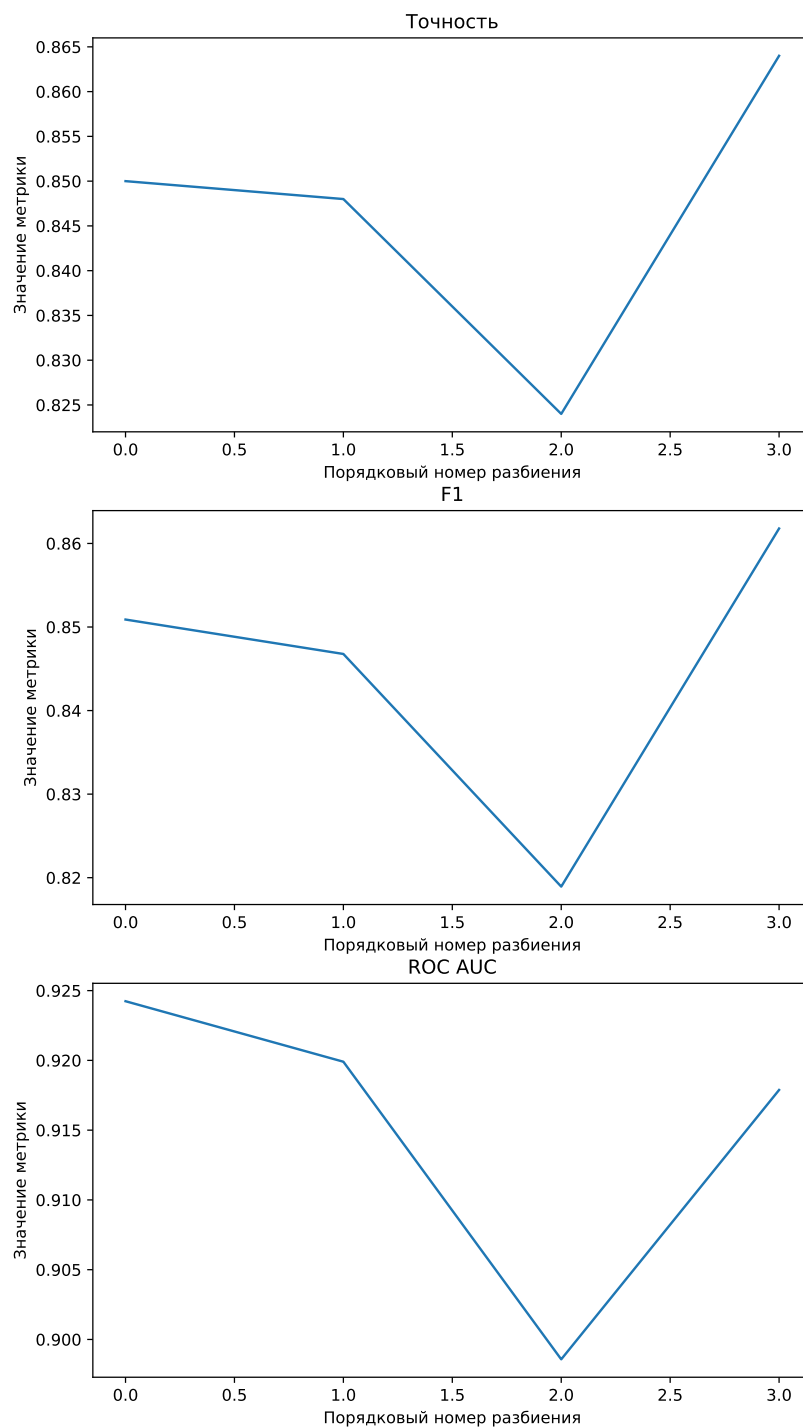


Рисунок 2.10 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода опорных векторов (метод векторизации – “мешок слов”).

Параметры модели при применении векторизации BERT:

- регуляризационный параметр – 1.5;
- ядро – линейное;
- коэффициент ядра – значение вычисляется как обратная величина произведения количества признаков на дисперсию признаков.

На рисунке 2.11 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием метода опорных векторов, метод векторизации – BERT.

На рисунке 2.12 представлены оценки классификатора, полученные с использованием метода опорных векторов, метод векторизации – BERT.

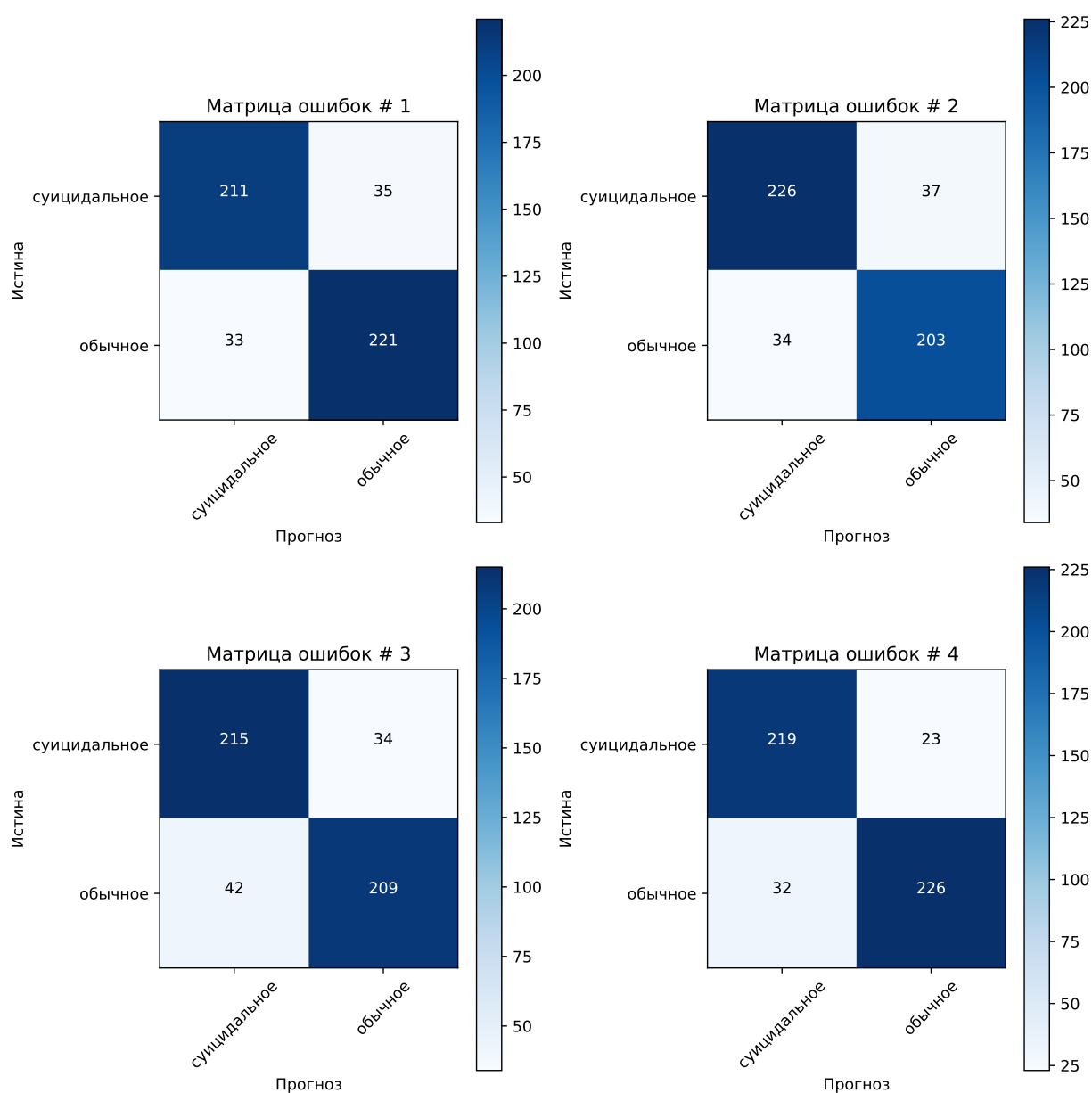


Рисунок 2.11 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода опорных векторов (метод векторизации – BERT).

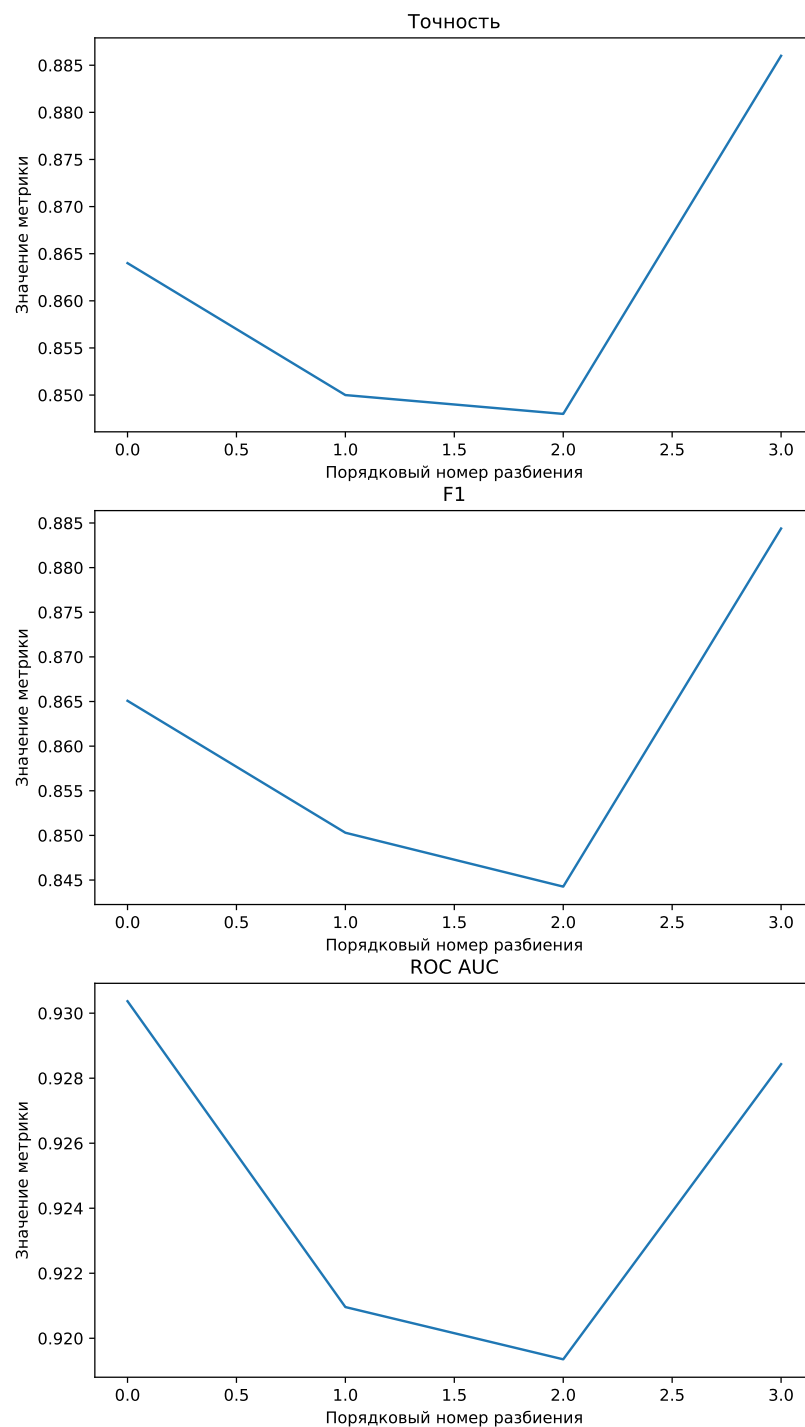


Рисунок 2.12 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода опорных векторов (метод векторизации – BERT).

2.2.4 Метод К-ближайших соседей

Параметры модели при применении метода векторизации “мешок слов”:

- количество образцов в листе дерева – 4;
- метрика расстояния – евклидово расстояние;
- количество ближайших соседей – 5;
- метод вычисления весов ближайших соседей – веса, обратно пропорциональные расстоянию до соседа.

На рисунке 2.13 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием метода К-ближайших соседей, метод векторизации – “мешок слов”.

На рисунке 2.14 представлены оценки классификатора, полученные с использованием метода К-ближайших соседей, метод векторизации – “мешок слов”.

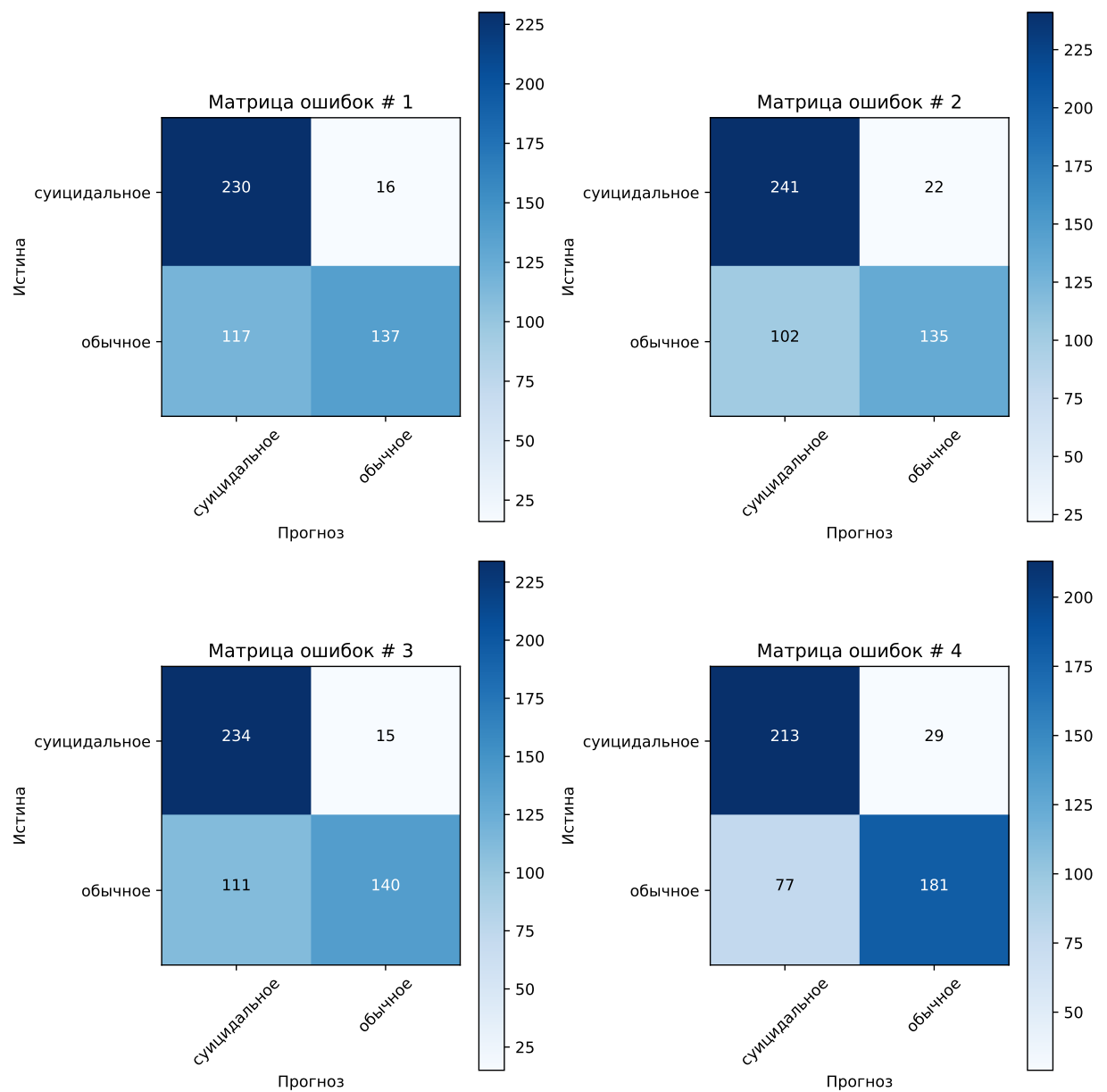


Рисунок 2.13 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода К-ближайших соседей (метод векторизации – “мешок слов”).

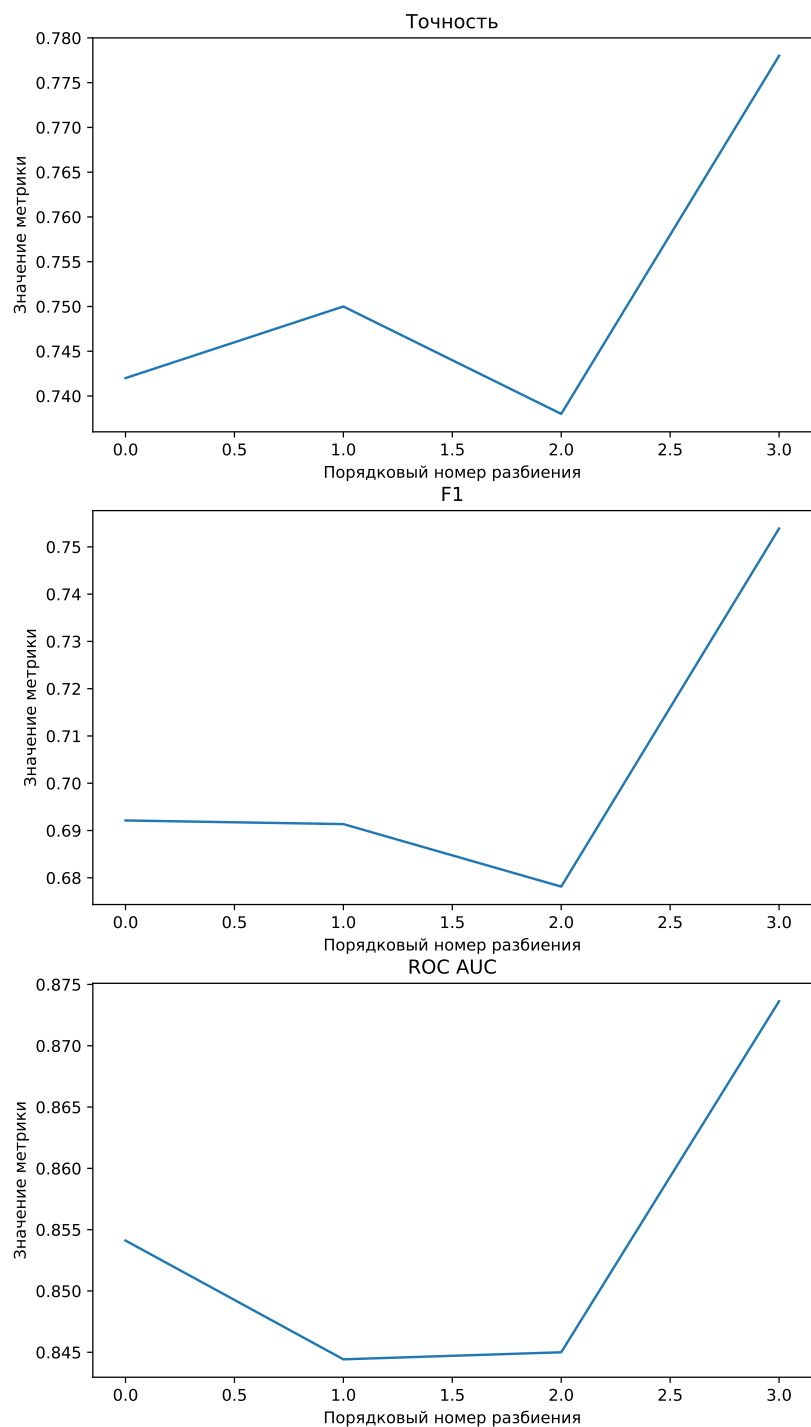


Рисунок 2.14 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода К-ближайших соседей (метод векторизации – “мешок слов”).

Параметры модели при применении векторизации BERT:

- количество образцов в листе дерева – 1;
- метрика расстояния – евклидово расстояние;
- количество ближайших соседей – 6;
- метод вычисления весов ближайших соседей – веса, обратно пропорциональные расстоянию до соседа.

На рисунке 2.15 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием метода К-ближайших соседей, метод векторизации – BERT.

На рисунке 2.16 представлены оценки классификатора, полученные с использованием метода К-ближайших соседей, метод векторизации – BERT.

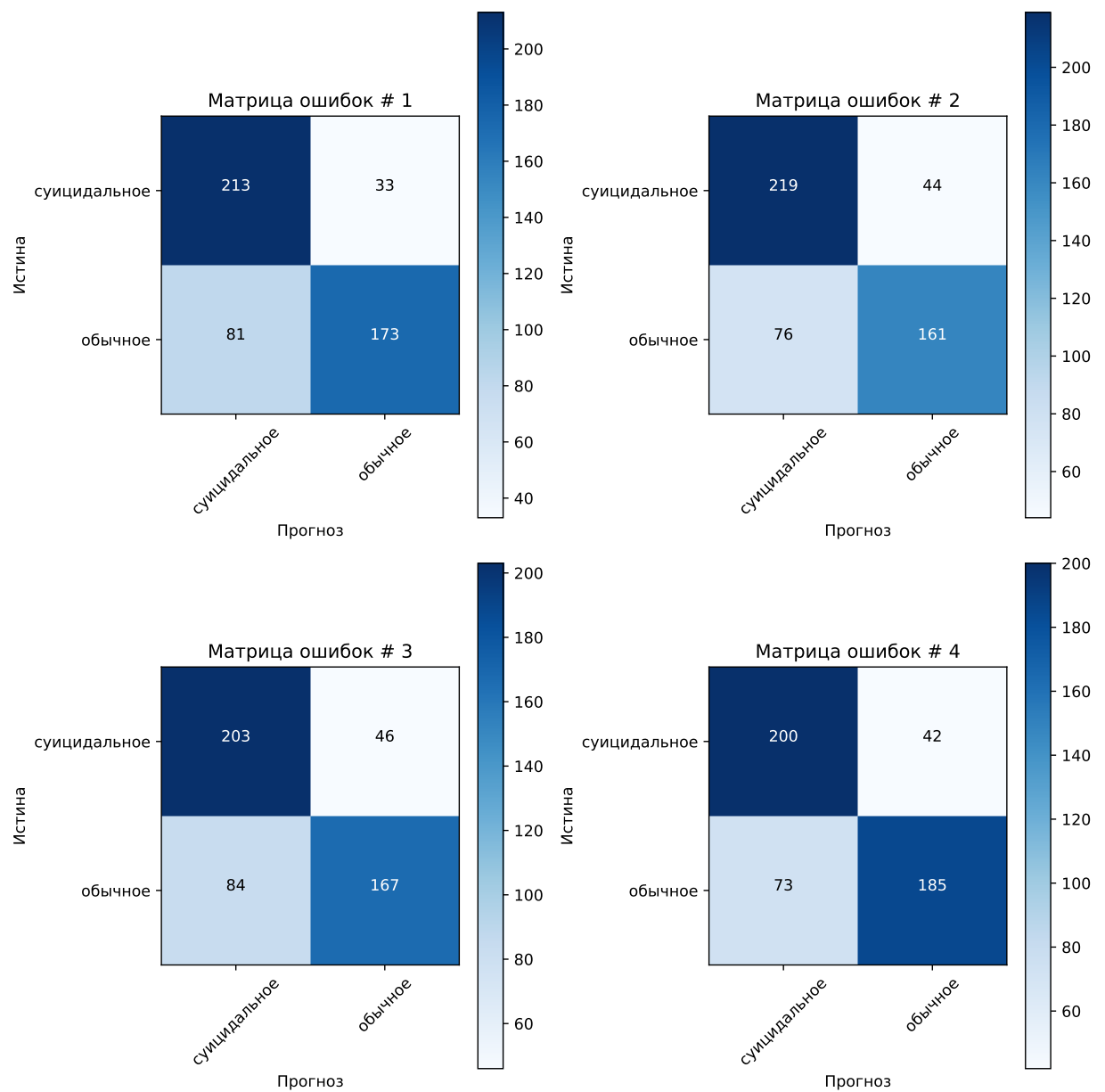


Рисунок 2.15 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода К-ближайших соседей (метод векторизации – BERT).

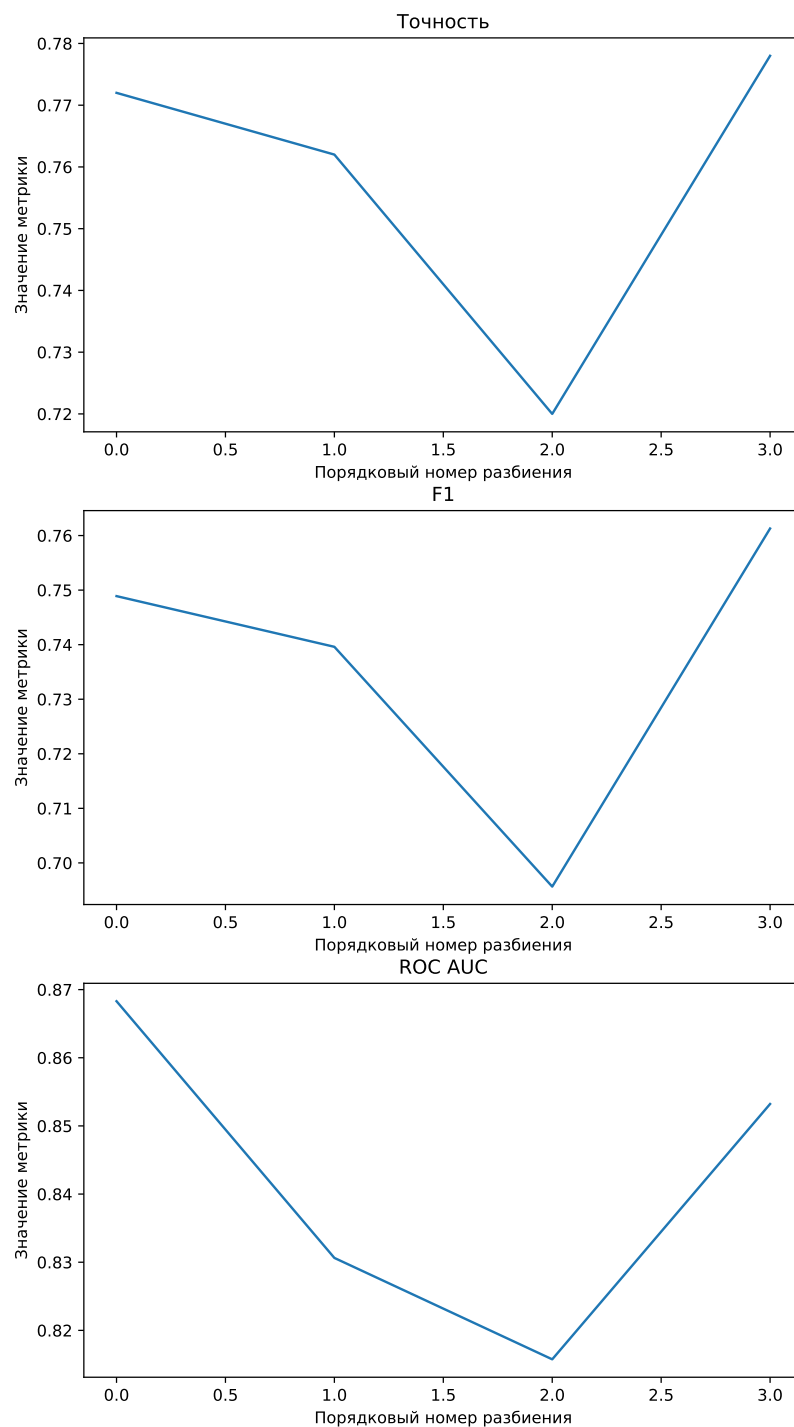


Рисунок 2.16 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием метода К-ближайших соседей (метод векторизации – BERT).

2.2.5 Логистическая регрессия

Параметры модели при применении метода векторизации “мешок слов”:

- регуляризационный параметр – 2.2;
- веса классов – сбалансированно;
- штраф – определяет тип штрафа, используемого для регуляризации – сумма квадратов весов модели, умноженных на гиперпараметр регуляризации;
- алгоритм оптимизации – liblinear.

На рисунке 2.17 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием логистической регрессии, метод векторизации – “мешок слов”.

На рисунке 2.18 представлены оценки классификатора, полученные с использованием логистической регрессии, метод векторизации – “мешок слов”.

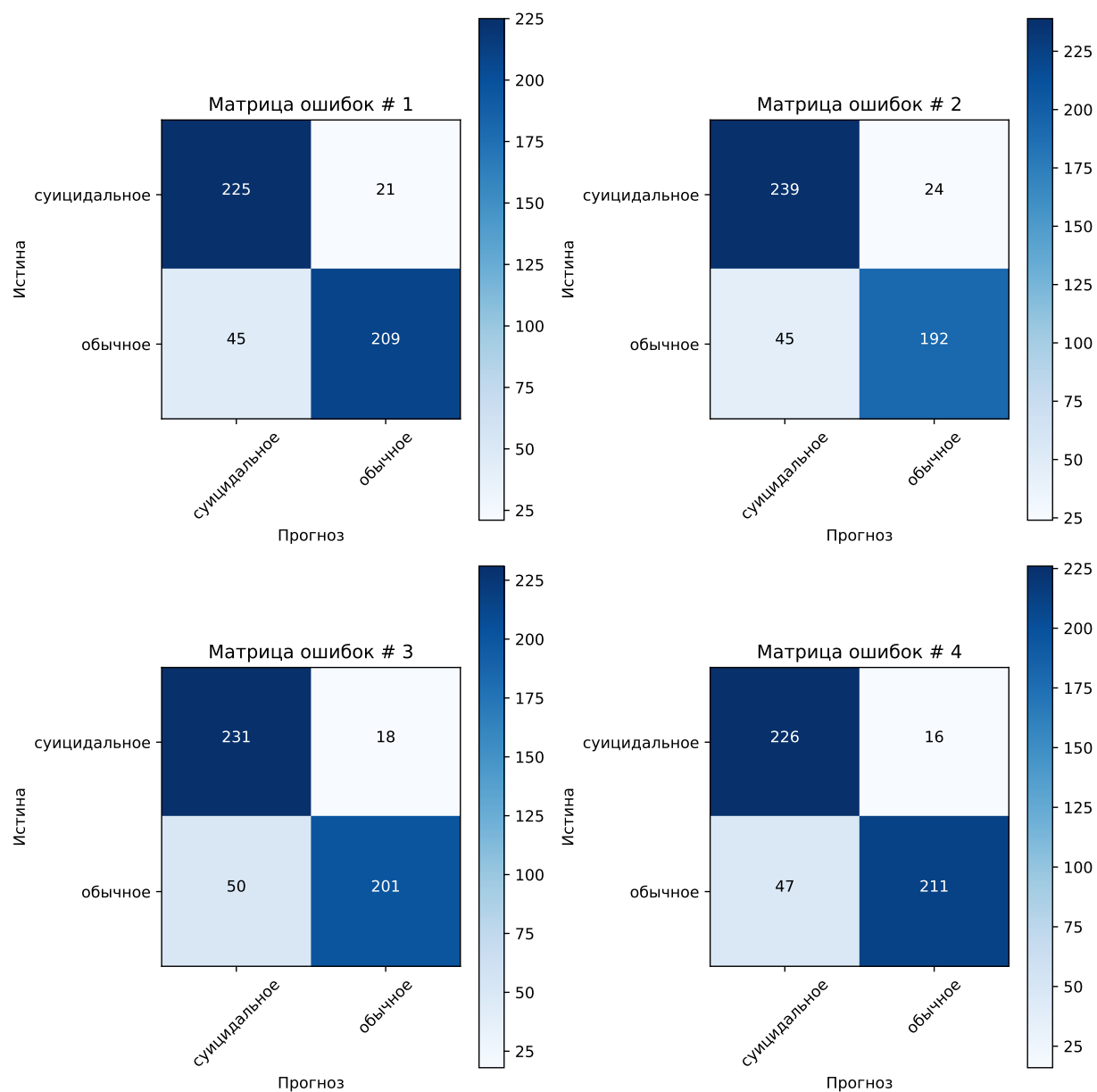


Рисунок 2.17 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием логистической регрессии (метод векторизации – “мешок слов”).

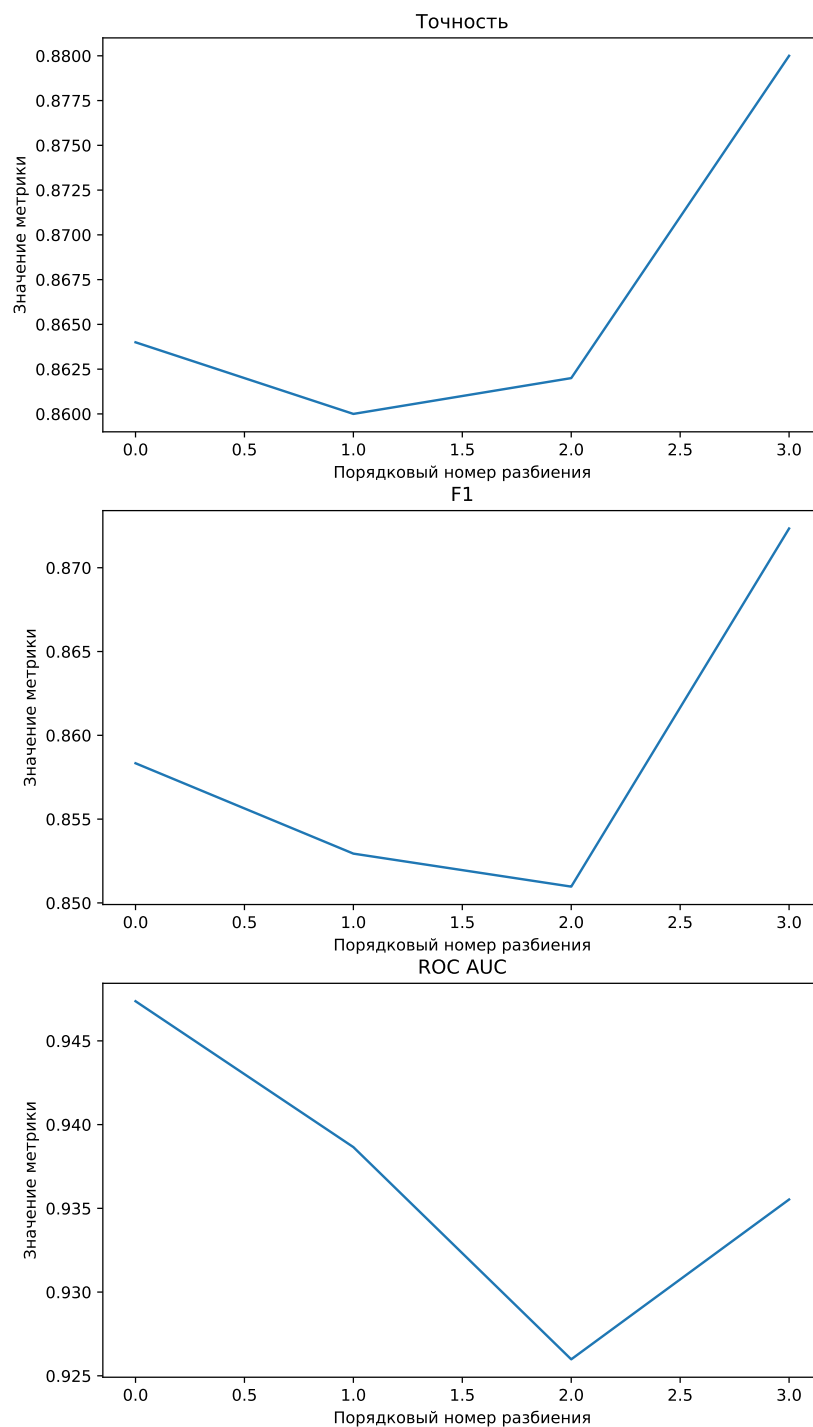


Рисунок 2.18 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием логистической регрессии (метод векторизации – “мешок слов”).

Параметры модели при применении векторизации BERT:

- регуляризационный параметр – 2.1;
- веса классов – сбалансированно;
- штраф – сумма квадратов весов модели, умноженных на гиперпараметр регуляризации;
- алгоритм оптимизации – liblinear.

На рисунке 2.19 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием логистической регрессии, метод векторизации – BERT.

На рисунке 2.20 представлены оценки классификатора, полученные с использованием логистической регрессии, метод векторизации – BERT.

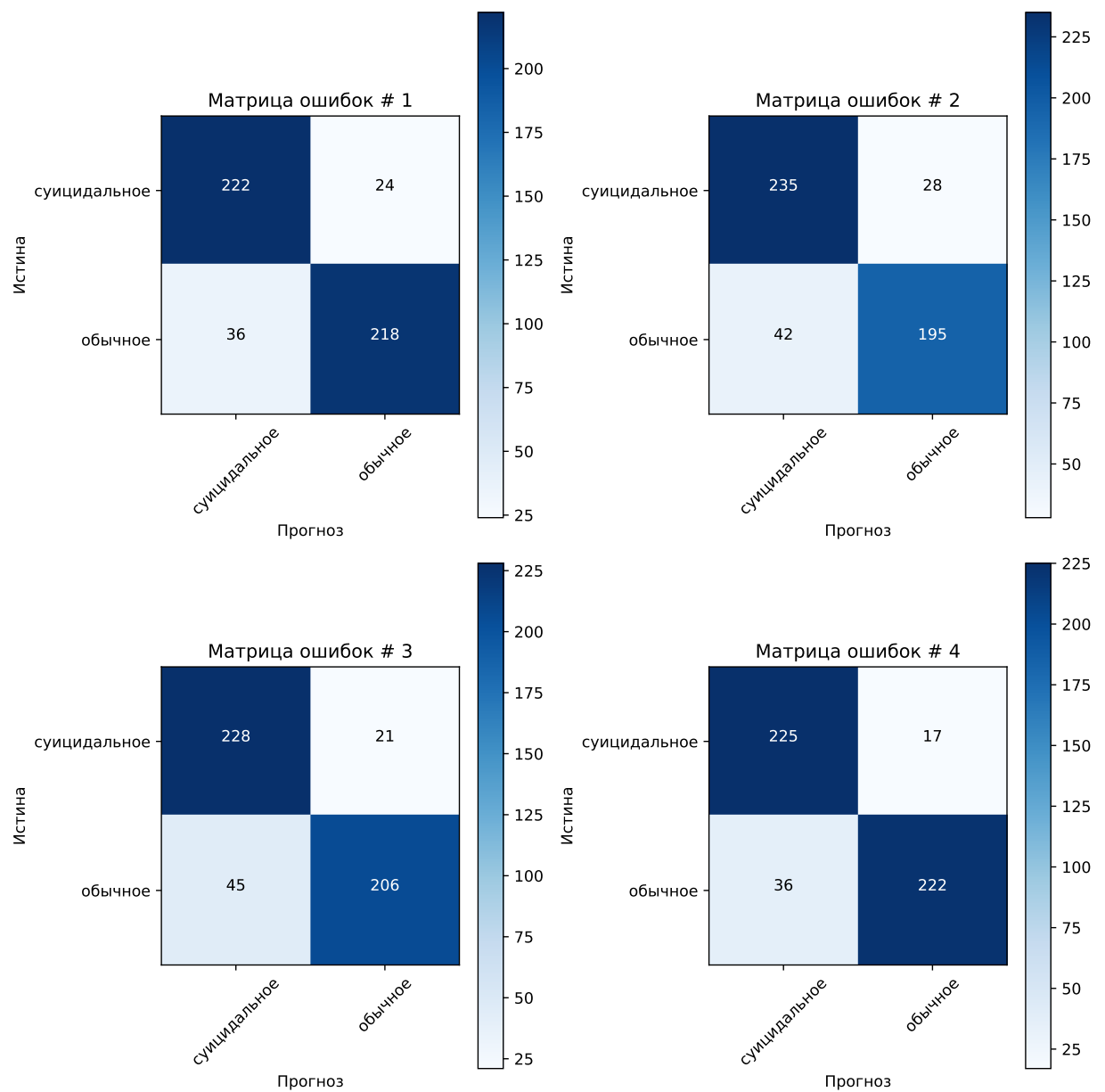


Рисунок 2.19 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием логистической регрессии (метод векторизации – BERT).

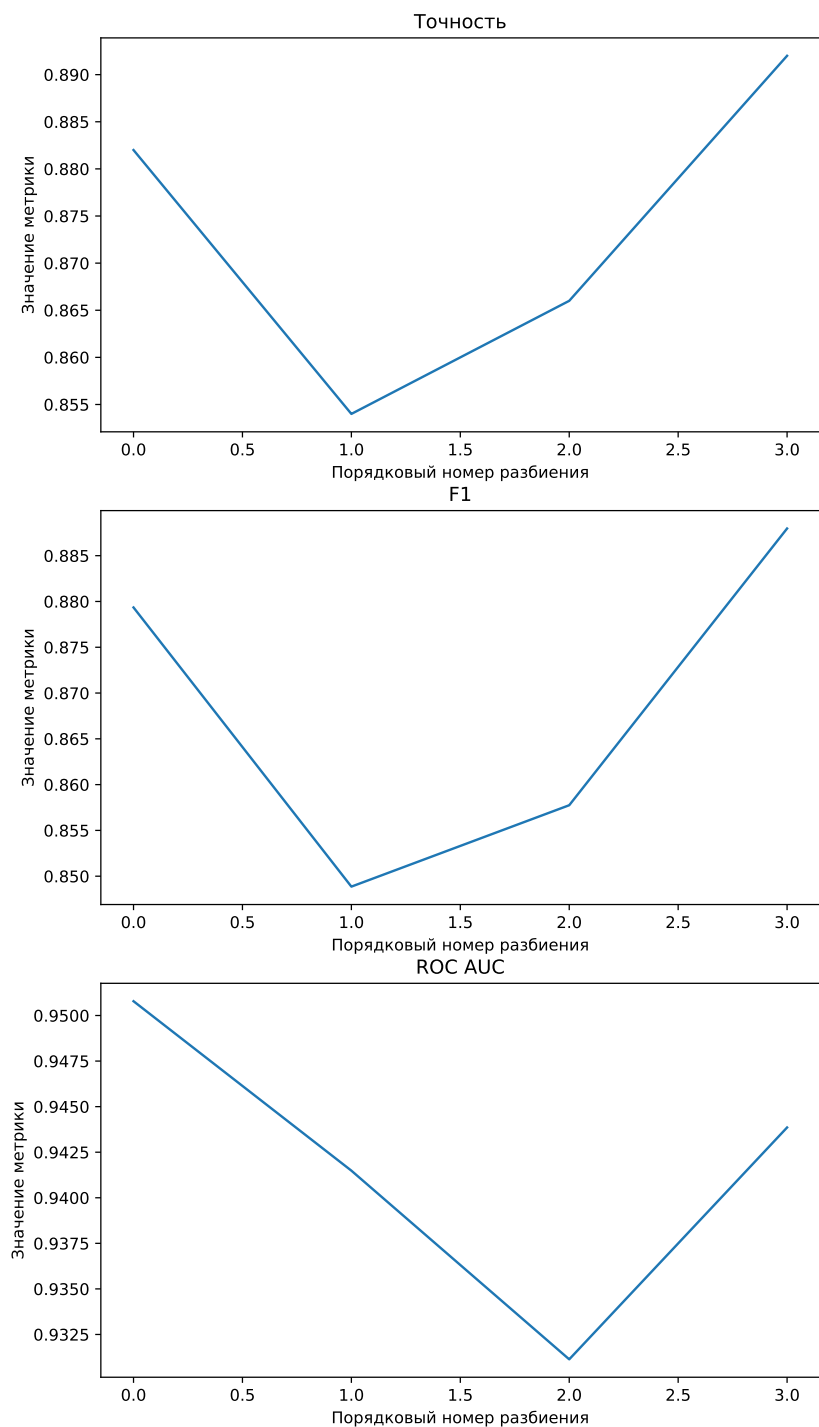


Рисунок 2.20 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием логистической регрессии (метод векторизации – BERT).

2.2.6 Перцептрон

Параметры модели при применении метода векторизации “мешок слов”:

- скорость обучения – 0.0001;
- максимальное количество итераций при обучении – 30;
- штраф – сумма квадратов весов модели, умноженных на гиперпараметр регуляризации.

На рисунке 2.21 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием перцептрона, метод векторизации – “мешок слов”.

На рисунке 2.22 представлены оценки классификатора, полученные с использованием перцептрона, метод векторизации – “мешок слов”.

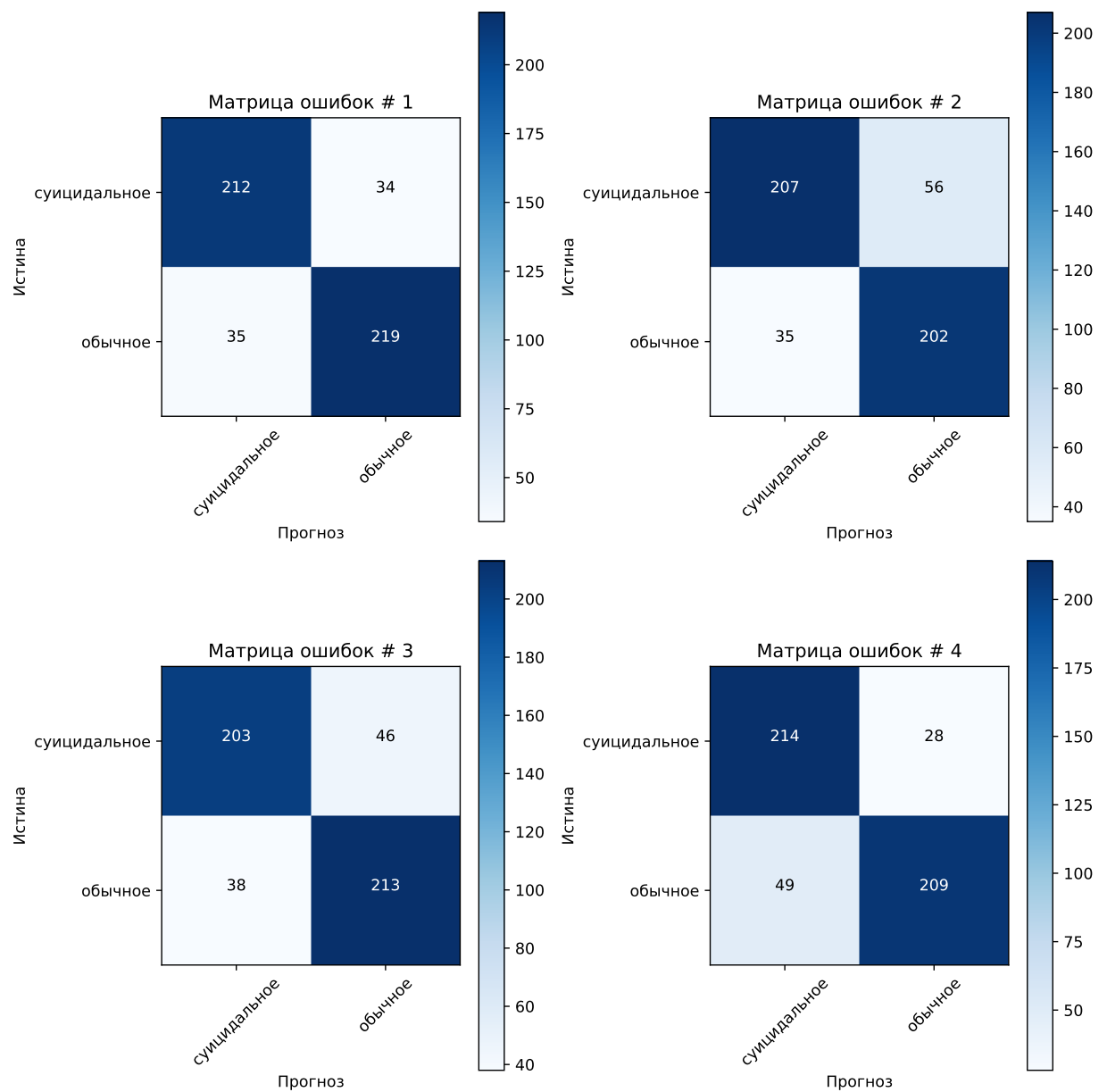


Рисунок 2.21 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием перцептрона (метод векторизации – “мешок слов”).

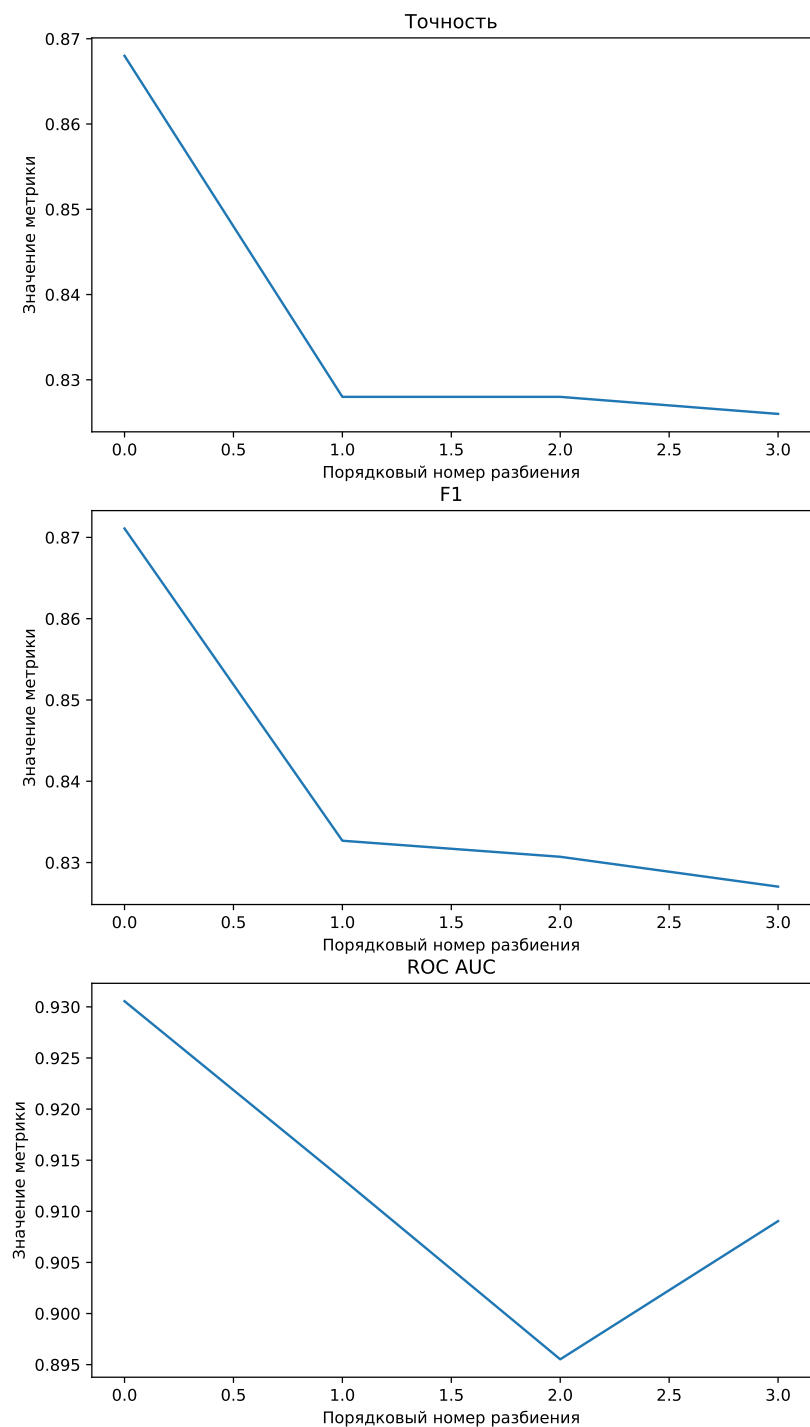


Рисунок 2.22 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием перцептрона (метод векторизации – “мешок слов”).

Параметры модели при применении векторизации BERT:

- скорость обучения – 0.0001;
- максимальное количество итераций при обучении – 30;
- штраф – абсолютное значение коэффициентов модели.

На рисунке 2.23 представлены матрицы ошибок, полученные с использованием перцептрона, метод векторизации – BERT.

На рисунке 2.24 представлены оценки классификатора, полученные с использованием перцептрона, метод векторизации – BERT.

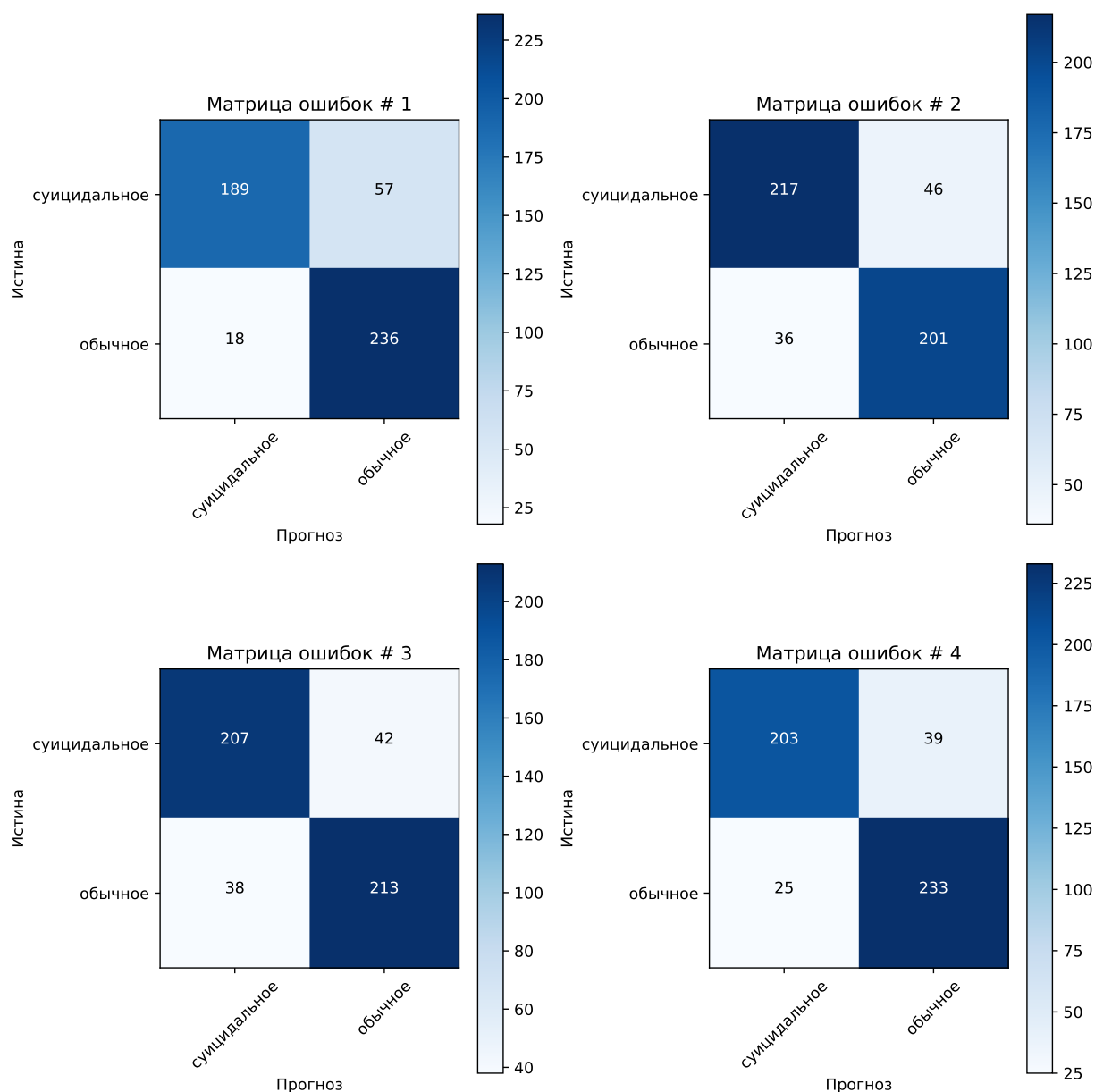


Рисунок 2.23 – Матрицы ошибок в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием перцептрона (метод векторизации – BERT).

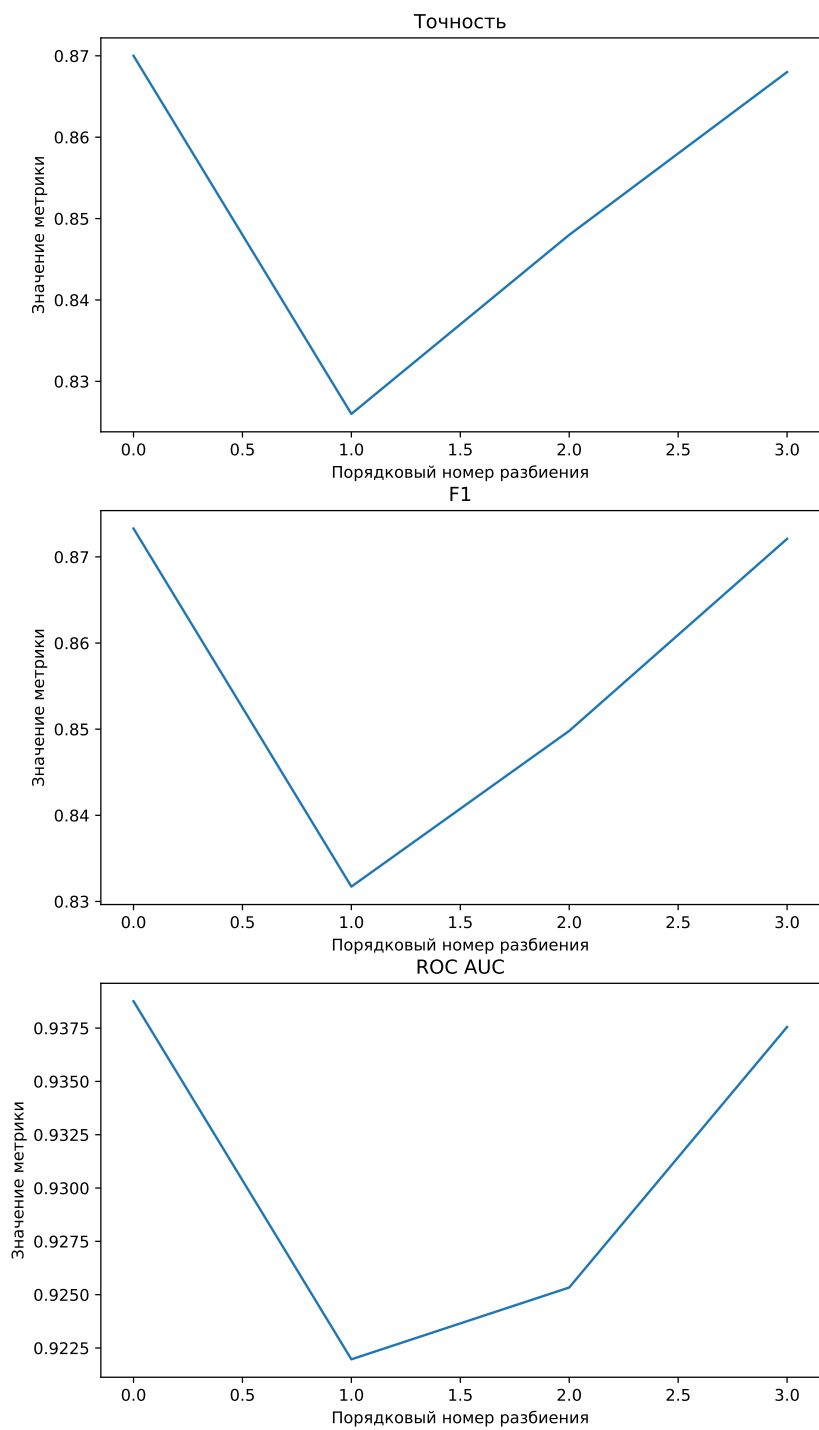


Рисунок 2.24 – Оценки классификатора в зависимости от номера разбиения, полученные с использованием перцептрона (метод векторизации – BERT).

Вывод

По представленным матрицам ошибок можно увидеть, что все методы, кроме случайного леса (BERT), метода опорных векторов (оба варианта векторизации) и перцептрона (оба варианта), в большинстве своем в 2 раза чаще определяют обычное сообщение как суицидальное. Метод опорных векторов имеет более распределенные матрицы ошибок. Самые частые ошибки в определении обычных сообщений совершал метод К-ближайших соседей. Перцептрон на каждом из разбиений мог либо хуже распознавать суицидальные, либо хуже распознавать обычные сообщения.

В таблицах 1 и 2 приведены результаты проведенного исследования, в которых для каждого алгоритма выделены лучшие показатели каждой метрики.

Из таблиц видно, что лучшим средним показателем метрик точности, F1-меры и ROC-AUC обладает метод случайного леса с использованием BERT-векторизации. Его метрика точности достигла показателя 0.888, F1-мера – 0.886, а ROC-AUC – 0.949. При этом на втором месте располагается тот же метод, но с использованием векторизации “Мешок слов”, относительно первого метода его точность уступает на $\approx 0.4\%$, F1-мера – на $\approx 1.4\%$, а ROC-AUC – на $\approx 0.2\%$. На третьем месте располагается логистическая регрессия с использованием BERT-векторизации, его точность ниже на $\approx 1.6\%$, F1-мера – на $\approx 1.9\%$, а ROC-AUC – на $\approx 0.7\%$. Таким образом, в качестве используемой модели в задаче распознавания паттернов суицидального поведения человека по суицидальным сообщениям лучше всего воспользоваться именно методом случайного леса с указанными в исследовании параметрами.

Стоит отметить, что выбранный метод также в ≈ 1.5 раза чаще ошибочно интерпретирует обычные сообщения как суицидальные, чем суицидальные как обычные. Данный факт не относится к проблеме модели, которая может помешать работе системы в силу того, что распознавание суицидальных сообщений для нее играет первостепенную роль.

Кроме того, с использованием полученной информации можно предложить использовать ансамбль задействованных в исследовании моделей, так как результаты их работы имеют достаточно высокие показатели F1-меры в сбалансированном наборе данных.

Таблица 1 – Результаты исследования

Алгоритм	Векторизация	Точность	F1-мера	ROC-AUC
Градиентный бустинг	“Мешок слов”	0.858	0.849	0.926
		0.836	0.830	0.909
		0.854	0.841	0.902
		0.864	0.854	0.926
	<i>среднее</i>	<i>0.853</i>	<i>0.844</i>	<i>0.916</i>
	BERT	0.868	0.849	0.934
		0.852	0.840	0.918
		0.870	0.852	0.924
		0.890	0.876	0.939
	<i>среднее</i>	<i>0.870</i>	<i>0.854</i>	<i>0.929</i>
Случайный лес	“Мешок слов”	0.888	0.876	0.951
		0.876	0.858	0.942
		0.884	0.881	0.937
		0.892	0.877	0.959
	<i>среднее</i>	<i>0.885</i>	<i>0.873</i>	<i>0,947</i>
	BERT	0.886	0.884	0.954
		0.888	0.884	0.946
		0.878	0.872	0.936
		0.900	0.902	0.960
	<i>среднее</i>	<i>0.888</i>	<i>0.886</i>	<i>0.949</i>
Метод опорных векторов	“Мешок слов”	0.850	0.851	0.924
		0.848	0.847	0.920
		0.824	0.819	0.899
		0.864	0.862	0.918
	<i>среднее</i>	<i>0.847</i>	<i>0.845</i>	<i>0.915</i>
	BERT	0.864	0.865	0.930
		0.850	0.850	0.920
		0.848	0.844	0.919
		0.886	0.884	0.928
	<i>среднее</i>	<i>0.862</i>	<i>0.861</i>	<i>0.924</i>

Таблица 2 – Результаты исследования

Алгоритм	Векторизация	Точность	F1-мера	ROC-AUC
Метод К-ближайших соседей	“Мешок слов”	0.742	0.692	0.854
		0.750	0.691	0.844
		0.738	0.678	0.845
		0.778	0.754	0.874
	<i>среднее</i>	<i>0.752</i>	<i>0.704</i>	<i>0.854</i>
	BERT	0.772	0.749	0.868
		0.762	0.740	0.831
		0.720	0.696	0.816
		0.778	0.761	0.853
	<i>среднее</i>	<i>0.758</i>	<i>0.737</i>	<i>0.842</i>
Логистическая регрессия	“Мешок слов”	0.864	0.858	0.947
		0.860	0.853	0.939
		0.862	0.851	0.926
		0.880	0.872	0.936
	<i>среднее</i>	<i>0.867</i>	<i>0.859</i>	<i>0.937</i>
	BERT	0.882	0.879	0.951
		0.854	0.849	0.941
		0.866	0.858	0.931
		0.892	0.888	0.944
	<i>среднее</i>	<i>0.874</i>	<i>0.869</i>	<i>0.942</i>
Перцептрон	“Мешок слов”	0.868	0.871	0.931
		0.828	0.833	0.913
		0.828	0.831	0.896
		0.826	0.827	0.909
	<i>среднее</i>	<i>0.838</i>	<i>0.841</i>	<i>0.912</i>
	BERT	0.870	0.873	0.939
		0.826	0.832	0.922
		0.848	0.850	0.925
		0.868	0.872	0.938
	<i>среднее</i>	<i>0.853</i>	<i>0.857</i>	<i>0.931</i>

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Был разработан метод распознавания суицидальных паттернов поведения человека по текстовым сообщениям, который включил в себя хранение и анализ сообщений пользователей. Для определения, является ли сообщение суицидальным, используется модель машинного обучения. В качестве обучающей выборки используется дополненный датасет размеченных несуйцидальных сообщений из открытого доступа.

Метод распознавания суицидальных паттернов поведения человека по текстовым сообщениям был реализован, представлен интерфейс задеиствующего его средства.

Представленные диаграммы тональности сообщений показали, что практически треть суицидальных сообщений автоматизированное средство оценки тональности распознает как сообщения с отрицательной окраской. Среди несуйцидальных сообщений преобладают тексты с отрицательной окраской, при этом нейтральных сообщений – четверть из всех.

Визуализированные облака слов подтвердили гипотезу, что выбранные классы суицидальных и несуйцидальных сообщений разделимы и отличны частотой некоторых слов. Отмечено, что слово “хотеть” встречается в суицидальных сообщениях в ≈ 7.83 раза чаще, чем в несуйцидальных, а слово “человек” – в ≈ 7.33 раза чаще. Таким образом, суицидальные сообщения являются менее “разнообразными” и фиксирующимися на определенном словарном множестве.

Было проведено исследование, включившее в себя построение матриц ошибок и определение метрик точности, F1-меры и ROC-AUC для каждого рассматриваемого алгоритма машинного обучения. Для определения гиперпараметров каждой модели применялся метод поиска по сетке с опорой на значение F1-меры. Разбиение данных на выборки производилось на 4 части, 1 из которых используется в качестве тестовой. Лучшее среднее значение всех метрик показал метод случайного леса с использованием BERT-векторизации. Его точность достигла показателя 0.888, F1-мера – 0.887, а ROC-AUC – 0.948. При этом на втором месте располагается тот же метод, но с использованием векторизации “Мешок слов”, относительно первого метода его точность уступила на $\approx 1.1\%$, F1-мера – на $\approx 1.4\%$, а ROC-AUC –

на $\approx 0.1\%$. На третьем месте располагается логистическая регрессия с использованием BERT-векторизации, его точность ниже на $\approx 1.6\%$, F1-мера – на $\approx 2.1\%$, а ROC-AUC – на $\approx 0.6\%$. Таким образом, в качестве используемой модели в задаче распознавания суицидального поведения человека по текстовым сообщениям рекомендуется использовать метод случайного леса с указанными в исследовании параметрами. Стоит отметить, что данный метод также на $\approx 67\%$ чаще ошибочно интерпретирует обычные сообщения как суицидальные, чем суицидальные как обычные. Данный факт не относится к проблеме модели, которая может помешать работе системы в силу того, что распознавание суицидальных сообщений для нее играет первостепенную роль.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

Список литературы

1. Suicide: facts and figures globally [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.who.int/publications/i/item/WHO-MSD-UCN-MHE-22.03> (дата обращения 08.05.2023).
2. PostgreSQL: The World's Most Advanced Open Source Relational Database (official page) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.postgresql.org/> (дата обращения 24.03.2024).
3. Pandas official page [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://pandas.pydata.org/> (дата обращения 10.05.2023).
4. Numpy official page [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://numpy.org/> (дата обращения 10.05.2023).
5. Matplotlib official page [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://matplotlib.org/> (дата обращения 10.05.2023).
6. Scikit-learn official page [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://scikit-learn.org/stable/> (дата обращения 10.05.2023).
7. NLTK Documentation [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.nltk.org/> (дата обращения 24.03.2024).
8. Морфологический анализатор pymorphy2, документация [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://pymorphy2.readthedocs.io/en/stable/> (дата обращения 24.03.2024).
9. Mendeley Data: Dataset for presuicidal signal detection. Режим доступа: <https://data.mendeley.com/datasets/86v3z38dc7/1> (дата обращения 11.09.2023).
10. Репозиторий проекта Dostoevsky [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://github.com/bureaucratic-labs/dostoevsky> (дата обращения 06.04.2024).