

Лабораторная работа №3

Метод стохастического градиентного спуска

<https://github.com/GooddILK/AlIEDa>

Пластинын Алексей M3237
t.me/plstnn

Малков Александр M3237
t.me/AlexM_37

Кинзябулатов Эдуард M3237
t.me/Eduard7000

Кулебакин Дмитрий M3237
t.me/SinDat_tg

Цель работы:

Сравнить эффективность работы различных реализаций метода стохастического градиентного спуска и его модификаций в зависимости от регуляризации, размера батча, функции изменения шага.

Используемые методы:

- Собственная реализация стохастического градиентного спуска
- Собственная реализация Momentum SGD
- Библиотечный SGD
- Библиотечный Momentum SGD
- Библиотечный Nesterov SGD
- Библиотечный RMSprop
- Библиотечный Adam

Исследование

Были произведены запуски для постоянной функции выбора шага и экспоненциальной.

С четырьмя различными размерами батча: 1, 250, 500, 1000.

Без регуляризации и с L1, L2, Elastic регуляризациями.

Гиперпараметры подбирались с помощью optuna.

Параметры запусков:

Ограничение на число итераций 10000.

Постоянный шаг $\epsilon = 0.0001$

Экспоненциальный шаг $\epsilon = 0.0001$

2-6 колонки для постоянного шага, 7-11 для экспоненциального

<i>None</i>	batch	mse	t sec	mem mb	batch	mse	t sec	mem mb
Custom SGD	50	4.1e-03	17.57	0.59	1	4.4e-03	16.82	0.62
Momentum SGD	50	4.9e-05	0.02	0.19	1	5.2e-05	0.021	0.20
Lib SGD	50	3.3e-08	18.70	0.04	1	3.5e-08	19.10	0.05
Lib Mom SGD	50	7.5e-09	20.72	0.04	1	7.9e-09	21.04	0.05
Nesterov SGD	50	3.4e-08	21.34	0.04	1	3.6e-09	20.77	0.05
RMSprop	50	1.25	25.89	0.04	1	1.32	26.71	0.05
Adam	50	0.03	30.59	0.04	1	0.031	29.94	0.05
Custom SGD	250	8.3e-02	0.13	0.60	250	8.7e-02	0.12	0.62
Momentum SGD	250	9.7e-05	0.02	0.33	250	1.0e-04	0.021	0.36
Lib SGD	250	1.2e-04	0.09	0.04	250	1.4e-04	0.10	0.05
Lib Mom SGD	250	4.5e-03	0.09	0.04	250	4.7e-03	0.10	0.05
Nesterov SGD	250	6.1e-03	0.09	0.04	250	6.4e-03	0.10	0.05
RMSprop	250	9.7e-04	1.15	0.04	250	9.9e-04	1.09	0.05
Adam	250	1.3e-04	1.35	0.04	250	1.5e-04	1.41	0.05
Custom SGD	500	44.79	0.09	0.60	500	43.50	0.10	0.63
Momentum SGD	500	9.7e-05	0.03	0.34	500	1.0e-04	0.032	0.37
Lib SGD	500	2.3	0.05	0.04	500	2.4	0.06	0.05
Lib Mom SGD	500	0.14	0.05	0.04	500	0.15	0.06	0.05
Nesterov SGD	500	0.16	0.05	0.04	500	0.15	0.06	0.05
RMSprop	500	7.6e-04	0.55	0.04	500	7.9e-04	0.57	0.05
Adam	500	2.7e-04	0.67	0.04	500	2.9e-04	0.65	0.05
Custom SGD	1000	1.4	0.07	0.61	1000	1.5	0.08	0.64
Momentum SGD	1000	9.9e-05	0.04	0.35	1000	1.0e-04	0.05	0.38
Lib SGD	1000	0.34	0.02	0.04	1000	0.36	0.02	0.05
Lib Mom SGD	1000	0.01	0.03	0.04	1000	0.011	0.03	0.05
Nesterov SGD	1000	0.005	0.03	0.04	1000	0.0053	0.03	0.05
RMSprop	1000	0.15	0.29	0.04	1000	0.16	0.31	0.05
Adam	1000	3.7e-04	0.35	0.04	1000	4.0e-04	0.34	0.05

Custom SGD демонстрирует высокую точность, но большое время обучения при увеличении размера батча.

Momentum SGD — один из самых быстрых методов с достаточной точностью.

Lib SGD / Lib Mom SGD / Nesterov SGD показывают низкое потребление памяти и низкий MSE, но время работы может варьироваться.

RMSprop и Adam — высокая точность, но затраты памяти и времени выше.

<i>L1</i>	batch	mse	t sec	mem mb	batch	mse	t sec	mem mb
Custom SGD	50	7.0e-05	0.08	0.33	1	6.1e-05	0.09	0.36
Momentum SGD	50	3.5e-08	0.02	0.19	1	4.2e-08	0.03	0.21
Lib SGD	50	3.4e-08	22.94	67.86	1	5.7e-08	24.55	70.12
Lib Mom SGD	50	5.4e-09	20.30	0.05	1	4.8e-09	19.91	0.07
Nesterov SGD	50	5.4e-09	21.08	0.04	1	6.2e-09	22.00	0.05
RMSprop	50	0.73	25.53	0.04	1	0.62	24.81	0.06
Adam	50	0.03	31.55	0.04	1	0.04	30.77	0.05
Custom SGD	250	0.05	0.11	0.60	250	0.06	0.12	0.58
Momentum SGD	250	9.6e-05	0.02	0.33	250	1.1e-04	0.03	0.31
Lib SGD	250	1.2e-04	0.09	0.05	250	1.5e-04	0.08	0.06
Lib Mom SGD	250	4.6e-03	0.09	0.04	250	5.0e-03	0.07	0.05
Nesterov SGD	250	6.1e-03	0.09	0.04	250	5.4e-03	0.08	0.06
RMSprop	250	7.4e-04	1.07	0.04	250	8.0e-04	1.12	0.05
Adam	250	1.3e-04	1.33	0.04	250	1.5e-04	1.29	0.06
Custom SGD	500	44.11	0.09	0.60	500	42.87	0.08	0.63
Momentum SGD	500	9.6e-05	0.02	0.34	500	1.1e-04	0.03	0.36
Lib SGD	500	14.14	0.05	0.04	500	13.30	0.04	0.06
Lib Mom SGD	500	2.3e-04	0.05	0.04	500	1.8e-04	0.06	0.05
Nesterov SGD	500	16.18	0.05	0.04	500	15.42	0.06	0.06
RMSprop	500	3.5e-04	0.55	0.04	500	3.9e-04	0.58	0.06
Adam	500	2.7e-04	0.68	0.04	500	3.1e-04	0.63	0.05
Custom SGD	1000	1.4e-03	0.07	0.61	1000	1.6e-03	0.06	0.64
Momentum SGD	1000	1.0e-04	0.04	0.35	1000	8.2e-05	0.05	0.38
Lib SGD	1000	3.4e-04	0.03	0.04	1000	3.1e-04	0.04	0.06
Lib Mom SGD	1000	1.0e-05	0.03	0.04	1000	1.3e-05	0.04	0.06
Nesterov SGD	1000	1.0e-03	0.03	0.04	1000	1.2e-03	0.04	0.05
RMSprop	1000	0.04	0.30	0.04	1000	0.05	0.33	0.06
Adam	1000	3.7e-04	0.35	0.04	1000	3.9e-04	0.37	0.05

<i>L2</i>	batch	mse	t sec	mem mb	batch	mse	t sec	mem mb
Custom SGD	50	1.5e-02	13.22	0.59	1	1.6e-02	13.91	0.62
Momentum SGD	50	9.8e-05	1.31	0.33	1	8.9e-05	1.38	0.35
Lib SGD	50	3.2e-08	18.84	0.04	1	3.6e-08	19.20	0.05
Lib Mom SGD	50	6.1e-09	20.84	0.04	1	5.8e-09	21.77	0.05
Nesterov SGD	50	4.2e-09	21.38	0.04	1	4.5e-09	20.90	0.06
RMSprop	50	0.90	26.07	0.04	1	0.95	25.66	0.05
Adam	50	0.02	30.60	0.04	1	0.021	31.45	0.05
Custom SGD	250	0.12	0.11	0.60	250	0.11	0.12	0.63
Momentum SGD	250	1.5e-04	0.12	0.34	250	1.4e-04	0.13	0.36
Lib SGD	250	1.2e-04	0.09	0.04	250	1.4e-04	0.08	0.05
Lib Mom SGD	250	4.6e-05	0.09	0.04	250	5.1e-05	0.10	0.06
Nesterov SGD	250	6.1e-03	0.10	0.04	250	6.4e-03	0.11	0.05
RMSprop	250	1.2e-03	1.09	0.04	250	1.1e-03	1.02	0.05
Adam	250	1.3e-04	1.29	0.04	250	1.4e-04	1.35	0.06
Custom SGD	500	45.48	0.08	0.60	500	43.30	0.09	0.62
Momentum SGD	500	1.5e-04	0.09	0.34	500	1.6e-04	0.10	0.37
Lib SGD	500	2.3	0.05	0.04	500	2.1	0.06	0.05
Lib Mom SGD	500	0.014	0.05	0.04	500	0.013	0.06	0.05
Nesterov SGD	500	0.01	0.05	0.04	500	0.011	0.06	0.05
RMSprop	500	9.8e-04	0.57	0.04	500	1.0e-03	0.59	0.05
Adam	500	2.7e-04	0.68	0.04	500	2.9e-04	0.66	0.05
Custom SGD	1000	14	0.07	0.61	1000	13.6	0.08	0.64
Momentum SGD	1000	1.5e-04	0.07	0.35	1000	1.4e-04	0.08	0.38
Lib SGD	1000	3.4	0.03	0.04	1000	3.2	0.04	0.05
Lib Mom SGD	1000	1.0e-05	0.03	0.04	1000	1.2e-05	0.04	0.06
Nesterov SGD	1000	1.0e-05	0.03	0.04	1000	9.5e-06	0.04	0.05
RMSprop	1000	0.13	0.30	0.04	1000	0.14	0.32	0.05
Adam	1000	3.7e-04	0.34	0.04	1000	4.1e-04	0.35	0.05

<i>Elastic</i>	batch	mse	t sec	mem mb	batch	mse	t sec	mem mb
Custom SGD	50	4.1e-03	17.57	0.59	1	4.4e-03	16.82	0.62
Momentum SGD	50	4.9e-05	0.02	0.19	1	5.2e-05	0.021	0.20
Lib SGD	50	3.3e-08	18.70	0.04	1	3.5e-08	19.10	0.05
Lib Mom SGD	50	7.5e-09	20.72	0.04	1	7.9e-09	21.04	0.05
Nesterov SGD	50	3.4e-09	21.34	0.04	1	3.6e-09	20.77	0.05
RMSprop	50	1.25	25.89	0.04	1	1.32	26.71	0.05
Adam	50	0.03	30.59	0.04	1	0.031	29.94	0.05
Custom SGD	250	8.3e-02	0.13	0.60	250	8.7e-02	0.12	0.62
Momentum SGD	250	9.7e-05	0.02	0.33	250	1.0e-04	0.021	0.36
Lib SGD	250	1.2e-04	0.09	0.04	250	1.4e-04	0.10	0.05
Lib Mom SGD	250	4.5e-03	0.09	0.04	250	4.7e-03	0.10	0.05
Nesterov SGD	250	6.1e-03	0.09	0.04	250	6.4e-03	0.10	0.05
RMSprop	250	9.7e-04	1.15	0.04	250	9.9e-04	1.09	0.05
Adam	250	1.3e-04	1.35	0.04	250	1.5e-04	1.41	0.05
Custom SGD	500	44.79	0.09	0.60	500	43.50	0.10	0.63
Momentum SGD	500	9.7e-05	0.03	0.34	500	1.0e-04	0.032	0.37
Lib SGD	500	2.3	0.05	0.04	500	2.4	0.06	0.05
Lib Mom SGD	500	0.14	0.05	0.04	500	0.15	0.06	0.05
Nesterov SGD	500	0.16	0.05	0.04	500	0.15	0.06	0.05
RMSprop	500	7.6e-04	0.55	0.04	500	7.9e-04	0.57	0.05
Adam	500	2.7e-04	0.67	0.04	500	2.9e-04	0.65	0.05
Custom SGD	1000	1.4	0.07	0.61	1000	1.5	0.08	0.64
Momentum SGD	1000	9.9e-05	0.04	0.35	1000	1.0e-04	0.05	0.38
Lib SGD	1000	0.34	0.02	0.04	1000	0.36	0.02	0.05
Lib Mom SGD	1000	0.01	0.03	0.04	1000	0.011	0.03	0.05
Nesterov SGD	1000	0.005	0.03	0.04	1000	0.0053	0.03	0.05
RMSprop	1000	0.15	0.29	0.04	1000	0.16	0.31	0.05
Adam	1000	3.7e-04	0.35	0.04	1000	4.0e-04	0.34	0.05

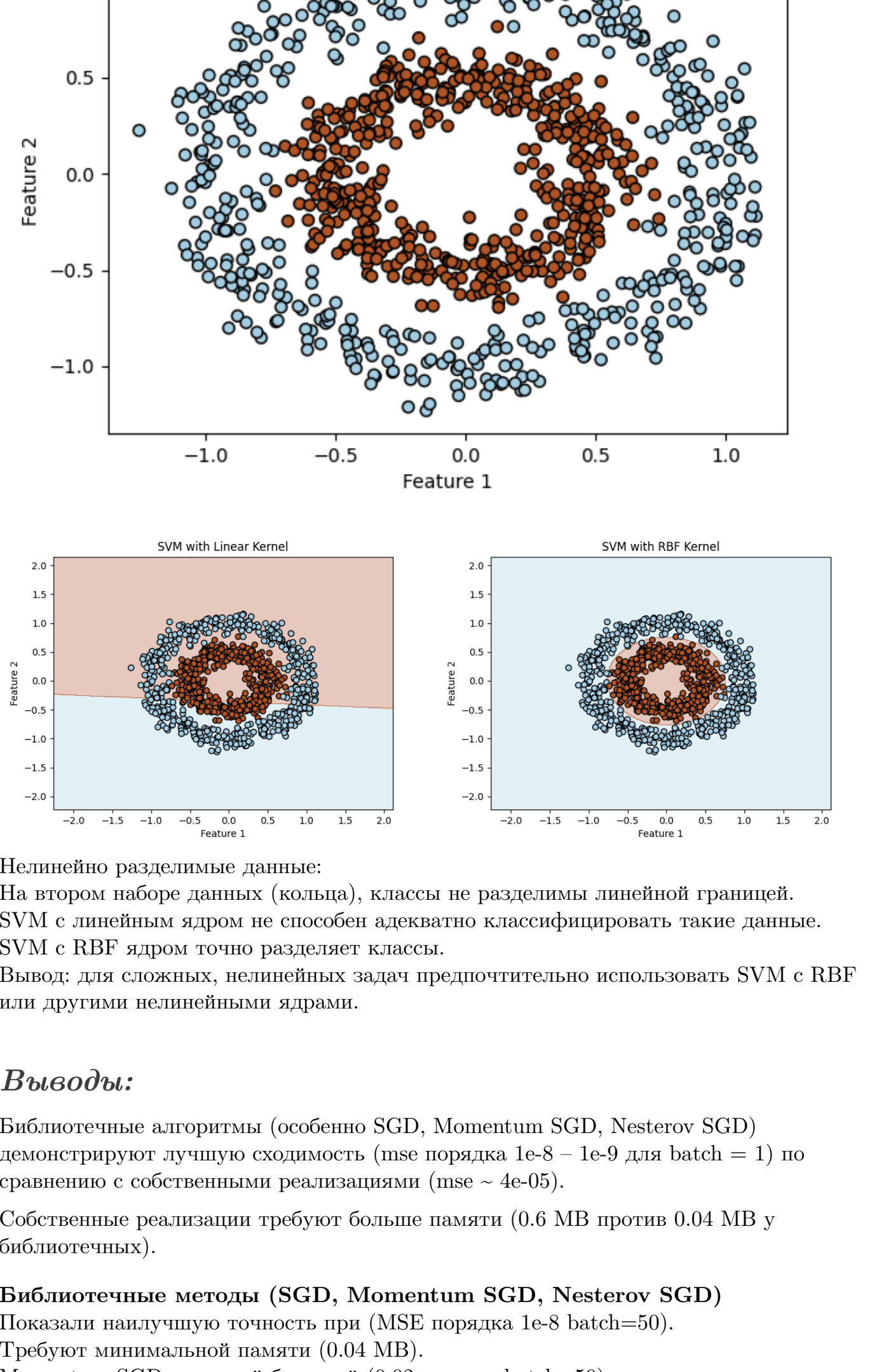
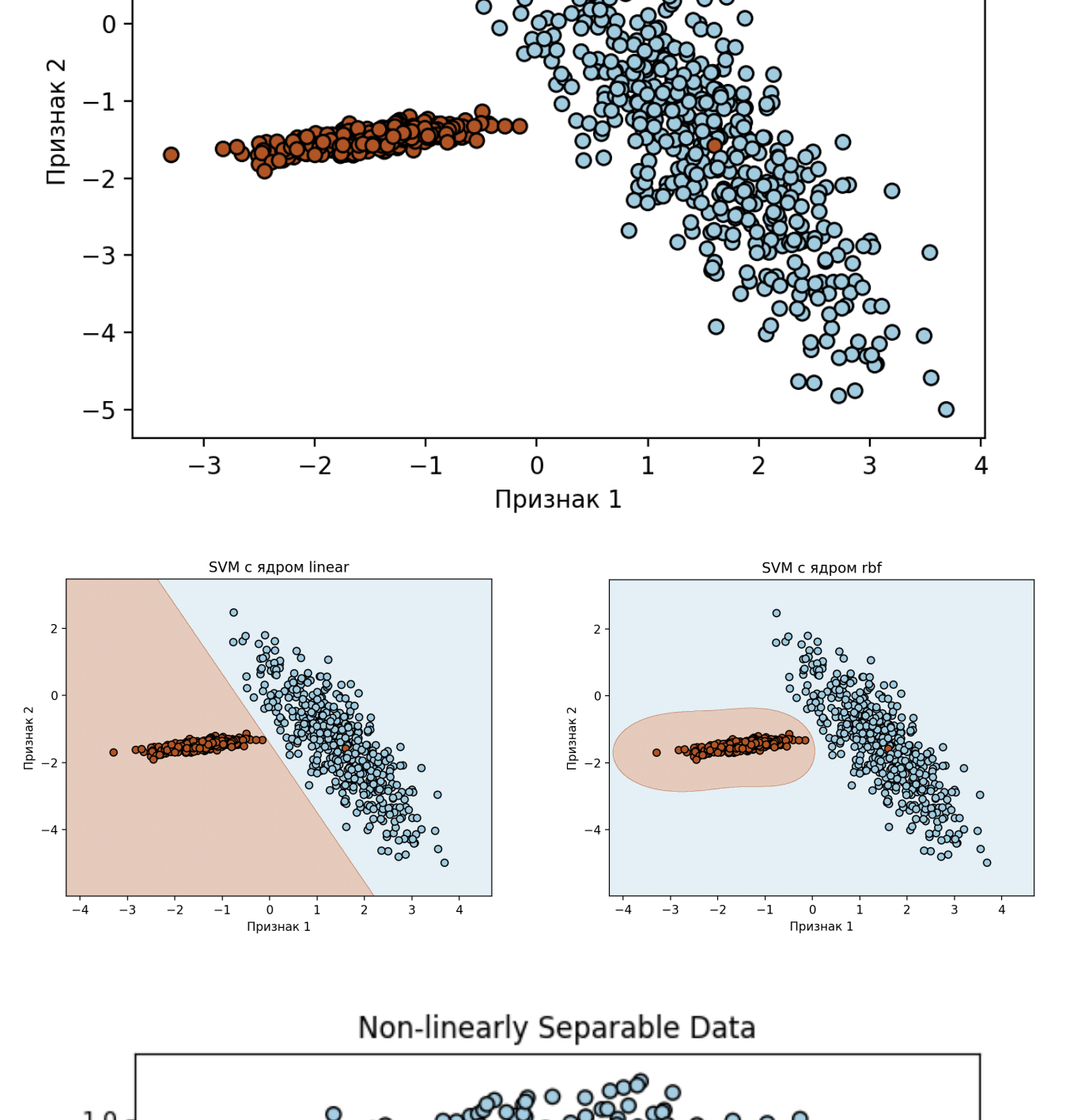
Дополнительная задача:

Метод опорных векторов – SVM

Применение метода опорных векторов для задачи бинарной классификации данных.

Генерируется 1000 точек с 2 признаками и 2 классами.

Происходит обучение SVM с линейным и RBF ядрами.



Нелинейно разделяемые данные:

На втором наборе данных (кольца), классы не разделяемы линейной границей.

SVM с линейным ядром не способен адекватно классифицировать такие данные.

SVM с RBF ядром точно разделяет классы.

Вывод: для сложных, нелинейных задач предпочтительно использовать SVM с RBF или другими нелинейными ядрами.

Выводы:

Наилучшие алгоритмы (особенно SGD, Momentum SGD, Nesterov SGD) демонстрируют лучшую сходимость (mse порядка $1e-8$ – $1e-9$ для batch = 1) по сравнению с собственными реализациями (mse ~ $4e-05$).

Собственные реализации требуют больше памяти (0.6 MB против 0.04 MB у библиотечных).

Библиотечные методы (SGD, Momentum SGD, Nesterov SGD)