

Поиск максимума по строке

Здесь почти у всех все было хорошо, никаких сложностей быть не должно :)

Найдите все индексы, где достигаются максимумы по строке в массиве *B*. (0.5 балла)

Подсказка: `np.argmax` тут не подойдет. Почему?

```
In [160]: B = [[0, 0, 3, 1, 3, 2],
              [2, 3, 0, 0, 3, 0],
              [0, 1, 2, 0, 0, 2],
              [2, 0, 2, 0, 2, 1],
              [1, 1, 0, 0, 1, 3]]
B = np.asarray(B)
```

```
Out[160]: array([[0, 0, 3, 1, 3, 2],
                 [2, 3, 0, 0, 3, 0],
                 [0, 1, 2, 0, 0, 2],
                 [2, 0, 2, 0, 2, 1],
                 [1, 1, 0, 0, 1, 3]])
```

```
In [161]: np.where(B == B.max(axis=1)[: , np.newaxis])
np.where(B == B.max(axis=1, keepdims=True))
```

```
Out[161]: (array([0, 0, 1, 1, 2, 2, 3, 3, 3, 4]), array([2, 4, 1, 4, 2, 5, 0, 2, 4, 5]))
```

Комбинация матрицы A и бесконечности

Нужно было заглянуть в документацию `np.where`, там можно увидеть вот такой трюк

Рассмотрим массив *A*. Модифицируйте предыдущее решение так, чтобы получился массив *C* следующего вида (0.5 балла):

- значения в матрице *C* на позициях, где условие выполнено, совпадают со значениями на позициях в матрице *A*;
- иначе – `-np.inf`.

Сохраните результат в переменную *C*.

```
In [23]: A = [[3, 1, 4, 5, 1, 2],
              [3, 3, 2, 4, 2, 2],
              [4, 1, 0, 1, 0, 2],
              [1, 0, 4, 3, 4, 3],
              [4, 2, 0, 1, 3, 4]]
A = np.asarray(A)
```

```
Out[23]: array([[3, 1, 4, 5, 1, 2],
                 [3, 3, 2, 4, 2, 2],
                 [4, 1, 0, 1, 0, 2],
                 [1, 0, 4, 3, 4, 3],
                 [4, 2, 0, 1, 3, 4]])
```

```
In [24]: C = np.where(B == B.max(axis=1)[: , np.newaxis], A, -np.inf)
C
```

```
Out[24]: array([[ -inf,  -inf,   4.,  -inf,   1.,  -inf],
                 [ -inf,   3.,  -inf,  -inf,   2.,  -inf],
                 [ -inf,  -inf,   0.,  -inf,  -inf,   2.],
                 [  1.,  -inf,   4.,  -inf,   4.,  -inf],
                 [ -inf,  -inf,  -inf,  -inf,  -inf,   4.]])
```

Умножение матрицы и скалярное произведение

Все понимают, что `np.dot` и `np.matmul` делают одно и то же. Тем не менее, я бы очень рекомендовал использовать `np.dot`, когда по смыслу идет скалярное произведение, а `np.matmul` – умножение матриц. Это сделает ваш код более читабельным и понятным

L1-норма

Еще одна рекомендация – не изобретайте велосипед. Все мы склонны ошибаться в мелочах. `np.linalg.norm` :)

Find Equal Lines

Хорошее упражнение на развитие пространственного мышления. Здесь подразумевалось, что вы разберетесь с тем, что такое приведение размерностей.

Даны два небольших массива A размера $M \times N$ и B размера $K \times N$.

Напишите функцию `find_equal_lines(A, B)`, которая найдет все индексы строк массива A , содержащиеся в B .

Запрещается использовать циклы. (1 балл)

Подсказка: попробуйте поэкспериментировать с размерностью массивов A и B .

```
In [162]: def find_equal_lines(A, B):
          mask = (A[:, np.newaxis, :] == B[np.newaxis, :, :]).all(axis=2).any(axis=1)
          return np.where(mask)[0]
```

Минус данного решения в том, что оно не будет работать при матрицах большого размера, так как результат сравнения – трехмерная матрица. Пусть $A.shape = (N, D)$, $B.shape = (M, D)$, тогда результат сравнения имеет размеры (N, M, D) .

Изображения

```
img.mean(axis=(0,1))
img.mean(axis=0).mean(axis=0)
```

Голосование

```
np.apply_along_axis(lambda r: np.bincount(r).argmax(), 1, y_pred)
scipy.stats.mode(y_pred, axis=1).mode.flatten()
```

Первый вариант лучше тем, что позволяет производить взвешенное голосование (у каждого объекта свой вес в голосовании). Если голосование обычное, то второй вариант, конечно, более элегантный

Снежинка Коха

С первыми двумя пунктами проблем не должно было возникнуть ни у кого. Там все очень просто

Шаг 1: Напишите функцию, которая извлекает корень из 1. (0.25 балла)

```
In [115]: def complex_roots(n):
          angles = np.linspace(0, 2 * np.pi, n, endpoint=False)
          return np.exp(angles * 1j)

          roots = complex_roots(5)
          roots

Out[115]: array([ 1.          +0.j          ,  0.30901699+0.95105652j,
                  -0.80901699+0.58778525j, -0.80901699-0.58778525j,
                  0.30901699-0.95105652j])
```

Кто-то делал первый пункт через формулу Муавра-Лапласа, тоже вполне допустимый вариант.

```
In [117]: def koch_curve():
          arr = [0, 1/3, 0.5 + 0.5j * np.sqrt(3) / 3, 2/3, 1]
          return np.asarray(arr)[::-1]

          curve = koch_curve()
          curve

Out[117]: array([1.          +0.j          ,  0.66666667+0.j          ,
                  0.5          +0.28867513j,  0.33333333+0.j          ,
                  0.          +0.j          ])
```

У многих возникли проблемы как раз с 3-м пунктом. Нужно было вспомнить, что прямую можно задать параметрически через точку на прямой и направляющий вектор:

$$l(t) = a_0 + at$$

Самым простым решением было воспользоваться этой идеей: кривая Коха имеет направляющий вектор (0, 1), нужно его поменять на новый направляющий вектор (ребро многоугольника).

Шаг 3: Заменяем стороны в пятиугольнике выше на кривые Коха первого порядка. (0.5 балла)

Замечание: Чтобы всё точно получилось, проверьте, что обход кривых на шагах 1 и 2 совпадает (в обоих случаях либо по часовой, либо против).

```
In [153]: def change_edges_to_koch_curves(vertices):
          curve = koch_curve()[:-1]

          p1 = vertices
          p2 = np.roll(p1, shift=1)
          dp = p2 - p1

          point = p1[:,np.newaxis] + dp[:,np.newaxis] * curve[np.newaxis,:]
          return point.ravel()

          vertices = complex_roots(3)
          line = change_edges_to_koch_curves(vertices)
          line.shape
```

Out[153]: (12,)

Здесь p1 – аналог a_0, dp – новый направляющий вектор.

Дальше все работает из коробки :)

Ранжирование и сортировка

Это задача для вашей домашки по kNN. Кто догадался, что ее можно применить там, тот молодец и мог получить реализацию, которая работает быстрее sklearn.

Шаг 3: (0.25 балла)

Поддержите в функции `get_best_ranks` аргумент `return_ranks=True`. В этом случае функция должна возвращать еще и значения рангов, см. реализацию `get_best_ranks_slow`.

Замечание: поддержка аргумента не должна приводить к увеличению сложности, т.е. реализация в функции `get_best_ranks_slow` неверная.

```
In [78]: _, ranks_result = get_best_ranks_slow(ranks_raw, top=15, return_ranks=True)
```

```
In [79]: %%time

def get_best_ranks(ranks, top=10, return_ranks=False):
    indices = np.argpartition(ranks, -top, axis=1)[:,-top:]
    ranks_top = np.take_along_axis(ranks, indices, axis=1)
    indices = np.take_along_axis(indices, ranks_top.argsort(axis=1)[:,:-1], axis=1)
    result = (indices, )

    if return_ranks:
        ranks = np.take_along_axis(ranks, indices, axis=1)
        result += (ranks, )

    return result if len(result) > 1 else result[0]

_, ranks = get_best_ranks(ranks_raw, top=15, return_ranks=True)

CPU times: user 31.5 ms, sys: 12 ms, total: 43.5 ms
Wall time: 42.8 ms
```

```
In [80]: assert np.isclose(ranks, ranks_result).all()
```

Сложность алгоритма: $O(N) + O(K \log K)$.

Если кто-то хочет еще поломать мозги, предлагаю подумать над введением параметра `axis`, отвечающего за ось по которой ищутся наибольшие значения.

Были варианты вида

```
np.argpartition(ranks, np.arange(-top, 0))
```

Такое решение более короткое (не нужно добавлять сортировку), но более медленное, так как работает за $O(K N)$. При $K \ll N$ оно проигрывает реализации выше.