# Иітмо Распределение весов в спортзале

#### Выполнили:

Поляков Александр Владимирович K3239 Синюков Лев Владимирович K3240 Лаптев Егор Игоревич K3239

#### Условия игры



- 1. Три слота в день:
- Тренировочный день состоит из 3 слотов, каждый из которых привязан к тренировке определенной группы мышц:
  - Т1 = Ноги
  - Т2 = Спина
  - Т3 = Грудь
- 2. У каждого спортсмена есть свои веса ценности для каждого слота
- 3. Выбор спортсменов:
  - Каждый игрок может выбрать максимум 2 слота в день;
  - Выбранные слоты приносят ценность спортсмену.
- 4. Конфликты:
- Если оба спортсмена выбирают один и тот же слот, то каждый получает баллы с вероятностью отношения их ценностей за данный слот.

















#### ИГРА



Каждый игрок определяет приоритетность упражнений - для каждого упражнения определенная стоимость баллов.

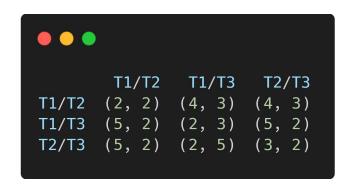
Игрок 1:	Игрок 2:
S1 = 2;	S1 = 3;
S2 = 2;	S2 = 1;
S3 = 3	S3 = 2

Это позволит игрокам строить для себя выигрышную стратегию, отличную от оппонента;

В случае конфликта интересов (оба игрока выбрали одинаковое упражнение), баллы за упражнение достаются одному из игроков с вероятностью, равной отношению ценности данного слота для игрока к сумме ценностей за этот слот обоих игроков. Пример: для игрока 1 - S1 = 2, для игрока 2 - S1 = 3. Тогда в случае конфликта с р=% получит ценность (сможет потренироваться) игрок 1, а с р=% игрок 2



#### Равновесие по Нэшу. Пример хода



#### Стратегия

Результат

Игрок 1: T1/T2, Игрок 2:  $T1/T3 \rightarrow (4,3)$ 





```
def find_pareto_optimal(self):
    """ Identifies Pareto optimal outcomes from the payoff matrix. """
    outcomes = [((i, j), payoff) for i, row in enumerate(self.payoff_matrix) for j, payoff in enumerate(row)]
    pareto_optimal = []

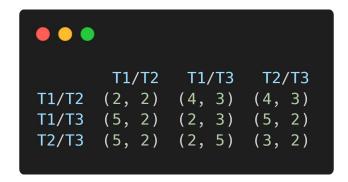
for ((i1, j1), (p1_payoff1, p2_payoff1)) in outcomes:
    if not any(
        p1_payoff2 >= p1_payoff1 and p2_payoff2 >= p2_payoff1 and
        (p1_payoff2 > p1_payoff1 or p2_payoff2 > p2_payoff1)
        for ((i2, j2), (p1_payoff2, p2_payoff2)) in outcomes
    ):
        pareto_optimal.append((p1_payoff1, p2_payoff1))

return pareto_optimal
```

Алгоритм находит Парето-оптимальные исходы из матрицы выигрышей, перебирая все элементы. Сначала формируется список outcomes, содержащий координаты и пары выигрышей. Для каждого исхода (p1\_payoff1, p2\_payoff1) проверяется, есть ли другой исход (p1\_payoff2, p2\_payoff2), который доминирует его (т.е. выигрыши второго игрока не меньше, а одного из игроков — строго больше). Если доминирующих исходов нет, текущий добавляется в список pareto\_optimal. В конце возвращается список всех недоминируемых исходов.



#### Оптимальность по Парето



#### Результат:

(4, 3), (4, 3), (5, 2), (5, 2), (5, 2), (2, 5)

# 2 часть Анализ нескольких дней



#### Изменение условий

- Будем менять приоритеты игроков для каждого слота в зависимости от того, тренировали ли они эту группу мышц в последний день Если да - для данного слота ценность -= 1 Если нет - для данного слота ценность += 1
- Так как в случае конфликта, у нас используется вероятность при выборе, будет логично проверить работу алгоритма на одних и тех же входных данных (ценности игроков за каждый слот) на большом количестве дней несколько раз. Например, прогнать алгоритм 10 раз на 100 днях при одних и тех же данных.



#### Пример работы алгоритма для 10 дней

#### **Steps 1-6:**

```
(Step: 1) Payoff Matrix:
       T1/T2 T1/T3 T2/T3
T1/T2 (4, 0) (2, 5) (2, 5)
T1/T3 (3, 4) (3, 2) (2, 5)
T2/T3 (5, 2) (2, 5) (3, 2)
Nash Equilibrium: [NashResult(payoff=(3, 2), strategy p1='T1/T3', strategy p2='T1/T3')]
Pareto Optimal Outcomes: [(2, 5), (2, 5), (3, 4), (2, 5), (5, 2), (2, 5)]
(Step: 2) Payoff Matrix:
        T1/T2 T1/T3 T2/T3
T1/T2 (2, 2) (2, 5) (2, 5)
T1/T3 (3, 4) (5, 0) (2, 5)
T2/T3 (5, 2) (2, 5) (0, 5)
Nash Equilibrium: [NashResult(payoff=(2, 5), strategy p1='T1/T2', strategy p2='T2/T3'),
NashResult(payoff=(2, 5), strategy p1='T1/T3', strategy p2='T2/T3')]
Pareto Optimal Outcomes: [(2, 5), (2, 5), (3, 4), (2, 5), (5, 2), (2, 5)]
(Step: 3) Payoff Matrix:
       T1/T2 T1/T3 T2/T3
T1/T2 (2, 2) (2, 4) (1, 4)
T1/T3 (3, 4) (3, 2) (4, 2)
T2/T3 (3, 4) (5, 2) (0, 4)
Nash Equilibrium: [NashResult(payoff=(3, 4), strategy_p1='T1/T3', strategy_p2='T1/T2'),
NashResult(payoff=(3, 4), strategy_p1='T2/T3', strategy_p2='T1/T2')]
Pareto Optimal Outcomes: [(3, 4), (3, 4), (5, 2)]
```

```
(Step: 4) Payoff Matrix:
        T1/T2 T1/T3 T2/T3
T1/T2 (2, 1) (2, 3) (4, 2)
T1/T3 (4, 1) (2, 2) (2, 3)
T2/T3 (2, 2) (4, 1) (0, 3)
Nash Equilibrium: [NashResult(payoff=(2, 3), strategy_p1='T1/T2', strategy_p2='T1/T3')]
Pareto Optimal Outcomes: [(2, 3), (4, 2), (2, 3)]
(Step: 5) Payoff Matrix:
        T1/T2 T1/T3 T2/T3
T1/T2 (2, 0) (2, 1) (2, 1)
T1/T3 (2, 3) (2, 2) (3, 1)
T2/T3 (2, 3) (1, 3) (3, 0)
Nash Equilibrium: [NashResult(payoff=(2, 1), strategy_p1='T1/T2', strategy_p2='T1/T3'),
NashResult(payoff=(2, 3), strategy_p1='T1/T3', strategy_p2='T1/T2'), NashResult(payoff=(2, 3),
strategy p1='T2/T3', strategy p2='T1/T2')]
Pareto Optimal Outcomes: [(2, 3), (3, 1), (2, 3)]
(Step: 6) Payoff Matrix:
        T1/T2 T1/T3 T2/T3
T1/T2 (3, 0) (3, 1) (3, 1)
T1/T3 (1, 1) (2, 1) (3, 0)
T2/T3 (2, 1) (2, 1) (2, 0)
Nash Equilibrium: [NashResult(payoff=(3, 1), strategy_p1='T1/T2', strategy_p2='T1/T3'),
NashResult(payoff=(3, 1), strategy_p1='T1/T2', strategy_p2='T2/T3')]
Pareto Optimal Outcomes: [(3, 1), (3, 1)]
```



### **ИІТМО**

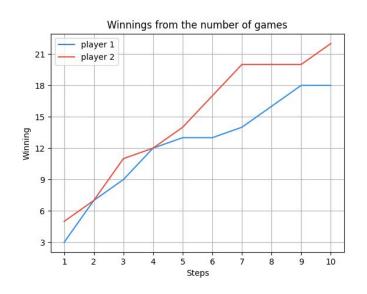
#### **Steps 7-10:**

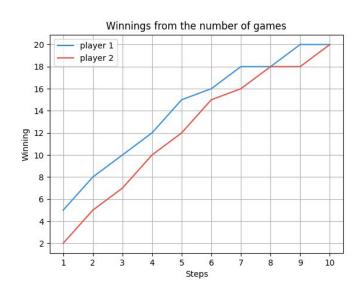
```
• • •
(Step: 7) Payoff Matrix:
       T1/T2 T1/T3 T2/T3
T1/T2 (0, 2) (1, 0) (1, 0)
T1/T3 (1, 2) (2, 0) (2, 0)
T2/T3 (1, 2) (1, 2) (1, 0)
Nash Equilibrium: [NashResult(payoff=(1, 2), strategy_p1='T1/T3', strategy_p2='T1/T2'),
NashResult(payoff=(1, 2), strategy_p1='T2/T3', strategy_p2='T1/T2')]
Pareto Optimal Outcomes: [(1, 2), (2, 0), (2, 0), (1, 2), (1, 2)]
(Step: 8) Payoff Matrix:
T1/T2 (0, 1) (2, 0) (2, 0)
T1/T3 (2, 0) (0, 1) (2, 0)
T2/T3 (0, 1) (0, 1) (0, 0)
Nash Equilibrium: [NashResult(payoff=(0, 1), strategy p1='T1/T2', strategy p2='T1/T2')]
Pareto Optimal Outcomes: [(0, 1), (2, 0), (2, 0), (2, 0), (0, 1), (2, 0), (0, 1), (0, 1)]
(Step: 9) Payoff Matrix:
T1/T2 (0, 2) (1, 0) (1, 0)
T1/T3 (0, 2) (0, 2) (1, 0)
T2/T3 (0, 2) (0, 2) (0, 0)
Nash Equilibrium: [NashResult(payoff=(0, 2), strategy p1='T1/T2', strategy p2='T1/T2'),
NashResult(payoff=(0, 2), strategy_p1='T1/T3', strategy_p2='T1/T2'), NashResult(payoff=(0, 2),
strategy_p1='T2/T3', strategy_p2='T1/T2')]
Pareto Optimal Outcomes: [(0, 2), (1, 0), (1, 0), (0, 2), (0, 2), (1, 0), (0, 2), (0, 2)]
(Step: 10) Payoff Matrix:
       T1/T2 T1/T3 T2/T3
T1/T2 (0, 1) (0, 1) (2, 0)
T1/T3 (2, 0) (2, 0) (2, 0)
T2/T3 (0, 1) (0, 1) (0, 0)
Nash Equilibrium: [NashResult(payoff=(2, 0), strategy_p1='T1/T3', strategy_p2='T1/T2'),
NashResult(payoff=(2, 0), strategy_p1='T1/T3', strategy_p2='T1/T3'), NashResult(payoff=(2, 0),
strategy_p1='T1/T3', strategy_p2='T2/T3')]
Pareto Optimal Outcomes: [(0, 1), (0, 1), (2, 0), (2, 0), (2, 0), (2, 0), (0, 1), (0, 1)]
```



#### Пример работы алгоритма для 10 дней

#### График зависимости суммы выигрышных баллов от количества шагов

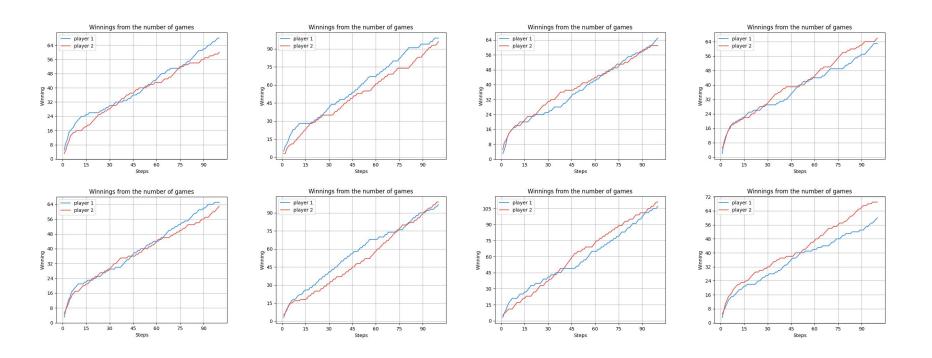






#### Пример запуска на данных большего объема

#### Запустим 10 раз симуляцию 100 дней на некоторых входных данных



#### Пример запуска на данных большего объема



Как можно заметить по графикам, у нас нет конкретного доминирующего игрока, вероятность распределяется примерно одинаково на дистанции.

Также при тестировании программы, мы заметили, что при разных начальных условиях (разные наборы весов для слотов у каждого спортсмена), графики резко меняются лишь в первые несколько дней (разница в выигрышах заметна), а ближе к началу второго десятка дней зависимость становится постоянной.

По итогам тестирования у нас получились следующие процентные соотношения выигрышей игрока 1 и игрока 2 соответственно:

```
1000 iterations of 100 steps each:
Draw: 48 (4.8%)
P1: 482 (48.2%)
P2: 470 (47.0%)
```

Таким образом, **начальные условия не сильно влияют на дальнейшее развитие игры**.

## Спасибо за внимание!

