

Динамическое программирование. Реализация

Задача о рюкзаке (revisited)

- **Дано:**

- Набор товаров (n штук), каждый из которых характеризуется весом q_i и стоимостью p_i .
- Рюкзак, загрузка которого не должна превышать Q_{max}

- **Требуется:**

- Выбрать набор вещей, обладающих наибольшей стоимостью при условии выполнения требования по максимальной загрузке

Задача о рюкзаке. Уравнение Беллмана

- Описание процесса:
 - Этапы – предметы (n).
 - Выигрыш – стоимость предметов в рюкзаке.
 - Управление – решение о том, брать или не брать предмет ($u_i \in \{0,1\}$).
 - Состояние – остаточная вместимость рюкзака ($S_i \in \{0, \dots, Q_{max}\}$).
- Уравнение Беллмана:

$$W_i(S_i) = \max_{u_i \in \{u | u \in \{0,1\}, u q_i \leq S_i\}} \{p_i u_i + W_{i+1}(S_i - q_i u_i)\}$$

Цена i -того предмета

Вес i -того предмета

Рекурсивная реализация (наивная)

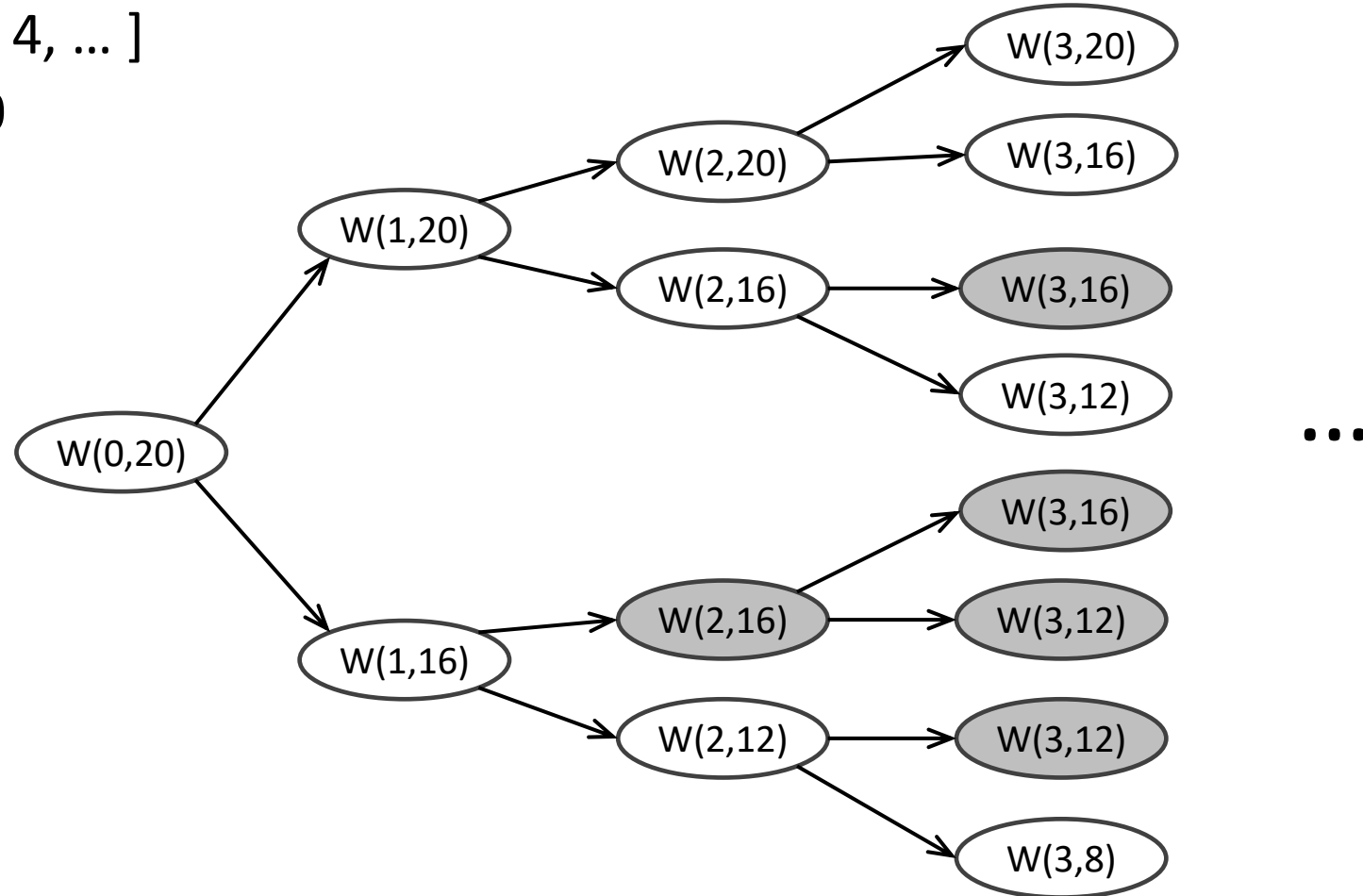
```
1. class NaiveKnapsackSolver:
2.     def __init__(self, weights, prices, capacity):
3.         self.q = weights
4.         self.p = prices
5.         self.c = capacity
6.
7.     def W(self, stage, state):
8.         if stage >= len(self.p):
9.             return (0, None)
10.
11.         best_w = None
12.         best_u = None
13.         for u in (0, 1):
14.             if u * self.q[stage] <= state:
15.                 wi = self.p[stage] * u + self.W(stage + 1, state - self.q[stage] * u)[0]
16.                 if best_w is None or wi > best_w:
17.                     best_w = wi
18.                     best_u = u
19.         return (best_w, best_u)
20.
21.     def solve(self):
22.         return self.W(0, self.c)
```

$$W_i(S_i) = \max_{u_i \in \{u | u \in \{0,1\}, uq_i \leq S_i\}} \{p_i u_i + W_{i+1}(S_i - q_i u_i)\}$$

Проблемы наивной реализации

• Пусть:

- $q_i = [4, 4, 4, \dots]$
- $Q_{max} = 20$



Проблемы наивной реализации

- Очень неэффективно
 - В первую очередь, из-за многократного пересчета одних и тех же значений
- Нет возможности восстановить оптимальное управление

Рекурсивная реализация (наивная)

```
1. def W(self, stage, state):  
2.     if stage >= len(self.p):  
3.         return (0, [])  
4.     best_w = None  
5.     best_u = None  
6.     for u in (0, 1):  
7.         if u * self.q[stage] <= state:  
8.             w1, u1 = self.W(stage + 1, state - u * self.q[stage])  
9.             wi = self.p[stage] * u + w1  
10.            if best_w is None or wi > best_w:  
11.                best_w = wi  
12.                best_u = [u] + u1  
13.     return (best_w, best_u)
```

$$W_i(S_i) = \max_{u_i \in \{u | u \in \{0,1\}, uq_i \leq S_i\}} \{p_i u_i + W_{i+1}(S_i - q_i u_i)\}$$

Рекурсивная реализация (с мемоизацией)

```
1. class StandardKnapsackSolver:
2.     def __init__(self, weights, prices, capacity):
3.         self.q = weights
4.         self.p = prices
5.         self.c = capacity
6.         self.W_cache = [{} for _ in self.q]

7.     def W(self, stage, state):
8.         if stage >= len(self.p):
9.             return (0, None)

10.         if state in self.W_cache[stage]:
11.             return self.W_cache[stage][state]

12.         best_w = None
13.         best_u = None
14.         for u in (0, 1):
15.             if u * self.q[stage] <= state:          # условие допустимости управления
16.                 wi = self.p[stage] * u + self.W(stage + 1, state - self.q[stage] * u)[0]
17.                 if best_w is None or wi > best_w:
18.                     best_w = wi
19.                     best_u = u
20.         self.W_cache[stage][state] = (best_w, best_u)
21.         return (best_w, best_u)
```

$$W_i(S_i) = \max_{u_i \in \{u | u \in \{0,1\}, uq_i \leq S_i\}} \{p_i u_i + W_{i+1}(S_i - q_i u_i)\}$$

Рекурсивная реализация (с мемоизацией)

...продолжение

```
1. def restore_optimal(self):
2.     control = []
3.     state = self.c
4.     for stage in range(len(self.q)):
5.         u = self.W(stage, state)[1]
6.         control.append(u)
7.         state = state - u * self.q[stage]
8.     return control

9. def solve(self):
10.    return (self.W(0, self.c)[0], self.restore_optimal())
```

Итеративная реализация

```
1. def calculate(self):
2.     self.W_cache = [{ } for _ in self.q]

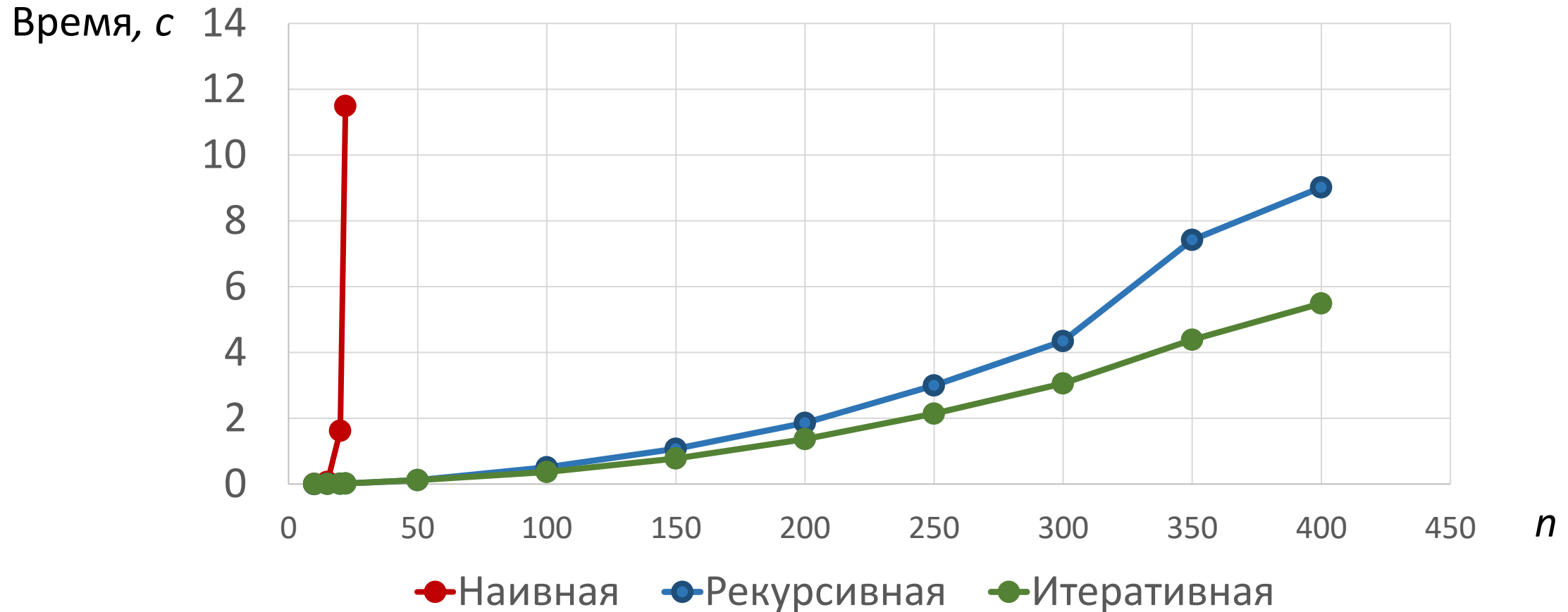
3.     # Фиктивный шаг
4.     self.W_cache.append({ })
5.     for state in range(0, self.c+1):
6.         self.W_cache[len(self.q)][state] = (0, None)

7.     for stage in reversed(range(len(self.q))):
8.         for state in range(0, self.c+1):
9.             best_w = None
10.            best_u = None
11.            for u in (0, 1):
12.                phi = state - self.q[stage] * u
13.                if phi >= 0:
14.                    wi = self.p[stage] * u + self.W_cache[stage + 1][phi][0]
15.                    if best_w is None or wi > best_w:
16.                        best_w = wi
17.                        best_u = u
18.            self.W_cache[stage][state] = (best_w, best_u)
```

$$W_i(S_i) = \max_{u_i \in \{u | u \in \{0,1\}, uq_i \leq S_i\}} \{p_i u_i + W_{i+1}(S_i - q_i u_i)\}$$

Сравнение времени выполнения

Вес и стоимость предмета $\sim U(5; 50)$, грузоподъемность рюкзака $\sim 1/2$ суммарного веса предметов.



Стилистические улучшения

- Разделение **описания задачи**:
 - Количество этапов
 - Множество состояний на каждом из этапов
 - Множество допустимых управлений в каждом из состояний
 - «Эффекты» управления
- ...и обобщенного кода, реализующего схему ДП в соответствующих терминах:

```
1.  def W(...):  
2.      ...  
3.      for (u, val, phi) in problem.valid_controls(stage, s):  
4.          wi = val + self.W(stage + 1, phi)  
5.      ...
```

Тонкости при работе с непрерывным состоянием

- Простейший вариант – дискретизация
- Использование вещественного ключа в словаре

```
phi = ... # некоторая функция от state и u  
wi = ... + self.W_cache[stage + 1][phi][0]
```

```
2 == math.sqrt(2) ** 2      -> False!
```

```
0.1 + 0.1 + 0.1 - 0.3 == 0  -> False!
```

```
a = {}  
a[2] = 'Two'  
a[math.sqrt(2) ** 2] = 'Two'
```

```
{2: 'Two',  
2.0000000000000004: 'Two'}
```

Контролируйте
размер
словаря!

Тонкости при работе с непрерывным состоянием

- Использование вещественного ключа в словаре. Возможное (но не единственное!) решение – округление:

```
phi = ... # некоторая функция от state и u  
wi = ... + self.W_cache[stage + 1][round(phi, 2)][0]
```

```
round(2, 2) == round(math.sqrt(2) ** 2, 2)      -> True
```

```
round(0.1 + 0.1 + 0.1 - 0.3, 2) == round(0, 2)  -> True
```

```
a = {}  
a[round(2, 2)] = 'Two'  
a[round(math.sqrt(2) ** 2, 2)] = 'Two'
```



```
{2: 'Two'}
```

Тонкости при работе с непрерывным состоянием

```
class FloatAwareDict:
    def __init__(self, precision):
        self.precision = precision
        self.dict = {}
    def __setitem__(self, k, v):
        self.dict[round(k, self.precision)] = v
    def __getitem__(self, k):
        return self.dict[round(k, self.precision)]
    def __iter__(self):
        return self.dict.__iter__()
```

```
fad = FloatAwareDict(2)
fad[0.1 + 0.1 + 0.1 - 0.3] = 'Zero'
fad[0] -> 'Zero'
fad[0.0000001] -> 'Zero'
```

Векторизованная реализация

```
1. class VectorizedIterativeNPKnapsackSolver:
2.     def __init__(self, weights, prices, capacity):
3.         self.q = weights
4.         self.p = prices
5.         self.c = capacity
6.         self.W_cache = [np.zeros(self.c+1) for _ in self.q]
7.         self.U_cache = [np.zeros(self.c+1, dtype=np.int32) for _ in self.q]

8.     def calculate(self):
9.         # Фиктивный шаг
10.        self.W_cache.append(np.zeros(self.c + 1))
11.        self.U_cache.append(np.zeros(self.c + 1, dtype=np.int32))

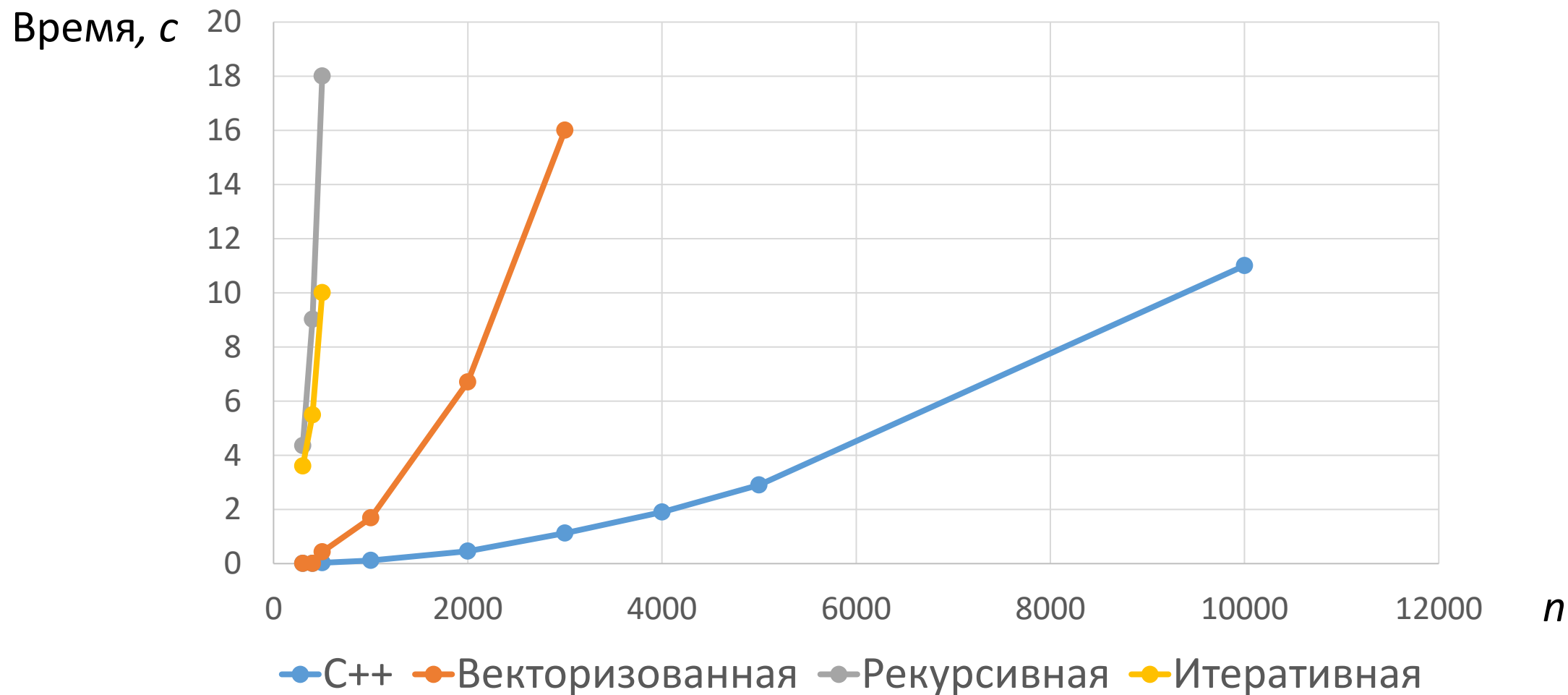
12.        NINF = -1000
13.        # Инициализация векторов управления и состояния
14.        x = np.array([0, 1])
15.        s = np.arange(self.c + 1)
16.        # Преобразование их в вид, подходящий для вычислений
17.        xx = np.broadcast_to(x.reshape(1, -1), (self.c + 1, len(x)))
18.        ss = np.broadcast_to(s.reshape(-1, 1), (self.c + 1, len(x)))

19.        for stage in reversed(range(len(self.q))):
20.            # Вычисление новых состояний
21.            new_state = ss - self.q[stage] * xx
22.            valid_state = new_state >= 0
23.            new_state[~valid_state] = 0

24.            tmp_w = self.p[stage] * xx + self.W_cache[stage + 1][new_state]
25.            tmp_w[~valid_state] = NINF

26.            u = np.argmax(tmp_w, axis=1, keepdims=True)
27.            W = np.take_along_axis(tmp_w,
28.                                   u,
29.                                   axis=-1)
30.
31.            self.W_cache[stage] = W.ravel()
32.            self.U_cache[stage] = u.ravel()
```


Еще о времени выполнения



Резюме

- Существует два базовых способа программной реализации применения метода динамического программирования
 - Итеративный
 - Рекурсивный
- Итеративный
 - (-) Возможно, требует больше памяти
 - (-) Чуть сложнее в реализации
 - (+) Как правило, работает несколько быстрее
- Рекурсивный
 - (+) Может сэкономить память
 - (+) Чуть проще в реализации
 - (-) Как правило, работает чуть медленнее
 - (-) Можно «упереться» в ограничения стека