Задание 1. Поиск минимального значения в векторе

Необходимо найти минимальное значение среди элементов вектора. Для этого воспользуемся тремя подходами:

- Перебор значений в одном потоке
- Распараллеливание по данным в цикле:
  - С обеспечением синхронизации за счет помещения операции сравнения элементов в критическую секцию
  - С использованием редукции оператором `min`

Описание подходов

Все описанные алгоритмы находятся в модуле `vectorMinValue`.

Перебор значений в одном потоке

Реализация данного подхода содержится в методе `FindMinSingleThread`. Алгоритм предельно прост - сравниваем все элементы, пока не найдем среди них минимальный.

```
int FindMinSingleThread(int *vector, int size) {
    int *end = vector + size;
    int min = INT_MAX;
    for (int *start = vector; start < end; start++) {
        if (min > *start) {
            min = *start;
        }
    }
    return min;
}
```

Синхронизация за счет критической секции

Данный подход отличается от предыдущего наличием распараллеливания по данным в цикле. Чтобы обеспечить синхронизацию потоков, операция сравнения текущего элемента с текущим минимумом помещена в критическую секцию.

```
int FindMinWithForLoopParallelism(int *vector, int size) {
    int *end = vector + size;
    int min = INT_MAX;
#pragma omp parallel for shared(vector, end, min) default(none)
    for (int *start = vector; start < end; start++) {
        if (min > *start) {
#pragma omp critical
            if (min > *start) {
                min = *start;
            }
        }
```

```
    }
    return min;
}
```

Редукция

Третий подход заключается в использовании операции редукции вместе с оператором min.

```
int FindMinWithReduction(int *vector, int size) {
    int minValue;
    int start;
#pragma omp parallel for shared(vector, size) private(start)
reduction(min: minValue) default(none)
    for (start = 0; start < size; start++) {
        minValue = vector[start];
    }
    return minValue;
}
```

Сравнение эффективности алгоритмов

Для сравнения алгоритмов были произведены замеры времени их работы на массивах, состоящих из 10000, 10000000 и 100000000 элементов. Было проведено 30 экспериментов, их результаты сохранены в файле output.csv. Первые 10 строк таблицы представлены ниже.

In [ ]:
```
import pandas as pd
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
from matplotlib.ticker import FormatStrFormatter
%matplotlib inline

dataset = pd.read_csv("output.csv", sep=';')
array_sizes = {10000: "small", 10000000: "medium", 100000000: "large"}
dataset = dataset.astype({'method': 'category',  'array_size': 'category'})
dataset['array_size'] = dataset['array_size'].replace(array_sizes)
print(dataset.head(10))
```

```
   num_threads            method array_size  elapsed_time
0            1            single      small        0.0115
1            2  critical_section      small        0.0492
2            2         reduction      small        0.0097
3            3  critical_section      small        0.0456
4            3         reduction      small        0.0094
5            4  critical_section      small        0.0489
6            4         reduction      small        0.0071
7            5  critical_section      small        0.0389
8            5         reduction      small        0.0059
9            6  critical_section      small        0.0480
```

In [ ]:
```

```

Рассчитаем среднее время работы каждого из описанных подходов при каждом из имеющихся размеров массивов.

In [ ]:
```
means_for_single_thread = dataset[dataset['method'] == 'single'][['array_size', 'el
means_for_critical_section = dataset[dataset['method'] == 'critical_section'][['arr
means_for_reduction = dataset[dataset['method'] == 'reduction'][['array_size', 'ela
means_for_reduction.head()
```

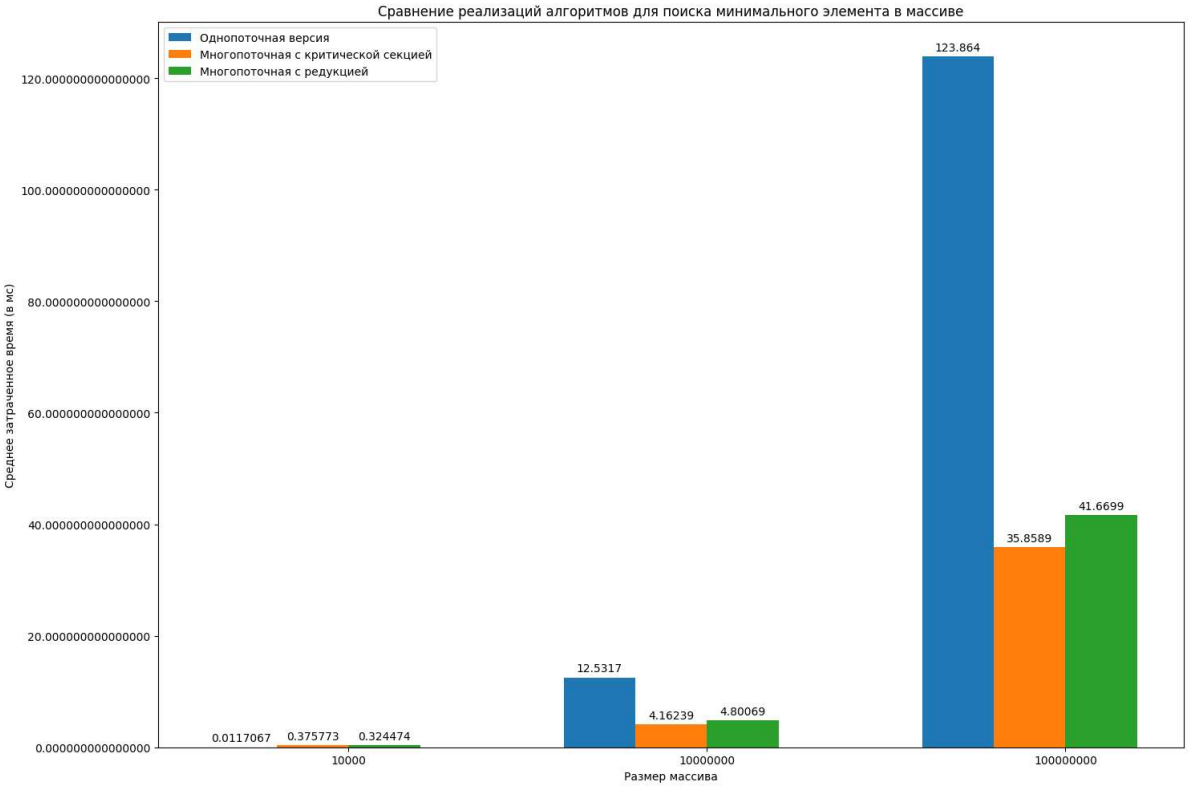
Out[ ]:

array_size	elapsed_time
small	0.324474
medium	4.800692
large	41.669868

In [ ]:
```
def visualize(ylabel, title, data):
    labels = array_sizes.keys()
    x = np.arange(len(labels))
    width = 0.2

    fig, ax = plt.subplots(figsize=(15,10))
    rects1 = ax.bar(x - 3*width/2, data['single'], width, label='Однопоточная верси
    rects2 = ax.bar(x - width/2, data['critical_section'], width, label='Многопоточ
    rects3 = ax.bar(x + width/2, data['reduction'], width, label='Многопоточная с р

    ax.set_ylabel(ylabel)
    ax.set_title(title)
    ax.set_xlabel('Размер массива')
    ax.set_xticks(x, labels)
    ax.yaxis.set_major_formatter(FormatStrFormatter('%.15f'))
    ax.legend()

    ax.bar_label(rects1, padding=3)
    ax.bar_label(rects2, padding=3)
    ax.bar_label(rects3, padding=3)

    fig.tight_layout()
```

Визуализируем данные. Построим гистограмму среднего времени работы каждого из подходов для каждого из доступных размеров массивов.

In [ ]:
```
mean_data = dict(zip(dataset['method'].unique(), [
                means_for_single_thread['elapsed_time'], means_for_critical_sectior
visualize('Среднее затраченное время (в мс)', 'Сравнение реализаций алгоритмов для
```

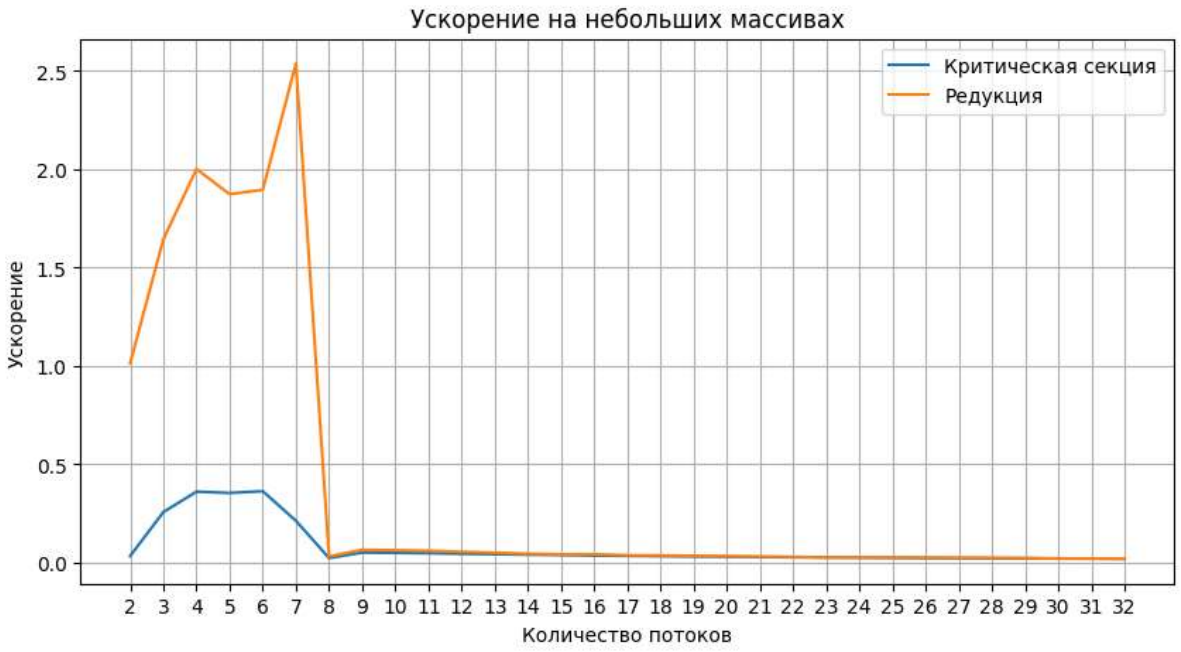


Легко заметить, что в среднем при использовании многопоточности скорость работы повышается примерно в 2 раза относительно однопоточной программы (за исключением массивов небольшого размера). Теперь построим график зависимости ускорения от количества использованных процессов.

In [ ]:
```
means_for_single_thread = dataset[dataset['method'] == 'single'].groupby(
    'array_size').agg({'elapsed_time': 'mean'}).reset_index()

means_for_multhread = dataset[dataset['num_threads'] >= 2].groupby(
    ['num_threads', 'array_size', 'method']).agg({'elapsed_time': 'mean'})
means_for_multhread = means_for_multhread[means_for_multhread['elapsed_time'].notnu
)].reset_index()


smtet = means_for_multhread[means_for_multhread['array_size']
                            == 'small']['elapsed_time']
sstet = means_for_single_thread[means_for_single_thread['array_size']
                                == 'small']['elapsed_time']
means_for_multhread.loc[means_for_multhread['array_size']
                        == 'small', 'boost'] = sstet.loc[0]/ smtet

mmtet = means_for_multhread[means_for_multhread['array_size']
                            == 'medium']['elapsed_time']
mstet = means_for_single_thread[means_for_single_thread['array_size']
                                == 'medium']['elapsed_time']
means_for_multhread.loc[means_for_multhread['array_size']
                        == 'medium', 'boost'] = mstet.loc[1] / mmtet

lmtet = means_for_multhread[means_for_multhread['array_size']
                            == 'large']['elapsed_time']
lstet = means_for_single_thread[means_for_single_thread['array_size']
                                == 'large']['elapsed_time']
means_for_multhread.loc[means_for_multhread['array_size']
                        == 'large', 'boost'] = lstet.loc[2] / lmtet
```

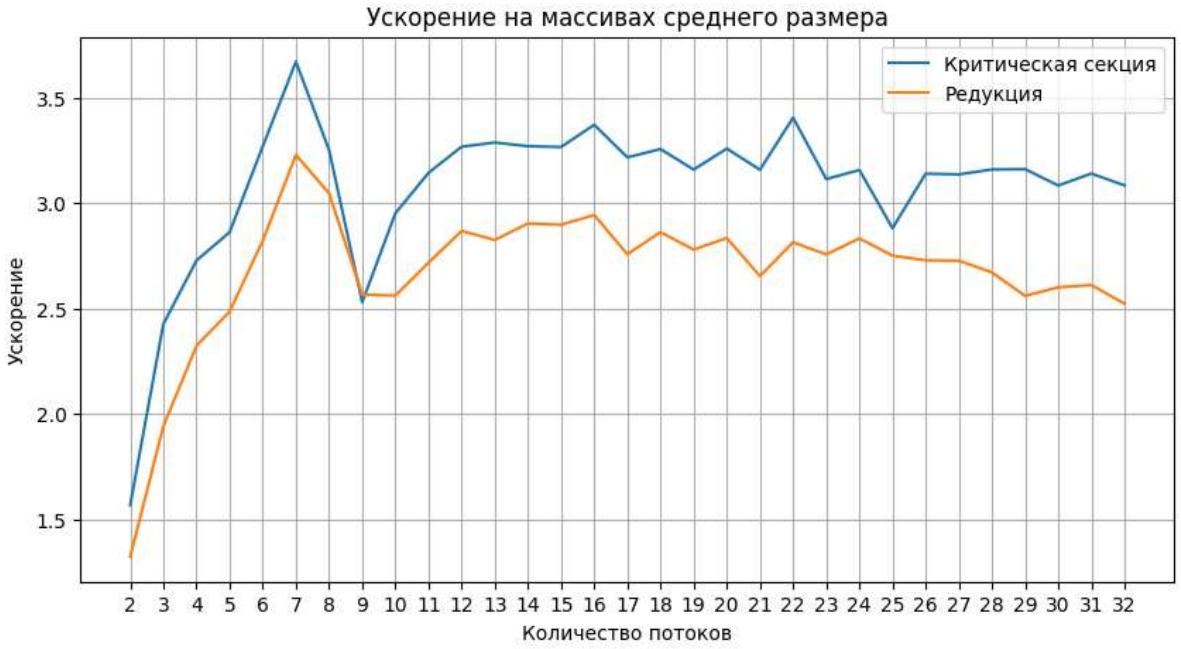
In [ ]:
```
def visualize_boost(data, filters, title):
    labels = dataset.num_threads.unique()[1:]
    x = np.arange(len(labels))
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 5))
    bfsa_critical = plt.plot(
        x, data.loc[filters['critical'], 'boost'], label='Критическая секция')
    bfsa_reduction = plt.plot(
        x, data.loc[filters['reduction'], 'boost'], label='Редукция')

    ax.set_xticks(x, labels)
    ax.set_title(title)
    ax.set_xlabel('Количество потоков')
    ax.set_ylabel('Ускорение')
    ax.grid()
    ax.legend()
```

In [ ]:
```
filters_for_small_arrays = {
    'critical': (means_for_multhread['method'] == 'critical_section') & (means_for_
    'reduction': (means_for_multhread['method'] == 'reduction') & (means_for_multhr
}
visualize_boost(means_for_multhread, filters_for_small_arrays, 'Ускорение на неболь
```



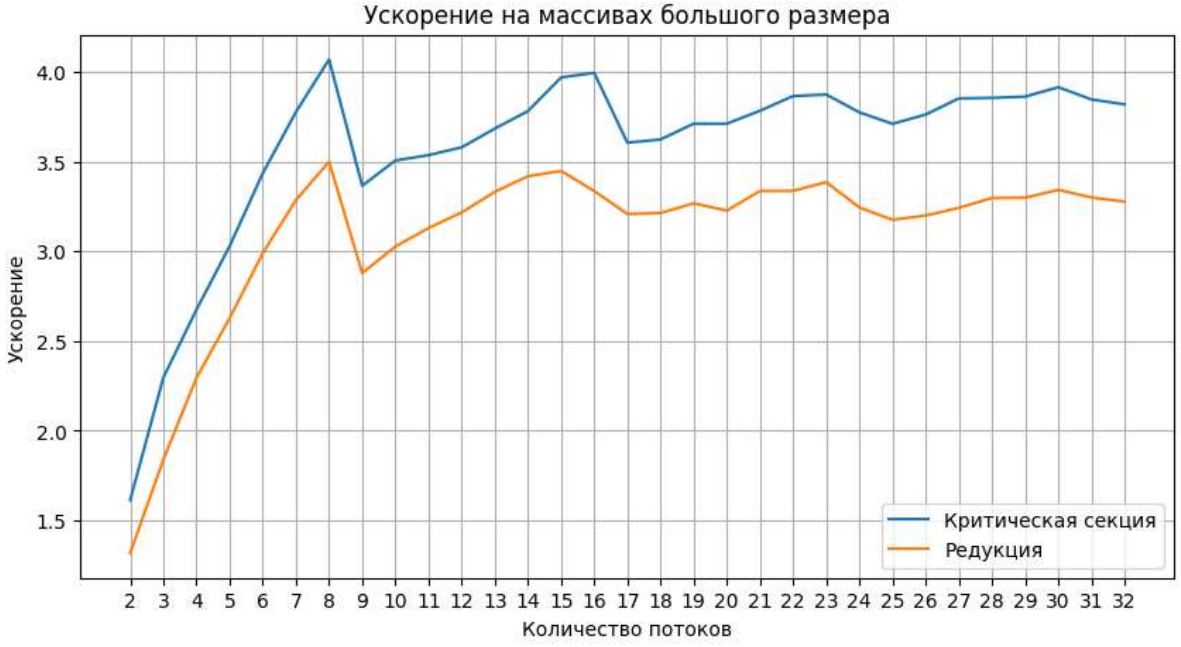
Как и ожидалось, на массивах небольшого размера версия с критической секцией более чем в 2 раза медленнее, чем однопоточная версия. Однако использование редукции при 8 потоках позволяет ускорить программу примерно в 2.5 раза. Заметим также, что использование большего числа потоков не приносит никакой выгоды - напротив, ускорение стремится к 0 для обоих алгоритмов.

In [ ]:
```
filters_for_medium_arrays = {
    'critical': (means_for_multhread['method'] == 'critical_section') & (means_for_
    'reduction': (means_for_multhread['method'] == 'reduction') & (means_for_multhr
}
visualize_boost(means_for_multhread, filters_for_medium_arrays, 'Ускорение на масси
```



Для массивов среднего размера картина получилась несколько иной. Оба метода даже на 2 потоках работают лучше, чем однопоточная версия. Максимального ускорения получается добиться при использовании 7 потоков и метода с критической секцией. Однако дальнейшее увеличение количества потоков так же неэффективно.

In [ ]:
```
filters_for_large_arrays = {
    'critical': (means_for_multhread['method'] == 'critical_section') & (means_for_
    'reduction': (means_for_multhread['method'] == 'reduction') & (means_for_multhr
}
visualize_boost(means_for_multhread, filters_for_large_arrays, 'Ускорение на массив
```



Для массивов большого размера картина получается крайне похожей на то, что было получено для массивов среднего размера. Однако в данном случае получается ускорить однопоточную версию примерно в 4 раза за счет использования метода с критической секцией и 8 потоков.