

MapReduce

May 23, 2023

1 Metody Programowania Równoległego

1.1 Temat: Map Reduce

Wykonał: Paweł Kruczkiewicz

1.2 Algorytm sekwencyjny

1.2.1 Implementacja

W celu efektywnej implementacji użyto biblioteki `smart_open` stworzonej specjalnie do przetwarzania danych z EC2. Użyty kod:

```
#!/usr/bin/env python
"""word_count_whole_file.py"""

import sys
import time
from smart_open import open

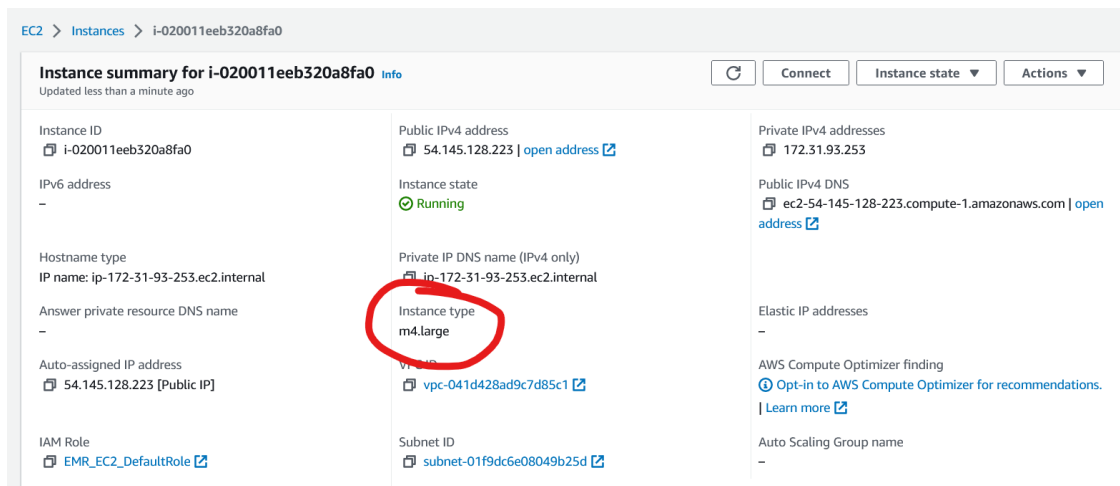
if __name__=="__main__":
    for filename in ["s3://mpr-balis/gutenberg-1G.txt", "s3://mpr-balis/gutenberg-5G.txt", "s3://mpr-balis/gutenberg-10G.txt"]:
        for i in range(4):
            word_count = {}
            time1 = time.time()

            for line in open('s3://mpr-balis/gutenberg-1G.txt', encoding="latin-1"):
                words = line.strip().split()
                for word in words:
                    if word not in word_count:
                        word_count[word] = 0
                    word_count[word] += 1

            time_elapsed = round(time.time() - time1, 2)
            print(f"{i+1}\t{filename}\t{time_elapsed}[s]")
```

1.2.2 Konfiguracja

Powyższy kod dla 3 typów wykonano na maszynie EC2 o typie instancji `m4.large`.



Wyniki przedstawiono w dalszej części sprawozdania.

1.3 Algorytm z użyciem paradygmatu *Map Reduce*

1.3.1 Implementacja

Użyto standardowej implementacji `mapper.py`

```
#!/usr/bin/env python
"""mapper.py"""

import sys

# input comes from STDIN (standard input)
for line in sys.stdin:
    # remove leading and trailing whitespace
    line = line.strip()
    # split the line into words
    words = line.split()
    # increase counters
    for word in words:
        # write the results to STDOUT (standard output);
        # what we output here will be the input for the
        # Reduce step, i.e. the input for reducer.py
        #
        # tab-delimited; the trivial word count is 1
        print '%s\t%s' % (word, 1)
```

oraz `reducer.py`

```
#!/usr/bin/env python
"""reducer.py"""

from operator import itemgetter
```

```

import sys

current_word = None
current_count = 0
word = None

# input comes from STDIN
for line in sys.stdin:
    # remove leading and trailing whitespace
    line = line.strip()

    # parse the input we got from mapper.py
    word, count = line.split('\t', 1)

    # convert count (currently a string) to int
    try:
        count = int(count)
    except ValueError:
        # count was not a number, so silently
        # ignore/discard this line
        continue

    # this IF-switch only works because Hadoop sorts map output
    # by key (here: word) before it is passed to the reducer
    if current_word == word:
        current_count += count
    else:
        if current_word:
            # write result to STDOUT
            print '%s\t%s' % (current_word, current_count)
        current_count = count
        current_word = word

# do not forget to output the last word if needed!
if current_word == word:
    print '%s\t%s' % (current_word, current_count)

```

1.3.2 Konfiguracja

Powyższy kod zastosowano w paradygmacie Map Reduce na maszynie EMR w Amazon Cloud Service. Dokładne konfiguracje zostały opisane niżej.

Aby uruchomić i sprawdzić powyższy kod *dla każdego klastra*: 1. Przesłano plik `gutenberg-1g.txt` za pomocą `scp`. 2. Rozpakowano go i wrzucono na hadoop'a za pomocą komend `hdfs dfs -touchz` oraz `hdfs dfs -appendFileTo`. 3. Stworzono pliki `mapper.py` oraz `reducer.py` z treścią jak wyżej. 4. Zamieszczono i użyto skryptu `script.sh` przechwytyjącego `time` do pliku `time.txt`. 5. Przeanalizowano plik `time.txt` i dodano odpowiednie linie do pliku `result.csv` zawierającego

wyniki eksperymentu w formie pliku csv.

Plik script.sh

```
for size in 1 5 10
do
    input="books-input/${size}g.txt"
    for test_case_num in {1..3}
    do
        { time hadoop jar /usr/lib/hadoop/hadoop-streaming.jar \
            -files mapper.py,reducer.py \
            -mapper mapper.py -reducer reducer.py \
            -input ${input} -output books-output ; } 2>>time.txt
        hdfs dfs -rm -r books-output
    done
done
```

Wielkość konfiguracji to użyte sumarycznie max 12 core'ów.

Pierwsza konfiguracja Pierwsza konfiguracja to **3 x 4 core'y** (3 instancje typu m4.xlarge).

Core

Remove instance group

Choose EC2 instance type

m4.xlarge
4 vCore 16 GiB memory EBS only storage
On-Demand price: - Lowest Spot price: -

Actions ▼

► Node configuration - optional

Add task instance group

You can add up to 48 more task instance groups.

► EBS root volume - optional

Cluster scaling and provisioning option [Info](#)

Amazon EMR console only supports EMR-managed scaling. To create a cluster with auto-scaling, use CLI or SDK.

☒ Set cluster size manually
Use this option if you know your workload patterns in advance.

☐ Use EMR-managed scaling
Monitor key workload metrics so that EMR can optimize the cluster size and resource utilization.

Name	Instance type	Size	Use Spot purchasing option
Core	m4.xlarge	<div>3</div>	instance(s) <input type="checkbox"/>

Druga konfiguracja Druga konfiguracja to 6 x 2 core'y (6 instancji typu m4.large).

Core

Remove instance group

Choose EC2 instance type

m4.large
2 vCore 8 GiB memory EBS only storage
On-Demand price: - Lowest Spot price: -

Actions ▼

▶ Node configuration - optional

Add task instance group

You can add up to 48 more task instance groups.

▶ EBS root volume - optional

Cluster scaling and provisioning option [Info](#)
Amazon EMR console only supports EMR-managed scaling. To create a cluster with auto-scaling, use CLI or SDK.

☒ Set cluster size manually
Use this option if you know your workload patterns in advance.

☐ Use EMR-managed scaling
Monitor key workload metrics so that EMR can optimize the cluster size and resource utilization.

Name	Instance type	Size	Use Spot purchasing option
Core	m4.large	6	instance(s) <input type="checkbox"/>

1.4 Wyniki

1.4.1 Plik CSV

Dane z poszczególnych plików time przeanalizowano i dodano do pliku `result.csv`.

```
[28]: import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

results = pd.read_csv("result.csv")
results.head()
```

```
[28]:   nCores  confId  dataSize  time
0        1      0         1  90.68
1        1      0         1  89.56
2        1      0         1  89.83
3        1      0         1  89.96
4        1      0         5 466.19
```

Dane następnie zgrupowano wg typu konfiguracji (confId) oraz wielkości danych (time).

```
[35]: grouped_res = results.groupby(['nCores', 'dataSize'])
agg_res = grouped_res.agg(["mean", "std"])

agg_res
```

```
[35]:
```

		confId		time	
		mean	std	mean	std
nCores	dataSize				
1	1	0.0	0.0	90.007500	0.478287
	5	0.0	0.0	467.306667	1.664702
	10	0.0	0.0	953.816667	9.075992
3	1	1.0	0.0	227.116667	2.090606
	5	1.0	0.0	919.550000	36.918509
	10	1.0	0.0	1771.346667	20.201139
6	1	2.0	0.0	261.946667	66.417748
	5	2.0	0.0	1010.610000	51.736485
	10	2.0	0.0	2103.106667	169.922218

```
[67]: base_time = results[results["nCores"] == 1].groupby("dataSize").agg(["mean",
↳ "std"]).transform(lambda x: x["time"])
base_time
```

```
[67]:
```

	mean	std
dataSize		
1	90.007500	0.478287
5	467.306667	1.664702
10	953.816667	9.075992

Następnie policzono speedup w zależności od użytych core'ów dla wszystkich trzech konfiguracji. Jako wartość bazowa (w mianowniku) posłużył *czas wykonania algorytmu sekwencyjnego na ec2*

```
[76]: #wyliczenie speedupu
def get_speedup(dataSize):
    df = results[results["dataSize"] == dataSize].groupby("nCores").
↳ agg(["mean", "std"])
    time_mean = df["time"]["mean"]
    speedup_mean = base_time["mean"][dataSize] / time_mean
    speedup_std = df["time"]["std"] / time_mean
    return speedup_mean, speedup_std

def plot_line_with_errors(x, y, e, title, x_label, y_label, ymax,
↳ diagonal=False, hline=None):
    f, ax = plt.subplots(1)
    f.set_size_inches(10,7)

    ax.errorbar(x, y, e, marker="o", linestyle="--")
```

```

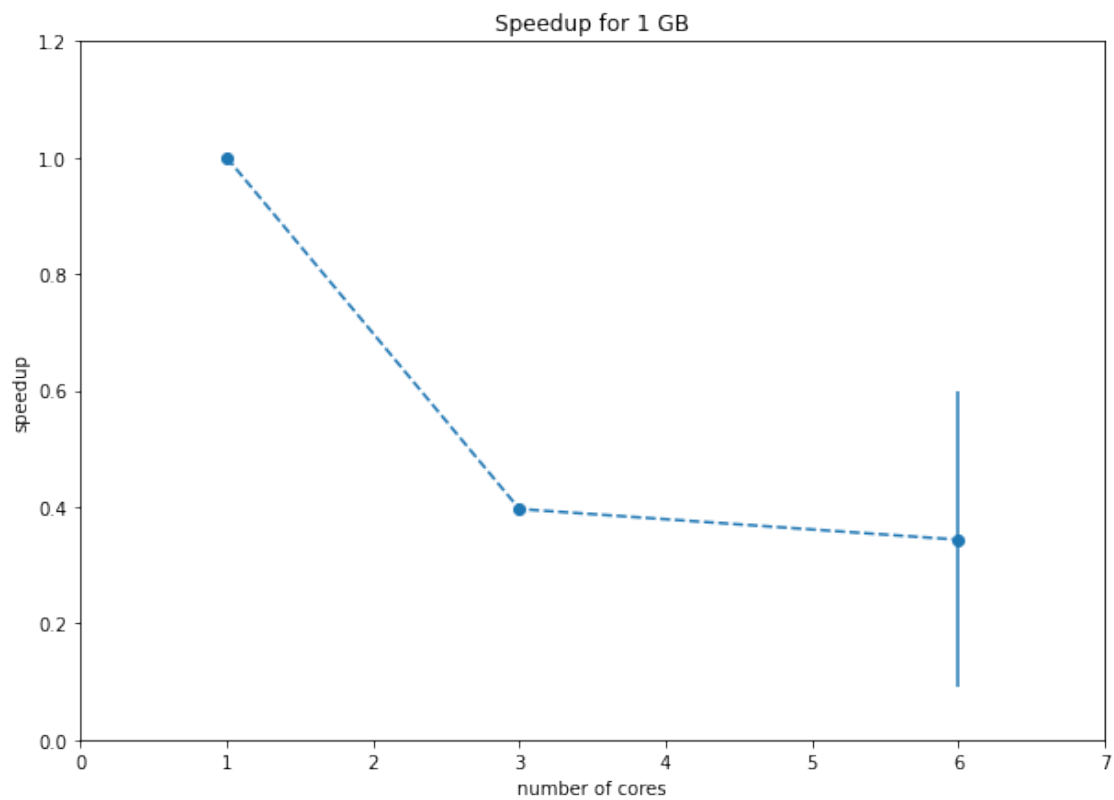
if diagonal: ax.plot(x, x, linestyle="--")
if hline: ax.axhline(hline, linestyle="--", color="red")

plt.title(title)
plt.xlabel(x_label)
plt.ylabel(y_label)
ax.set_xlim(xmin=0, xmax=7)
ax.set_ylim(ymin=0, ymax=ymax)

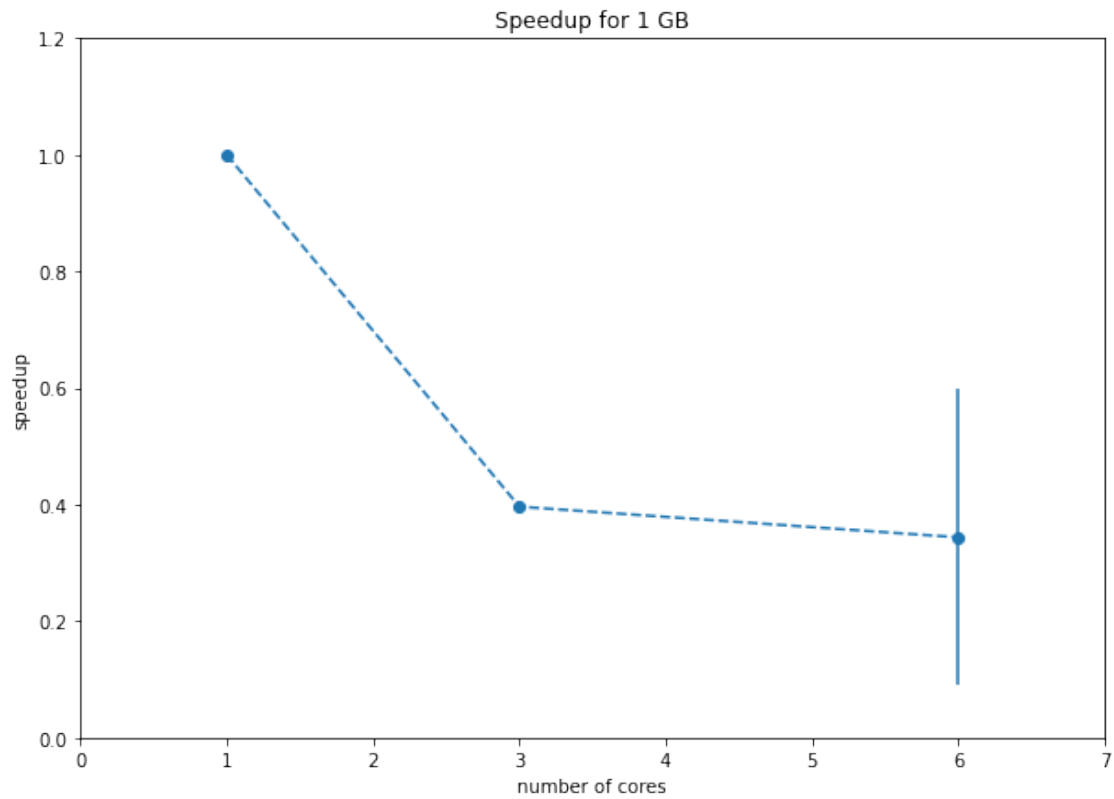
plt.show(f)

x_axis = [1, 3, 6]

```



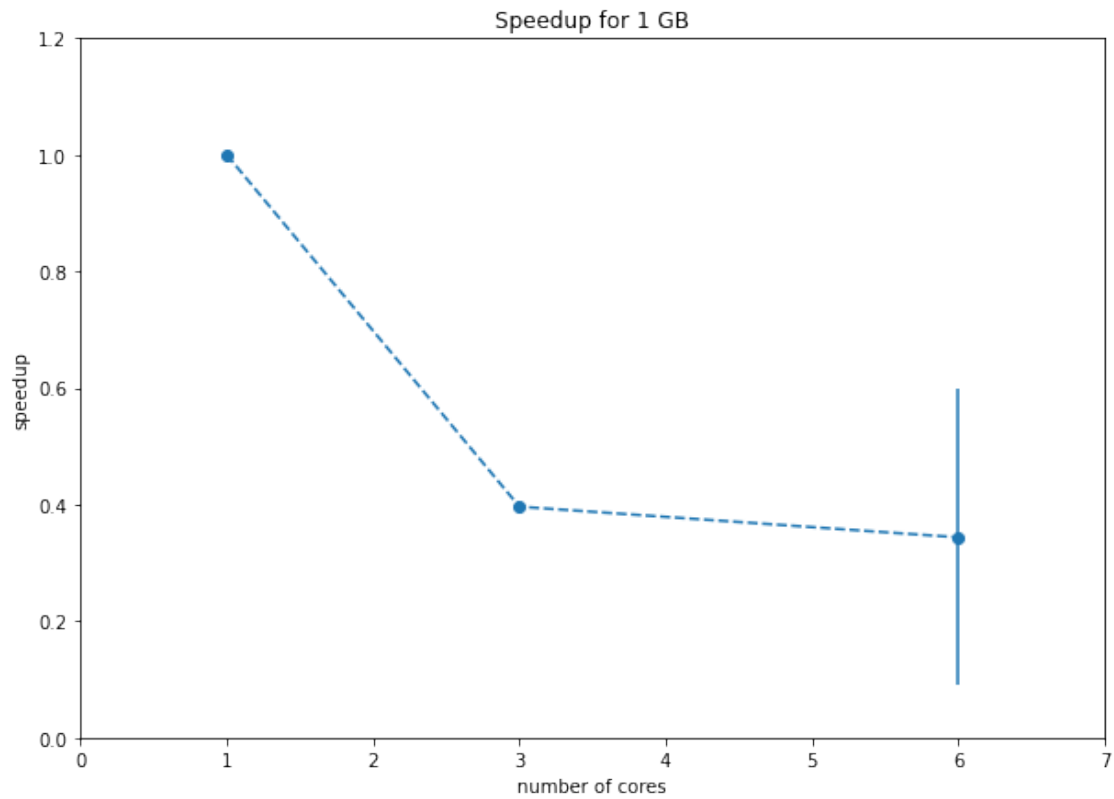
[77]: # 1G



1.4.2 Wykresy

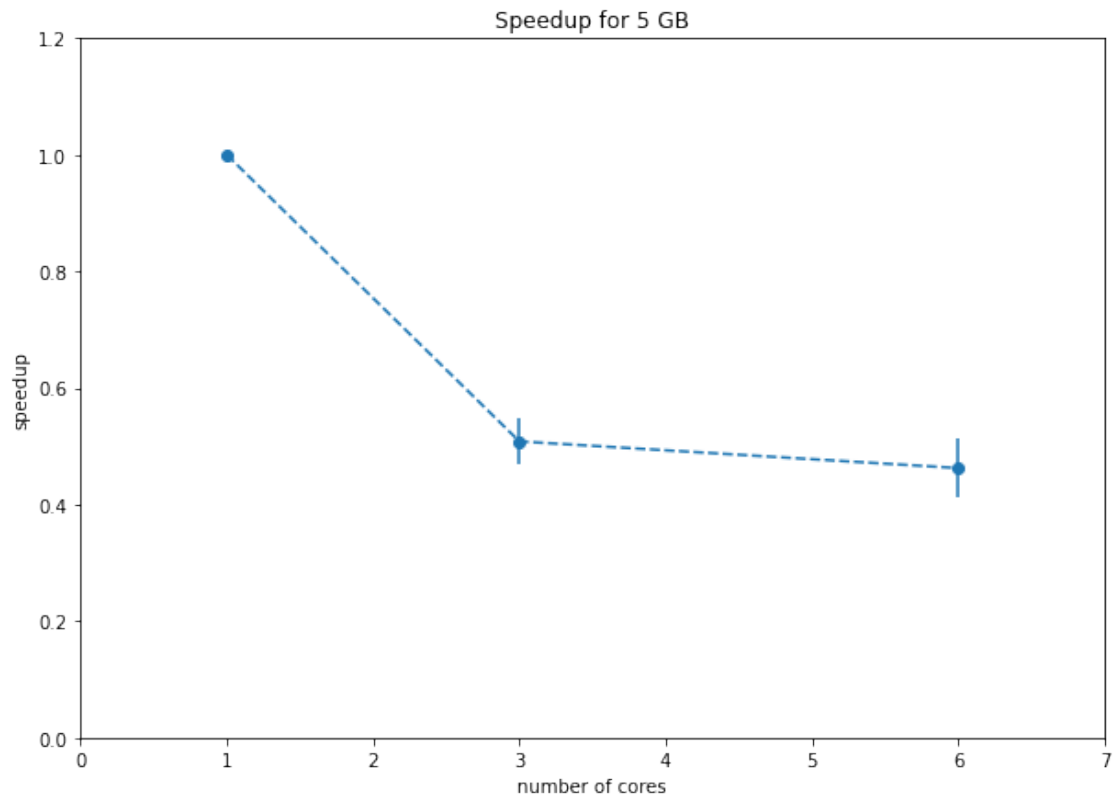
1 Gb

```
[78]: speedup_1, speedup_1_std = get_speedup(1)
      plot_line_with_errors(x_axis, speedup_1, speedup_1_std, "Speedup for 1 GB",
      ↪ "number of cores", "speedup", 1.2, diagonal=False)
```

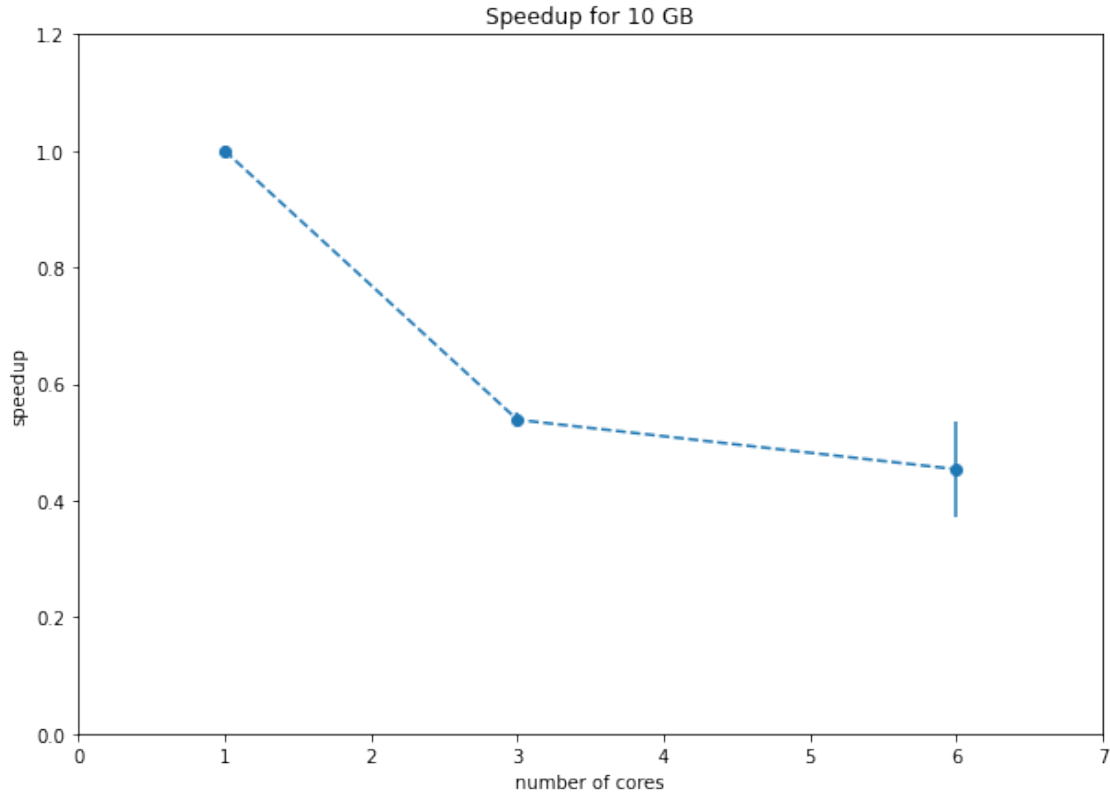
wykres dla 5 GB

```
[82]: speedup_5, speedup_5_std = get_speedup(5)
      plot_line_with_errors(x_axis, speedup_5, speedup_5_std, "Speedup for 5 GB",
      ↪ "number of cores", "speedup", 1.2, diagonal=False)
```



wykres dla 10 GB

```
[81]: speedup_10, speedup_10_std = get_speedup(10)
      plot_line_with_errors(x_axis, speedup_10, speedup_10_std, "Speedup for 10 GB",
      ↪ "number of cores", "speedup", 1.2, diagonal=False)
```



1.4.3 Komentarz

Przedstawione wyżej wykresy wyraźnie pokazują, że żadna konfiguracja nie jest w stanie poprawić wyniku z EC2. Bazując na pracy *Scalability! But at what COST?* możemy hipotetyzować, że jest to spowodowane dodatkowym narzutem spowodowanym na rozdysponowanie plików po wielu komputerach. Na bazie tendencji spadkowej wykresów przyspieszenia możemy stwierdzić, że **badana implementacja paradygmatu mapreduce ma bezgraniczną (ang. *unbounded*) metrykę COST**. Oznacza to, że prawdopodobnie nie istnieje konfiguracja, na której rozwiązanie problemu nastąpi szybciej niż na jednowątkowym komputerze z optymalną implementacją rozwiązania.

Warto jednak zauważyć dwie rzeczy:

1. Hadoopowe przetwarzanie map reduce działało nieco lepiej dla plików o rozmiarze 5 i 10 GB niż dla 1 GB (Speedup ok. 0.5 zamiast 0.37). Pliki są mniejsze niż te, dla których Hadoop został stworzony.
2. Konfiguracja z 6 core'ami jest słabsza ze względu na ograniczenia AWSa. Być może użycie wyższego typu sprzętu pozwoliłoby *dogonić* implementację na jeden wątek.