

66.26 Arquitecturas paralelas

Trabajo Práctico Final

Integrantes:

Alumno	padron
Llauró, Manuel Luis	95736
Blanco, Sebastian Ezequiel	98539

GitHub:

<https://github.com/BlancoSebastianEzequiel/66.26-TP-Final>

Índice

1. Objetivo	1
2. Desarrollo teorico	2
2.1. Speed up	2
2.2. Ley de Amdahl	2
2.3. Ley de Gustafson	3
2.4. Map-reduce	3
3. Implementacion	4
3.1. Explicacion del modelo	4
3.2. Multiplicacion de matrices por bloques	4
3.2.0.1. Preprocesamiento	4
3.2.0.2. Mapeo	5
3.2.0.3. Reduccion	5
3.3. multiplicacion de matrices de elemento por fila	5
3.3.0.1. Preprocesamiento	5
3.3.0.2. Mapeo	5
3.3.0.3. Reduccion	5
3.4. Multiplicacion de matrices de columna por fila	6
3.4.0.1. Preprocesamiento	6
3.4.0.2. Mapeo	6
3.4.0.3. Reduccion	6
3.5. Forma de ejecucion	6
3.6. Datos sobre la computadora que se utilizó	6
4. Resultados	8
4.1. Multiplicacion por bloques	8
4.1.0.1. Salida Amdahl	8
4.1.0.2. Salida Gustafson	9
4.2. Multiplicacion elemento por fila	12
4.2.0.1. Salida Amdahl	12
4.2.0.2. Salida Gustafson	13
4.3. Multiplicacion columna por fila	16
4.3.0.1. Salida Amdahl	16
4.3.0.2. Salida Gustafson	17
5. Conclusiones	20

1. Objetivo

Se propone la verificación empírica de la ley de amdahl (trabajo constante) versus la ley de Gustafson (tiempo constante) aplicada a un problema de paralelismo utilizando el modelo de programación MapReduce.

Haremos una multiplicación de matrices (ambas de $N \times N$) y se realizarán las mediciones de tiempo variando la cantidad de threads involucrados en el procesamiento. Luego se realizarán las mismas mediciones manteniendo fija la cantidad de threads pero variando la dimensión de las matrices.

2. Desarrollo teorico

2.1. Speed up

Es la mejora en la velocidad de ejecución de una tarea ejecutada en dos arquitecturas similares con diferentes recursos.

La noción de speedup fue establecida por la ley de Amdahl, que estaba dirigida particularmente a la computación paralela. Sin embargo, la speedup se puede usar más generalmente para mostrar el efecto en el rendimiento después de cualquier mejora en los recursos.

De forma genérica se define como:

$$speed_up = \frac{Rendimiento_con_mejora}{Rendimiento_sin_mejora} \quad (1)$$

En el caso de mejoras aplicadas a los tiempo de ejecución de una tarea:

$$speed_up = \frac{T_ejecucion_sin_mejora}{T_ejecucion_con_mejora} \quad (2)$$

2.2. Ley de Amdahl

Utilizada para averiguar la mejora máxima de un sistema de información cuando solo una parte de éste es mejorado.

Establece que la mejora obtenida en el rendimiento de un sistema debido a la alteración de uno de sus componentes está limitada por la fracción de tiempo que se utiliza dicho componente.

Suponiendo que nuestro algoritmo se divide en una parte secuencial **s** u una parte paralelizable **p** y siendo **N** la cantidad de threads, entonces podemos decir que:

$$speed_up = \frac{s + p}{s + \frac{p}{N}} \quad (3)$$

Amdahl establece un límite superior al speedup que puede obtenerse al introducir una mejora en un determinado algoritmo. Este límite superior está determinado por la porción de la tarea sobre la que se aplique la mejora. Entonces si tomamos la ecuacion anterior y calculamos el limite de la misma con **N** tendiendo a infinito tenemos:

$$speed_up = \frac{1}{s + \frac{p}{s}} \quad (4)$$

2.3. Ley de Gustafson

Establece que cualquier problema suficientemente grande puede ser eficientemente paralelizado. La ley de Gustafson está muy ligada a la ley de Amdahl, que pone límite a la mejora que se puede obtener gracias a la paralelización, dado un conjunto de datos de tamaño fijo, ofreciendo así una visión pesimista del procesamiento paralelo. Por el contrario la ley de Gustafson propone realizar mas trabajo con la misma cantidad de recursos, de esta manera aprovecho la paralelizacion para calcular mas cosas.

Entonces siendo s el tiempo de la ejecucion de la seccion serie, siendo p el tiempo de la ejecucion de la seccion paralela y siendo N la cantidad de procesadores podemos calcular el speed up como:

$$speed_up = \frac{s + p * N}{s + p} \quad (5)$$

2.4. Map-reduce

MapReduce es una técnica de procesamiento y un programa modelo de computación distribuida. El algoritmo MapReduce contiene dos tareas importantes.

Map toma un conjunto de datos y se convierte en otro conjunto de datos, en el que los elementos se dividen en tuplas (pares: clave, valor).

Reduce toma la salida de un mapa como entrada y combina los datos tuplas en un conjunto más pequeño de tuplas.

La principal ventaja de MapReduce es que es fácil de escalar procesamiento de datos en múltiples nodos.

De acuerdo a este modelo, basado en la programación funcional, la tarea del usuario consiste en la definición de una función map y una función reduce y definidas estas funciones, el procesamiento es fácilmente paralelizable, ya sea en una sola máquina o en un cluster.

3. Implementacion

3.1. Explicacion del modelo

La implementación del MapReduce para resolver el problema esta basado en el siguiente esquema:



Figura 1: Esquema de un map reduce

En nuestro caso creamos una clase llamada `MapReduce` la cual usa una librería de `python` llamada `multiprocessing` en donde usamos el modulo `pool` el cual ofrece un medio conveniente para paralelizar la ejecución de una función a través de múltiples valores de entrada, distribuyendo los datos de entrada a través de procesos (paralelismo de datos).

Entonces lo que hicimos fue instanciar dos `pool`, uno para hacer el map y el otro para el reduce de manera que el primero se le pasa como atributo la cantidad de worker en el cual se quiere paralelizar el problema y el segundo solo se usa uno de manera tal que la fase de reduce se la serie.

3.2. Multiplicacion de matrices por bloques

3.2.0.1 Preprocesamiento

Generamos una lista de tuplas donde cada una tiene la posición `r`, `c` de un bloque de la matriz A, tiene el bloque en cuestión `a_block_rc`, y la fila numero `c` de bloques de la matriz B, quedando con este formato:

```
(r, c, a_block_rc, b_block_c)
```

3.2.0.2 Mapeo

Recibimos la posición r , c del bloque a , el bloque a y una lista de bloques b que es la fila c de bloques en la matriz B.

Entonces multiplicamos el bloque a por cada bloque de la lista de bloques b y guardamos en un vector una tupla con una clave r , c_b donde c_b es el índice en la lista de bloques b y como valor guardamos la multiplicación. Por cada multiplicación, agregamos una de estas tuplas al vector de salida para luego devolver este.

3.2.0.3 Reduccion

Recibimos la posición de un bloque de salida y una lista de multiplicaciones parciales de bloques. Se suman estas multiplicaciones parciales y se devuelve un vector con los valores resultantes de la multiplicación. Pero por cada valor se calcula la posición de salida del mismo en la matriz resultante y nos deshacemos de la posición de los bloques

3.3. multiplicacion de matrices de elemento por fila

3.3.0.1 Preprocesamiento

Consiste en generar una lista de tuplas a partir de las dos matrices. Se itera por cada elemento (a_{ij}) de la matriz A y se guarda en cada tupla el número de fila del elemento a_{ij} , el elemento a_{ij} y la fila j de la matriz B.

3.3.0.2 Mapeo

De esta manera, en la función map, obtenemos partes de esta lista de tuplas y devolvemos un par clave, valor donde la clave es la posición de salida de la matriz resultante (i, j) y el valor es la multiplicación del elemento a_{ij} contra cada elemento de la fila j de la matriz B

3.3.0.3 Reduccion

Obtenemos una posición de salida y una lista de valores que resultaron de la multiplicación que se hizo en el map. Entonces se suman las multiplicaciones parciales y se obtiene el valor en la posición de salida de la matriz resultante

3.4. Multiplicacion de matrices de columna por fila

3.4.0.1 Preprocesamiento

Consiste en generar una lista de tuplas a partir de las dos matrices. Se guarda en cada tupla la columna `i` de la matriz A y la fila `i` de la matriz B

3.4.0.2 Mapeo

Recibimos una columna de la matriz A y una fila de la matriz B y por cada elemento de la columna `elem_a` lo multiplicamos por cada elemento de la fila `elem_b` obteniendo una matriz parcial de la multiplicacion. por cada multiplicacion guardamos en un vector una tupla con un par clave valor donde la clave es la posicion de salida de la matriz resultante y el valor es la multiplicacion anteriormente mencionada. Finalmente se devuelve el vector de tuplas.

3.4.0.3 Reduccion

Se recibe la posicion de salida de la matriz resultante y una lista de multiplicaciones parciales. Entonces se suman estas y se devuelve la posicion de salida y la suma.

3.5. Forma de ejecucion

Para el caso de Amdahl multiplicamos dos matrices de 10x10 con 1, 2, 4, 8, 16 y 32 threads.

Para el caso de gustafson se usan siempre 4 threads multiplicando dos matrices de 2x2, 4x4, 8x8, 16x16, 32x32 y 64x64

Para realizar el calculo se debe ejecutar:

```
$ sh scripts/run.sh.
```

Luego para generar los graficos que vemos en el informe se debe ejecutar:

```
$ sh scripts/generate_output_data.sh
```

3.6. Datos sobre la computadora que se utilizó

El equipo sobre el que se realizarán las mediciones es una laptop con un procesador Intel core I7 que posee 4 nucleos a 2.7 Ghz, es decir, soporta hasta 4 threads en paralelo, con 16 Gb de memoria y corriendo sobre un sistema Linux.

Para averiguar estos datos en linux se ejecutaron los siguientes comandos:

- Cantidad de cores: `$ grep -c processor /proc/cpuinfo`

- Velocidad de reloj: `$ lscpu | grep GHz`
- Memoria RAM: `$ free -g`

4. Resultados

4.1. Multiplicacion por bloques

4.1.0.1 Salida Amdahl

	number_of_threads	parallel_time	serial_time	matrix_dimension
0	1	3.580093	3.750801	10
1	2	7.462740	4.558325	10
2	4	15.835524	5.561829	10
3	8	19.956350	4.547834	10
4	16	56.170464	6.469488	10
5	32	80.314636	5.294800	10

Figura 2: Salida de los tiempos en serie y paralelo

De acuerdo a estos datos podemos calcular el speed up maximo, real y teórico.

	number_of_threads	theoretical_speed_up	real_speed_up	max_speed_up
0	1	1.000000	1.000000	1.954488
1	2	1.323064	1.450122	2.637167
2	4	1.577953	2.247454	3.847179
3	8	1.746153	3.479533	5.388100
4	16	1.844456	6.276459	9.682366
5	32	1.897878	10.969055	16.168588

Figura 3: Speed up real, teorico y maximo segun la cantidad de threads

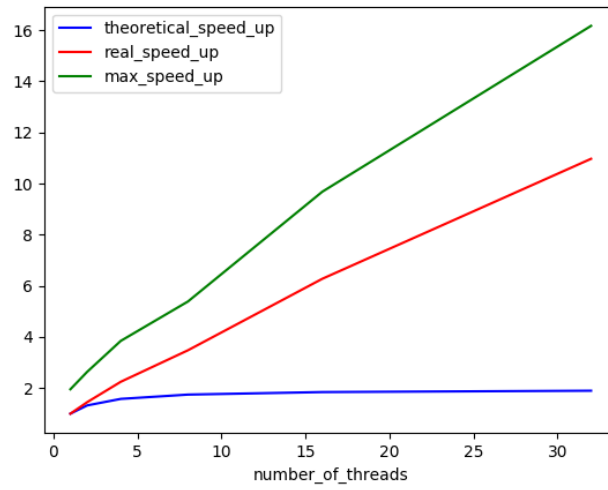


Figura 4: Grafico

Podemos observar que

4.1.0.2 Salida Gustafson

	number_of_threads	parallel_time	serial_time	matrix_dimension
0	4	9.751558	12.492895	2
1	4	10.918856	4.534483	4
2	4	10.799408	4.542589	8
3	4	11.189461	4.790068	16
4	4	10.154009	6.703615	32
5	4	13.807774	26.286840	64

Figura 5: Salida de los tiempos en serie y paralelo con el error

Podemos ver que

	matrix_dimension	parallel_time	serial_time
0	2	9.751558	12.492895
1	4	10.918856	4.534483
2	8	10.799408	4.542589
3	16	11.189461	4.790068
4	32	10.154009	6.703615
5	64	13.807774	26.286840

Figura 6: Tiempos en serie y paralelo

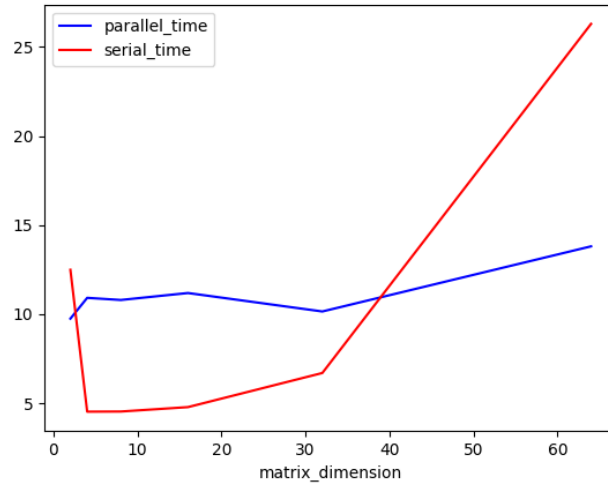


Figura 7: Tiempo paralelo y serie en funcion de la dimension de las matrices de entrada

Luego a partir de estos datos podemos calcular el speed up y obtuvimos lo siguiente:

	matrix_dimension	speed_up
0	2	1.438382
1	4	3.119708
2	8	5.927380
3	16	11.503558
4	32	19.672517
5	64	22.695925

Figura 8: Tabla de valores del speed up

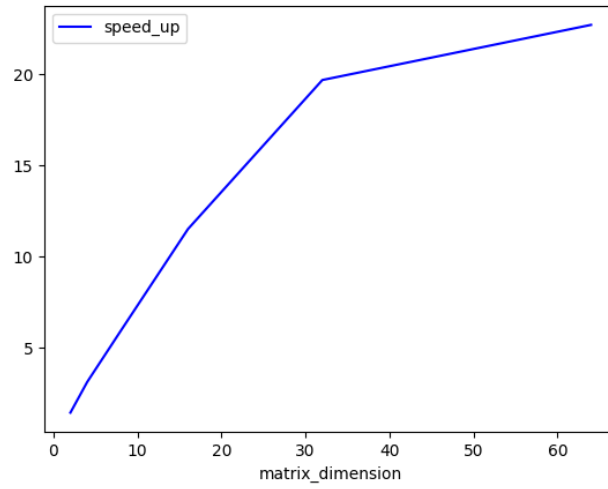


Figura 9: Grafico del speed up

4.2. Multiplicacion elemento por fila

4.2.0.1 Salida Amdahl

	number_of_threads	parallel_time	serial_time	matrix_dimension
0	1	10.319471	3.872871	10
1	2	8.460999	4.423857	10
2	4	11.844397	3.688097	10
3	8	20.544052	3.533602	10
4	16	39.397717	5.434752	10
5	32	87.571621	12.838602	10

Figura 10: Salida de los tiempos en serie y paralelo

De acuerdo a estos datos podemos calcular el speed up maximo, real y teórico.

	number_of_threads	theoretical_speed_up	real_speed_up	max_speed_up
0	1	1.000000	1.000000	3.664553
1	2	1.571234	1.488829	2.912584
2	4	2.199429	2.335996	4.211520
3	8	2.748960	3.946116	6.813913
4	16	3.141401	5.677074	8.249221
5	32	3.382871	6.446795	7.820962

Figura 11: Speed up real, teorico y maximo segun la cantidad de threads

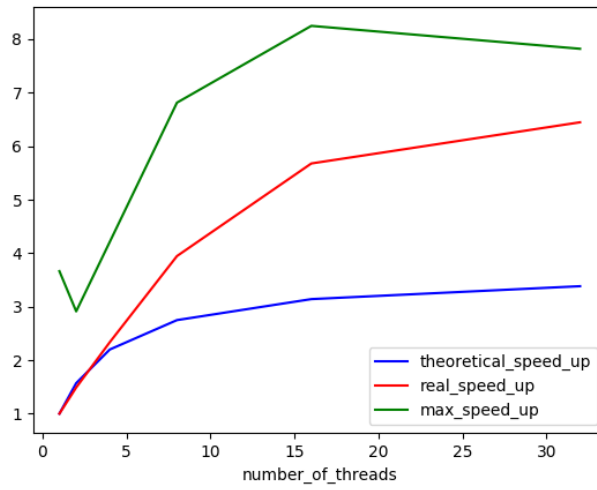


Figura 12: Grafico

Podemos observar que

4.2.0.2 Salida Gustafson

	number_of_threads	parallel_time	serial_time	matrix_dimension
0	4	12.907028	3.724337	2
1	4	10.944366	3.921032	4
2	4	14.616966	4.246950	8
3	4	56.155920	6.793976	16
4	4	94.103336	10.049105	32
5	4	420.741558	56.321859	64

Figura 13: Salida de los tiempos en serie y paralelo con el error

Podemos ver que

	matrix_dimension	parallel_time	serial_time
0	2	12.907028	3.724337
1	4	10.944366	3.921032
2	8	14.616966	4.246950
3	16	56.155920	6.793976
4	32	94.103336	10.049105
5	64	420.741558	56.321859

Figura 14: Tiempos en serie y paralelo

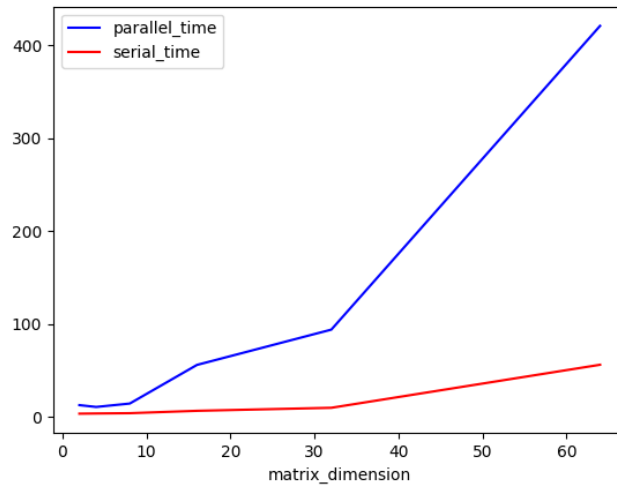


Figura 15: Tiempo paralelo y serie en funcion de la dimension de las matrices de entrada

Luego a partir de estos datos podemos calcular el speed up y obtuvimos lo siguiente:

	matrix_dimension	speed_up
0	2	1.776065
1	4	3.208693
2	8	6.424047
3	16	14.381099
4	32	29.008978
5	64	56.562253

Figura 16: Tabla de valores del speed up

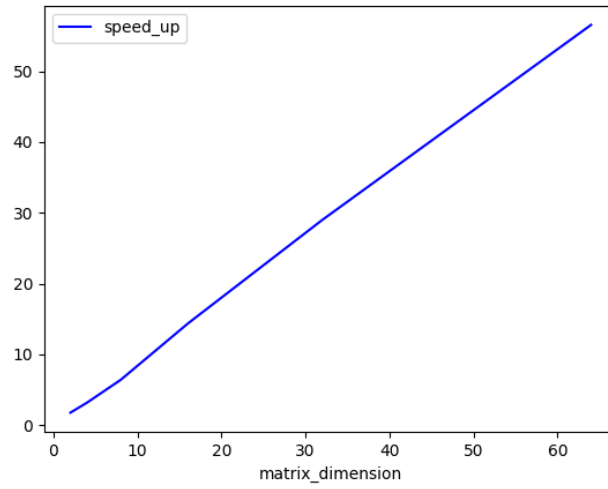


Figura 17: Grafico del speed up

4.3. Multiplicacion columna por fila

4.3.0.1 Salida Amdahl

	number_of_threads	parallel_time	serial_time	matrix_dimension
0	1	4.893064	3.346205	10
1	2	6.840944	3.872156	10
2	4	11.869907	3.669739	10
3	8	32.636404	12.113810	10
4	16	40.086746	3.483057	10
5	32	79.103470	4.532814	10

Figura 18: Salida de los tiempos en serie y paralelo

De acuerdo a estos datos podemos calcular el speed up maximo, real y teórico.

	number_of_threads	theoretical_speed_up	real_speed_up	max_speed_up
0	1	1.000000	1.000000	2.462273
1	2	1.422345	1.469031	2.766702
2	4	1.803112	2.341290	4.234537
3	8	2.081760	2.763492	3.694149
4	16	2.256085	7.275605	12.509070
5	32	2.354674	11.939858	18.451294

Figura 19: Speed up real, teorico y maximo segun la cantidad de threads

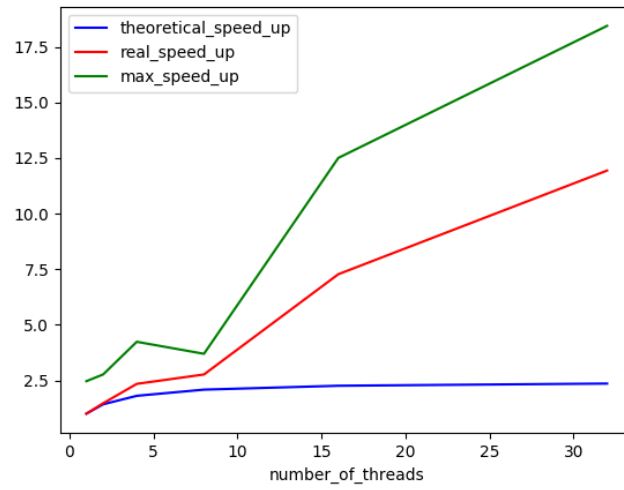


Figura 20: Grafico

Podemos observar que

4.3.0.2 Salida Gustafson

	number_of_threads	parallel_time	serial_time	matrix_dimension
0	4	7.873058	3.839731	2
1	4	9.306669	4.356384	4
2	4	10.477543	4.818678	8
3	4	16.883612	6.019592	16
4	4	29.875517	11.820078	32
5	4	206.926584	45.701504	64

Figura 21: Salida de los tiempos en serie y paralelo con el error

Podemos ver que

	matrix_dimension	parallel_time	serial_time
0	2	7.873058	3.839731
1	4	9.306669	4.356384
2	8	10.477543	4.818678
3	16	16.883612	6.019592
4	32	29.875517	11.820078
5	64	206.926584	45.701504

Figura 22: Tiempos en serie y paralelo

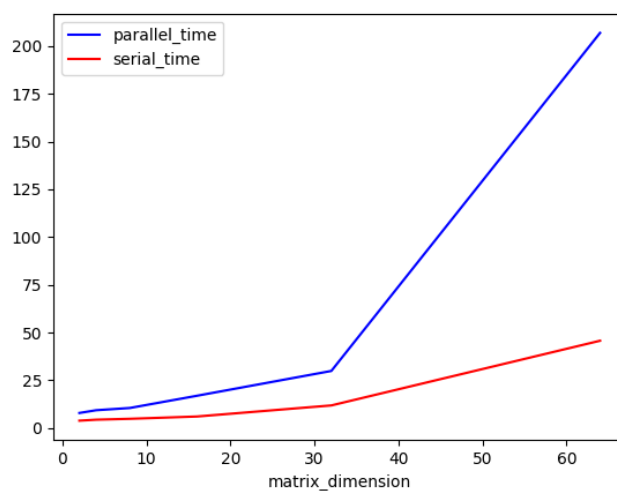


Figura 23: Tiempo paralelo y serie en funcion de la dimension de las matrices de entrada

Luego a partir de estos datos podemos calcular el speed up y obtuvimos lo siguiente:

	matrix_dimension	speed_up
0	2	1.672176
1	4	3.043468
2	8	5.794831
3	16	12.057587
4	32	23.211963
5	64	52.603030

Figura 24: Tabla de valores del speed up

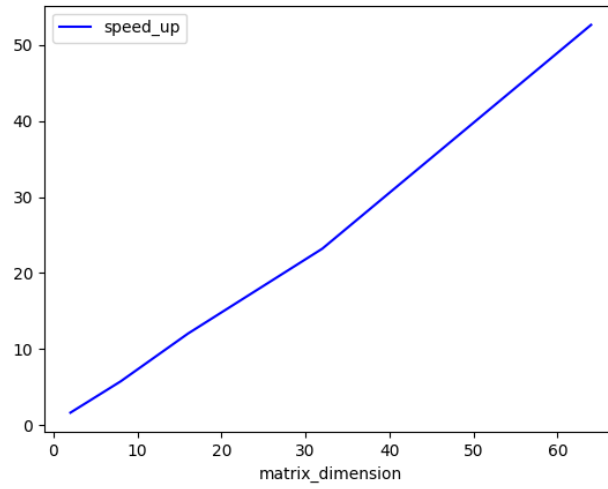


Figura 25: Grafico del speed up

5. Conclusiones

Podemos decir que en ambos casos (Amdahl y Gustafson) obtuvimos resultados esperados. Es cierto que no fueron resultados perfectos ya que hubo puntos criticos donde el resultado no era del todo esperado como por ejemplo cuando en el caso de la ley de Gustafson, al multiplicar dos matrices de 64×64 , la seccion serie aumento significativamente su tiempo de ejecucion. Esto se debe a que con solo conocer los datos de memoria, velocidad de reloj y cantidad de cores no es suficiente ya que la pc cuenta con un recolector de basura que optimiza el reordenamiento de datos al momento del reduce y mejora su tiempo de ejecucion.

Respecto a la ley de Amdahl obtuvimos resultados buenos donde reflejamos que mejora el procesamiento en paralelo cuanto mas threads tenemos para una misma cantidad de trabajo. Finalmente este trabajo muestra el poder de escalabilidad que tiene el map-reduce porque permite dividir el trabajo de manera eficiente y ademas se emplea generalmente en aquellos problemas de Computación concurrente entre los que se encuentran involucrados grandes datasets que deben ser procesandos por una gran cantidad de computadoras (nodos), a los que se refiere de forma colectiva como clusteres (si todos los nodos se encuentran en la misma red de área local y empleando el mismo hardware), o a grids (si los nodos se comparten de forma distribuida a lo largo de extensas zonas geográficas o administrativas, y que generalmente poseen un hardware más heterogéneo).

El procesamiento paralelo puede ocurrir con el empleo de datos almacenados tanto en filesystem (no estructurado) o en una database (estructurados). Es por esta razón por la que se emplea en aplicaciones que poseen datos a gran escala, tales como aplicaciones paralelas, indexación web, data mining, y simulación científica.