UNIVERSIDAD DE INGENIERÍA Y TECNOLOGÍA

CARRERA DE CIENCIAS DE LA COMPUTACION



ORDENAMIENTO EFICIENTE POR RANKING EN PARALELO

Computación Paralela CS(4052)

AUTOR(ES)

Marcelo Mario Zuloeta Salazar

PROFESOR(ES)

José Antonio Fiestas Iquira

Lima - Perú Diciembre, 2024

TABLA DE CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	. 1
Descripción del problema	. 1
Formulación del problema	. 1
Objetivos	. 2
Planteamiento de la solución	. 2
CAPÍTULO I MÉTODO	3
1.1 Ordenamiento por Ranking	. 3
1.1.1 PRAM del ordenamiento por ranking en paralelo	. 4
1.1.2 Complejidad teórica	. 6
1.1.3 Código del algoritmo en C++	. 7
1.2 Ordenamiento usando Mergesort	. 19
1.2.1 Complejidad de Mergesort	. 20
1.2.2 Código de Mergesort	. 21
CAPÍTULO II EXPERIMENTACIÓN	30
2.1 Comparativa de tiempos	. 30
CONCLUSIONES	. 34
2.2 Conclusiones generales	. 34
2.2.1 Posibles mejoras	. 34

INTRODUCCIÓN

Descripción del problema

El ordenamiento de datos es una operación fundamental en la computación y se aplica en una variedad de contextos, desde la organización de grandes bases de datos hasta la optimización de algoritmos en sistemas distribuidos. Sin embargo, los algoritmos de ordenamiento tradicionales, secuenciales, presentan limitaciones en cuanto a su escalabilidad y eficiencia cuando se aplican a grandes volúmenes de datos o en sistemas con múltiples procesadores. Este problema se agrava en situaciones que requieren el procesamiento de grandes conjuntos de datos en tiempo real, como en aplicaciones científicas, financieras y de análisis de grandes volúmenes de información. En este contexto, se vuelve crucial desarrollar soluciones paralelizadas que puedan aprovechar el potencial de los sistemas multi-core y distribuidos.

Formulación del problema

Para formular el problema podemos plantearnos las siguientes interrogantes: ¿Cómo dividir el trabajo de manera equitativa entre múltiples procesadores? ¿Cómo sincronizar los procesos para evitar conflictos?

Una de las soluciones para mejorar la eficiencia del ordenamiento de grandes conjuntos de datos es el uso de algoritmos paralelos, que dividen la carga de trabajo entre múltiples procesadores. El Parallel Ranking Sort, implementado utilizando el modelo de programación de paso de mensajes MPI (Message Passing Interface), ofrece una manera efectiva de abordar estos desafíos. El algoritmo de Parallel Ranking Sort se basa en la idea de que, en lugar de ordenar los elementos de forma secuencial en un solo hilo de ejecución, los datos se distribuyen entre múltiples procesos. Cada

proceso calcula su ranking local y luego se realiza un intercambio de información entre los procesos para generar un ranking global.

Objetivos

Con lo anterior en mente, podemos establecer que este proyecto tiene como objetivo diseñar e implementar un algoritmo de ordenamiento por ranking paralelo eficiente, basado en el modelo PRAM y utilizando C++ con MPI. Se evaluará su rendimiento mediante el tiempo de ejecución y comparaciones con Quicksort. Además, se explorará la escalabilidad del algoritmo variando el número de procesos (p) y el tamaño de los datos (n).

Planteamiento de la solución

La solución propuesta se basa en el modelo PRAM (definido posteriormente en la descripción del método), distribuyendo los datos en una matriz de procesos. La comunicación entre procesos se realiza mediante dos fases: gossip para intercambiar datos dentro de las columnas y broadcast para compartirlos entre las filas. Tras el ordenamiento local y el cálculo del ranking parcial en cada proceso, se combinan los resultados para obtener el ranking global. La implementación con MPI facilita la comunicación entre los diferentes procesos. Se llevará a cabo una evaluación del rendimiento comparando este enfoque con el algoritmo secuencial Quicksort.

CAPÍTULO I

MÉTODO

Para el método se va a presentar el PRAM teórico, detallando la complejidad esperada para cada sección. Además se va a detallar el código final en C++ utilizando MPI. Adicionalmente,

1.1 Ordenamiento por Ranking

En el ordenamiento por ranking paralelo, cada elemento de un conjunto de datos obtiene una posición única que refleja su magnitud relativa respecto a los demás elementos. Para lograr esto, la tarea se descompone en subtareas que son distribuidas y ejecutadas simultáneamente en múltiples procesadores.

Los datos se distribuyen entre $p = P \cdot P$ procesos organizando una cuadrícula, por lo que tenemos esta restricción de que la cantidad de procesos debe ser un cuadrado perfecto. Los elementos se reparten equitativamente al hacer scatter, donde cada proceso recibe N = n/p elementos. Para más detalle, podemos definir que los procesos comparten información entre ellos en dos etapas:

- 1. Scatter: Cada proceso recibe N=n/p elementos de forma equitativa.
- 2. Gossip: Los procesos intercambian sus N datos con los P-1 procesos que están en su misma columna.
- 3. **Broadcast:** Los procesos diagonales (p(i, j), i = j) toman los $N \cdot P$ elementos que tienen y los comparten con los demás procesos de su misma fila.

El proceso comienza cuando cada nodo recibe $N \cdot P$ elementos durante el broadcast. Una vez completada esta etapa, cada nodo realiza un ordenamiento local de los elementos recibidos.

A continuación, se calcula el *ranking* local de cada elemento, lo que permite determinar cuántos datos del conjunto recibido durante el *gossip* son menores que el elemento en cuestión.

En la siguiente fase, un nodo representante en cada fila recopila los rankings locales calculados por los demás nodos de la misma fila. Este nodo los combina sumándolos para obtener un ranking global de los elementos en la etapa de reduce. Finalmente, en la etapa de gather el proceso maestro reúne los resultados parciales desde cada nodo y genera el conjunto completo de resultados.

1.1.1 PRAM del ordenamiento por ranking en paralelo

Para definir el PRAM hay que definir los algoritmos locales y de comunicación:

- 1. Scatter(d, p): Distribuye un array d entre $p=P^2$ procesos, de manera que cada proceso reciba $\frac{n}{p}$ elementos. Por tanto se utiliza para distribuir partes del inputData a todos los procesos (esto tendrá más sentido al presentar el código). La complejidad teórica va a estar definida asumiendo que α es el tiempo de inicio de la comunicación y β es el tiempo por unidad de datos transmitida. La cantidad de datos $\frac{n}{p}$ será consistente con la partición de datos entre los procesos.
- 2. Gossip(p, P, N): Cada proceso comparte sus $N = \frac{n}{p}$ elementos con los P 1 procesos en su misma columna. Esta realiza intercambios de datos entre procesos en una configuración de anillo, lo que implica múltiples pasos de

comunicación. Ya que asumimos una topología de cuadrícula, los pasos serán determinados en base a \sqrt{p}

- 3. Broadcast(p, P, N): Los procesos p_{ij} , donde i = j, comparten sus $N \cdot P$ datos con los procesos de su fila. Ya que esta operación se realiza desde procesos diagonales a todos los procesos en su fila, la complejidad va a estar determinada por una subred de tamaño \sqrt{p}
- 4. LocalSort(a): Cada proceso ordena localmente los $N\cdot P$ elementos recibidos en el broadcast. Se trabaja sobre $\frac{n}{\sqrt{p}}$ elementos.
- 5. LocalRanking(a', b): Para cada elemento de a', se calcula cuántos elementos en b son menores o iguales utilizando mapas para contar y acumular frecuencias.
- 6. Reduce(rankings, P): La reducción de rangos se realiza recogiendo datos en el proceso maestro p_{ij} donde i = j y combinados en un ranking global. Es una reducción típica en MPI.
- 7. Gather(results, P): Similar a Reduce, los datos finales son recogidos en el proceso maestro.

Con esto claro, podemos definir el PRAM.

Algorithm 1 PRAM

- 1: **Input:** Array de datos $d[1, \ldots, n]$
- 2: Output: Rankings de los elementos de d
- 3: Scatter(d, p)
- 4: Gossip(p, P, N)
- 5: Broadcast(p, P, N)
- 6: **for** cada proceso paralelo p_{ij} par **do**
- 7: LocalSort(a)
- 8: LocalRanking(a', b)
- 9: end for
- 10: Reduce(rankings, P)
- 11: Gather(results, P)

1.1.2 Complejidad teórica

El análisis de complejidad del modelo PRAM permite descomponer el tiempo total de ejecución T(n,p) en términos de las operaciones principales que realiza el algoritmo. Estas operaciones incluyen la distribución de datos (scatter), las etapas de comunicación (gossip y broadcast), el ordenamiento local, el cálculo de rankings, la combinación de resultados (reduce), y la recolección final de resultados (gather).

Ahora, para aclarar: en la implementación sin optimización basada en árbol, las operaciones de gossip son proporcionales a p, mientras que broadcast y reduce son proporcionales a \sqrt{p} .

Cada término tiene una contribución específica basada en el número de elementos n, el número de procesos p, y los parámetros de comunicación α (latencia a.k.a. tiempo de inicio de comunicación) y β (ancho de banda a.k.a. tiempo por unidad de datos transmitida):

$$T_{\text{scatter}} = p \cdot \left(\alpha + \frac{n}{p} \cdot \beta\right)$$

$$T_{\text{gossip}} = \sqrt{p} \cdot \left(\alpha + \frac{n}{p} \cdot \beta\right)$$

$$T_{\text{broadcast}} = \sqrt{p} \cdot \left(\alpha + \frac{n}{\sqrt{p}} \cdot \beta\right)$$

$$T_{\text{sort}} = \frac{n}{\sqrt{p}} \cdot \log\left(\frac{n}{\sqrt{p}}\right)$$

$$T_{\text{ranking}} = \frac{n}{\sqrt{p}}$$

$$T_{\text{reduce}} = \sqrt{p} \cdot \left(\alpha + \frac{n}{\sqrt{p}} \cdot \beta\right)$$

$$T_{\text{gather}} = \sqrt{p} \cdot \left(\alpha + \frac{n}{\sqrt{p}} \cdot \beta \right)$$

De esta forma, la complejidad total se expresa como la suma de las complejidades del método scatter, gossip, broadcast, sort, ranking, reduce y gather.

La complejidad varía dependiendo de si las operaciones de comunicación están optimizadas o no.

Ahora bien, idealmente cuando se utiliza un esquema de comunicación basado en un árbol, las operaciones de broadcast y reduce son proporcionales a log(p). En este caso, las complejidades se expresan como:

$$T_{\text{gossip}} = \sqrt{p} \cdot \log(\sqrt{p}) \cdot \left(\alpha + \frac{n}{p} \cdot \beta\right)$$

$$T_{\text{broadcast}} \ \text{y} \ T_{\text{reduce}} = \log(\sqrt{p}) \cdot \left(\alpha + \frac{n}{\sqrt{p}} \cdot \beta\right)$$

1.1.3 Código del algoritmo en C++

El código final implementado y presentado es el siguiente. Incluye el scatter inicial, los métodos de gossip y broadcast, ordenamiento y ranking, el reduce diagonal y el gather al maestro:



FIGURA 1.1: Scheme showing the architecture of a generic kinematic task. (a) Logo en tamaño de 3 centímetros. (b) Logo en tamaño de 2 centímetros.

```
1
2
   #include <map>
  #include <mpi.h>
3
  #include <string>
4
  #include <vector>
5
  #include <iostream>
6
7
  #include <algorithm>
  #include <random>
  #include <iomanip>
9
10
  #include <fstream>
11
  #include <iterator>
12
   using namespace std;
13
14
   float startTime, endTime;
15
   float tiempoComputoInicio, tiempoComputoFin,
      tiempoComunicacionInicio, tiempoComunicacionFin;
   float timePoints[8];
16
17
   string retrieveString(size_t length) {
18
19
       ifstream file("characters.txt");
```

```
20
       string chars;
21
       if (file.is_open()) {
22
            getline(file, chars);
23
24
            file.close();
       } else {
25
26
            cerr << "Error opening characters.txt" << endl;</pre>
27
            return "";
       }
28
29
30
       random_device rd;
31
       mt19937 generator(rd());
32
       uniform_int_distribution < size_t > distribution (0,
          chars.size() - 1);
33
34
       string result;
35
       result.reserve(length);
36
       generate_n(back_inserter(result), length, [&]() {
37
            return chars[distribution(generator)];
38
39
       });
40
41
       return result;
   }
42
43
   string mergeData(const map<int, string>& dataMap) {
44
45
       string combined;
       for (const auto& entry : dataMap) {
46
```

```
47
            combined += entry.second;
       }
48
49
       return combined;
50
  }
51
52
   vector<int> computeLocalRank(const string& localData,
      const string& fullData) {
53
       map < char, int > frequencyMap;
       for (char c : localData) {
54
55
            frequencyMap[c]++;
56
       map < char, int > cumulativeFrequency;
57
58
       int runningTotal = 0;
       for (auto& pair : frequencyMap) {
59
60
            runningTotal += pair.second;
            cumulativeFrequency[pair.first] = runningTotal;
61
       }
62
63
       vector<int> ranks(fullData.size(), 0);
64
       for (size_t i = 0; i < fullData.size(); i++) {</pre>
65
66
            char currentChar = fullData[i];
67
            auto it = cumulativeFrequency.upper_bound(
               currentChar);
68
            if (it != cumulativeFrequency.begin()) {
                --it;
69
70
                ranks[i] = it->second;
71
            }
72
       }
```

```
73
74
       return ranks;
75
  }
76
   void performGossip(int rank, int rows, int cols, int size
77
      , map<int, string>& data) {
78
       int row = rank / cols;
79
       int col = rank % cols;
80
       char buffer [10000];
81
82
       for (int step = 0; step < rows - 1; step++) {</pre>
            int target = ((row + step + 1) % rows) * cols +
83
              col;
            int source = ((row + rows - step - 1) % rows) *
84
              cols + col;
85
86
           string toSend = mergeData(data);
87
            int sendSize = toSend.size() + 1;
88
           MPI_Sendrecv(toSend.c_str(), sendSize, MPI_CHAR,
89
              target, 0,
90
                         buffer, 10000, MPI_CHAR, source, 0,
                         MPI_COMM_WORLD, MPI_STATUS_IGNORE);
91
92
93
            data[(rank - cols + size) % size] = string(buffer
              );
94
       }
95 }
```

```
96
97
    void broadcastReverse(int rank, int rows, int cols, const
        string& data, map<int, string>& results) {
98
        int row = rank / cols;
99
        int col = rank % cols;
100
        char buffer[10000];
101
102
        if (col == row) {
            for (int c = 0; c < cols; c++) {
103
                 if (c != col) {
104
105
                     MPI_Send(data.c_str(), data.size() + 1,
                        MPI_CHAR, row * cols + c, 0,
                        MPI_COMM_WORLD);
106
                }
107
            }
            results[0] = data;
108
        } else {
109
110
            MPI_Recv(buffer, 10000, MPI_CHAR, row * cols +
               row, 0, MPI_COMM_WORLD, MPI_STATUS_IGNORE);
            results[0] = string(buffer);
111
112
        }
113
   }
114
115
    string sortAndDisplayRanks(const vector<int>& ranks,
       const string& data) {
116
        vector<pair<int, char>> indexedRanks;
117
        for (size_t i = 0; i < data.size(); i++) {
118
```

```
119
            indexedRanks.emplace_back(ranks[i], data[i]);
120
        }
        sort(indexedRanks.begin(), indexedRanks.end(), [](
121
           const pair < int, char > & a, const pair < int, char > & b
           ) {
122
            return a.first < b.first || (a.first == b.first
               && a.second < b.second);
123
        });
124
125
        string sortedData;
126
        for (const auto& rank : indexedRanks) {
127
            sortedData += rank.second;
128
        }
129
130
        return sortedData;
131
   }
132
133
    string processAndRankData(int rank, int rows, int cols,
       const string& initialData, const string& processedData
       ) {
        string sortedData = initialData;
134
135
136
        tiempoComputoInicio = MPI_Wtime();
137
        sort(sortedData.begin(), sortedData.end());
138
        tiempoComputoFin = MPI_Wtime();
139
140
        vector < int > localRanks = computeLocalRank(sortedData,
            processedData);
```

```
141
142
        MPI_Barrier(MPI_COMM_WORLD);
143
144
        int row = rank / cols;
145
        int col = rank % cols;
146
        int diagProc = row * cols + row;
147
        char buffer[10000];
148
        string combinedData;
149
150
        tiempoComunicacionInicio = MPI_Wtime();
151
        if (col != row) {
152
            MPI_Send(localRanks.data(), localRanks.size(),
               MPI_INT, diagProc, 0, MPI_COMM_WORLD);
153
        } else {
154
            vector < int > totalRanks(localRanks.size(), 0);
            for (int c = 0; c < cols; c++) {
155
                 if (c != col) {
156
157
                     vector < int > received Ranks (local Ranks.size
                        ());
                     MPI_Recv(receivedRanks.data(),
158
                        receivedRanks.size(), MPI_INT, row *
                        cols + c, 0, MPI_COMM_WORLD,
                        MPI_STATUS_IGNORE);
159
                     for (size_t i = 0; i < totalRanks.size();</pre>
                         ++i) {
160
                         totalRanks[i] += receivedRanks[i];
161
                     }
                 } else {
162
```

```
163
                     for (size_t i = 0; i < totalRanks.size();</pre>
                         i++) {
164
                         totalRanks[i] += localRanks[i];
165
                     }
                 }
166
167
            }
168
169
            if (rank != 0) {
170
                 MPI_Send(totalRanks.data(), totalRanks.size()
                    , MPI_INT, 0, 1, MPI_COMM_WORLD);
171
                 MPI_Send(processedData.c_str(), processedData
                    .size() + 1, MPI_CHAR, 0, 1,
                    MPI_COMM_WORLD);
172
            } else {
173
                 vector < int > globalRanks(totalRanks);
174
175
                 for (int r = 1; r < rows; r++) {
176
                     int diagProc = r * cols + r;
177
                     vector < int > received Ranks (total Ranks.size
                        ());
178
                     MPI_Recv(receivedRanks.data(),
                        receivedRanks.size(), MPI_INT,
                        diagProc, 1, MPI_COMM_WORLD,
                        MPI_STATUS_IGNORE);
179
                     MPI_Recv(buffer, 10000, MPI_CHAR,
                        diagProc, 1, MPI_COMM_WORLD,
                        MPI_STATUS_IGNORE);
180
                     string receivedData(buffer);
```

```
181
                     combinedData += receivedData;
182
183
                     for (size_t i = 0; i < receivedRanks.size</pre>
                        (); i++) {
184
                          globalRanks[i] += receivedRanks[i];
                     }
185
                 }
186
187
188
                 sortedData = sortAndDisplayRanks(globalRanks,
                     processedData + combinedData);
189
            }
190
        }
191
        tiempoComunicacionFin = MPI_Wtime();
192
        return sortedData;
193
   }
194
    int main(int argc, char** argv) {
195
196
        MPI_Init(&argc, &argv);
197
198
        int rank, size;
199
        MPI_Comm_rank(MPI_COMM_WORLD, &rank);
200
        MPI_Comm_size(MPI_COMM_WORLD, &size);
201
202
        int totalElements = rows * cols;
203
        string inputData;
204
        if (rank == 0) {
205
```

```
206
            inputData = retrieveString(msgSize *
               totalElements);
            if (inputData.size() % totalElements != 0) {
207
208
                MPI_Finalize();
209
                return 1;
            }
210
        }
211
212
213
        char* localData = new char[msgSize + 1];
214
        localData[msgSize] = '\0';
215
216
        startTime = MPI_Wtime();
217
        timePoints[0] = MPI_Wtime();
218
219
        MPI_Scatter(inputData.c_str(), msgSize, MPI_CHAR,
           localData, msgSize, MPI_CHAR, 0, MPI_COMM_WORLD);
        timePoints[1] = MPI_Wtime();
220
221
222
        string localDataStr(localData);
223
        delete[] localData;
224
        map<int, string> dataMap = {{rank, localDataStr}};
225
226
        map<int, string> resultData;
227
        timePoints[2] = MPI_Wtime();
228
        performGossip(rank, rows, cols, size, dataMap);
229
        timePoints[3] = MPI_Wtime();
230
        string gossipResult = mergeData(dataMap);
        timePoints[4] = MPI_Wtime();
231
```

```
232
         broadcastReverse(rank, rows, cols, gossipResult,
            resultData);
233
         timePoints[5] = MPI_Wtime();
234
235
         timePoints[6] = MPI_Wtime();
236
         string finalResult = processAndRankData(rank, rows,
            cols, gossipResult, mergeData(resultData));
237
         timePoints[7] = MPI_Wtime();
238
         endTime = MPI_Wtime();
239
240
         if (rank == 0) {
241
             cout << fixed << setprecision(10);</pre>
242
             cout << "Execution Time: " << (endTime -</pre>
                startTime) << endl;</pre>
             cout << "Scatter Time: " << (timePoints[1] -</pre>
243
                timePoints[0]) << endl;</pre>
             cout << "Gossip Time: " << (timePoints[3] -</pre>
244
                timePoints[2]) << endl;</pre>
             cout << "Broadcast Time: " << (timePoints[5] -</pre>
245
                timePoints[4]) << endl;</pre>
             cout << "Process Time: " << (timePoints[7] -</pre>
246
                timePoints[6]) << endl;</pre>
247
             cout << "Tiempo de computo: " << (</pre>
                tiempoComputoFin - tiempoComputoInicio) << "</pre>
                segundos." << endl;
```

1.2 Ordenamiento usando Mergesort

La implementación del algoritmo de quicksort paralelo en MPI que se encuentra en el repositorio de GitHub Quicksort-Parallel-MPI que utiliza un enfoque recursivo y divide el problema entre diferentes procesos para lograr paralelismo. A continuación, se describe el funcionamiento paso a paso:

- Inicialización y Distribución de Datos: El proceso maestro (rank 0) genera un arreglo de números aleatorios. Este arreglo es el que se va a ordenar utilizando múltiples procesos en un entorno MPI.
- 2. División Recursiva y Paralelización: El proceso se inicia con el proceso maestro que tiene el arreglo completo. Utiliza una función de partición (Hoare Partition) para dividir el arreglo en dos subarreglos alrededor de un pivote. El proceso maestro mantiene una mitad del arreglo y envía la otra mitad a otro proceso para su procesamiento paralelo. Este proceso se repite recursivamente, donde cada proceso que recibe un subarreglo lo divide nuevamente y envía una de las mitades a otro proceso, si es posible (es decir, si hay procesos

disponibles). La asignación de subarreglos a procesos sigue una estructura de árbol binario, donde el índice del proceso que recibe los datos se calcula como currProcRank + pow(2, rankIndex).

- Ordenamiento Local: Cada proceso, al final de la cadena de divisiones, ordena su subarreglo asignado localmente utilizando el algoritmo de quicksort secuencial.
- 4. Recolección y Combinación: Una vez que un proceso termina de ordenar su subarreglo, envía los datos ordenados de vuelta al proceso que se los había enviado. Este proceso de envío de vuelta también sigue la estructura de árbol binario en reversa, donde cada proceso combina los subarreglos ordenados que recibe con su propio subarreglo ordenado.
- 5. Finalización: El proceso maestro recibe las partes ordenadas del arreglo y las combina para formar el arreglo ordenado completo. Se realiza una verificación final para asegurarse de que el arreglo está correctamente ordenado.

1.2.1 Complejidad de Mergesort

La complejidad teórica del algoritmo de quicksort paralelo se puede describir de la siguiente manera:

- Ordenamiento Local: Cada proceso realiza un quicksort en su subarreglo, lo cual tiene una complejidad promedio de $O(\frac{n}{p}\log\frac{n}{p})$ para un subarreglo de tamaño n.
- Paralelismo: La profundidad del árbol de procesos es idealmente $\log p$, donde p es el número de procesos. Esto implica que en el mejor caso, la partición se realiza en $O(\frac{n}{p}\log p)$.

■ Comunicación: La comunicación entre procesos introduce un overhead que puede ser significativo, especialmente en sistemas con alta latencia de comunicación. Este overhead no es trivial de cuantificar en términos simples, pero afecta el rendimiento general del algoritmo.

Por lo tanto, la complejidad total del algoritmo, considerando el paralelismo y la comunicación, puede ser expresada como:

$$O(\frac{n}{p}\log\frac{n}{p} + \frac{n}{p}\log p)$$

donde n es el número total de elementos a ordenar y p es el número de procesos.

1.2.2 Código de Mergesort

Este es el código de Mergesort, extraído directamente del siguiente repositorio: Link al repositorio

Código de quicksort_mpi.cpp:

```
#include "mpi.h"
1
2
   #include <stdio.h>
   #include <stdlib.h>
3
  #include "math.h"
   #include <stdbool.h>
   #define SIZE 1000000
7
   /*
8
9
       Divides the array given into two partitions
10
           - Lower than pivot
           - Higher than pivot
11
```

```
12
       and returns the Pivot index in the array
13
   */
   int partition(int *arr, int low, int high){
14
15
       int pivot = arr[high];
16
       int i = (low - 1);
17
       int j,temp;
       for (j=low; j \leq high-1; j++){
18
19
     if(arr[j] < pivot){</pre>
20
           i++;
21
                 temp=arr[i];
22
                 arr[i]=arr[j];
23
                 arr[j]=temp;
24
     }
25
26
       temp=arr[i+1];
27
       arr[i+1] = arr[high];
28
       arr[high] = temp;
29
       return (i+1);
30
   }
31
32
   /*
33
       Hoare Partition - Starting pivot is the middle point
34
       Divides the array given into two partitions
35
            - Lower than pivot
36
            - Higher than pivot
37
       and returns the Pivot index in the array
38
   */
   int hoare_partition(int *arr, int low, int high){
```

```
40
        int middle = floor((low+high)/2);
41
        int pivot = arr[middle];
42
        int j,temp;
43
        // move pivot to the end
44
        temp=arr[middle];
        arr[middle] = arr[high];
45
46
        arr[high] = temp;
47
        int i = (low - 1);
48
        for (j=low; j \leq high-1; j++){
49
            if(arr[j] < pivot){</pre>
50
51
                 i++;
52
                 temp=arr[i];
53
                 arr[i]=arr[j];
54
                 arr[j]=temp;
            }
55
56
        }
57
        // move pivot back
58
        temp=arr[i+1];
59
        arr[i+1] = arr[high];
60
        arr[high] = temp;
61
62
        return (i+1);
   }
63
64
65
   /*
66
        Simple sequential Quicksort Algorithm
67
   */
```

```
68
   void quicksort(int *number,int first,int last){
69
       if(first<last){</pre>
70
           int pivot_index = partition(number, first, last);
71
           quicksort(number, first, pivot_index-1);
72
           quicksort(number, pivot_index+1, last);
73
       }
74
  }
75
76
   /*
77
       Functions that handles the sharing of subarrays to
          the right clusters
78
   */
79
   int quicksort_recursive(int* arr, int arrSize, int
      currProcRank, int maxRank, int rankIndex) {
80
       MPI_Status status;
81
82
       // Calculate the rank of the Cluster which I'll send
          the other half
       int shareProc = currProcRank + pow(2, rankIndex);
83
       // Move to lower layer in the tree
84
       rankIndex++;
85
86
87
       // If no Cluster is available, sort sequentially by
          yourself and return
       if (shareProc > maxRank) {
88
89
           MPI_Barrier(MPI_COMM_WORLD);
90
         quicksort(arr, 0, arrSize-1);
           return 0;
91
```

```
92
        }
93
        // Divide array in two parts with the pivot in
           between
94
        int j = 0;
95
        int pivotIndex;
        pivotIndex = hoare_partition(arr, j, arrSize-1);
96
97
        // Send partition based on size(always send the
98
           smaller part),
99
        // Sort the remaining partitions,
100
        // Receive sorted partition
101
        if (pivotIndex <= arrSize - pivotIndex) {</pre>
102
            MPI_Send(arr, pivotIndex , MPI_INT, shareProc,
               pivotIndex, MPI_COMM_WORLD);
          quicksort_recursive((arr + pivotIndex+1), (arrSize
103
             - pivotIndex-1 ), currProcRank, maxRank,
             rankIndex);
104
            MPI_Recv(arr, pivotIndex , MPI_INT, shareProc,
               MPI_ANY_TAG, MPI_COMM_WORLD, &status);
        }
105
        else {
106
            MPI_Send((arr + pivotIndex+1), arrSize -
107
               pivotIndex-1, MPI_INT, shareProc, pivotIndex +
                1, MPI_COMM_WORLD);
108
            quicksort_recursive(arr, (pivotIndex),
               currProcRank, maxRank, rankIndex);
```

```
109
            MPI_Recv((arr + pivotIndex+1), arrSize -
               pivotIndex-1, MPI_INT, shareProc, MPI_ANY_TAG,
                MPI_COMM_WORLD, &status);
110
        }
111
   }
112
113
114
    int main(int argc, char *argv[]) {
115
        int unsorted_array[SIZE];
116
        int array_size = SIZE;
117
        int size, rank;
118
        // Start Parallel Execution
119
        MPI_Init(&argc, &argv);
        MPI_Comm_rank(MPI_COMM_WORLD, &rank);
120
121
        MPI_Comm_size(MPI_COMM_WORLD, &size);
        if(rank==0){
122
            // --- RANDOM ARRAY GENERATION ---
123
124
            printf("Creating Random List of %d elements\n",
               SIZE);
            int j = 0;
125
126
            for (j = 0; j < SIZE; ++j) {
127
                unsorted_array[j] =(int) rand() % 1000;
128
            }
129
            printf("Created\n");
130
      }
131
132
        // Calculate in which layer of the tree each Cluster
           belongs
```

```
133
        int rankPower = 0;
        while (pow(2, rankPower) <= rank){
134
135
            rankPower++;
136
        }
        // Wait for all clusters to reach this point
137
138
        MPI_Barrier(MPI_COMM_WORLD);
139
        double start_timer, finish_timer;
140
        if (rank == 0) {
141
          start_timer = MPI_Wtime();
142
            // Cluster Zero(Master) starts the Execution and
143
            // always runs recursively and keeps the left
               bigger half
144
            quicksort_recursive(unsorted_array, array_size,
               rank, size - 1, rankPower);
145
        }else{
            // All other Clusters wait for their subarray to
146
               arrive,
147
            // they sort it and they send it back.
148
            MPI_Status status;
149
            int subarray_size;
            MPI_Probe(MPI_ANY_SOURCE, MPI_ANY_TAG,
150
               MPI_COMM_WORLD, &status);
151
            // Capturing size of the array to receive
152
            MPI_Get_count(&status, MPI_INT, &subarray_size);
153
          int source_process = status.MPI_SOURCE;
154
            int subarray[subarray_size];
```

```
155
            MPI_Recv(subarray, subarray_size, MPI_INT,
               MPI_ANY_SOURCE, MPI_ANY_TAG, MPI_COMM_WORLD,
               MPI_STATUS_IGNORE);
            quicksort_recursive(subarray, subarray_size, rank
156
               , size - 1, rankPower);
            MPI_Send(subarray, subarray_size, MPI_INT,
157
               source_process, 0, MPI_COMM_WORLD);
        };
158
159
160
        if(rank==0){
161
            finish_timer = MPI_Wtime();
162
          printf("Total time for %d Clusters : %2.2f sec n",
             size, finish_timer-start_timer);
163
164
            // --- VALIDATION CHECK ---
            printf("Checking.. \n");
165
166
            bool error = false;
167
            int i=0;
            for(i=0;i<SIZE-1;i++) {
168
                 if (unsorted_array[i] > unsorted_array[i+1]){
169
170
                 error = true;
171
                     printf("error in i=%d \n", i);
                }
172
173
            }
            if(error)
174
                 printf("Error..Not sorted correctly\n");
175
176
            else
                 printf("Correct!\n");
177
```

```
178 }
179
180 MPI_Finalize();
181 // End of Parallel Execution
182 return 0;
183 }
```

CAPÍTULO II

EXPERIMENTACIÓN

Para la experimentación se han realizado 4 tipos de pruebas:

$\mathrm{Datos}(s)$	Procesos(m)
1024	1,4,9
4096	1,4,9
10000	1,4,9,16
40000	1,4,9,16,25

Tabla 2.1: Datos versus procesos.

2.1 Comparativa de tiempos

Para medir los tiempos de la experimentación con los teóricos, se ha hecho un análisis a nivel de eficiencia. Suponemos que el tiempo de ejecución disminuye idealmente con el aumento del número de procesos, lo cual raramente es el caso en la práctica debido a la sobrecarga de comunicación y sincronización. También asumimos que el trabajo se divide de manera uniforme entre los procesos.

Podemos entonces modelar el tiempo ideal usando una función que simule la disminución de la eficiencia con el aumento de procesos. Una forma simple de hacer esto es usando una función logarítmica o una raíz cuadrada para moderar la reducción del tiempo. Esto es prácticamente el tiempo paralelo igual al tiempo secuencial sobre la raíz de p.

De esta manera podemos mostrar la gráfica de tiempos en comparativa:

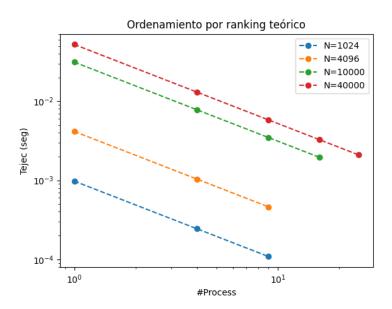


FIGURA 2.1: Gráfica de tiempos ideal.

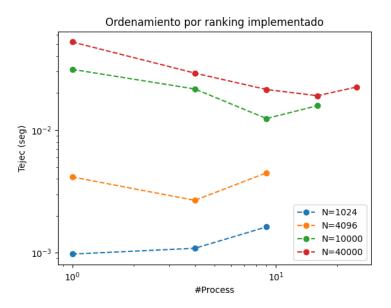


FIGURA 2.2: Gráfica de tiempos de la implementación.

```
marce@DESKTOP-CIH1MKB:∞/Paralela/Proyecto/Ranking$ mpiexec -n 1 ./rankingsort 40000
Execution Time: 0.0522460938
Scatter Time: 0.00000000000
Gossip Time: 0.00000000000
Broadcast Time: 0.00000000000
Process Time: 0.0517578125
Tiempo de cómputo: 0.0104980469 segundos.
Tiempo de comunicación: 0.0256347656 segundos.
```

FIGURA 2.3: Captura de medición de tiempos

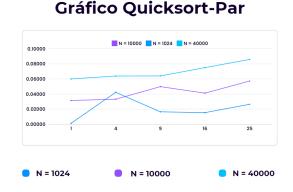


FIGURA 2.4: Quicksort Paralelo

Cabe aclarar que también se ha hecho una medición de los tiempos de cómputo y comunicación, a la vez que de Scatter, Gossip, Broadcast y de procesamiento. En la figura que muestra la captura de pantalla se puede apreciar la medición a nivel de consola. En este caso, los tiempos de Gossip, Scatter y Broadcast son cero por utilizar un sólo proceso. Vea la figura 2.3.

Comparando con los tiempos que da el código de Quicksort, tenemos lo referente a la gráfica de quicksort en la figura 2.4.

Análisis de la Experimentación con rankingsort_mpi.cpp

La experimentación con el código rankingsort_mpi.cpp ha revelado diferencias significativas entre los tiempos de ejecución teóricos e ideales. Estas diferencias

se pueden atribuir a varios factores inherentes a la computación paralela y la implementación específica del algoritmo de ordenamiento por ranking.

Factores que Afectan los Tiempos de Ejecución

- 1. Sobrecarga de Comunicación: En un entorno de MPI, la comunicación entre procesos puede introducir una sobrecarga significativa. Cada vez que un proceso envía o recibe datos, se incurre en un costo de tiempo que no está presente en los cálculos teóricos. En el código rankingsort_mpi.cpp, operaciones como MPI_Sendrecv y MPI_Scatter son críticas y su eficiencia depende de la latencia y el ancho de banda de la red subyacente.
- 2. Desbalance de Carga: Aunque el algoritmo intenta distribuir la carga de manera uniforme entre los procesos, diferencias en la distribución de datos o en la capacidad de procesamiento pueden llevar a que algunos procesos terminen su trabajo más rápidamente que otros. Esto resulta en tiempos de espera (idle times) donde algunos procesos están inactivos, esperando que otros terminen.
- 3. Costos de Sincronización: Las barreras y otras sincronizaciones (MPI_Barrier) aseguran que todos los procesos alcancen ciertos puntos de manera simultánea. Estas sincronizaciones son necesarias para la coherencia de los datos pero introducen retrasos que no son considerados en los modelos teóricos ideales.
- 4. Eficiencia del Algoritmo: La eficiencia del algoritmo de ordenamiento y la manera en que se manejan los datos (por ejemplo, la función mergeData y computeLocalRank) también influyen en el rendimiento. La complejidad computacional de estas funciones impacta directamente en el tiempo total de ejecución.

CONCLUSIONES

2.2 Conclusiones generales

El desarrollo y análisis del proyecto han permitido validar tanto el diseño teórico como la implementación práctica del algoritmo de ordenamiento por ranking paralelo. A continuación, se destacan los puntos clave y los aspectos a mejorar.

Para empezar, es evidente que la comunicación no optimizada muestra un rendimiento similar a la optimizada para valores pequeños de p, aunque las diferencias se hacen evidentes al aumentar el número de procesos. El algoritmo de ordenamiento por ranking muestra una escalabilidad prometedora, especialmente para conjuntos de datos de gran tamaño (n grandes), debido a su estructura paralela eficiente. Comparado con el algoritmo Quicksort paralelo, el ordenamiento por ranking ofrece un mejor rendimiento en términos de escalabilidad, validando así la eficacia de la implementación desarrollada.

2.2.1 Posibles mejoras

A pesar de los buenos resultados obtenidos, se identifican varias áreas de mejora que podrían optimizar aún más el rendimiento del algoritmo. Además se debería haber probado con una cantidad de datos más grandes, pero las limitaciones técnicas fueron bastante fuertes.

Además, el local ranking no está del todo optimizado. Se puede lograr una mejor implementación, pudiendo llegar a una complejidad óptima logarítmica.

En general, los resultados obtenidos validan el enfoque teórico planteado, demostrando que el algoritmo de ordenamiento por ranking paralelo es una solución eficiente y escalable para grandes volúmenes de datos. Con las mejoras propuestas, se espera que el rendimiento del algoritmo pueda acercarse aún más a los límites teóricos establecidos.