

Índice

Introducción	3
Aeropuerto	3
Solución	3
Vecino	3
Utils	4
Algoritmo Greedy básico	5
Algoritmo de búsqueda local del primer mejor	6
Algoritmo de búsqueda tabú	8
Tablas	10
Semillas	10
Greedy	10
Búsqueda Local	11
Búsqueda Tabú	12
Resultados Globales	13
Análisis	14
Tiempo	14
Costes	15
Gráficos	15
Archivos log	16

Introducción

Antes de comentar los algoritmos, existen unas clases sobre las que estos se apoyan y no resulta baladí su presentación.

Aeropuerto

Esta clase almacena la información, leídos de los archivos de datos y que posteriormente usarán los algoritmos. Para desempeñar dicha funcionalidad hace uso de cuatro atributos:

- Matriz de flujos
- Matriz de distancias
- Número de puertas del aeropuerto
- Un valor lógico que indica si el aeropuerto es simétrico o no

Entre sus métodos, destacar su constructor; recibirá el archivo de datos y a partir de él construye los atributos.

Solución

Clase que representa una solución. Será usada por todos los algoritmos, para almacenar de forma más conceptual sus soluciones. Veámos sus atributos:

- Vector de la solución
- Coste de la solución

Vecino

Esta clase representa el intercambio de dos posiciones, realizadas sobre una solución. La existencia de esta clase se justifica por la forma tan sencilla con la que se trabaja con un intercambio, sobre todo a través de sus métodos. Almacenaremos:

- Vector de posiciones

Todos los métodos implementados son para facilitar la lectura en los algoritmos. Como los métodos `setPrimeraPosicion`, `getSegundaPosicion` o `getSegundaPosicion`. Fáciles de leer y definen claramente lo que se esperan de ellas.

Utils

En lugar de clase, se podría definir como una agrupación de funciones comunes entre todos los algoritmos; ya que no tiene ningún atributo. Sus métodos:

- `void escribirFichero(String nombreFichero, String mensaje)`
`void escribirSolucionInicial(Solucion solucionInicial, int iteracion)`: Concatena en una cadena la solución inicial, posteriormente dicha cadena se pasará a la función anterior para escribir el *archivo de logs*.
- `void escribirMovimientoEnFichero(int entorno, Vecino vecino, int coste, int iteraciones)`: Concatena en una cadena el movimiento realizado, así como el coste del mismo, las iteraciones y el entorno en las que se haya. También usado para después escribir en *logs*.
- `void realizarMovimiento(int[] v, Vecino)`: Dato un vector solución le aplica el vecino, es decir, se mueve en el entorno.
- `int calcularCoste(int[] solucion)`: Calcula el coste de una solución, teniendo en cuenta si el aeropuerto es simétrico o no.
- `int calcularCosteParametrizado(Solucion solucion, Vecino vecino)`: Calcula el coste de una solución; teniendo solo el `vecino` que se ha intercambiado. Después se restan al coste total para obtener el coste final asociado.

```
int calcularCosteParametrizado(Solucion solucion, Vecino vecino) {
    costeAntes = 0, costeDespues = 0;
    costeAntes = calcularCosteMovimiento();
    realizarMovimiento();
    costeDespues = calcularCosteMovimiento();
    // Deshacemos el intercambio
    realizarMovimiento();

    return solucion.coste + costeDespues - costeAntes;
}
```

- `int calcularCosteMovimiento(int[] solucion, Vecino vecino)`: Calcula el coste que implica un movimiento, sobre una solución. La forma en la que procede es obteniendo el coste asociado de una puerta con el resto de puertas (tenemos dos puertas intercambiadas, `vecino.getPrimeraPosicion()` y `vecino.getSegundaPosicion()`).
- Solucion `generaSolucionInicial(int tamSolucion)`: Genera una solución inicial factible de manera aleatoria.

```
Solucion generarSolucionInicial(int tamSolucion) {
    solucionInicial <- inicializarVector(tamSolucion);
    posiciones <- creacionVectorPosiciones(tamSolucion);
    tamLogico = tamSolucion;

    while (tamLogico != 0) {
        posAleatoria <- random entre 0 y tamLogico;
        solucionInicial[tamSolucion - tamLogico] <- posiciones[posAleatoria];
    }
}
```

```

        posiciones= posiciones-posAleatoria;
        tamLogico--;
    }
    solucionInicial.coste = calcularCoste();

    return solucionInicial;
}

```

Ésta última función será usada por la Búsqueda Local y la Búsqueda Tabú.

Algoritmo Greedy básico

El algoritmo Greedy está implementado en una clase homónima. Dicha clase tiene las siguientes propiedades:

- Vector sumatorio de flujos
- Vector sumatorio de distancias
- El tamaño de la solución
- La solución

Con sumatorio nos referimos a la suma por filas de las matrices de flujos y distancias creadas en el aeropuerto (leídas del archivo de datos). El resultado suma de cada fila se almacena en sumatorio flujos/distancias dependiendo de la matriz.

En el constructor es el lugar donde se efectúa la suma de filas:

```

Greedy() {
    tamSolucion <- numPuertasDelAeropuerto;
    sumatorioFlujos, sumatorioDistancias <- inicializarVector(tamSolucion);

    for (i desde 0 hasta tamSolucion)
        for (j desde 0 hasta tamSolucion) {
            sumatorioFlujos[i] += aeropuerto.flujos[i][j];
            sumatorioDistancias[i] += aeropuerto.distancias[i][j];
        }
    solucion <- inicializarVector(tamSolucion);
}

```

El enfoque escogido para la creación de una solución viene definida por el siguiente esquema, que a la vez viene implementado en la clase `Greedy`.

```

void algoritmoGreedy() {
    tamLogicoSolucion <- 0;
    do {
        seleccionarMejoresPosiciones();
        eliminarMejores();
        solucion <- mejoresPosiciones
    }
}

```

```

        tamLogicoSolucion++;
    }while (tamLogicoSolucion< tamSolucion);

    solucion.coste = calcularCoste();
}

```

La parte que resulta más importante comentar es la función `seleccionarMejoresPosiciones()`. Su funcionamiento es, seleccionar el mayor flujo (desde el vector `sumatorioFlujos`) con la mejor distancia (desde el vector `sumatorioDistancia`).

En la función `eliminarMejores()`, marcamos esas dos posiciones con una `MARCA`, -1, para ignorarlas en la función `seleccionarMejoresPosiciones()`.

Algoritmo de búsqueda local del primer mejor

La implementación del algoritmo podemos encontrarlo, al igual que con el algoritmo Greedy, en su clase homónima. Entre sus propiedades:

- La solución actual
- El mejor vecino
- Coste del mejor vecino
- Matriz de los vecinos generados
- El tamaño de la solución

Mencionar que la `solucionActual` será nuestra solución final al problemas, tras terminar la ejecución. La cuestión podría ser la justificación de usar una matriz de `vecinosGenerados`. Pues bien, para evitar la generación de 10 vecinos y que algunos de ellos ya se hayan generado (sólo en esa generación de vecinos), se marca ese vecino con `VECINO_SELECCIONADO`.

Los demás atributos son usados como variables globales de la clase, con motivo de una simplificación de los parámetros a funciones.

El algoritmo principal de la clase sería:

```

void algoritmoBusquedaLocal() {
    iteraciones, intentos, entorno <- 0;
    solucionActual = generarSolucionInicial();

    do {
        generarMejorVecino();
        if (costeMejorVecino < solucionActual.coste) {
            realizarMovimiento();
            solucionActual.coste = costeMejorVecino;
            iteraciones++;
            intentos = 0;
        } else intentos++;
        entorno++;
    } while (entorno < MAX_ENTORNO);
}

```

```

    vecinosGenerados <- 0;
  } while (iteraciones < MAX_ITERACIONES && intentos != MAX_INTENTOS);
}

```

Nota: La generación de los logs se han obviado en el pseudocódigo.

La función más destacada es la generación del mejor vecino. En dicha función se genera 10 vecinos distintos y se almacena el mejor (en los atributos `mejorVecino` y `costeMejorVecino`):

```

void generarMejorVecino(){
    vecinoActual <- Vecino;
    costeMejorVecino = MAX_VALUE;
    costeVecinoActual;

    for (int i = 0; i < NUM_VECINOS; i++) {
        vecinoActual = generarVecino();
        costeVecinoActual = calcularCosteParametrizado();

        if (costeVecinoActual < costeMejorVecino) {
            mejorVecino <- vecinoActual;
            costeMejorVecino = costeVecinoActual;
        }
    }
}

```

```

Vecino generarVecino() {
    nuevoVecino <- Vecino;
    do {
        nuevoVecino.setPrimeraPosicion(Random entre 0 y tamSolucion);
        nuevoVecino.setSegundaPosicion(Random entre 0 y tamSolucion);
        if (nuevoVecino.PrimeraPosicion > nuevoVecino.SegundaPosicion) {
            nuevoVecino.intercambiarPosiciones();
        }
    } while (esVecinoSeleccionado(nuevoVecino) || nuevoVecino.tienePosicionesIguales());
    anadirVecino(nuevoVecino);

    return nuevoVecino;
}

```

El vecino tiene sus posiciones ordenadas para una mejor comparación. Por otro lado, una vez que generamos el vecino, y es factible, añadimos dicho vecino a la matriz de `vecinosGenerados`.

Algoritmo de búsqueda tabú

La búsqueda tabú al implementar una búsqueda local mantiene muchas características comunes. Los nuevos atributos añadidos con respecto a la búsqueda local:

- Una lista para los movimientos tabúes

- Una matriz para la memoria a largo plazo
- Una solución para registrar la mejor solución

La estructura de datos elegida, para el almacenamiento de los vecinos tabúes, es una lista. El esquema del algoritmo principal:

```
void algoritmoTabu() {
    iteraciones, intentos, entorno <- 0;
    solucionActual = generarSolucionInicial();
    mejorSolucion <- solucionActual;
    do {
        generarMejorVecino();
        solucionActual <- realizarMovimiento();
        memoriaLargoPlazo <- mejorVecino;
        listaTabu <- mejorVecino;

        iteraciones++;

        if (solucionActual.coste < mejorSolucion.coste) {
            mejorSolucion <- solucionActual;
            intentos = 0;
        } else intentos++;

        if (intentos == MAX_INTENTOS) {
            calcularEstrategia();
            solucionActual <- generarEntorno();
            intentos = 0;
            entorno++;
        }
    } while (iteraciones < MAX_ITERACIONES);
}
```

Los métodos que requieren atención son `calcularEstrategia()` y `generarEntorno()` que es donde se elige si diversificar o intensificar y dónde se genera una solución a partir de la memoria a largo plazo, respectivamente.

```
void calcularEstrategia() {
    double probabilidad = Random(entre 0 y 1);
    DIVERSIFICAR = probabilidad < 0.5;
}
```

La variable booleana `DIVERSIFICAR`, es una variable global, y su uso es el de decidir entre:

```
DIVERSIFICAR = true then diversificamos
DIVERSIFICAR= false then intensificamos
```

Para finalizar, comentar los puntos clave de la función `generarEntorno()`, la función que tendrá en cuenta que tipo de oscilación se está produciendo y generará una solución factible:

```

private void generarEntorno() {
    nuevoEntorno <- Solucion
    mejorValor, posicionMejor, esMejor;

    for (i desde 0 hasta dimensionMemoriaLargoPlazo) {
        mejorValor = reiniciarMejorValor();
        posicionMejor = 0;
        for (j desde 0 hasta dimensionMemoriaLargoPlazo) {
            if (i != j) {
                esMejor = calcularSiEsMejor(i, j, mejorValor);

                if (esMejor && si j no está en nuevoEntorno )) {
                    mejorValor = memoriaLargoPlazo[i][j];
                    posicionMejor = j;
                }
            }
        }
        nuevoEntorno.solucion[i] <- posicionMejor;
    }
    nuevoEntorno.coste = calcularCoste();
}

```

Para saber si el valor contenido en la posición actual de la matriz `memoriaLargoPlazo`, es el mejor, tenemos:

```

boolean calcularSiEsMejor(int fila, int columna, int mejorValor) {
    if (DIVERSIFICAR) return memoriaLargoPlazo[fila][columna] < mejorValor;
    else return memoriaLargoPlazo[fila][columna] > mejorValor;
}

```

Vemos que dicha función tiene en cuenta si estamos diversificando o intensificando. De esta manera podemos comprobar si estamos buscando un valor menor o mayor que el `mejorValor` dentro de la `memoriaLargoPlazo`.

Tablas

Para mejorar la visualización de los resultados se ha decidido mostrar los resultados por Aeropuertos, para Málaga y Madrid.

Semillas

Se muestra las semillas utilizadas en cada ejecución.

Ejecución	Semilla
1	70931043
2	23456781
3	34567812
4	45678123
5	56781234

Greedy

Greedy	Madrid01		Madrid02		Madrid03		Madrid04	
	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)
Ejec	3148	0	3130	0	4584	0	4438	0
Media	22.49%	0	28.38%	0	27.47%	0	18.54%	0

Greedy	Malaga01		Malaga02		Malaga03		Malaga04	
	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)
Ejec	3941	0	33954	0	13806	0	191745	0
Media	7.01%		25.40%		4.77%		26.63%	

Búsqueda Local

Búsqueda Local	Madrid01		Madrid02		Madrid03		Madrid04	
	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)
Ejec1	2676	0	2552	0	3774	0	3888	0
Ejec2	2656	0	2570	0	3750	0	3806	0
Ejec3	2674	0	2638	0	3820	0	3900	0
Ejec4	2680	0	2524	0	3690	0	3870	0
Ejec5	2652	0	2576	0	3782	0	3882	0
Media	3.80%	0	5.50%	0	4.65%	0	3.34%	0
Desv. típica	0.49%	0	1.73%	0	1.34%	0	0.99%	0

Búsqueda Local	Malaga01		Malaga02		Malaga03		Malaga04	
	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)
Ejec1	3784	0	31196	0	13418	0	177452	0
Ejec2	3876	0	30849	0	13433	0	176760	0
Ejec3	3809	0	31019	0	13441	0	176081	0
Ejec4	3813	0	31385	0	13412	0	179591	0
Ejec5	3792	0	31432	0	13421	0	178026	0
Media	3.58%		15.14%		1.87%		17.27%	
Desv. típica	0,98%		0.91%		0.09%		0.88%	

Búsqueda Tabú

Búsqueda Tabú	Madrid01		Madrid02		Madrid03		Madrid04	
	S	(s)	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)
Ejec1	2608	110	2492	110	3658	120	3840	116

Ejec2	2602	111	2496	112	3656	120	3866	167
Ejec3	2620	111	2508	109	3666	122	3826	116
Ejec4	2604	112	2504	110	3554	140	3874	116
Ejec5	2602	139	2482	135	3612	117	3830	134
Media	1.45%	116.60	2.40%	115.20	0.92	123.80	2.76%	129.80
Desv. típica	0.29%	12.54	0.42%	11.12	1.31	9.23	0.58%	22.21

Búsqueda Tabú	Malaga01		Malaga02		Malaga03		Malaga04	
	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)
Ejec1	3742	137	28327	119	13436	117	172719	114
Ejec2	3719	124	27855	109	13403	110	172749	111
Ejec3	3732	111	28481	113	13405	113	174563	111
Ejec4	3726	108	28221	158	13456	115	172177	151
Ejec5	3750	117	27887	140	13424	117	170795	138
Media	1.38%	119.40	3.98%	127.80	1.87%	114.40	13.98%	125.00
Desv. típica	0.34%	11.59	1.01%	20.68	0.17%	2.97	0.89%	18.43

Resultados Globales

	Madrid01		Madrid02		Madrid03		Madrid04	
	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)
Greedy	22,49 (0)	0 (0)	28,38 (0)	0 (0)	27,47 (0)	0 (0)	18,54 (0)	0 (0)
Búsqueda Local	3,80 (0,49)	0 (0)	5,50 (1,73)	0 (0)	4,65 (1,34)	0 (0)	3,34 (0,99)	0 (0)
Búsqueda Tabú	1,45 (0,29)	116,60 (0,29)	2,40 (0,42)	115,20 (11,12)	0,92 (1,31)	123,80 (9,23)	2,76 (0,58)	129,80 (22,21)
Coste Mejor Solución	Tabú 2602		Tabú 2482		Tabú 3554		Tabú 3806	

	Malaga01		Malaga02		Malaga03		Malaga04	
	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)	S	T(s)
Greedy	7,01 (0)	0 (0)	25,40 (0)	0 (0)	4,77 (0)	0 (0)	26,63 (0)	0 (0)
Búsqueda Local	3,58 (0,98)	0 (0)	15,14 (0,91)	0 (0)	1,87 (0,09)	0 (0)	17,27 (0,88)	0 (0)
Búsqueda Tabú	1,38 (0,34)	119,40 (11,59)	3,98 (1,01)	127,80 (20,68)	1,87 (0,17)	114,40 (2,97)	13,98 (0,89)	125 (18,43)
Coste Mejor Solución	Tabú 3719		Tabú 27855		Tabú 13403		Tabú 170795	

	Media	
	S	T(s)
Greedy	20.08 (0)	0 (0)
Búsqueda Local	6.89 (0,926)	0 (0)
Búsqueda Tabú	3.59 (0,626)	121.5 (13,59)
Coste Mejor Solución	Tabú 3719	

Observando la tabla de medias, la desviación típica menor es el algoritmo de la búsqueda tabú. Podemos matizar que es más robusto que el de la búsqueda local porque al ser menor el valor obtiene soluciones más cercanas al óptimo global.

Análisis

Tiempo

¿Por qué el tiempo de cómputo es diferente entre búsqueda local y la búsqueda tabú?

El algoritmo de búsqueda local una vez llega al punto de estancamiento, es decir, una vez que ha generado a 100 mejores vecino, y ninguno mejora a la situación actual, el algoritmo se detiene. Éste algoritmo nunca llega a las 50000 iteraciones, por tanto su límite está en el número de intentos.

Esta es la principal diferencia con el algoritmo de búsqueda tabú, en el que una vez que se queda estancado sigue explorando soluciones desde otro entorno, bien intensifica o diversifica, finalizando la ejecución cuando ha completado las 50000 iteraciones, y no antes.

Costes

¿Cuando se aplica la oscilación estratégica con más intensidad?

Al principio de la ejecución del algoritmo, el entorno se incrementa muy lentamente porque la solución mejor de mejores se actualiza con mucha facilidad, es decir, está encontrando mejores soluciones en un entorno donde aún no se sabe cuál es el óptimo local.

Cuanto más nos movemos más difícil es mejorar al mejor de mejores y se va produciendo estancamiento con frecuencia; por ende la generación de entornos es más frecuente y es más difícil encontrar una mejor solución que mejore a la mejor de mejores.

Observando los resultados obtenidos en las tablas, se puede observar que el algoritmo que encuentra el mejor coste, el más cercano a la solución global, es el algoritmo de Búsqueda Tabú, aunque el tiempo de cómputo es mayor.

¿Por qué funciona mejor el algoritmo tabú que el local del mejor?

La clave son los entornos. En el algoritmo de búsqueda local generamos una solución inicial y a partir de ella nos movemos en el espacio de soluciones. Cabe puntualizar que todos estos movimientos en el entorno, es eso: movimiento en un único entorno.

El algoritmo de búsqueda local plantea la problemática de quedarse en óptimo locales.

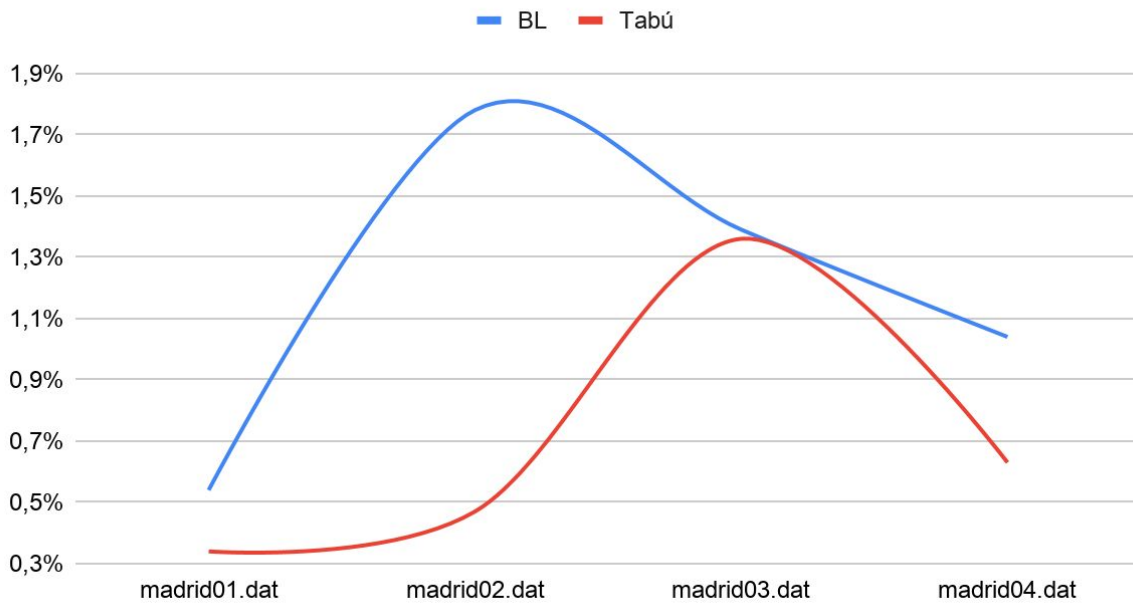
En contraposición, el algoritmo de búsqueda local escapa de esos óptimos locales permitiendo movimientos de empeoramiento. Además, gracias al salto a un nuevo entorno permite escapar de un entorno demasiado explotado, y en el que no se está encontrando mejores soluciones que la mejor de mejores.

Este simple mecanismo nos devolverá mejores soluciones, para la gran mayoría de los casos, que la búsqueda local.

Gráficos

Se ha decidido introducir estos gráficos para mostrar la mejora de la búsqueda tabú frente a la búsqueda local. Tomando como datos de entrada las desviaciones típicas.

BL y Tabú



BL y Tabú

