Applying Neural Combinatorial Optimization for the Generalized Regenerator Location Problem

Lucas Martín García, Isaac Lozano-Osorio, Abraham Duarte, J. Manuel Colmenar

lucas.martin@urjc.es

isaac.lozano@urjc.es

abraham.duarte@urjc.es

josemanuel.colmenar@urjc.es

MINISTERIO DE CIENCIA E INNOVACIÓN

AGENCIA ESTATAL DE INVESTIGACIÓN

FPU24/01134

Universidad Rey Juan Carlos

Índice

1. Introducción

2. Propuestas

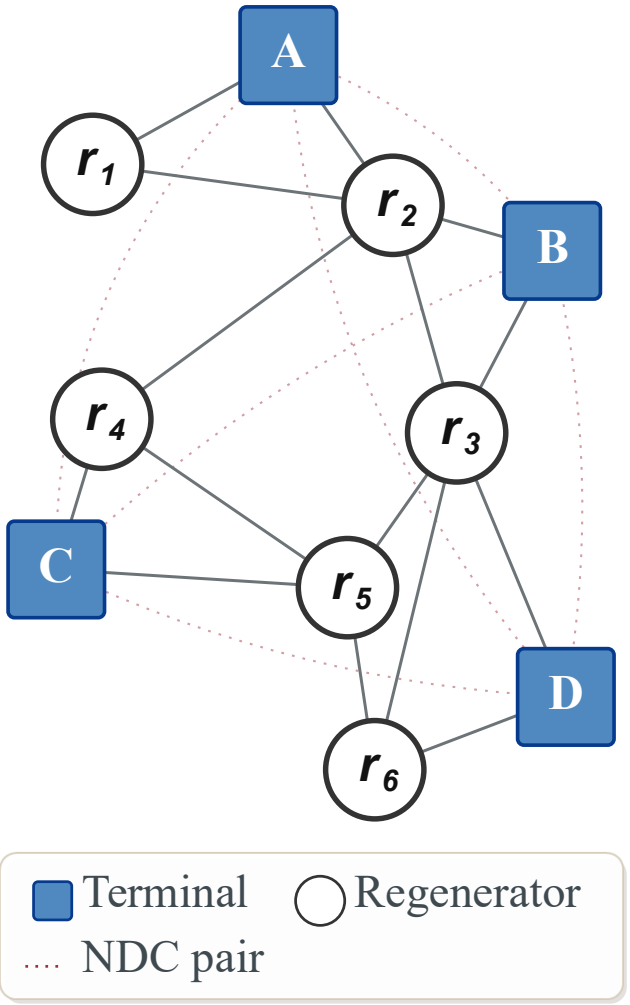
3. Resultados

4. Conclusiones

Definición del problema

- El problema **GRLP** (*Generalized Regenerator Location Problem*) pertenece a la familia de problemas de **ubicación de instalaciones** (Facility Location Problems).
- El objetivo es **minimizar** el **número de regeneradores** necesarios para **garantizar la conexión** de los pares de nodos terminales que requieren comunicación en el grafo.
- Aplicaciones:
  - Diseño de **redes ópticas** y de telecomunicaciones.
  - Planificación de la infraestructura de regeneración de señal.

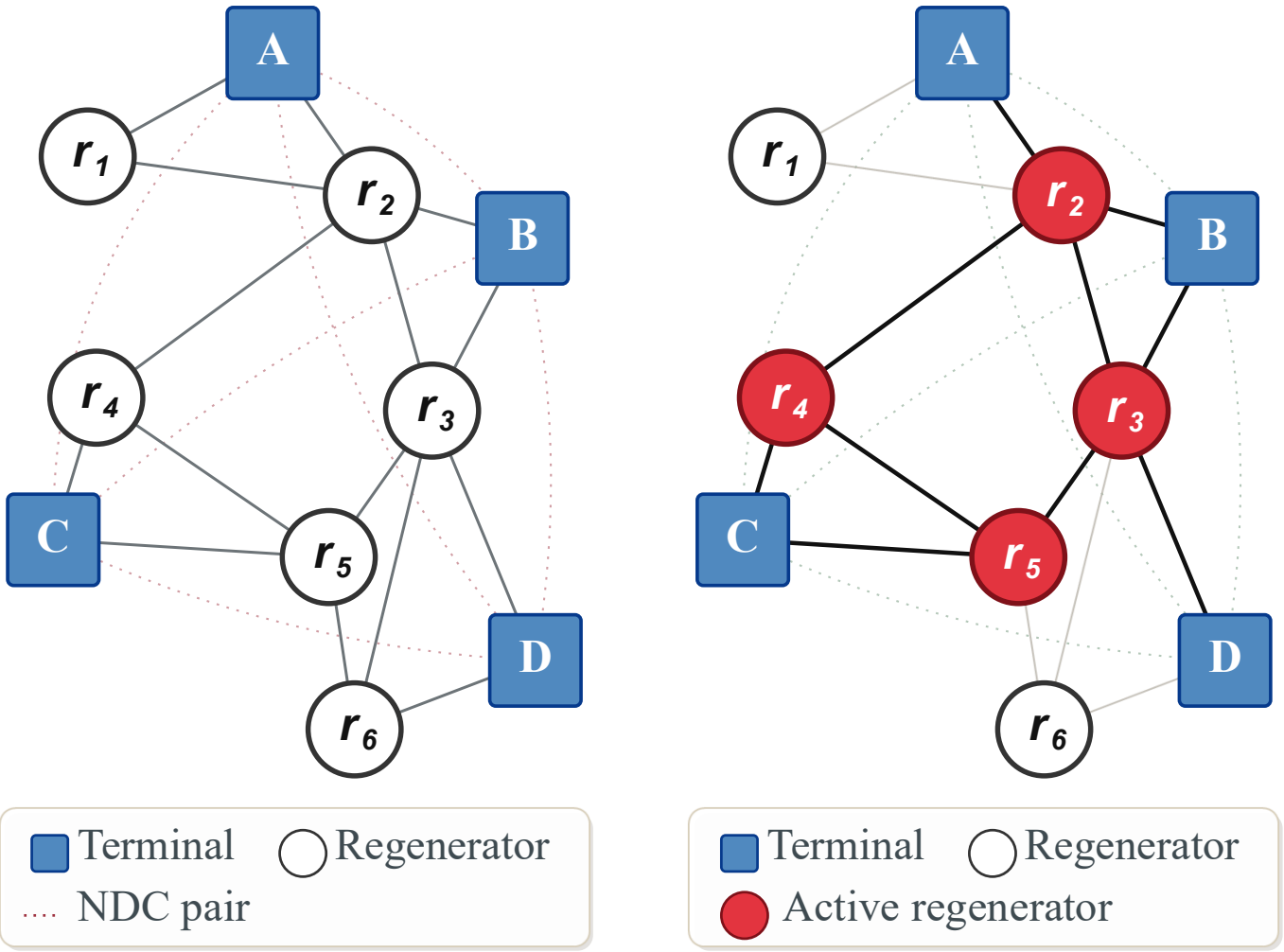
Definición del problema



Instancia:

- Nodos terminales. A
- Candidatos a regenerador del grafo. r_1

Definición del problema



Solución factible

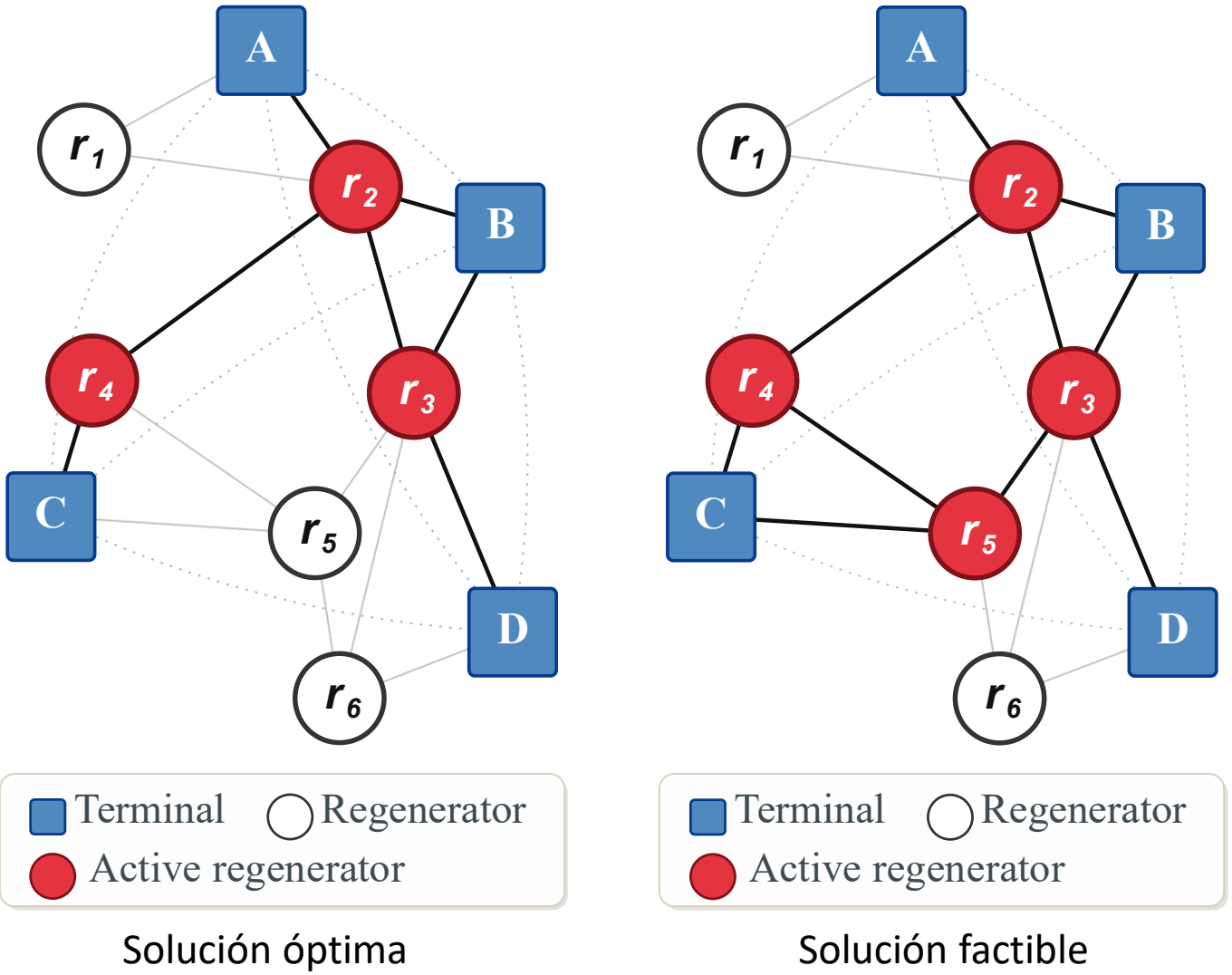
Instancia:

- Nodos terminales. A
- Candidatos a regenerador del grafo. r_1

Solución:

- Activar regeneradores hasta que todos los pares de terminales *NDC* (*Not Directly Connected*) queden conectados.

Definición del problema



Solución óptima

Solución factible

Instancia:

- Nodos terminales. A
- Candidatos a regenerador del grafo. r_1

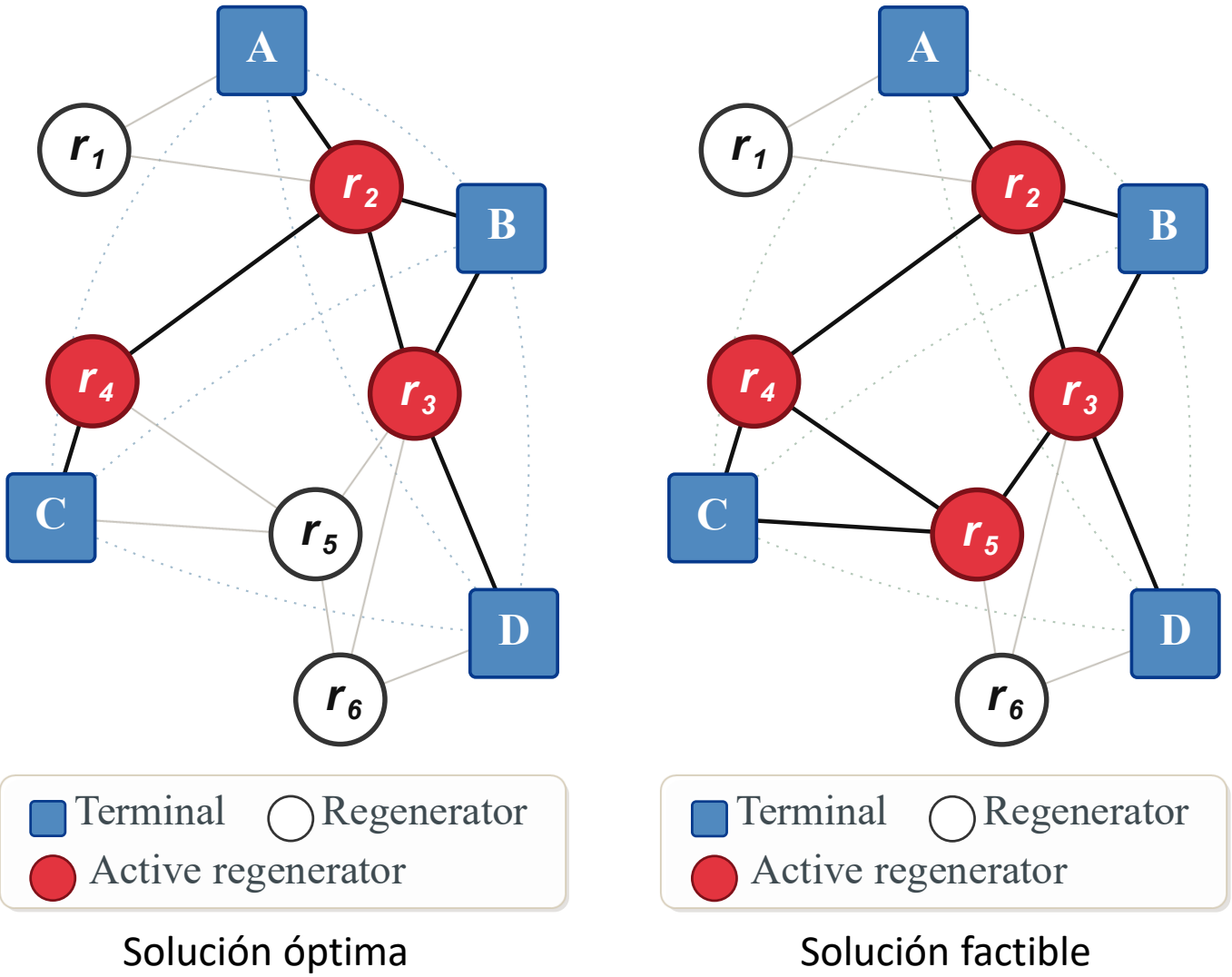
Solución:

- Activar regeneradores hasta que todos los pares de terminales *NDC* (*Not Directly Connected*) queden conectados.

Objetivo:

- Minimizar el número de regeneradores activos (GRLP no ponderado).

Definición del problema



Solución óptima

Solución factible

Instancia:

- Nodos terminales. A
- Candidatos a regenerador del grafo. r_1

Solución:

- Activar regeneradores hasta que todos los pares de terminales *NDC* (*Not Directly Connected*) queden conectados.

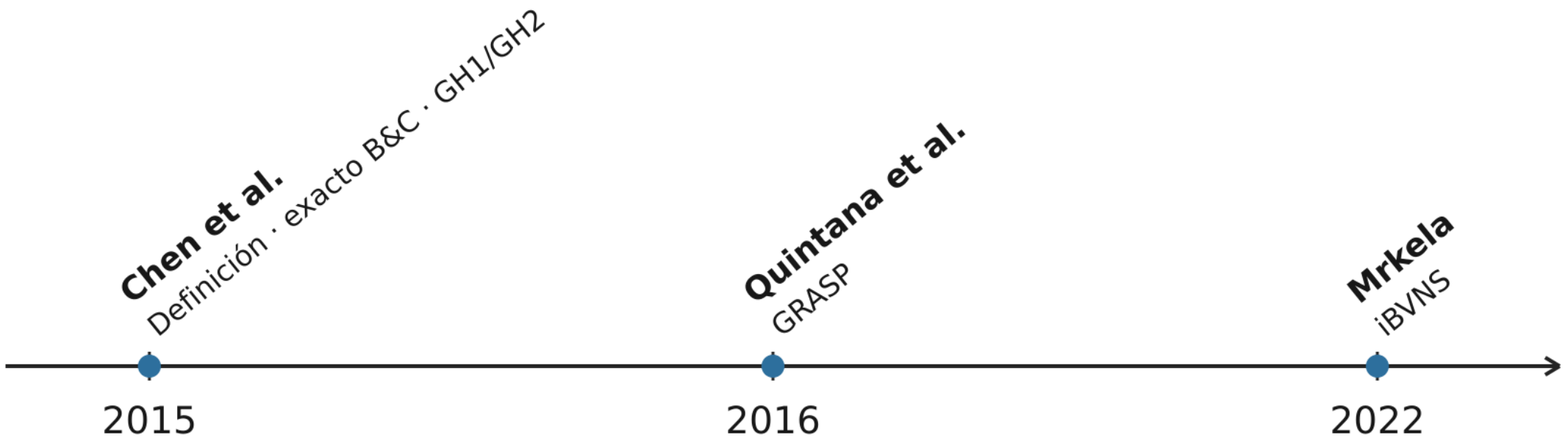
Objetivo:

- Minimizar el número de regeneradores activos (GRLP no ponderado).

Factibilidad:

- Solo hace falta conectar los pares *NDC*, no todos los posibles pares.

GRLP: trabajos previos



Propuesta: Constructivo NCO

Algorithm 1 Constructivo NCO(I, θ)

$S \leftarrow \emptyset$
while not Factible(I, S) **do**
  $X \leftarrow \mathit{Features}(I, S)$
  $p \leftarrow \mathrm{GNN}_\theta(I, X, S)$
  $S \leftarrow S \cup \{\mathit{Sample}(p)\}$
end while
return S

Factibilidad:

- ¿Están conectados todos los pares NDC mediante los regeneradores activos?

***Features*:**

- Extraer información de los nodos del grafo.

Modelo:

- Asignar una probabilidad a cada regenerador disponible.

Acción:

- Muestrear un regenerador según esas probabilidades y activarlo.

Factibilidad: componentes conexas

1 Identificar componentes

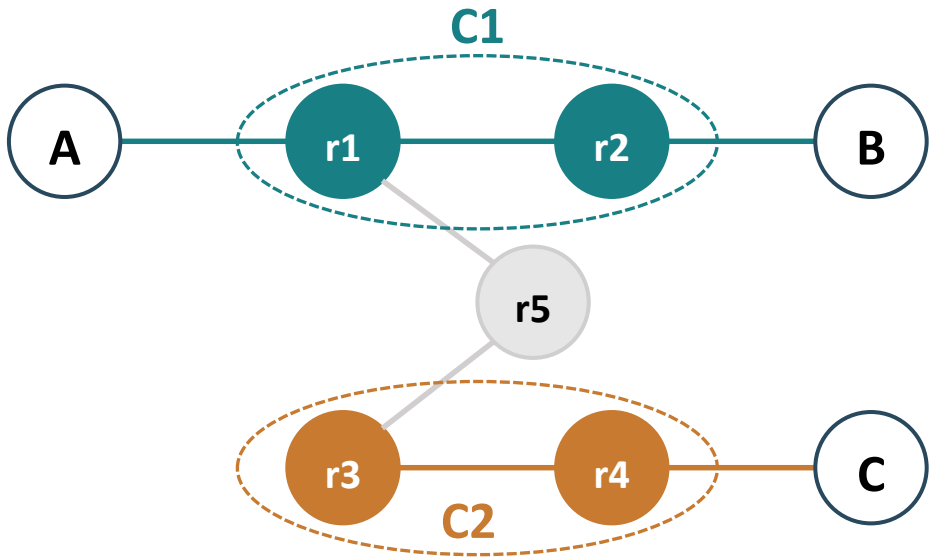
Recorrer regeneradores activos y sus enlaces.

2 Acceso de cada terminal

Guardar qué componentes accede mediante sus vecinos activos.

3 Comprobar los pares NDC

Si comparten alguna componente, el par está conectado.



A--B: comparten C1 → conectado
A--C: sin componente común → no conectado

Eficiencia: un solo recorrido de componentes y reutilizamos esa información para todos los pares.

Features

Conocimiento del problema

ESTÁTICAS

Eficiencia: cálculo único por instancia.

DINÁMICAS

Información actualizada: en cada paso constructivo.

ARISTA

1 si existe enlace directo, 0 en otro caso.

TIPO DE NODO

1: candidato a regenerador, 0: terminal.

PARTICIPACIÓN EN NDC

NDC del terminal / NDC totales; candidatos: 0.

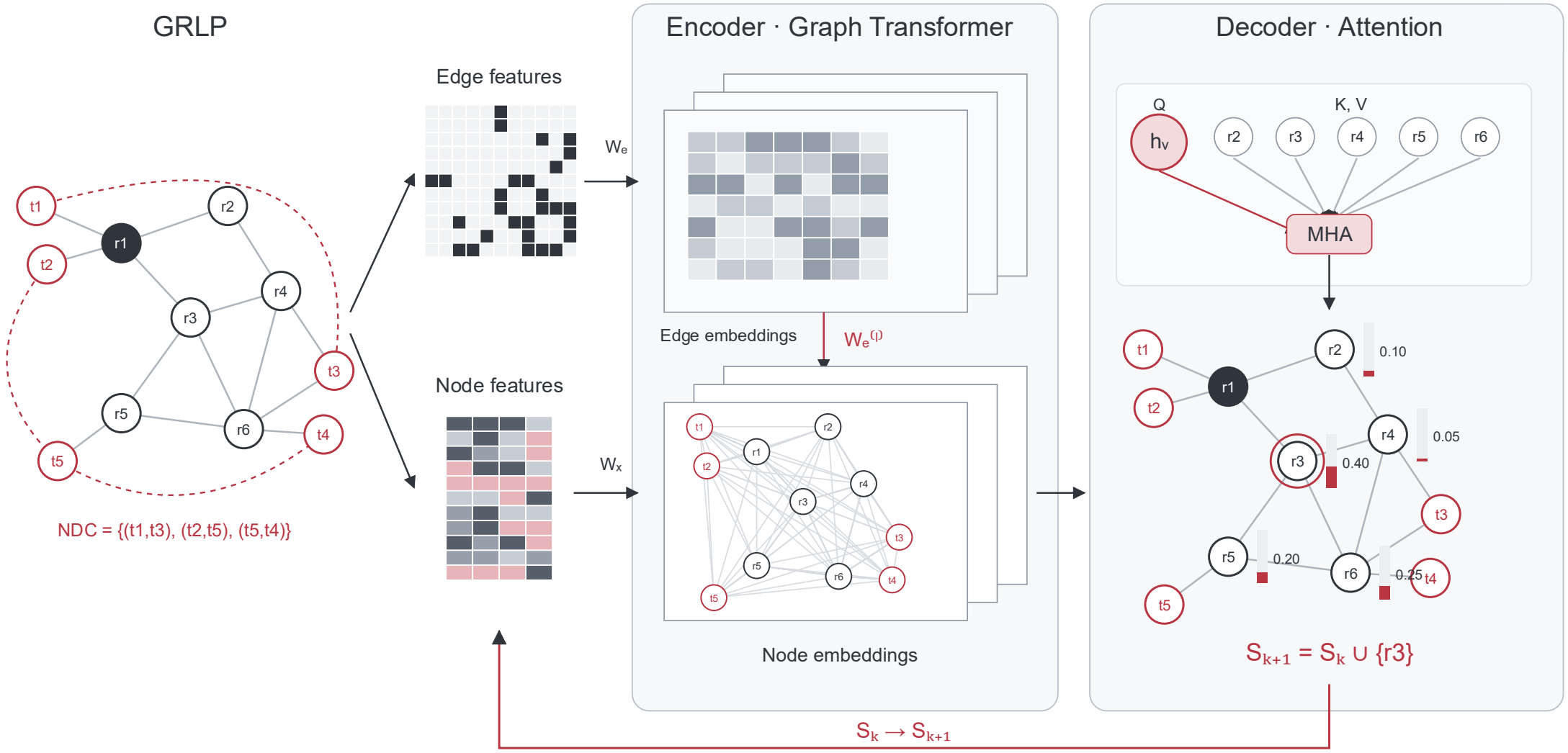
GRADO NORMALIZADO

Número de vecinos / (n − 1).

ACTIVACIÓN

1: regenerador activo; 0 en otro caso.

Arquitectura GNN



Aprendizaje por refuerzo

Menos regeneradores → mayor recompensa

$$R(S) = -f(S) = -|S|$$

Recompensa al completar la solución.

$$b(I) = \frac{\Sigma_j R(S_j \mid I)}{K}$$

Media de K construcciones de la misma instancia.

$$A = R(S) - b(I)$$

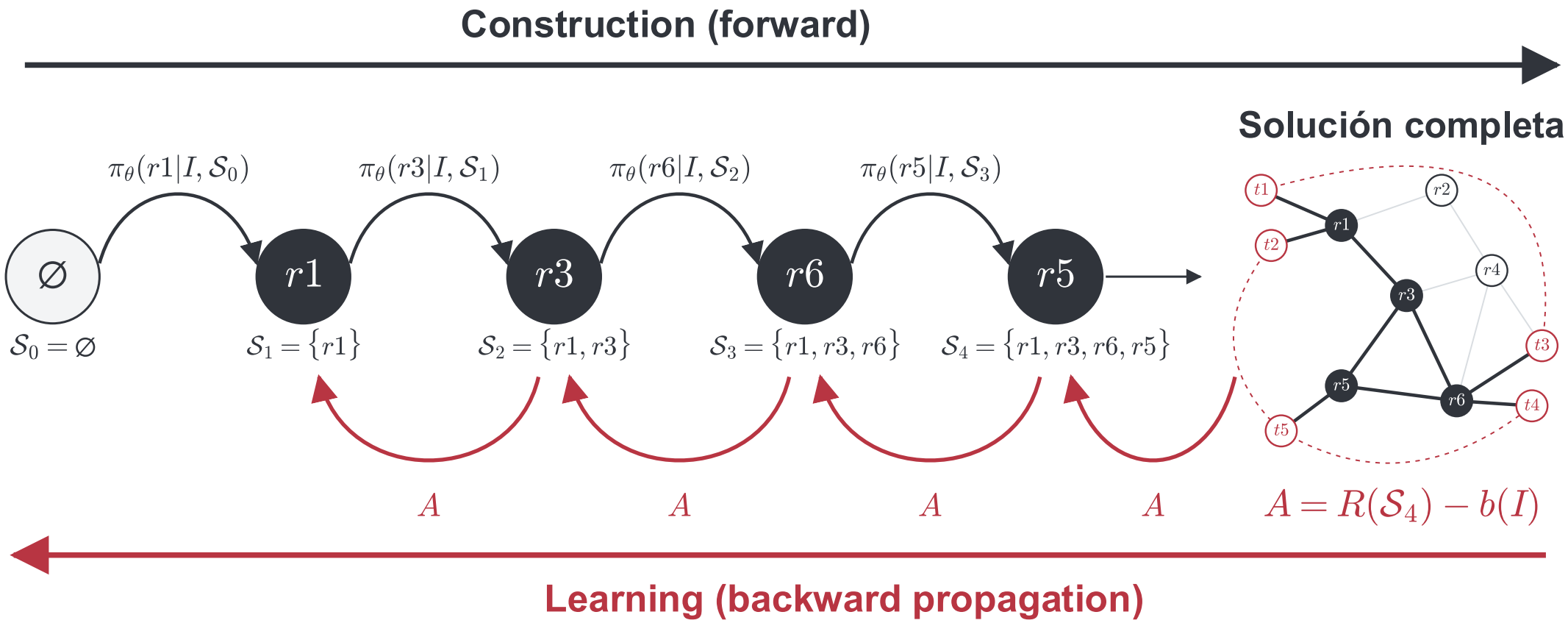
$A > 0$:

- **S mejor que la media**
- **Reforzar las acciones seleccionadas.**

$A < 0$:

- **S peor que la media**
- **Penalizar las acciones.**

Aprendizaje por refuerzo



Entrenamiento

Generador de instancias:

n	**Número de nodos** Tamaño de la instancia
$\|S\|/n$	**Proporción de regeneradores**

ETAPA 1

50 nodos, 100 épocas
25% regeneradores

→

ETAPA 2

50 nodos, 100 épocas
50% regeneradores

→

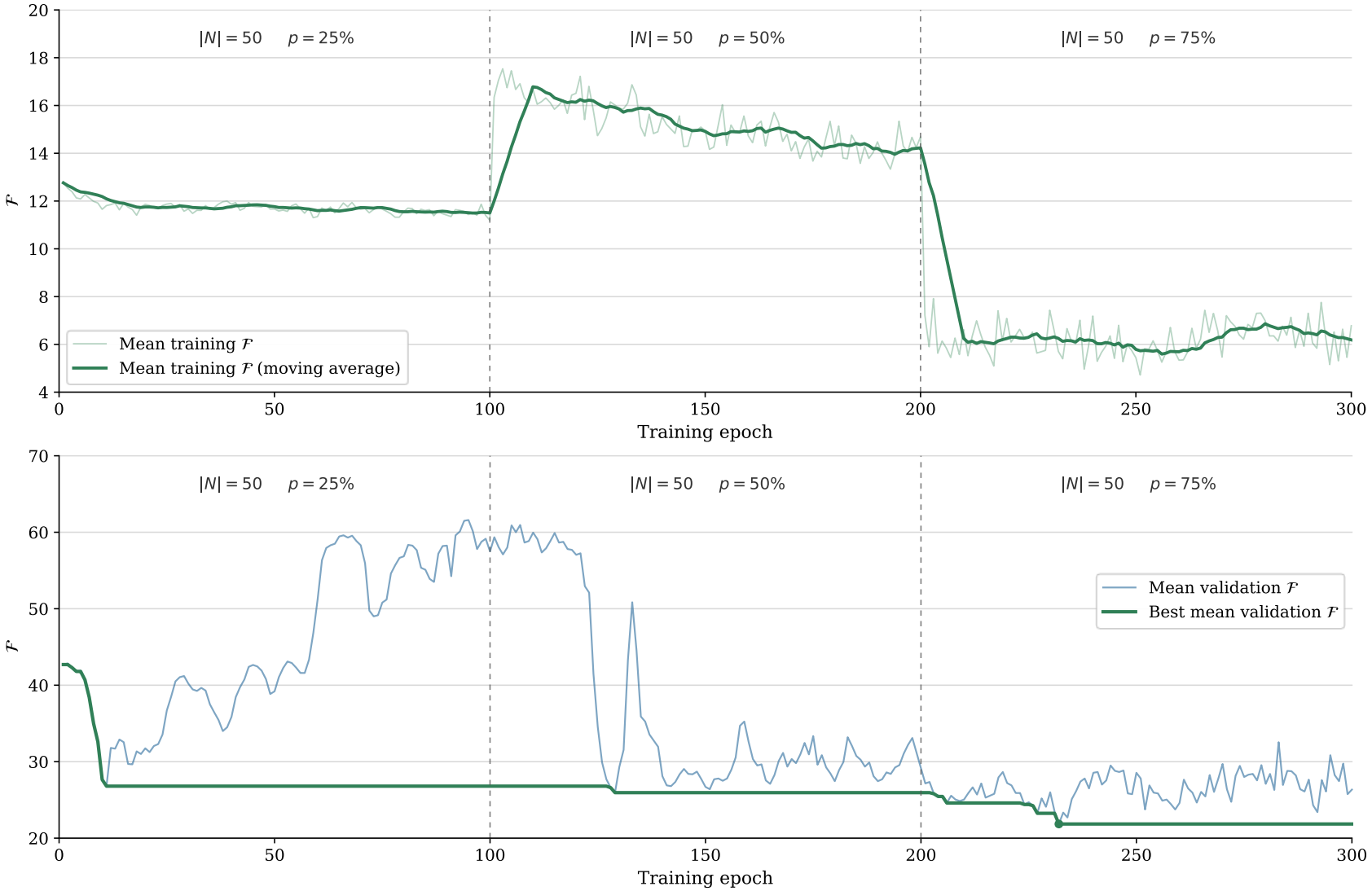
ETAPA 3

50 nodos, 100 épocas
75% regeneradores

Configuración de hiperparámetros

TASA DE APRENDIZAJE	DROPOUT	INSTANCIAS POR BATCH	CONSTRUCCIONES
0,0005	0	64	10

Evolución del entrenamiento



TRAINING

Instancias generadas

Soluciones construidas

VALIDATION

Conjunto de prueba

Política greedy

Integración con metaheurísticas

GRASP Quintana et al. (2016)

1. CONSTRUCCIÓN C2

Elige al azar entre los mejores candidatos de una lista restringida en función de los pares NDC que conectarían.

2. CLEAN

Elimina regeneradores redundantes tras la construcción.

3. LS SWAP 2 → 1

Sustituye dos regeneradores activos por uno inactivo. Acepta la primera mejora factible y repite hasta que no encuentra otra.

Algorithm 2 $\texttt{IP}(I, S)$

1: $S \leftarrow \texttt{Clean}(I, S)$
2: $S \leftarrow \texttt{LS}(I, S)$
3: **return** S

Integración con metaheurísticas

GRASP Quintana et al. (2016)

1. CONSTRUCCIÓN C2
Elige al azar entre los mejores candidatos de una lista restringida en función de los pares NDC que conectarían.

2. CLEAN
Elimina regeneradores redundantes tras la construcción.

3. LS SWAP 2 → 1
Sustituye dos regeneradores activos por uno inactivo. Acepta la primera mejora factible y repite hasta que no encuentra otra.

Algorithm 2 $\texttt{IP}(I, S)$

1: $S \leftarrow \texttt{Clean}(I, S)$
2: $S \leftarrow \texttt{LS}(I, S)$
3: **return** S

NCO cambia la heurística C2 por una política GNN aprendida.
Fase de mejora IP se mantienen igual.

Resultados

Table 2: Computational results for instance sizes 400 and 500.

Instance		GRASP		NCO+IP		NCO	
n	p (%)	$\mathcal{F}$	T(s)	$\mathcal{F}$	T(s)	$\mathcal{F}$	T(s)
400	25	20.90	**6.85**	**20.70**	11.88	31.50	5.15
	50	18.30	19.53	**18.00**	**14.25**	32.30	5.57
	75	13.90	**4.62**	**13.70**	7.54	27.90	4.08
500	25	23.40	**18.25**	**23.00**	25.89	37.20	8.13
	50	**19.60**	**19.19**	19.70	29.37	38.20	7.85
	75	12.40	29.82	**12.20**	**10.64**	21.90	4.82
Aggregated		18.08	**16.38**	**17.88**	16.60	31.50	5.93

Resultados

Table 1: Computational results aggregated by instance size.

Instance	MILP		IBVNS		NCO+IP		NCO	
n	$\mathcal{F}$	T(s)	$\mathcal{F}$	T(s)	$\mathcal{F}$	T(s)	$\mathcal{F}$	T(s)
50	**6.33**	0.17	**6.33**	**0.00**	**6.33**	0.11	8.80	0.11
75	**8.13**	1.40	**8.13**	**0.07**	8.17	0.24	11.83	0.22
100	**9.83**	10.47	**9.83**	**0.06**	**9.83**	0.62	13.93	0.36
125	**11.37**	94.33	**11.37**	**0.71**	11.63	0.77	16.47	0.50
150	**11.93**	500.60	**11.93**	**0.77**	12.17	1.16	17.77	0.69
175	**12.83**	1512.60	**12.83**	**1.49**	13.00	1.52	20.40	0.91
200	**13.40**	2375.67	**13.40**	**2.17**	13.67	2.22	22.00	1.20
300	**14.83**	3600.00	15.77	**6.49**	16.43	7.56	27.47	2.79
400	18.63	3600.00	**16.67**	16.33	17.47	**11.22**	30.57	4.94
500	19.63	3600.00	**17.40**	40.06	18.30	**21.97**	32.43	6.93
Aggregated	12.69	1529.52	**12.37**	6.81	12.70	**4.36**	20.17	1.86

Conclusiones y trabajos futuros

☑ Conclusiones

Potencial de NCO

NCO como vía para la optimización combinatoria.

Aprender estrategias competitivas

La política aprendida mejora la heurística diseñada por expertos.

Margen de mejora

Entrenamiento, arquitectura y conocimiento del problema.

Trabajos futuros

Conocimiento del problema
Impacto de las features en el aprendizaje.

Integración con metaheurísticas
Aprender a destruir y reconstruir.

Explicabilidad
Comparar con la explicabilidad de las heurísticas clásicas.

GPU frente a CPU
Calidad, tiempo y coste de ejecución.

Entrenamiento y arquitecturas
Configuración, distribución y generalización.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado gracias a:

- **Ministerio de Ciencia e Innovación:** ref. PID2024-160226OB-C22 y PID2024-156045NB-I00 financiado por MCIN /AEI /10.13039/501100011033 y por ERDF A way of making Europe, y ref. FPU24/01134.
- **CIRMA**: “This work has been supported by Comunidad Autónoma de Madrid, CIRMA-CM Project (TEC-2024/COM-404)”.
- **Cátedra ENIA**: Ministerio para la Transformación Digital y de la Función Pública (Ref. TSI-100930-2023-3).

GOBIERNO DE ESPAÑA
MINISTERIO PARA LA TRANSFORMACIÓN DIGITAL Y DE LA FUNCIÓN PÚBLICA

MINISTERIO DE CIENCIA E INNOVACIÓN
AGENCIA ESTATAL DE INVESTIGACIÓN

FPU24/01134

Applying Neural Combinatorial Optimization for the Generalized Regenerator Location Problem

Lucas Martín García, Isaac Lozano-Osorio, Abraham Duarte, J. Manuel Colmenar

lucas.martin@urjc.es

isaac.lozano@urjc.es

abraham.duarte@urjc.es

josemanuel.colmenar@urjc.es

MINISTERIO DE CIENCIA E INNOVACIÓN

AGENCIA ESTATAL DE INVESTIGACIÓN

FPU24/01134

Universidad Rey Juan Carlos