

Control de Smart Grids con modelos subrogados basados en PINNs

Julen Cestero
Kenji Muro
Juan Goicolea

Vicomtech



IIA4TES

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

PARA LA

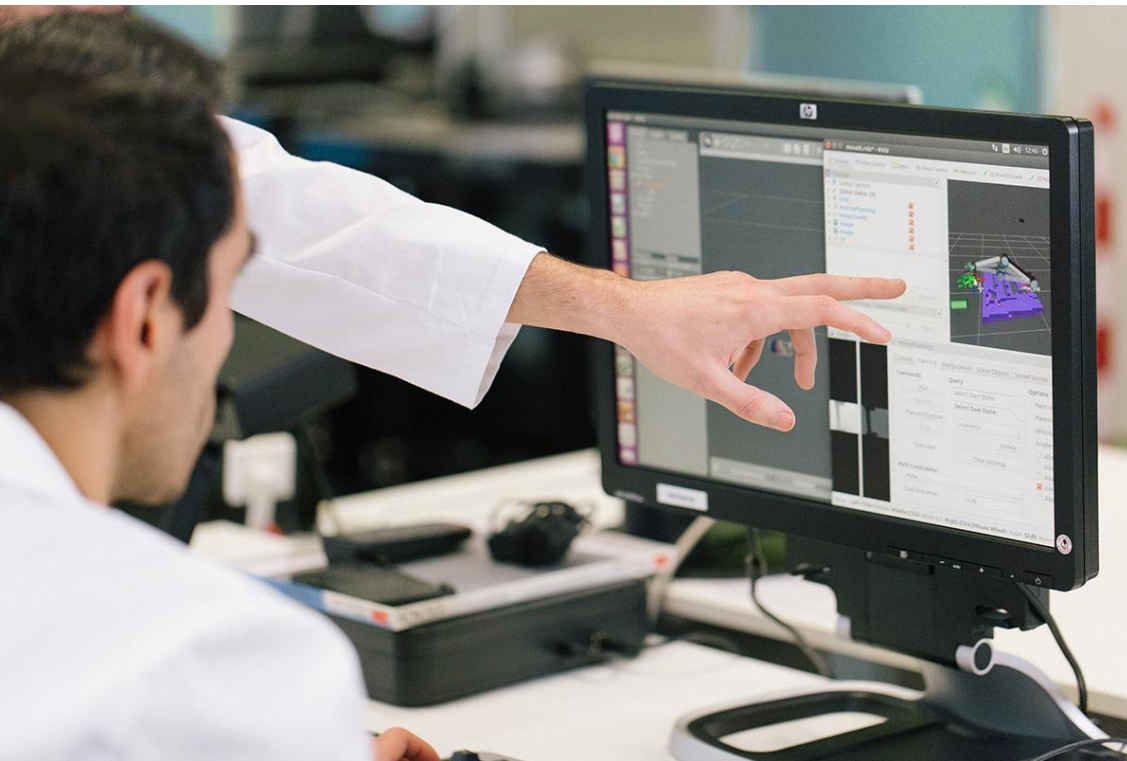
TRANSICIÓN ENERGÉTICA SOSTENIBLE



Financiado por
la Unión Europea
NextGenerationEU



Plan de Recuperación,
Transformación
y Resiliencia



Un punto de vista

Vicomtech: un Centro Tecnológico de Investigación aplicada especializado en Inteligencia Artificial y Visual Computing & Interaction



+300
PERSONAS



100%
SOFTWARE



46%
PROYECTOS I+D
INDUSTRIALES



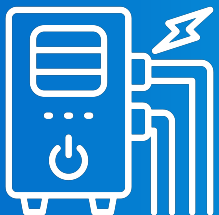
Financiado por
la Unión Europea



Plan de Recuperación,
Transformación y Cohesión

IA Aplicada a Energía

Propuesta de Valor



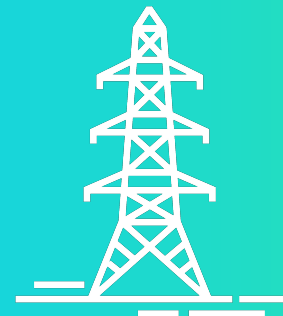
GESTIÓN INTELIGENTE DE LOS ACTIVOS DE GENERACIÓN

- Planificación de la actividad
- Eficiencia en operaciones
- Mantenimiento de activos y automatización de procesos
- Ciberseguridad



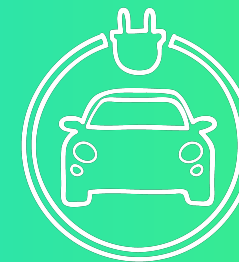
INTEGRACIÓN EFICIENTE DE LAS EERR

- Generación distribuida
- Prosumer
- Comunidades energéticas locales



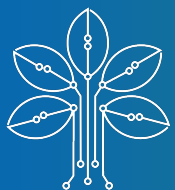
SMART GRIDS

- Centros de Operación remotos
- Automatización de las redes de BT y las subestaciones eléctricas



SERVICIOS SMART ENERGY

- Eficiencia energética
- Nuevos modelos de movilidad



INTELIGENCIA **ARTIFICIAL**
PARA LA **TRANSICIÓN**
ENERGÉTICA **SOSTENIBLE**



Financiado por
la Unión Europea
NextGenerationEU



Plan de Recuperación,
Transformación
y Resiliencia

Estructura

2. Resultados principales
3. Reinforcement Learning
4. Modelos Subrogados
5. Optimización de Smart Grid con RL y PINNs



IIA4TES

INTELIGENCIA ARTIFICIAL
PARA LA
TRANSICIÓN ENERGÉTICA SOSTENIBLE



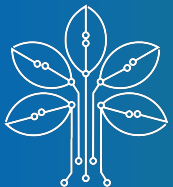
Financiado por
la Unión Europea
NextGenerationEU



Plan de Recuperación,
Transformación
y Resiliencia

2. Resultados principales

1. Algoritmo RL capaz de optimizar el cálculo OPF de una Smart Grid
2. Optimización de entrenamiento mediante modelo subrogado basado en PINNs: mejora del 50% del tiempo de entrenamiento



3. Reinforcement Learning

...express



IIA4TES

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

PARA LA

TRANSICIÓN ENERGÉTICA SOSTENIBLE



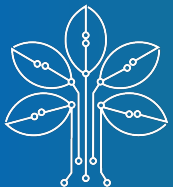
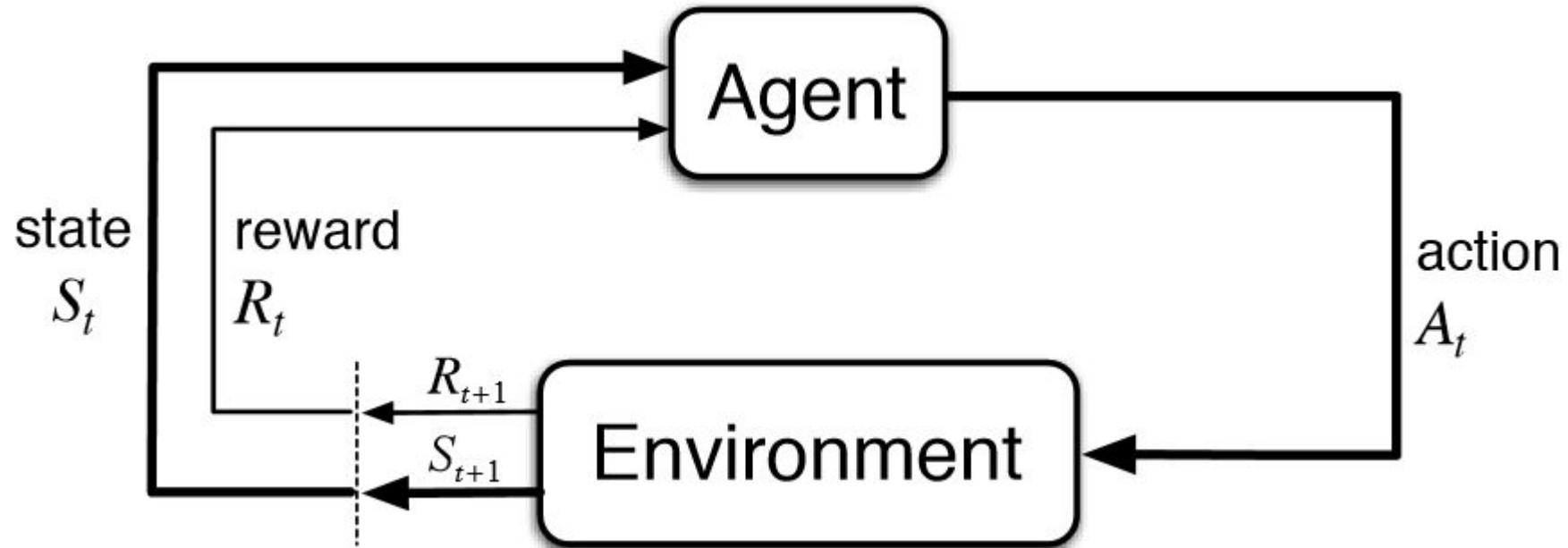
Financiado por
la Unión Europea
NextGenerationEU



Plan de Recuperación,
Transformación
y Resiliencia

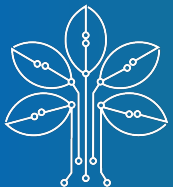
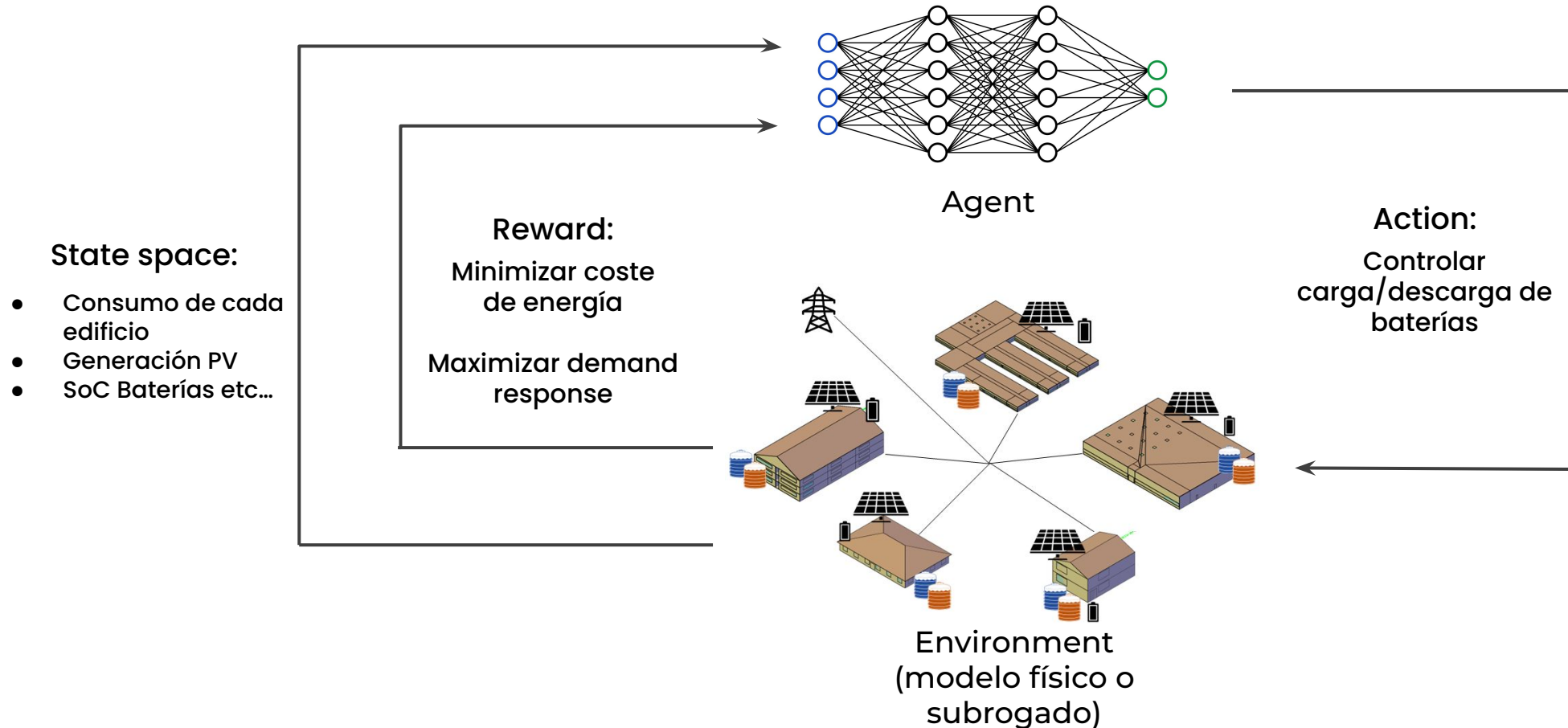
3. Reinforcement Learning

Vista general



3. Reinforcement Learning

Aplicaciones en energía



4. Modelos subrogados

[1] Cestero, Julen, Marco Quartulli, and Marcello Restelli. "Building Surrogate Models Using Trajectories of Agents Trained by Reinforcement Learning." *International Conference on Artificial Neural Networks*. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.



IIA4TES

INTELIGENCIA ARTIFICIAL
PARA LA
TRANSICIÓN ENERGÉTICA SOSTENIBLE



Financiado por
la Unión Europea
NextGenerationEU



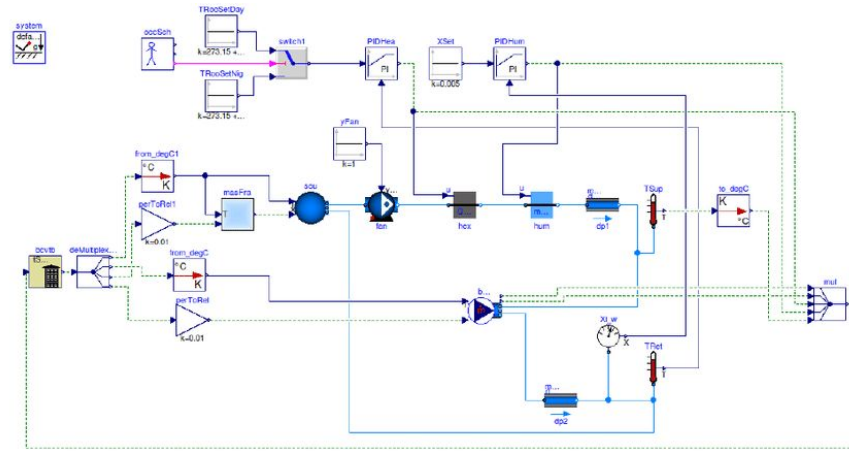
Plan de Recuperación,
Transformación
y Resiliencia

4. Modelos subrogados

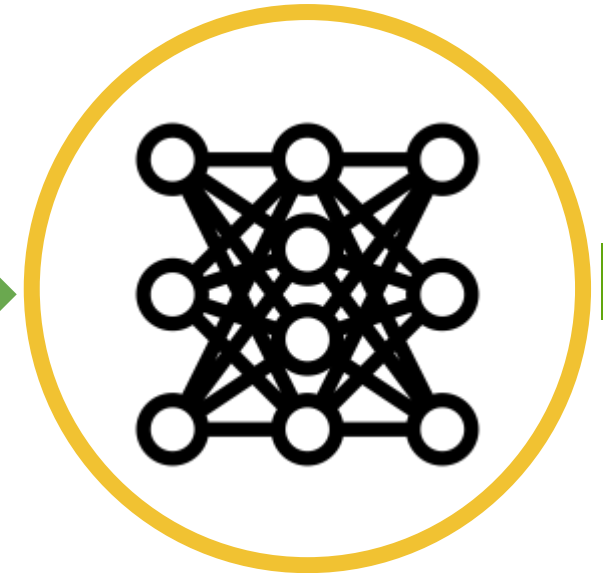
Definición



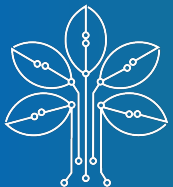
Sistema real



Simulador

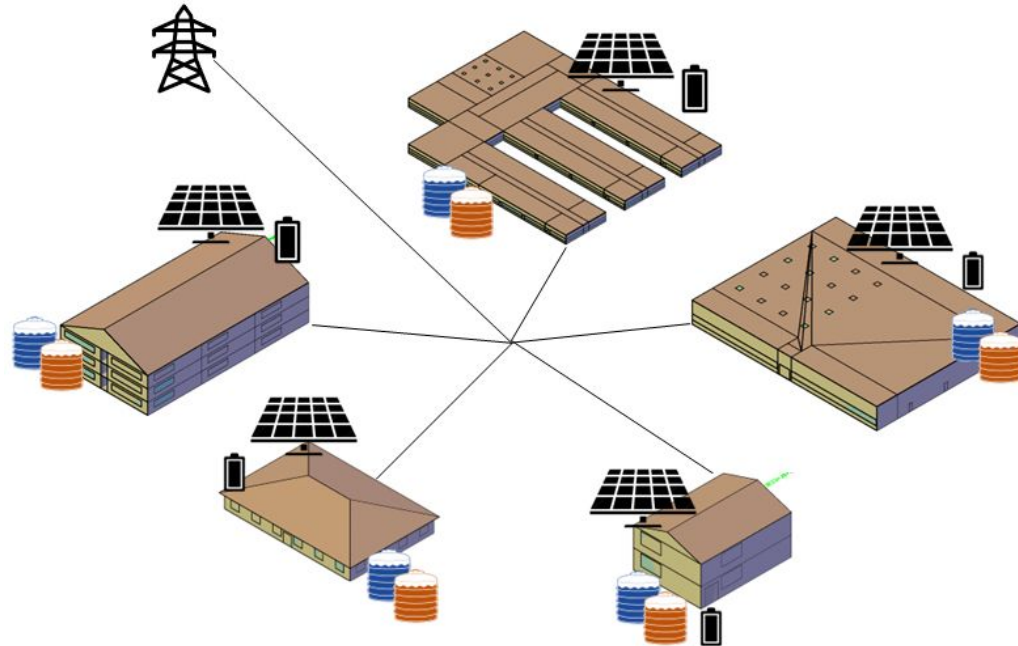


Modelo subrogado

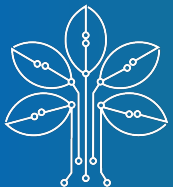


4. Modelos subrogados

Aplicaciones en energía

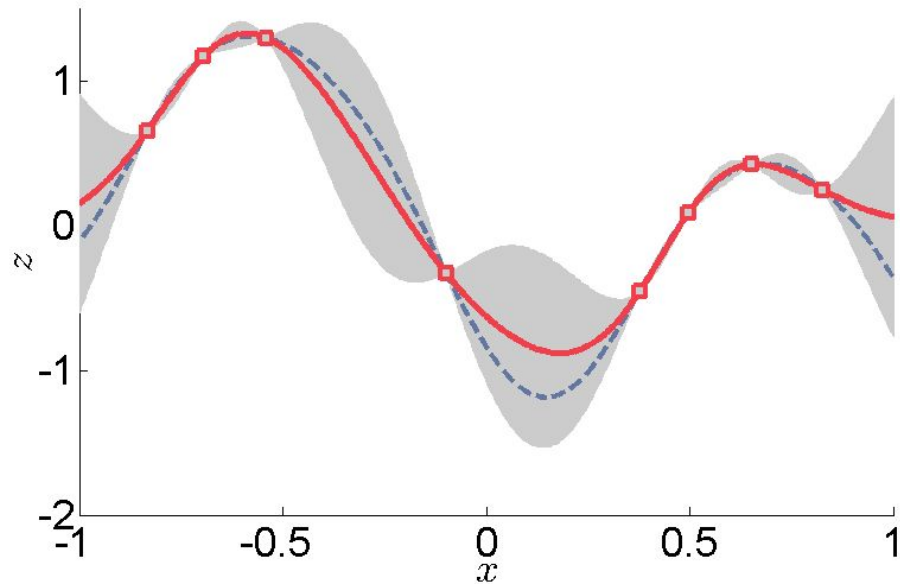


- Ampliamente utilizados en energía:
 - Edificios
 - Redes eléctricas
- Reducción en tiempo de simulación con pérdidas mínimas en precisión.
- Necesario re-entrenamiento si hay cambios de condiciones de la simulación.

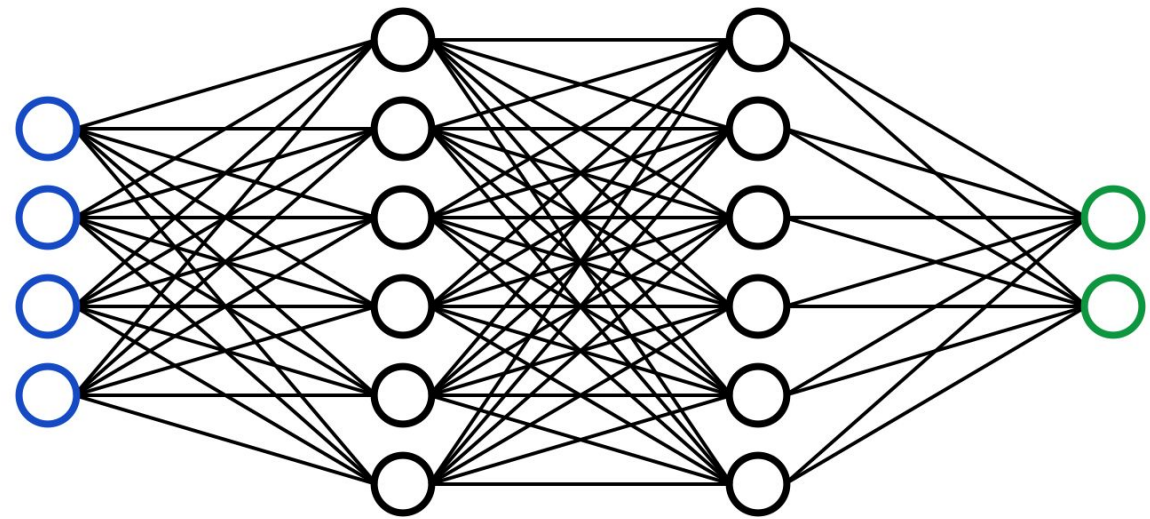


4. Modelos subrogados

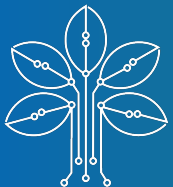
Métodos de construcción



Kriging

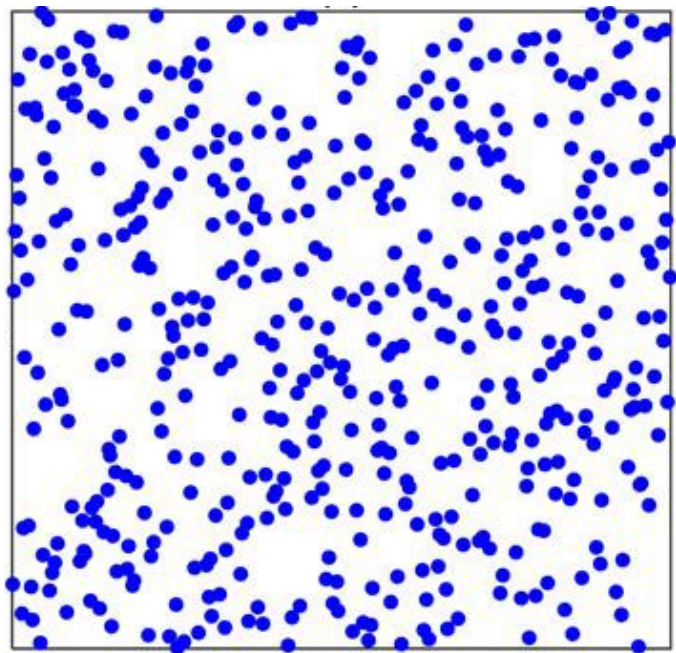


Artificial Neural Networks

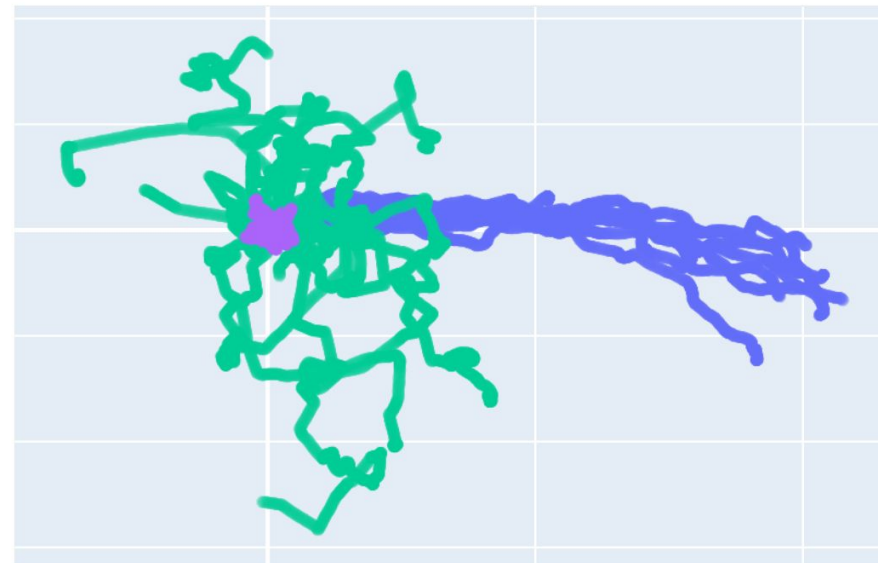


4. Modelos subrogados

Dataset de entrenamiento

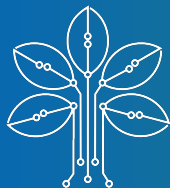


Muestreo
“generativo”



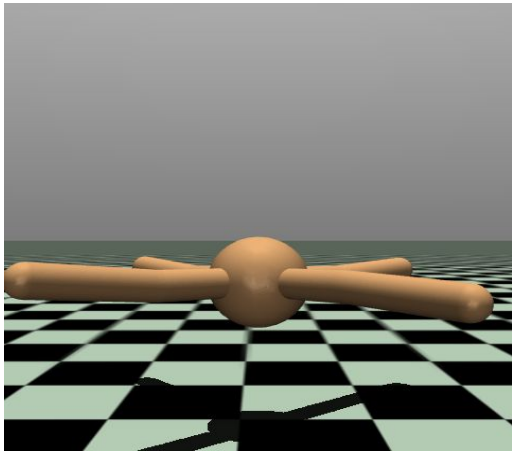
Muestreo basado en
agentes

RA: Agente aleatorio
EA: Agente experto
MEA: Agente
maximizador de la
entropía

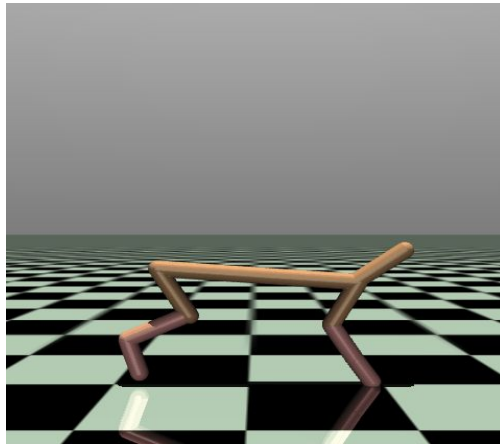


4. Modelos subrogados

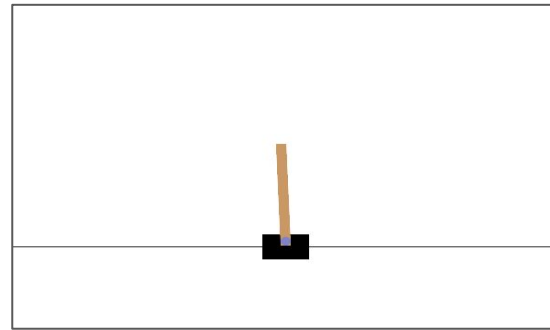
Casos de estudio



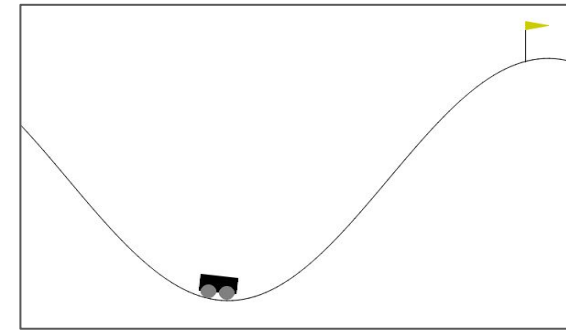
Ant



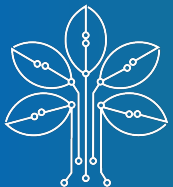
Half-Cheetah



CartPole



MountainCar



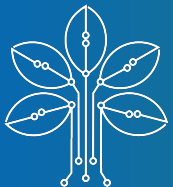
4. Modelos subrogados

Resultados y conclusiones

Environment	Surrogate	mean	std
Cartpole	Kriging	0.807	0.292
	Generative samplers	0.96	0.062
	Agent-based samplers	0.73	0.303
MountainCar	Kriging	0.919	0.136
	Generative samplers	0.999	0.001
	Agent-based samplers	0.988	0.016
Ant	Kriging	-6e3	8.4e3
	Generative samplers	-4.873	5.394
	Agent-based samplers	0.613	0.399
HalfCheetah	Kriging	-3.8e4	1.1e6
	Generative samplers	-19.85	32.64
	Agent-based samplers	0.549	0.414

Subrogados Agent-based son mejores que los demás del Estado del Arte cuanto más complejos son los environments, como en el caso de las Smart Grids.

15



INTELIGENCIA ARTIFICIAL
PARA LA TRANSICIÓN
ENERGÉTICA SOSTENIBLE



Financiado por
la Unión Europea
NextGenerationEU

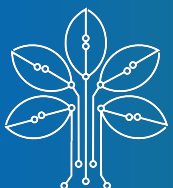
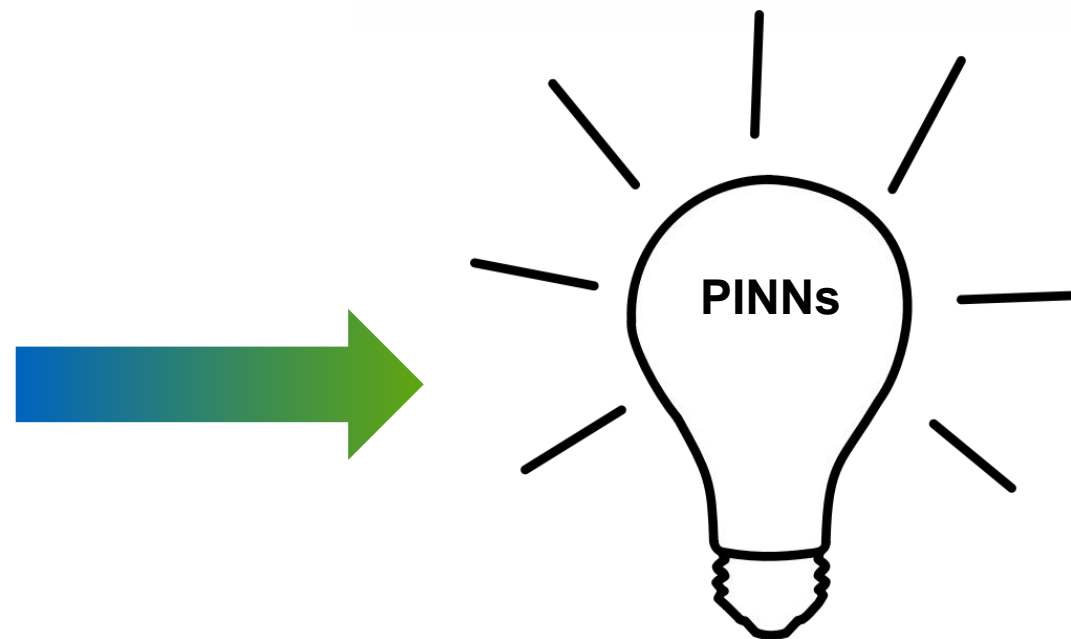
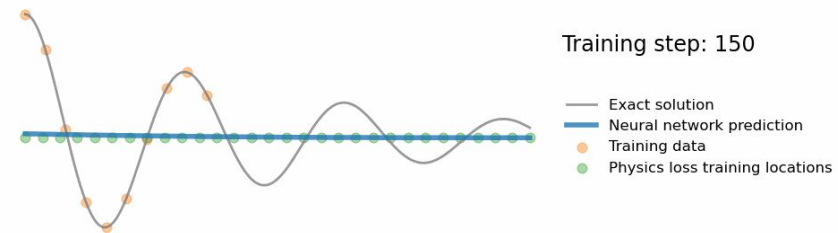


Plan de Recuperación,
Transformación
y Resiliencia

4. Modelos subrogados

Problemas

Estos subrogados no son suficientes para ser utilizados en un entrenamiento de RL.



5. Optimizando una Smart Grid usando RL y PINNs

[2] Julen Cestero, Carmine Delle Femine, A. Kenji S. Muro, Marco Quartulli, and Marcello Restelli. "Optimizing Energy Management of Smart Grid using Reinforcement Learning aided by Surrogate models built using Physics-informed Neural Networks." *en proceso de publicación...*



IIA4TES

INTELIGENCIA ARTIFICIAL
PARA LA
TRANSICIÓN ENERGÉTICA SOSTENIBLE



Financiado por
la Unión Europea
NextGenerationEU

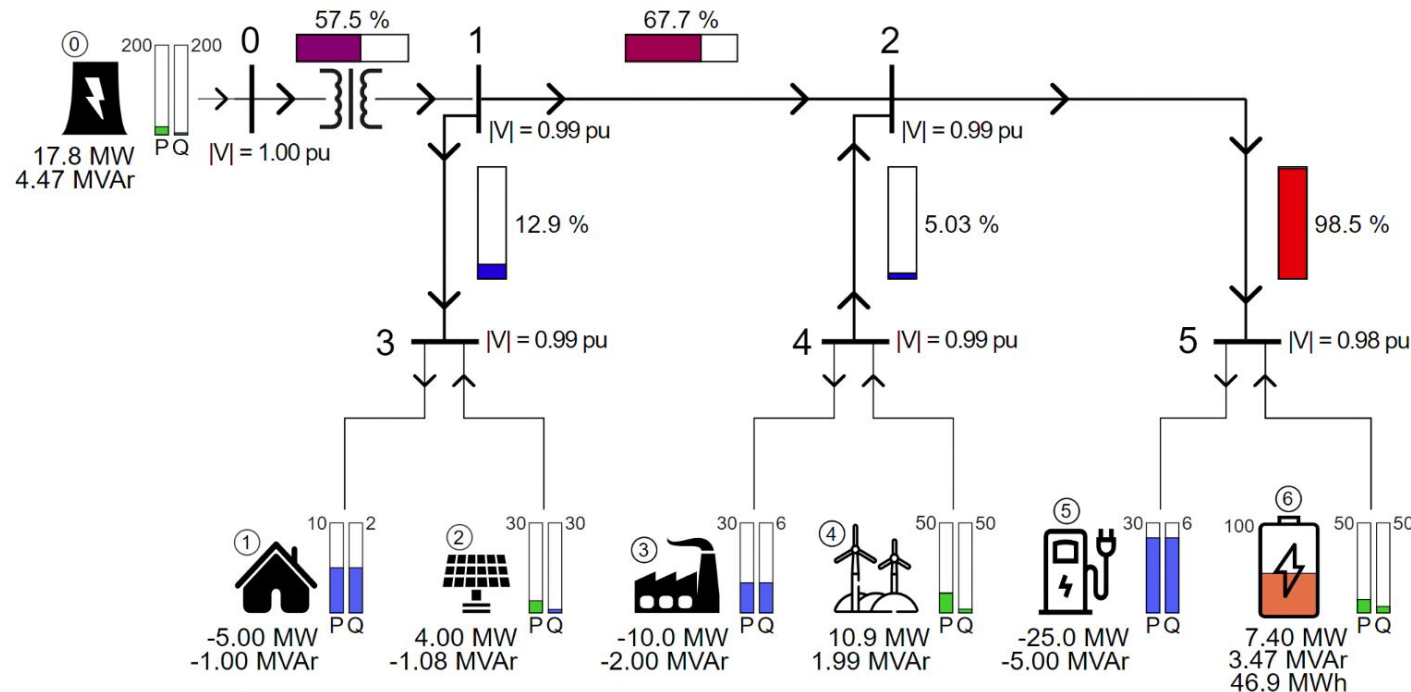
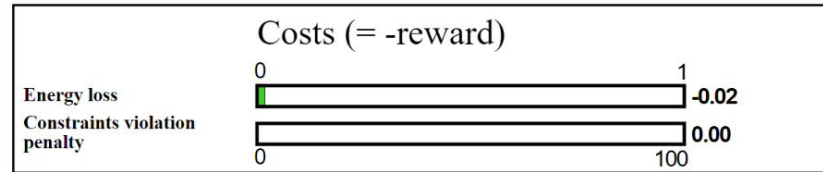


Plan de Recuperación,
Transformación
y Resiliencia

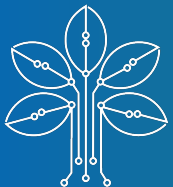
5. Optimizando una Smart Grid usando RL y PINNs

Caso de uso

ANM6Easy



- Red de distribución de 3 buses con prosumidor y carga VE.
- Acciones: Controlar carga/descarga batería y curtailment de renovables.
- Objetivo: reducir pérdidas de energía al mínimo posible.
- Se hace una subrogación del modelo incorporando las condiciones físicas a los PINNs.

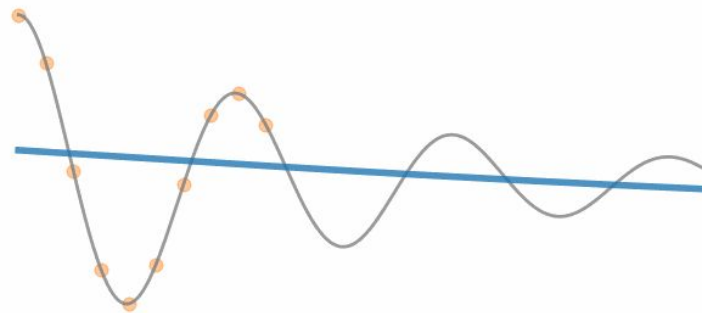


5. Optimizando una Smart Grid usando RL y PINNs

PINNs



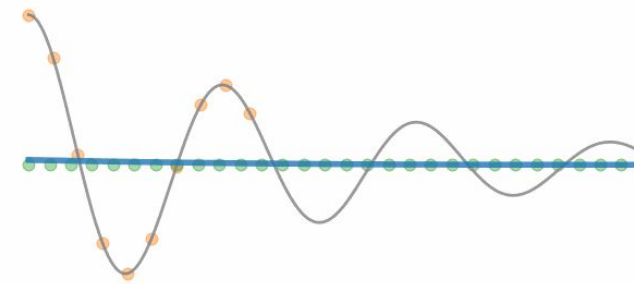
Real process



Training step: 10

— Exact solution
— Neural network prediction
● Training data

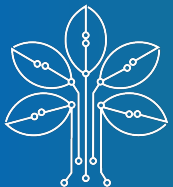
NN



Training step: 150

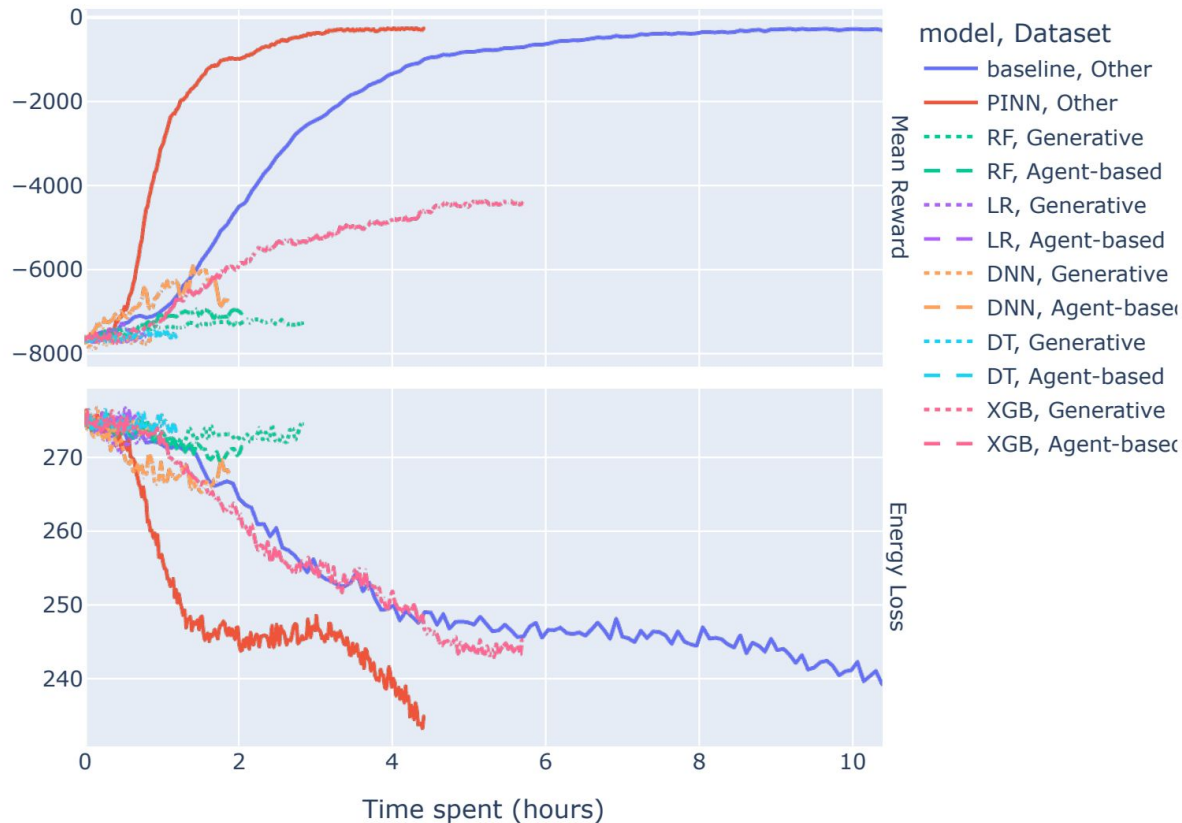
— Exact solution
— Neural network prediction
● Training data
● Physics loss training locations

PINN



5. Optimizando una Smart Grid usando RL y PINNs

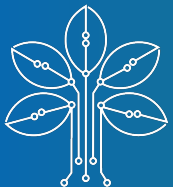
Resultados



Somos capaces de optimizar el funcionamiento de una Smart Grid usando RL, gracias a los modelos subrogados basados en PINNs.

Además, los modelos subrogados basados en PINNs mejoran en un >50% el tiempo de entrenamiento

20



INTELIGENCIA ARTIFICIAL
PARA LA TRANSICIÓN
ENERGÉTICA SOSTENIBLE



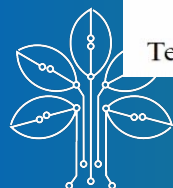
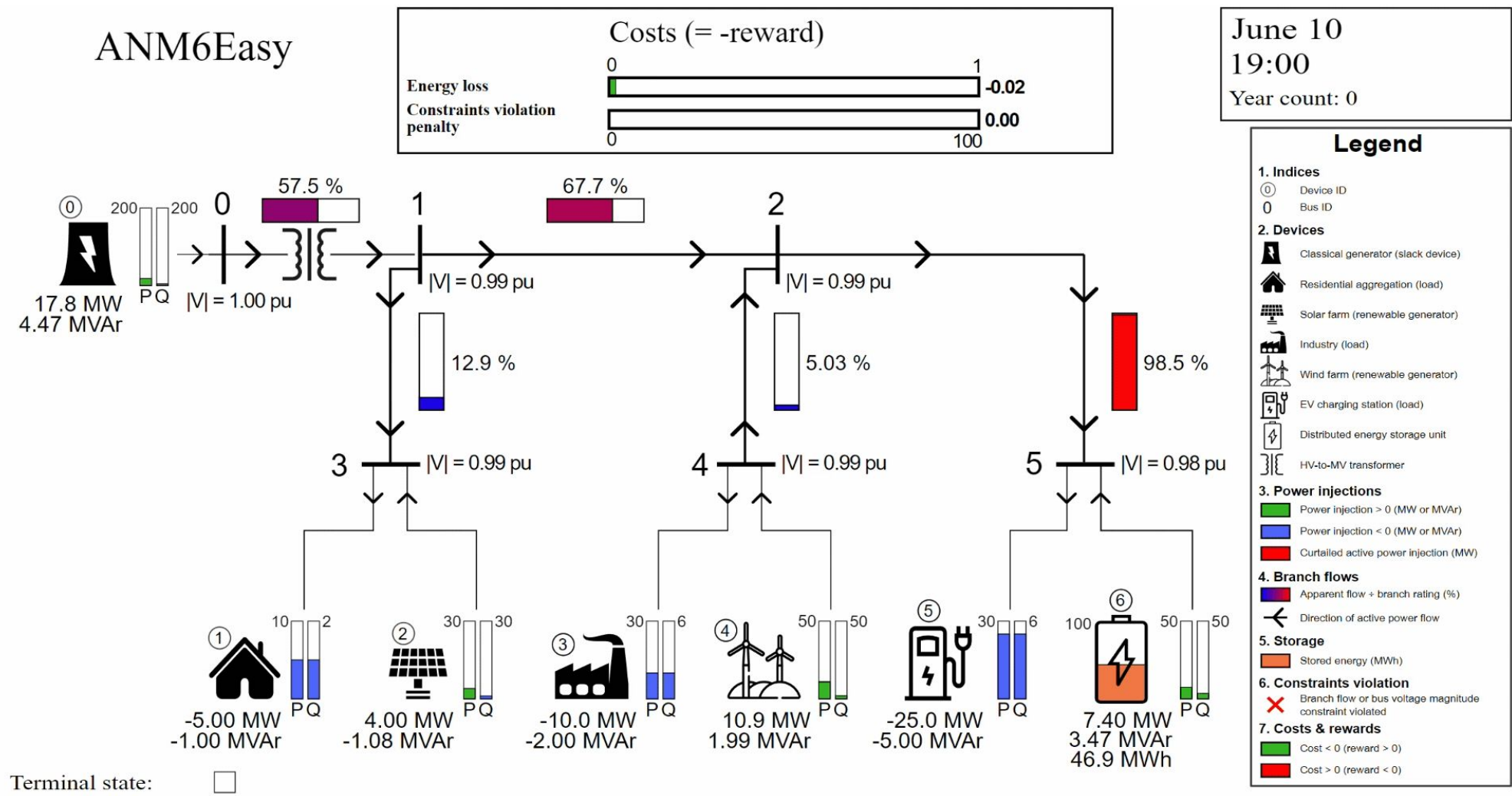
Financiado por
la Unión Europea
NextGenerationEU



Plan de Recuperación,
Transformación
y Resiliencia

5. Optimizando una Smart Grid usando RL y PINNs

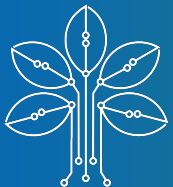
Resultados



5. Optimizando una Smart Grid usando RL y PINNs

Conclusiones

- Se ha hecho un análisis sobre la adecuación de los distintos tipos de subrogados a varios tipos de problemas.
- Se ha conseguido entrenar un modelo subrogado de una smart grid con GD y baterías a través de PINNs capaz de controlar la red de forma optimizada.
- El tiempo de inferencia es 10 veces menor con una pérdida mínima de precisión.
- El modelo mantiene la seguridad de la red y es robusto frente a cambios de patrones de generación o consumo.
- Se ha publicado un paper, y está otro en camino sobre este tema.
- En estudio la escalabilidad de esta solución a redes más extensas.



¡GRACIAS!

jcester@vicomtech.org

aksepulveda@vicomtech.org



INTELIGENCIA **A**RTIFICIAL
PARA LA **T**RANSICIÓN
ENERGÉTICA **S**OSTENIBLE



Financiado por
la Unión Europea
NextGenerationEU



Plan de Recuperación,
Transformación
y Resiliencia