

REDES NEURONALES Y REINFORCEMENT LEARNING APLICACIÓN EN ENERGÍA EÓLICA

2021, Noviembre 23



J. Enrique Sierra García
Universidad de Burgos, jesierra@ubu.es



Ponente

Dr. Jesús Enrique Sierra García



- ▶ Ingeniero en Electrónica (UVA), Ingeniero en Telecomunicaciones (UVA), Master en Ingeniería de Sistemas y Control (UNED-UCM)
- ▶ Tesis doctoral en 2019 en UCM. Control inteligente aplicado en UAVs
- ▶ PAD en UBU en el Dep. Ingeniería electromecánica

- ▶ Anteriormente he trabajado durante 15 años como ingeniero de HW y SW
- ▶ Investigador principal en más de 15 proyectos de investigación
- ▶ Investigación: Técnicas de control inteligente para el modelado y control de sistemas, principalmente robótica y energía eólica
- ▶ Director de la JRU UBU-ASTI en tecnologías aplicadas a vehículos autónomos, robótica móvil y AGVs

Contenido

- ▶ Introducción
- ▶ Modelado y control basado en redes neuronales
- ▶ Control basado en aprendizaje por refuerzo
- ▶ Estrategias híbridas
- ▶ Conclusiones

Contenido

- ▶ **Introducción**
- ▶ Modelado y control basado en redes neuronales
- ▶ Control basado en aprendizaje por refuerzo
- ▶ Estrategias híbridas
- ▶ Conclusiones

Introducción

Energía eólica

- ▶ El uso de energías renovables es clave para cumplir los objetivos de desarrollo sostenible de la Agenda 2030.



7 ENERGÍA ASEQUIBLE
Y NO CONTAMINANTE



7.1 De aquí a 2030, garantizar el acceso universal a servicios energéticos asequibles, fiables y modernos

7.2 De aquí a 2030, aumentar considerablemente la proporción de energía renovable en el conjunto de fuentes energéticas

7.3 De aquí a 2030, duplicar la tasa mundial de mejora de la eficiencia energética

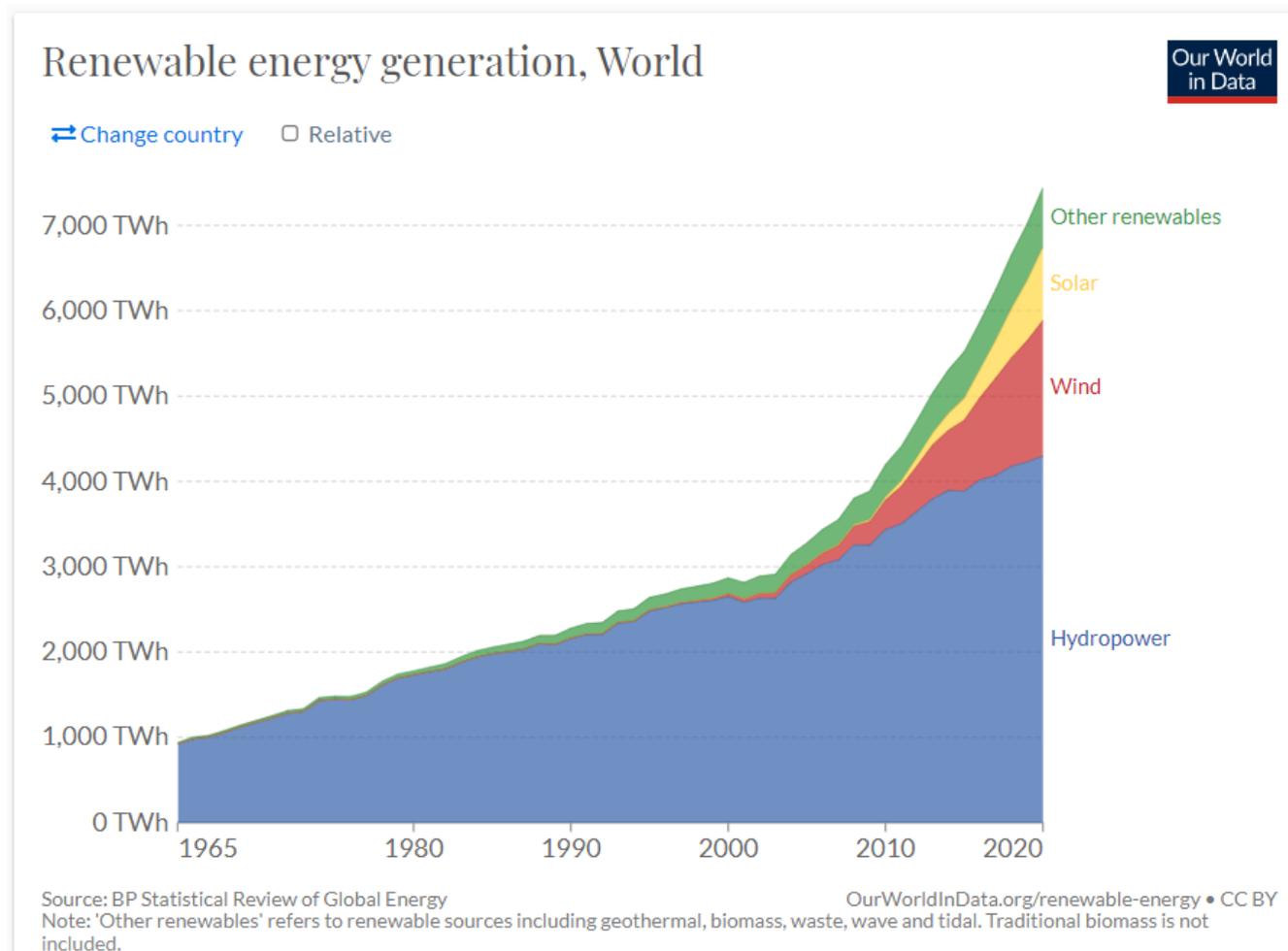
7.a De aquí a 2030, aumentar la cooperación internacional para facilitar el acceso a la investigación y la tecnología relativas a la energía limpia, incluidas las fuentes renovables, la eficiencia energética y las tecnologías avanzadas y menos contaminantes de combustibles fósiles, y promover la inversión en infraestructura energética y tecnologías limpias

7.b De aquí a 2030, ampliar la infraestructura y mejorar la tecnología para prestar servicios energéticos modernos y sostenibles para todos en los países en desarrollo, en particular los países menos adelantados, los pequeños Estados insulares en desarrollo y los países en desarrollo sin litoral, en consonancia con sus respectivos programas de apoyo

Introducción

Energía eólica

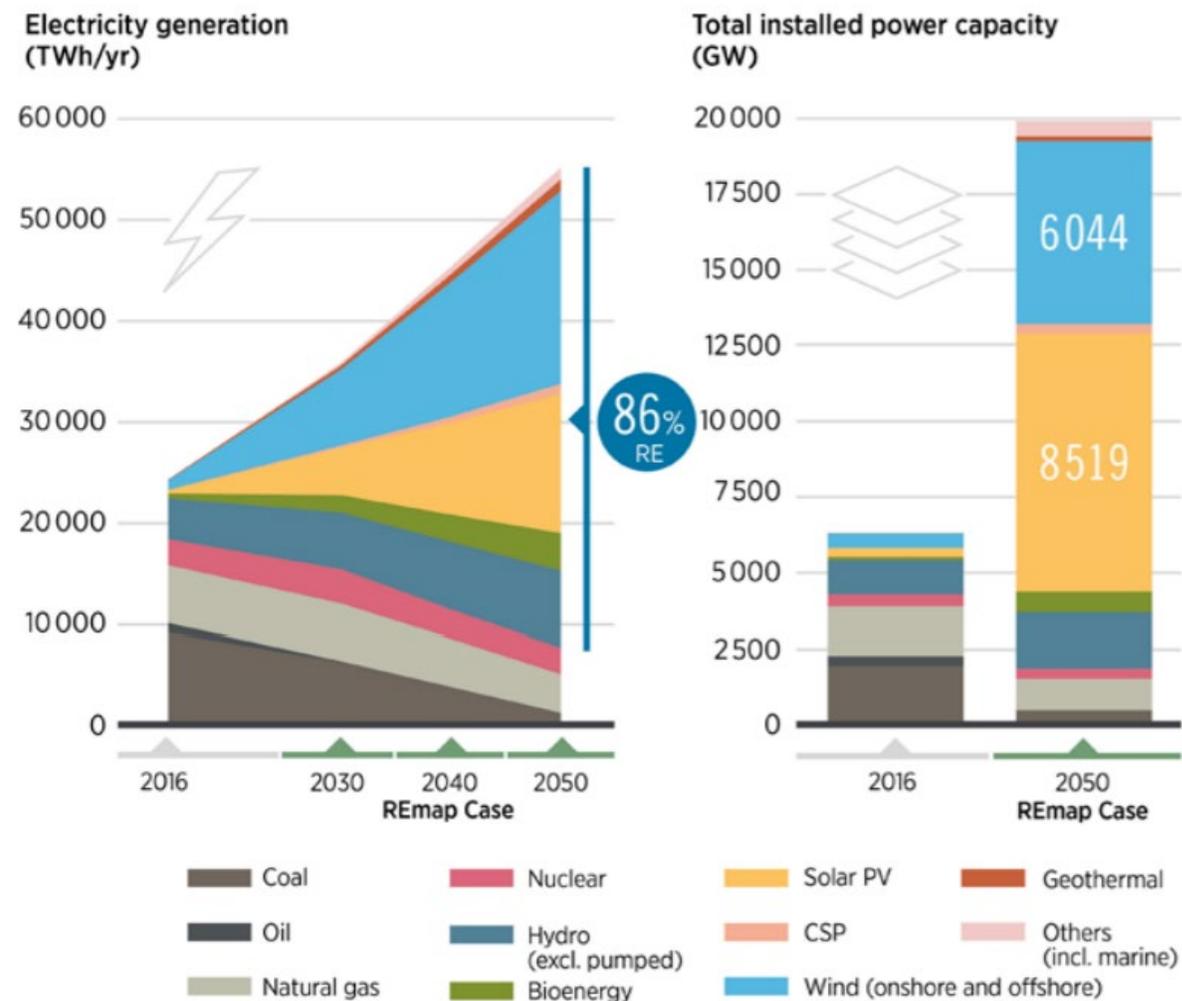
- ▶ Energía eólica es la segunda energía renovable más utilizada, seguida de la hidráulica



Introducción

Energía eólica

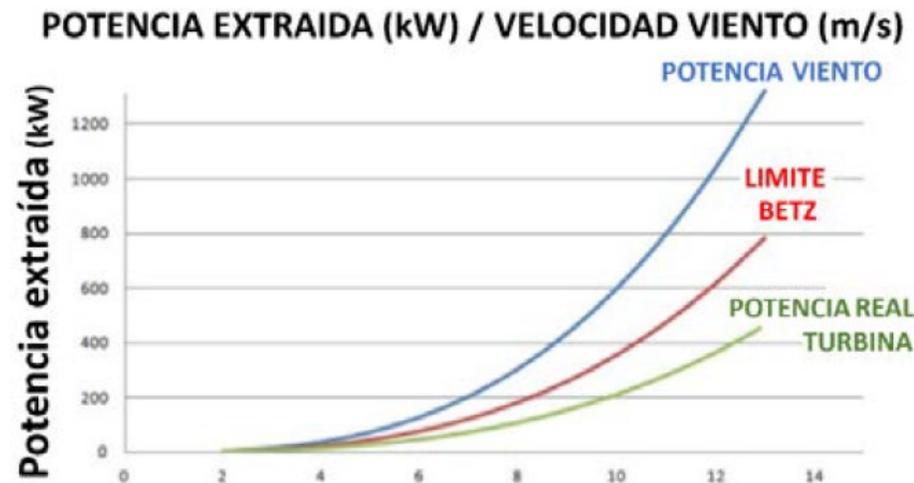
- ▶ Algunos estudios apuntan a que será la principal fuente de energía para el 2050
- ▶ Es necesario investigar en la aplicación de técnicas de control avanzadas → control inteligente
 - Multiobjetivo
 - Eficiencia
 - Mantenimiento
 - Seguridad



Introducción

Aerogeneradores

- ▶ La capacidad de la turbina depende de la velocidad del viento y del tamaño de las palas de la turbina

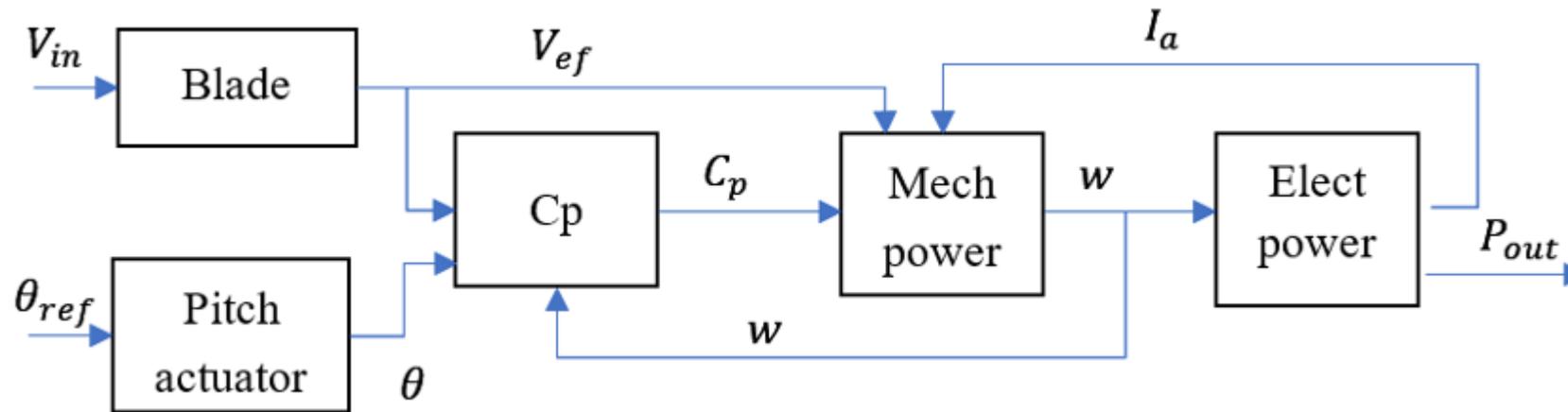


59%

$$P_m = 0.5 \rho A v^3 C_p(\theta, \lambda)$$

Introducción

Aerogeneradores



$$\dot{w} = \frac{1}{2 \cdot J \cdot w} \left(C_p(\lambda_i, \theta) \cdot \rho \pi R^2 \cdot v^3 \right) - \frac{1}{J} \left(K_g \cdot K_\phi \cdot I_a + K_f w \right)$$

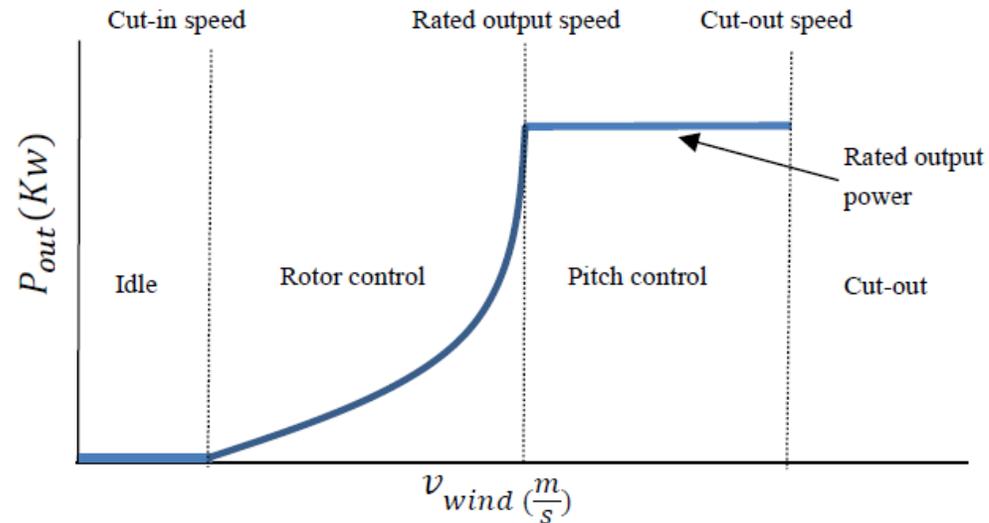
$$\dot{I}_a = \frac{1}{L_a} \left(K_g \cdot K_\phi \cdot w - (R_a + R_L) I_a \right) \quad P_{out} = R_L \cdot I_a^2$$

Introducción

Aerogeneradores

► Acciones de control en un aerogenerador:

- Velocidad del generador
- Ajuste del ángulo de pala (Pitch)
- Rotación de la turbina (Yaw)

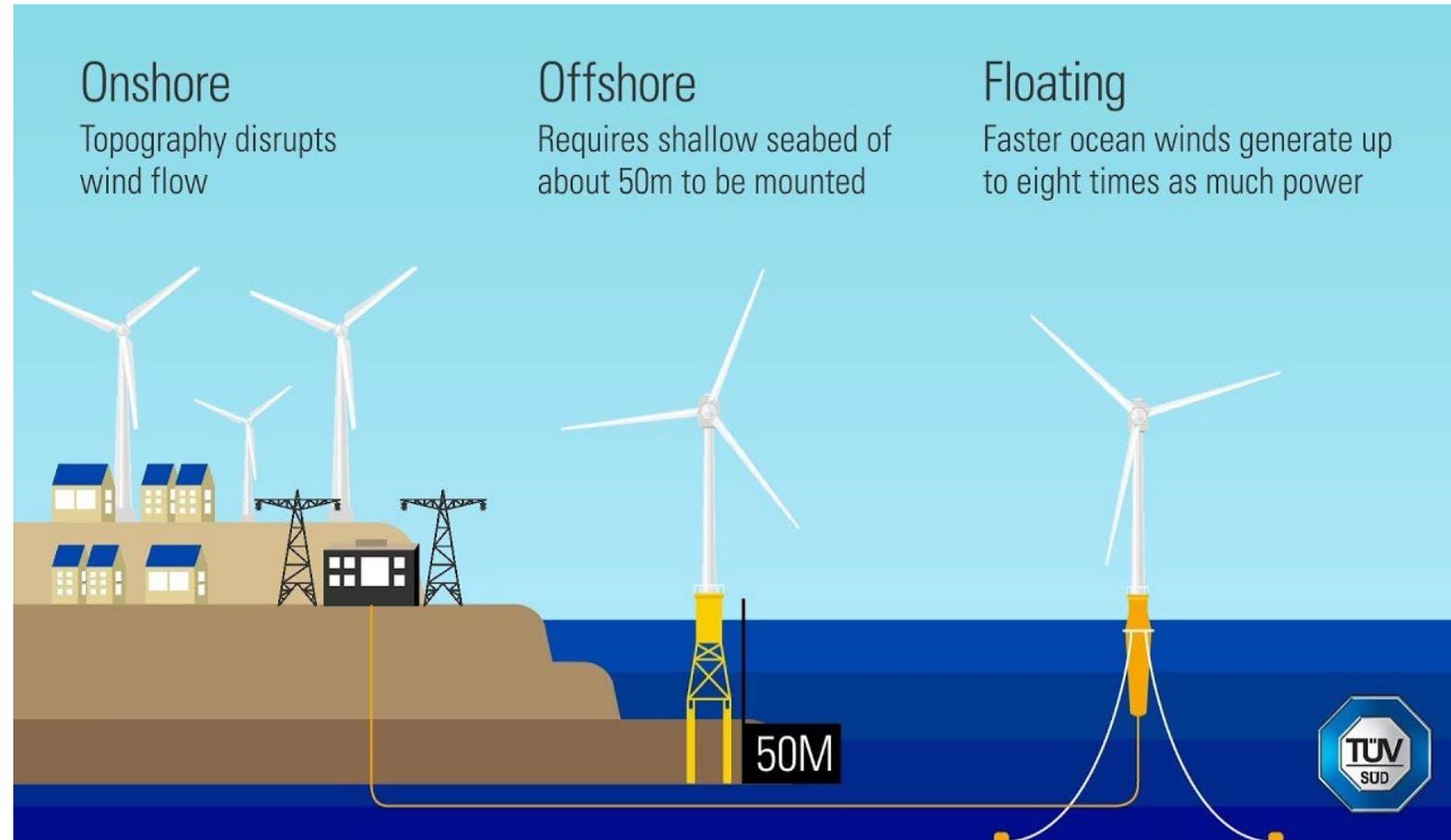


Introducción

Aerogeneradores. Onshore-offshore

► Onshore-Offshore:

- Más viento disponible
- Mayor potencia
- Turbinas más grandes
- Problemas
 - Condiciones meteorológicas agresivas: viento, olas, corrientes
 - Vibraciones afectan a la estabilidad de la plataforma
 - Costes de distribución
 - Mantenimiento



Introducción

Aerogeneradores

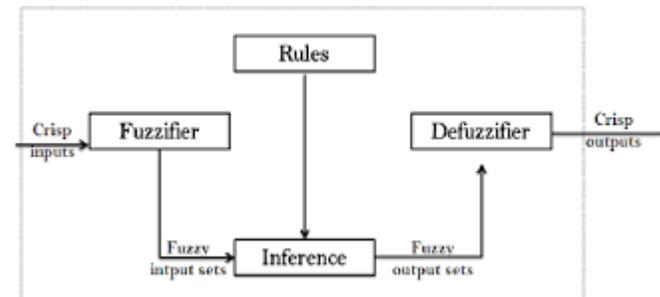
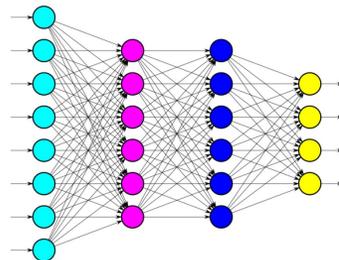
- ▶ Control de pitch es una tarea compleja
 - Dinámica no lineal del sistema
 - Parámetros desconocidos
 - Condiciones aleatorias externas
- ▶ Estas dificultades son aún mayores en el caso de las turbinas eólicas flotantes (FOWT)
 - Condiciones meteorológicas agresivas: viento, olas, corrientes
 - Vibraciones, fatiga, afectan a la estabilidad
- ▶ Técnicas de control inteligente se presentan como un enfoque prometedor para el modelado y el control de estos sistemas complejos

Introducción

Control inteligente

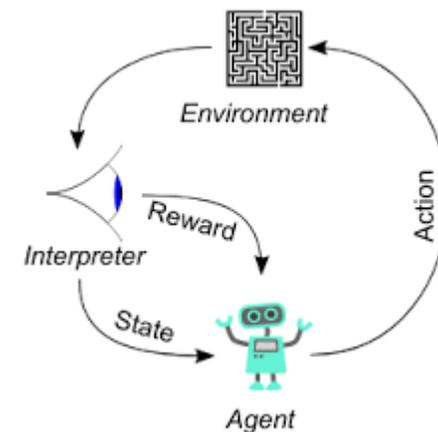
- ▶ El control inteligente emplea técnicas provenientes del campo de la inteligencia artificial como:

- Redes neuronales
- Lógica difusa
- Aprendizaje por refuerzo



- ▶ Combinadas con estrategias convencionales de control

- ▶ Se ha empleado con éxito en el modelado y control de sistemas complejos



Redes neuronales y reinforcement learning. Aplicación en energía eólica

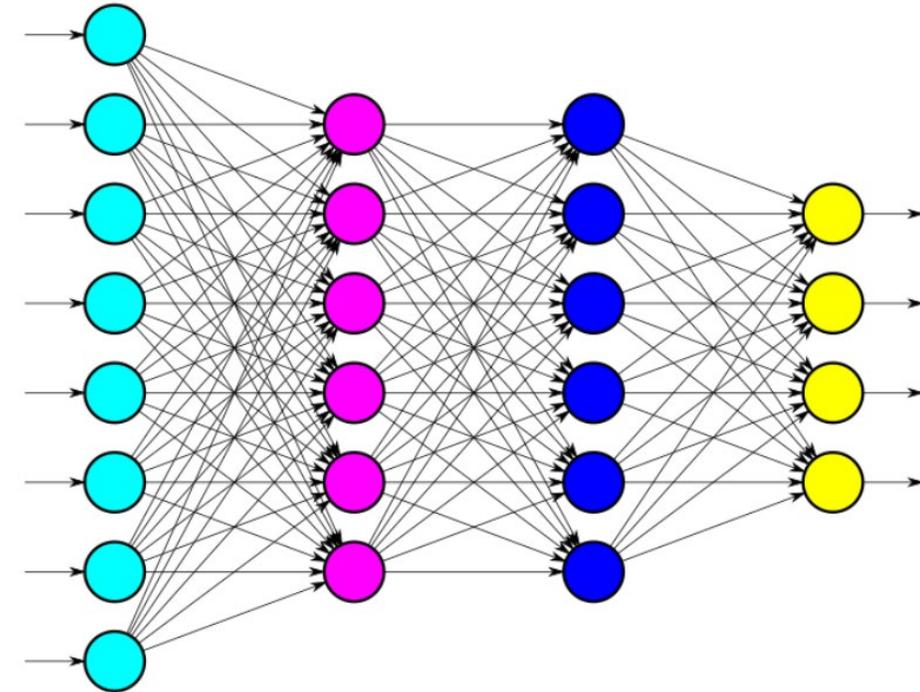
Contenido

- ▶ Introducción
- ▶ **Modelado y control basado en redes neuronales**
- ▶ Control basado en aprendizaje por refuerzo
- ▶ Estrategias híbridas
- ▶ Conclusiones

Modelado y control basado en redes neuronales

Redes neuronales

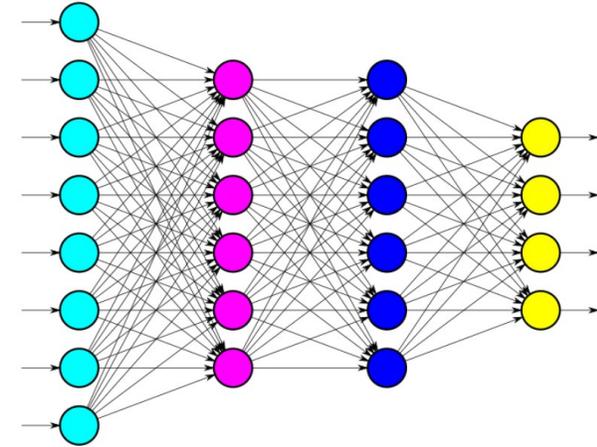
- ▶ Las redes neuronales artificiales sirven para aproximar aproximar funciones $f: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^M$
- ▶ De forma general están formadas por una capa de entrada, un conjunto de capas intermedias ocultas, y una capa de salida
- ▶ En cada capa hay un conjunto de neuronas
- ▶ Las salidas de las neuronas de cada capa se encuentran conectadas a las entradas de la capa siguiente.
- ▶ En las arquitecturas recurrentes las neuronas de una capa están también unidas con las capas anteriores
- ▶ El enlace entre cada dos neuronas tiene asociado un coeficiente denominado peso



Modelado y control basado en redes neuronales

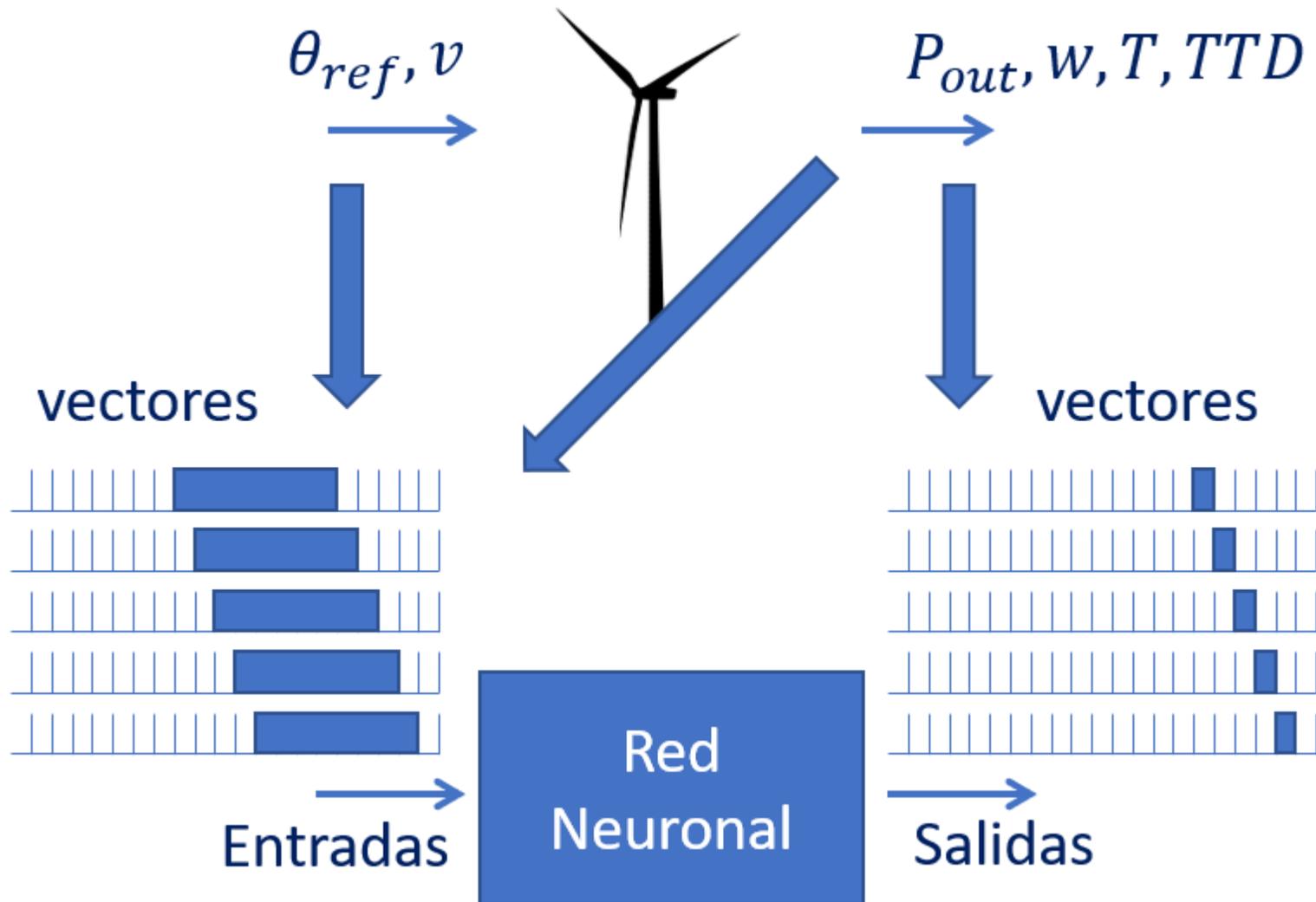
Redes neuronales

- ▶ Cada neurona implementa una función matemática $f: \mathbb{R}^K \rightarrow \mathbb{R}$
- ▶ K es el número de neuronas de la capa anterior
- ▶ Cada neurona puede tener coeficientes, ejemplos:
 - El umbral de activación en un perceptrón
 - Los centros de la red en una función de base radial
- ▶ Cada capa puede tener un número de neuronas diferente
- ▶ Habitualmente todas las neuronas de la misma capa son del mismo tipo
- ▶ Algoritmo de aprendizaje ajusta los pesos de la red y los coeficientes de las neuronas para que la red implemente la función esperada.
- ▶ Dependiendo del tipo de neurona y la estructura de la red: redes de base radial, perceptrón multicapa, etc.



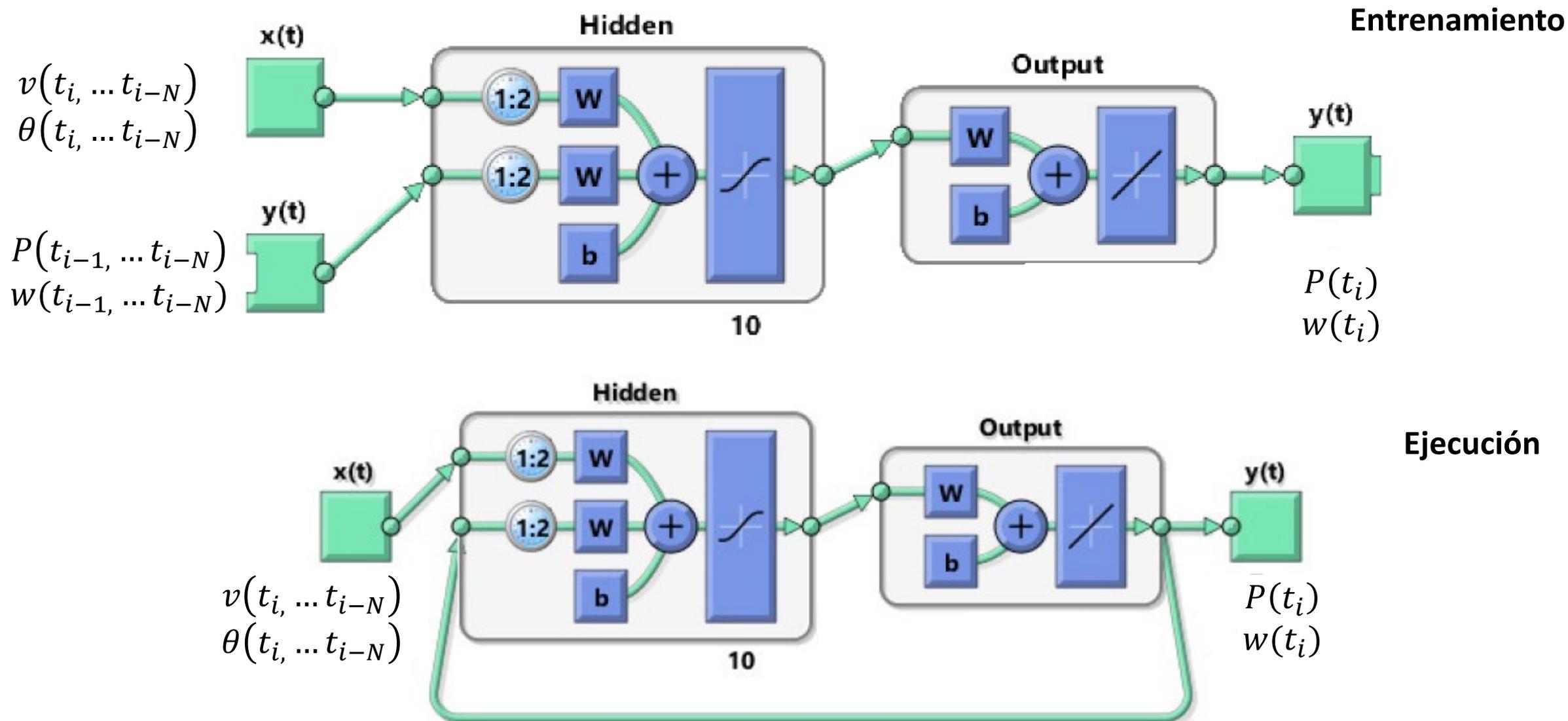
Modelado y control basado en redes neuronales

Modelado basado en redes neuronales



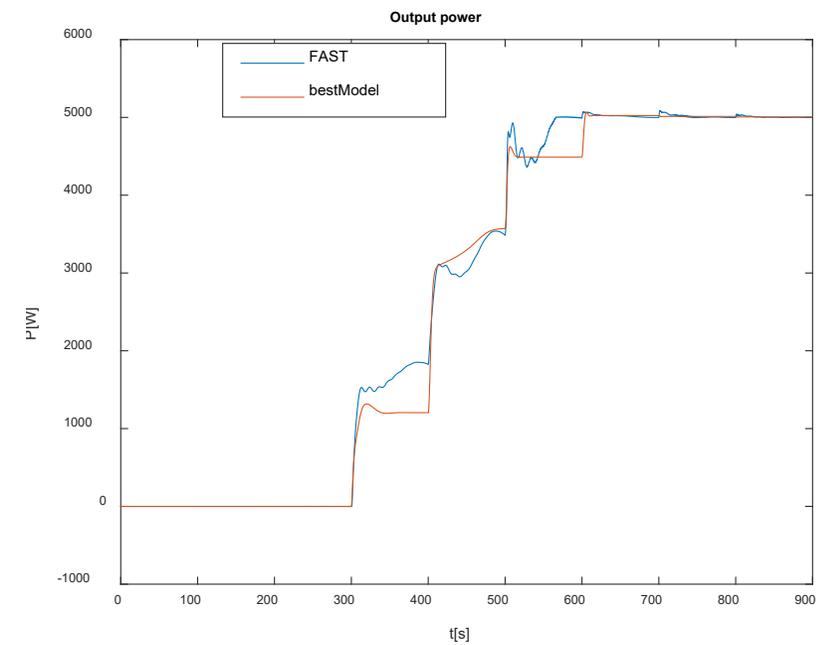
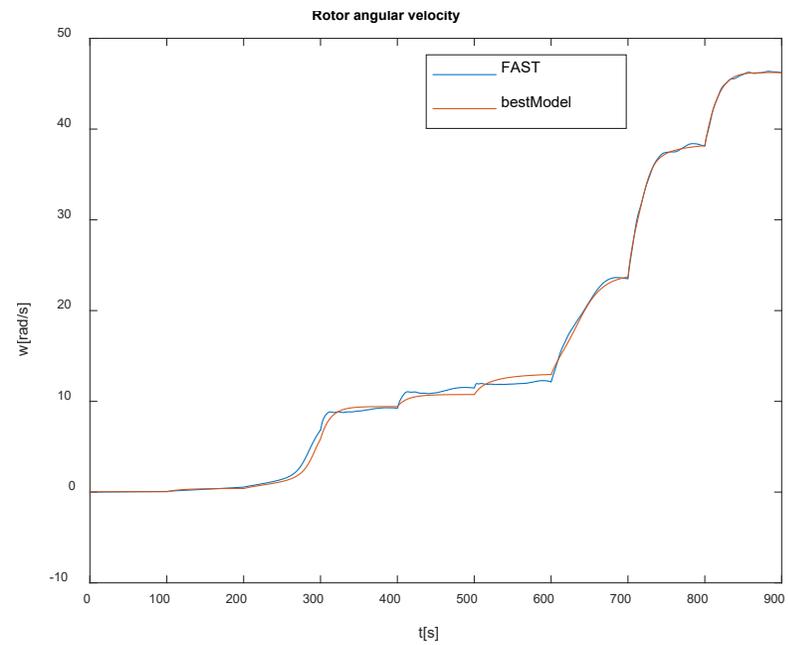
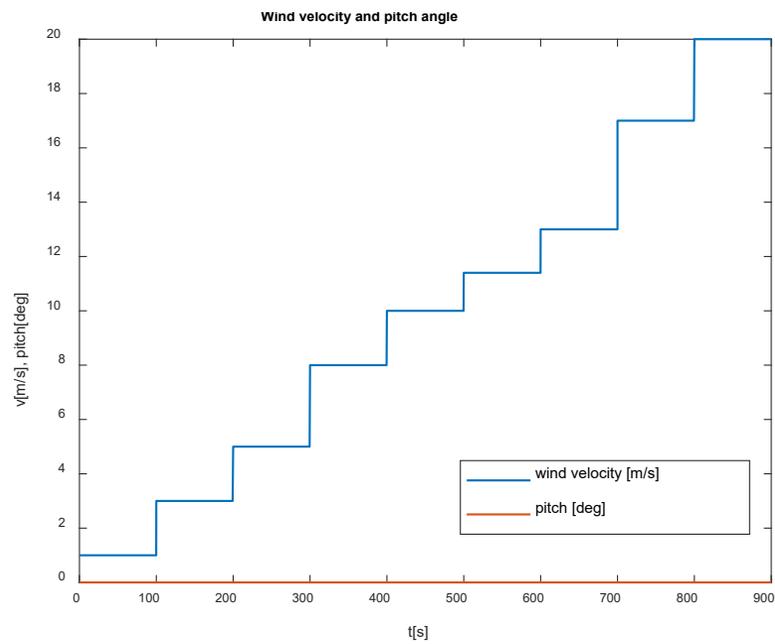
Modelado y control basado en redes neuronales

Modelado basado en redes neuronales



Modelado y control basado en redes neuronales

Modelado basado en redes neuronales



Modelado y control basado en redes neuronales

Control de pitch

► Variables controladas

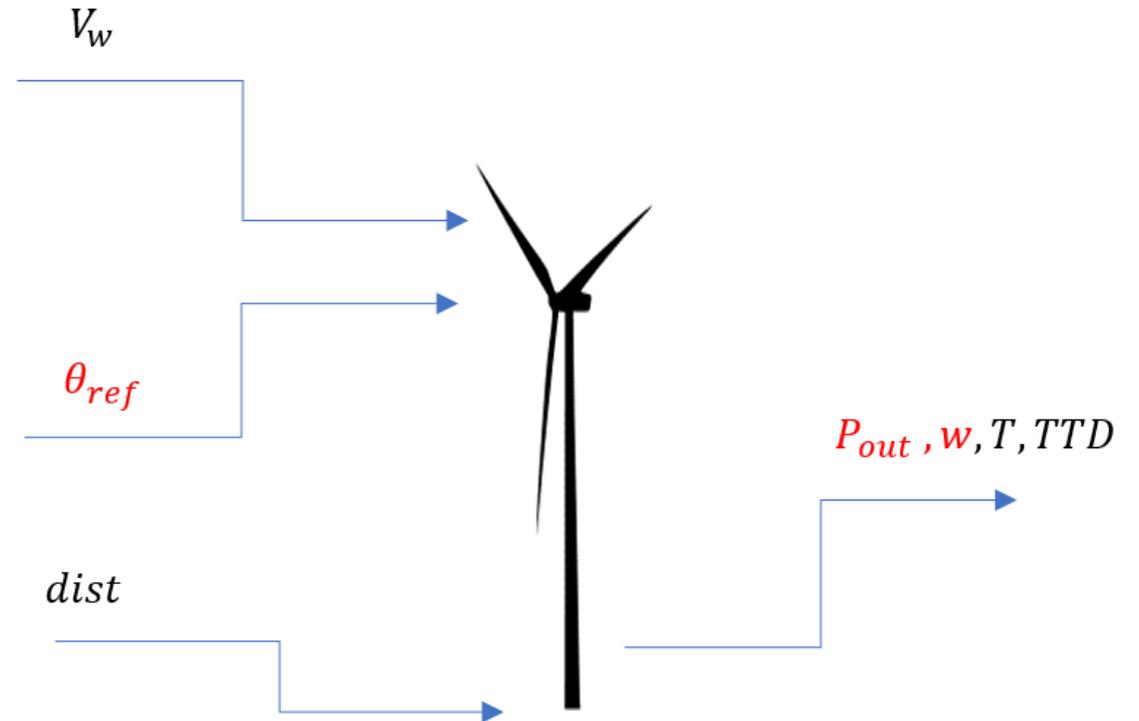
- **Potencia de salida del generador, P_{out}**
- **Velocidad angular del rotor, w**
- Desplazamiento de la torre (TTD)

► Variables manipuladas

- **Ángulo de pitch, θ_{ref}**

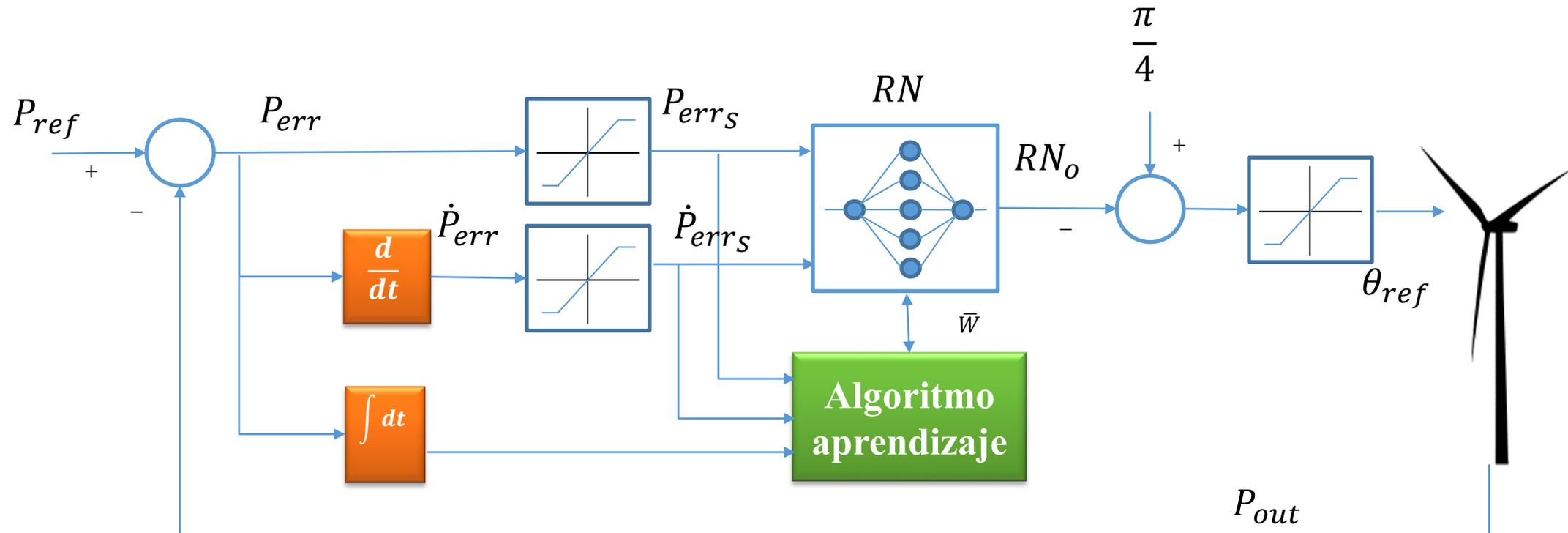
► Perturbaciones

- **Viento, V_w**
- **Olas, corrientes, mareas,... (dist)**



Modelado y control basado en redes neuronales

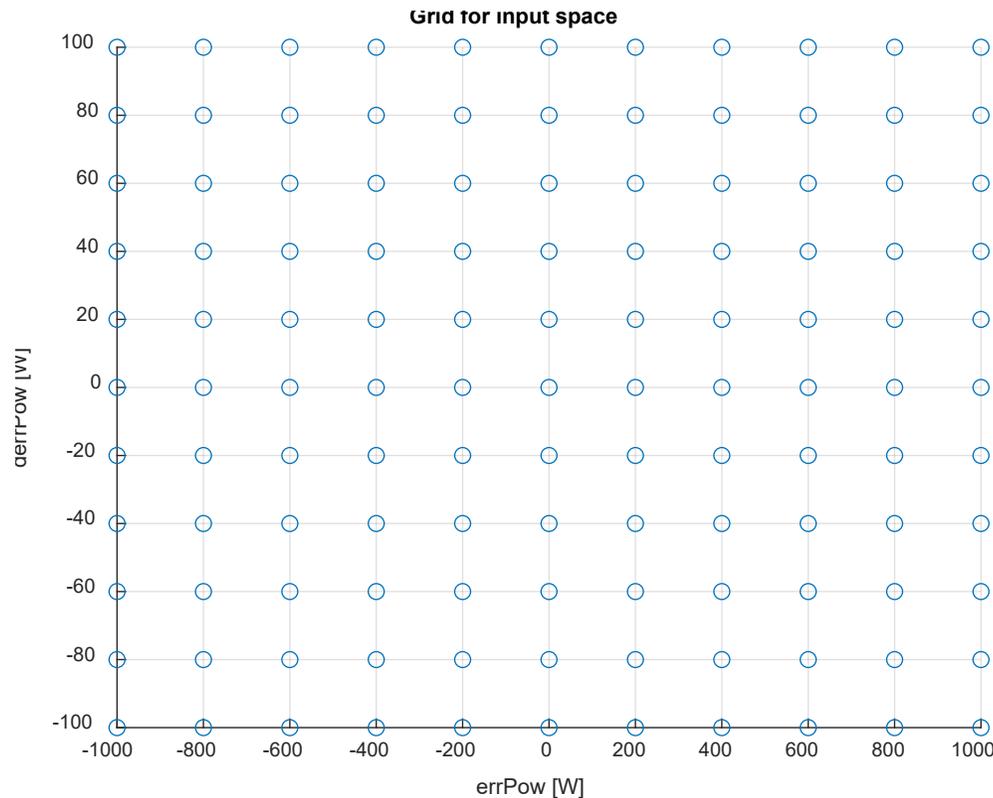
Control directo basado en redes neuronales



Modelado y control basado en redes neuronales

Control directo basado en redes neuronales

Inicialización

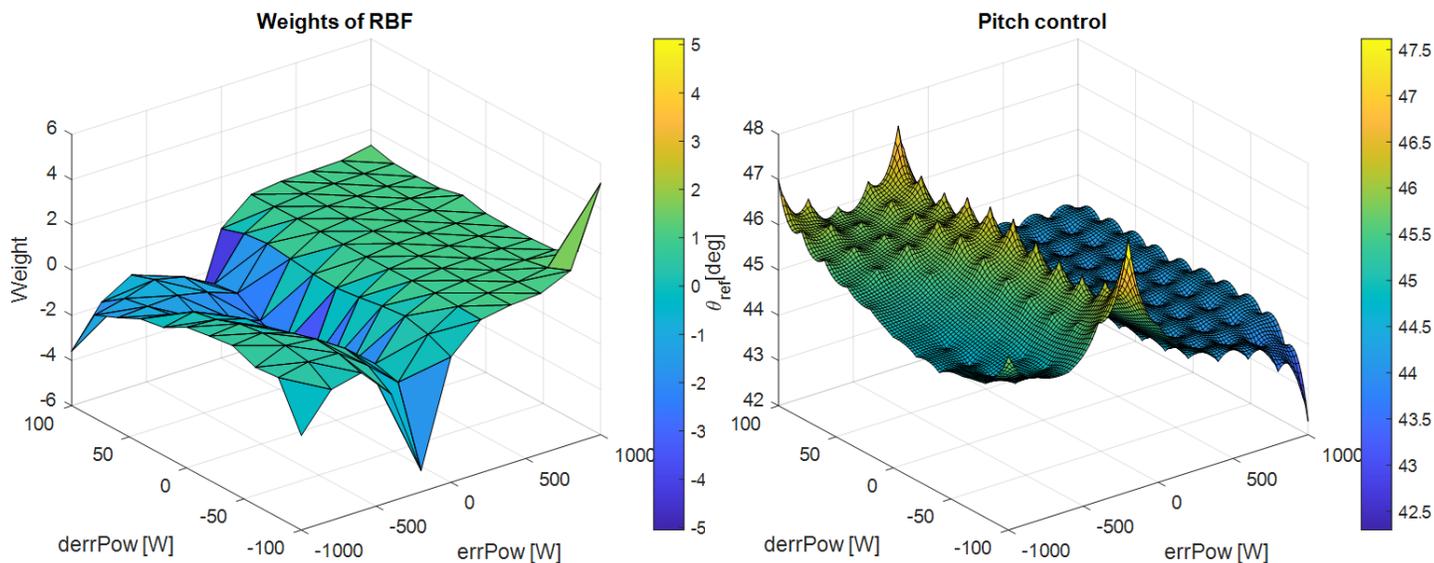
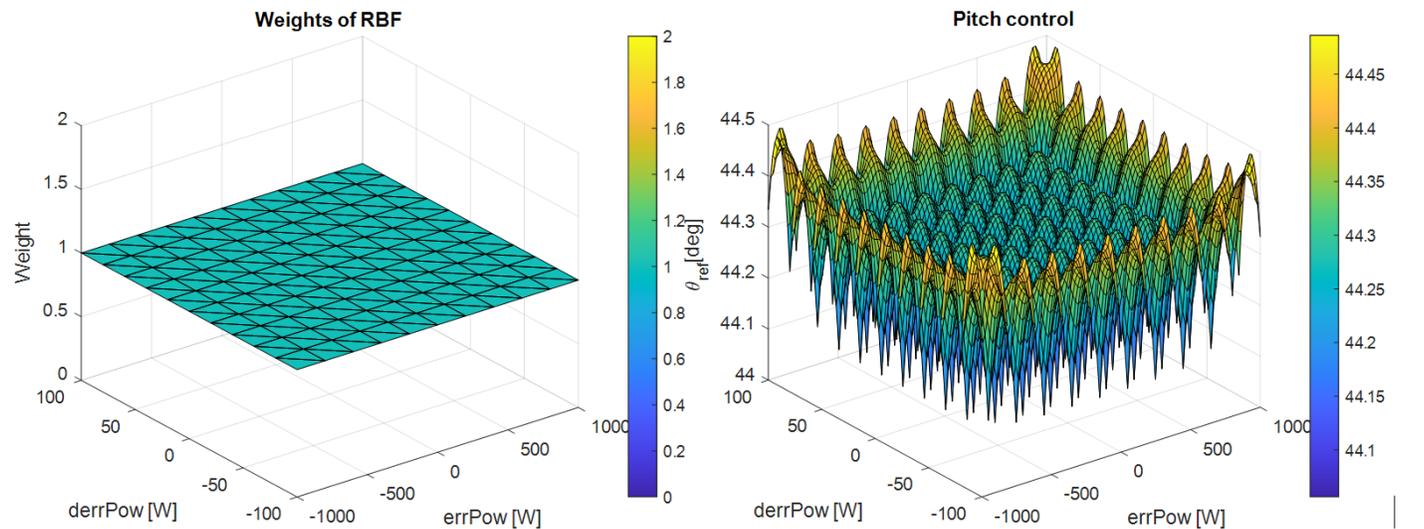


Actualización de los pesos

$$W_j(t_i) = W_j(t_{i-1}) + \mu \cdot \left(K_{pL} \cdot P_{err_S}(t_i) + K_{dL} \cdot \dot{P}_{err_S}(t_i) + K_{iL} \cdot \int P_{err}(t_i) \right) \cdot e^{-\frac{\text{dist}(P_{err_S}(t_i), \dot{P}_{err_S}(t_i), c_{j1}, c_{j2})}{\sigma_j}} \quad \forall j$$
$$\in \mathcal{N} \cup 0 \mid j < M$$

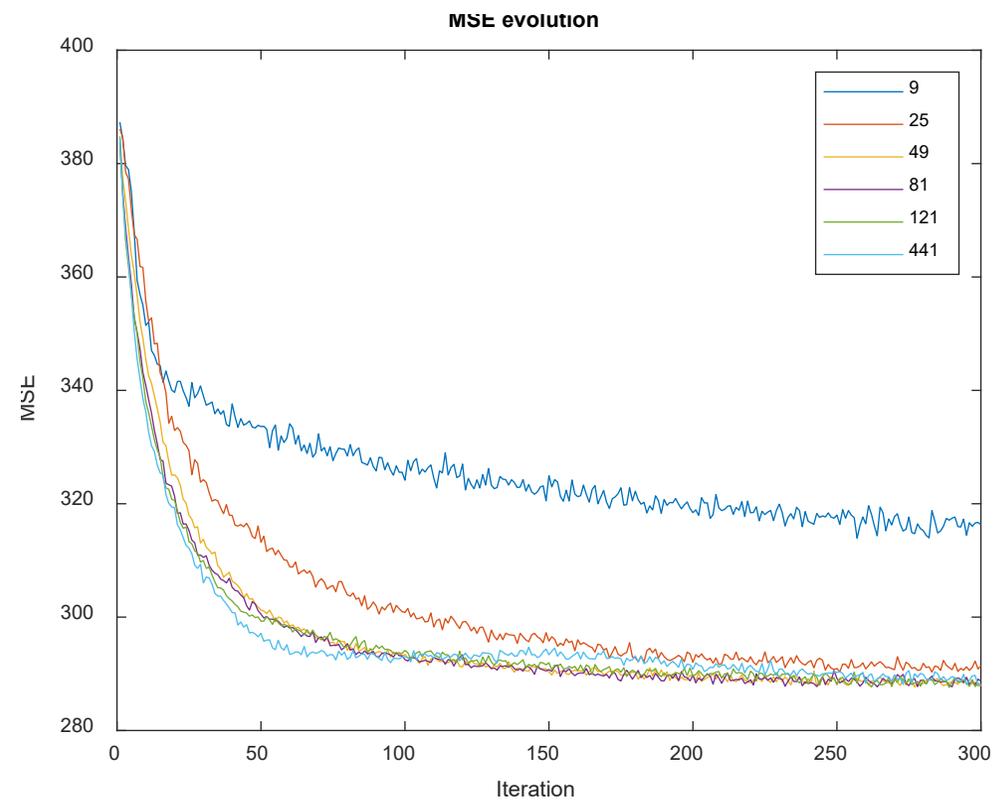
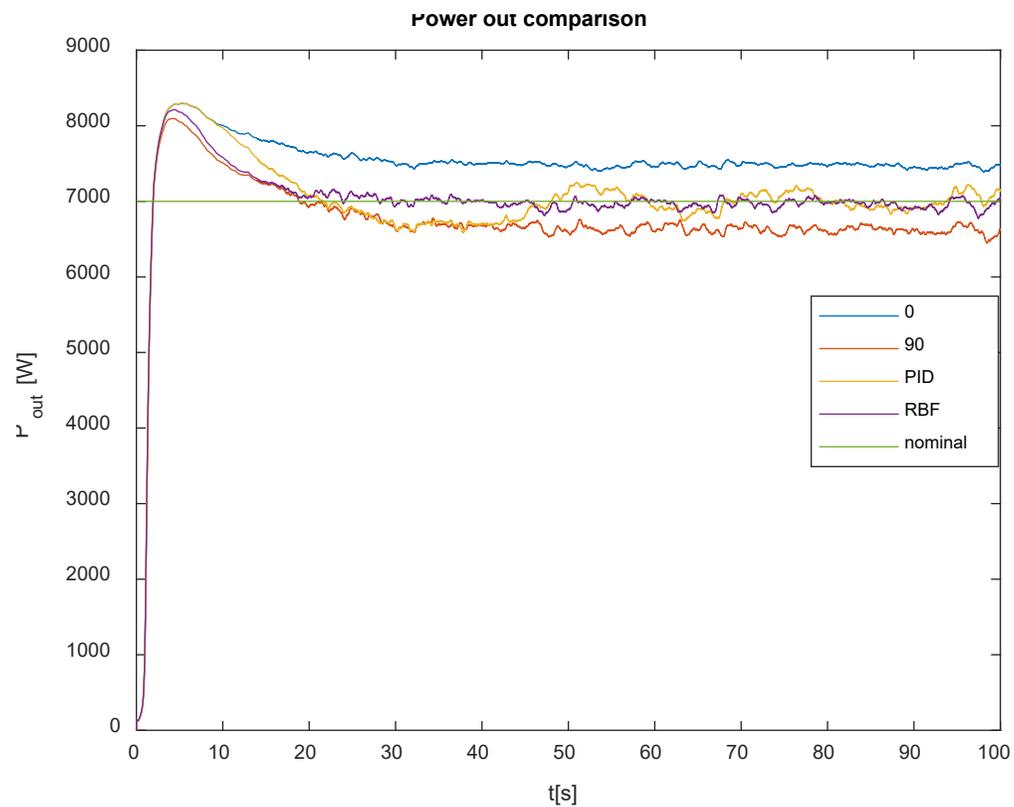
Modelado y control basado en redes neuronales

Control directo basado en redes neuronales



Modelado y control basado en redes neuronales

Control directo basado en redes neuronales



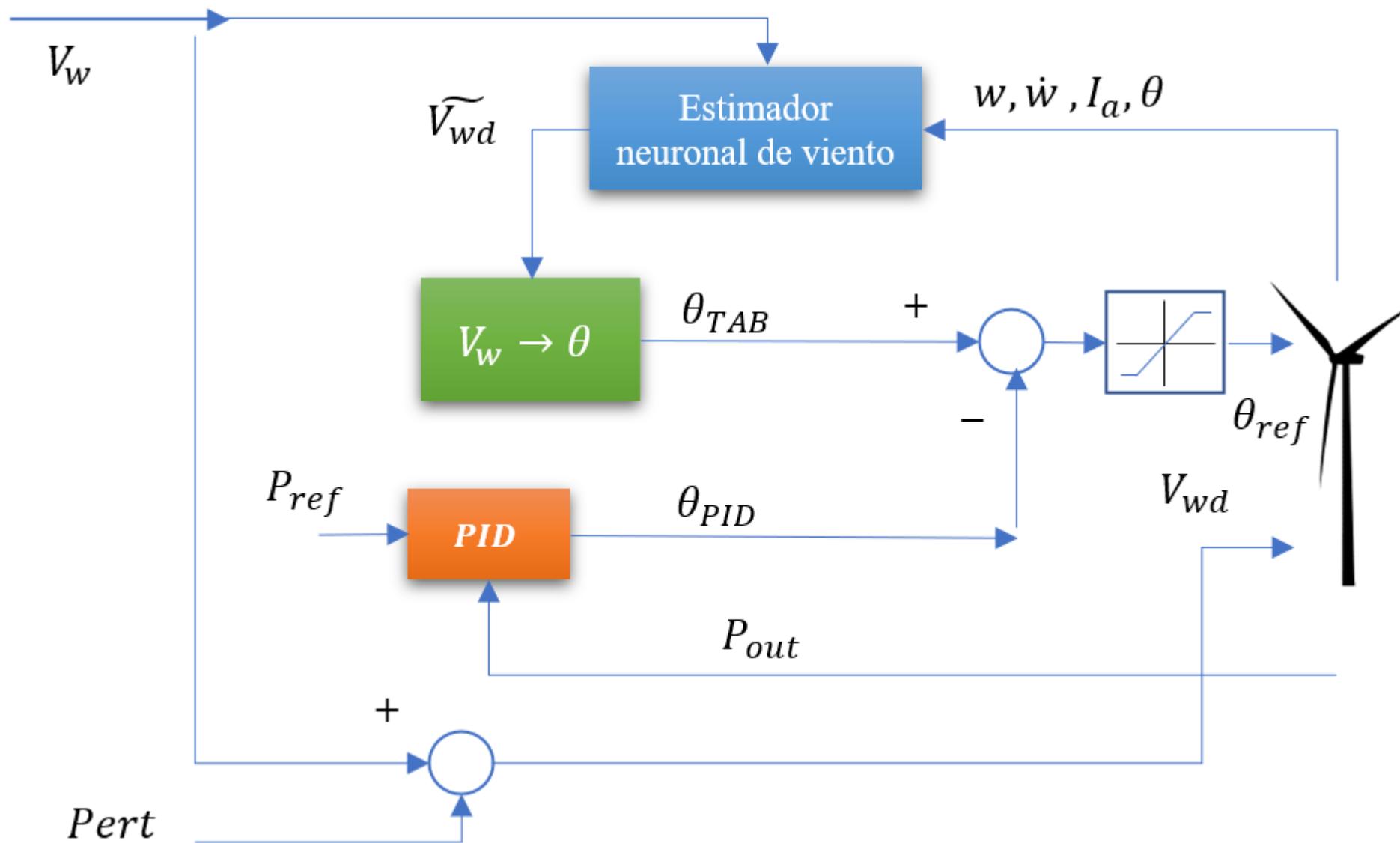
Modelado y control basado en redes neuronales

Mejora de controlador mediante estimadores neuronales de viento

- ▶ Disponer de información sobre el viento es clave para analizar el rendimiento de una turbina y mejorar su control
- ▶ Normalmente hay diferentes bases de datos que proporcionan esta información como la media de la velocidad a lo largo del tiempo
- ▶ Sin embargo, puede que esta información no sea del todo fiable
- ▶ Particularmente en el caso de turbinas flotantes:
 - Las medidas de viento en tierra firme pueden ser muy diferentes a las de alta mar
 - Las condiciones ambientales extremas como mareas, corrientes y olas distorsionan las medidas de los sensores de viento
- ▶ Las redes neuronales pueden ayudarnos a estimar el viento efectivo en el aerogenerador y emplearlo en los controladores

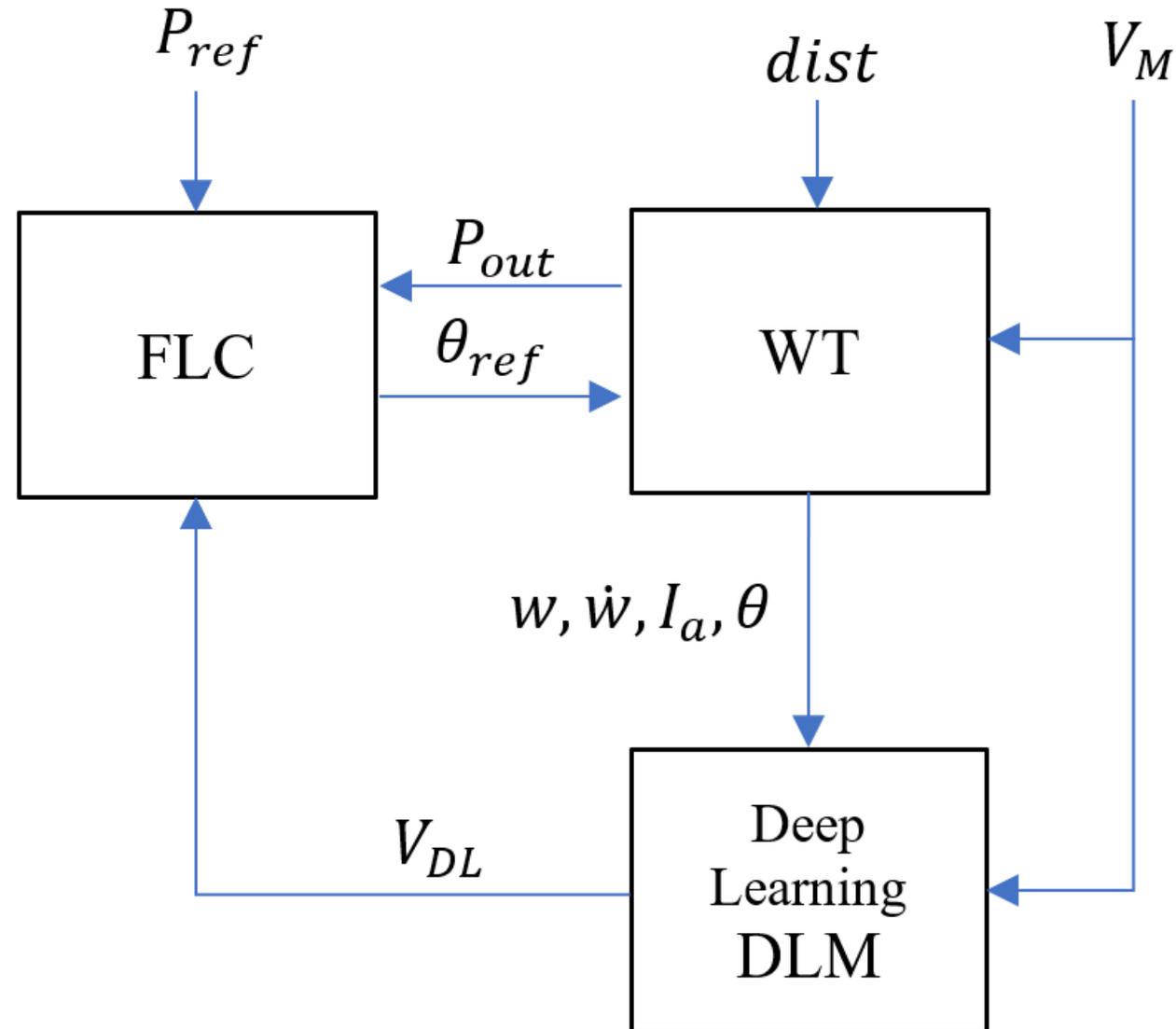
Modelado y control basado en redes neuronales

Mejora de controlador mediante estimadores neuronales de viento



Modelado y control basado en redes neuronales

Mejora de controlador mediante estimadores neuronales de viento



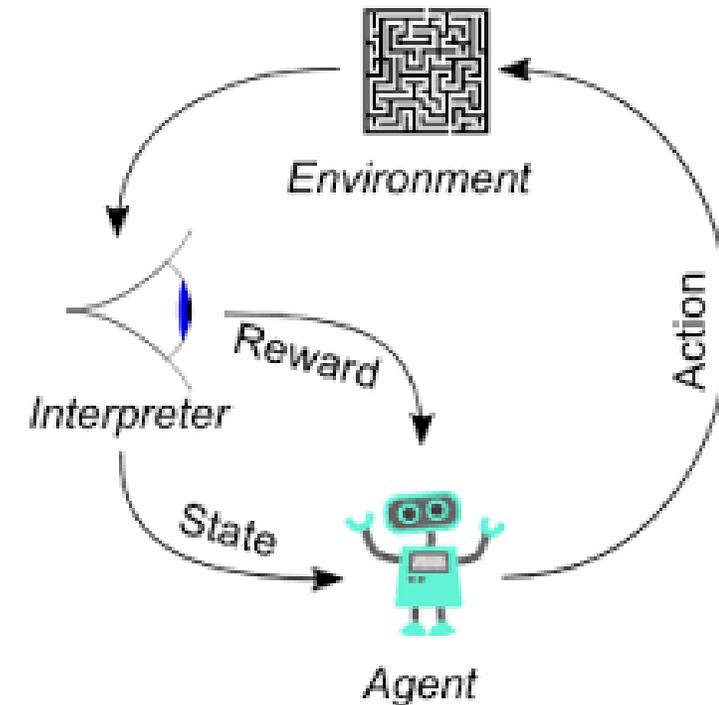
Contenido

- ▶ Introducción
- ▶ Modelado y control basado en redes neuronales
- ▶ **Control basado en aprendizaje por refuerzo**
- ▶ Estrategias híbridas
- ▶ Conclusiones

Control basado en aprendizaje por refuerzo

Aprendizaje por refuerzo

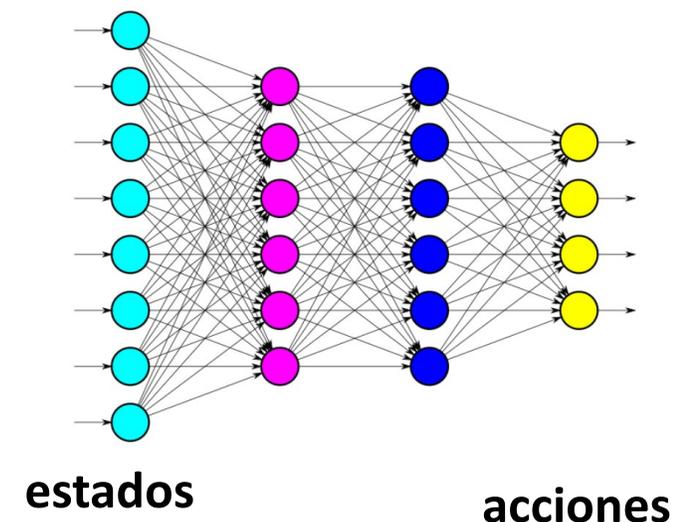
- ▶ Técnica del campo de la inteligencia artificial que imita la forma en la que los humanos aprendemos a realizar tareas mediante recompensas que refuerzan la conducta
- ▶ Tres elementos: un entorno, un agente y un intérprete
- ▶ El agente, considerando el estado del entorno y las recompensas obtenidas previamente, selecciona la acción con la cual estima que va a obtener una mayor recompensa
- ▶ La acción produce un cambio en el entorno.
- ▶ El intérprete observa el efecto de la acción y proporciona información al agente sobre el nuevo estado y la recompensa a la última acción ejecutada, cerrando el lazo de control



Control basado en aprendizaje por refuerzo

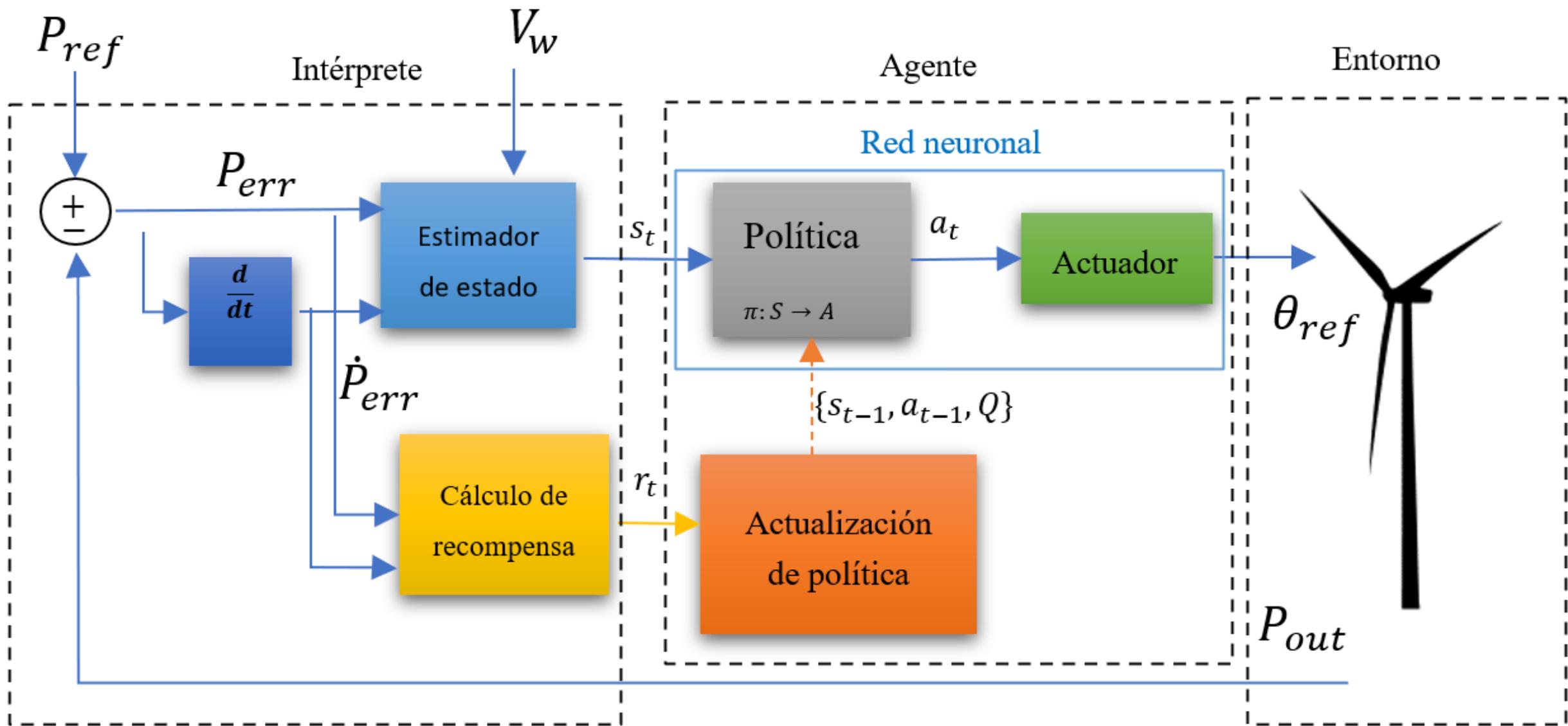
Aprendizaje por refuerzo

- ▶ La relación entre el estado actual y la acción a ejecutar para maximizar la recompensa se suele denominar política $\pi: S \rightarrow A$
- ▶ La relación puede ser discreta, y entonces tanto el conjunto de estados como el conjunto de acciones son discretos
- ▶ O continua, si los estados y el conjunto de acciones son continuas
- ▶ Si la política es discreta se suele implementar mediante una tabla, y si es continua es habitual usar una red neuronal
- ▶ Existe una opción intermedia, estados continuos y acciones discretas. Se suele implementar mediante una red neuronal, entradas= estados, salidas=acciones



Control basado en aprendizaje por refuerzo

Control directo basado en aprendizaje por refuerzo



Control basado en aprendizaje por refuerzo

Control directo basado en aprendizaje por refuerzo



- ▶ Existen diferentes opciones para calcular la recompensa
 - Error de potencia (PRS) → Error cero (máxima recompensa), error max (recompensa = 0)
 - Derivada del error de potencia (VRS)
 - Si error y derivada con signos opuestos, me estoy acercando → recompensa
 - Si error y derivada con mismo signo, me estoy alejando → castigo
 - Se puede combinar estas recompensas. También se pueden considerar las vibraciones en la recompensa u otras señales que interese controlar

Control basado en aprendizaje por refuerzo

Control directo basado en aprendizaje por refuerzo

- ▶ Existen diferentes opciones para actualizar la política
 - Última recompensa → Se selecciona la acción cuya última recompensa fue mayor
 - Sumatorio de todas las recompensas → Se selecciona la acción que hasta al momento ha dado una mayor recompensa acumulada
 - Promedio de todas las recompensas → Se selecciona la acción que hasta al momento ha dado una mayor recompensa media
 - Q-learning → considera un factor de descuento γ y una tasa de aprendizaje α

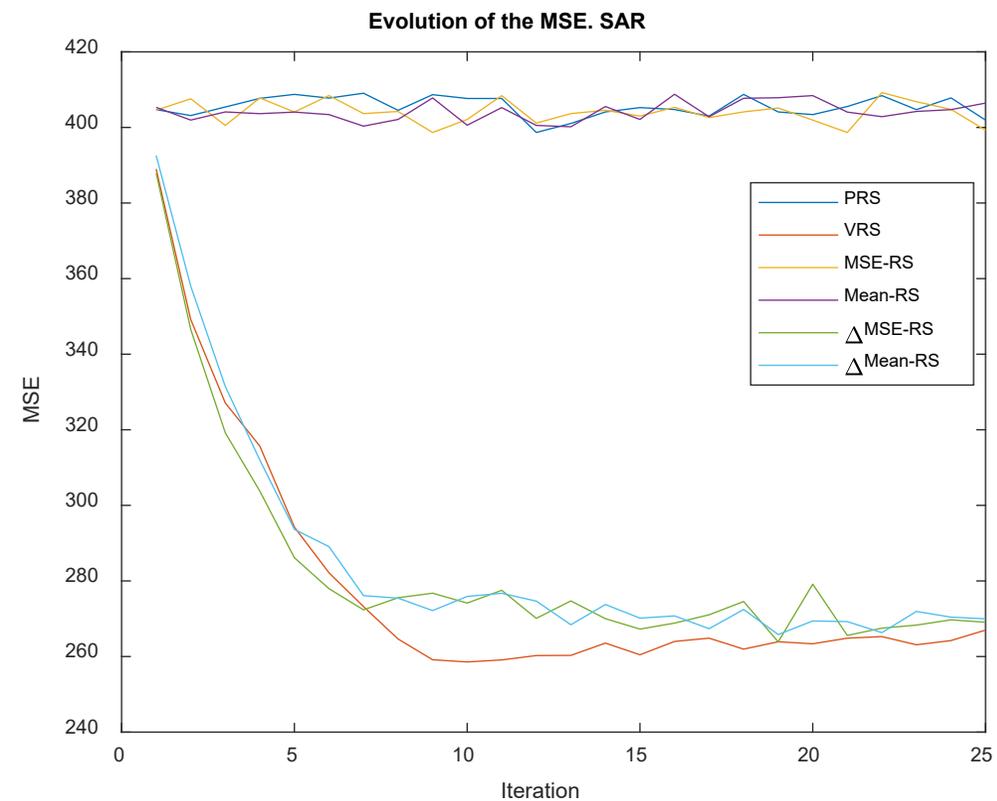
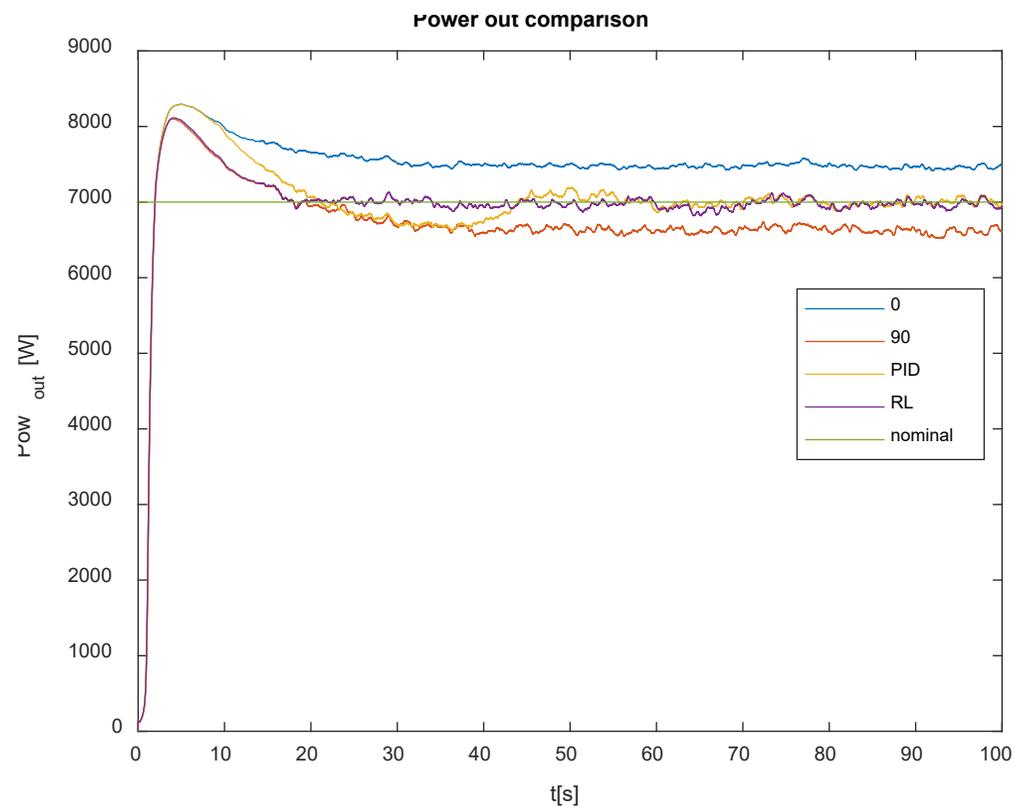
$$a_{max} = \arg \underset{a}{MAX} (T_{(s_t, a)}^\pi(t_{i-1})),$$
$$T_{(s_{t-1}, a_{t-1})}^\pi(t_i) = (1 - \alpha) \cdot T_{(s_{t-1}, a_{t-1})}^\pi(t_{i-1}) + \alpha [r_t + \gamma \cdot T_{(s_{t-1}, a_{max})}^\pi(t_{i-1})]$$

Control basado en aprendizaje por refuerzo

Control directo basado en aprendizaje por refuerzo



UNIVERSIDAD
DE BURGOS

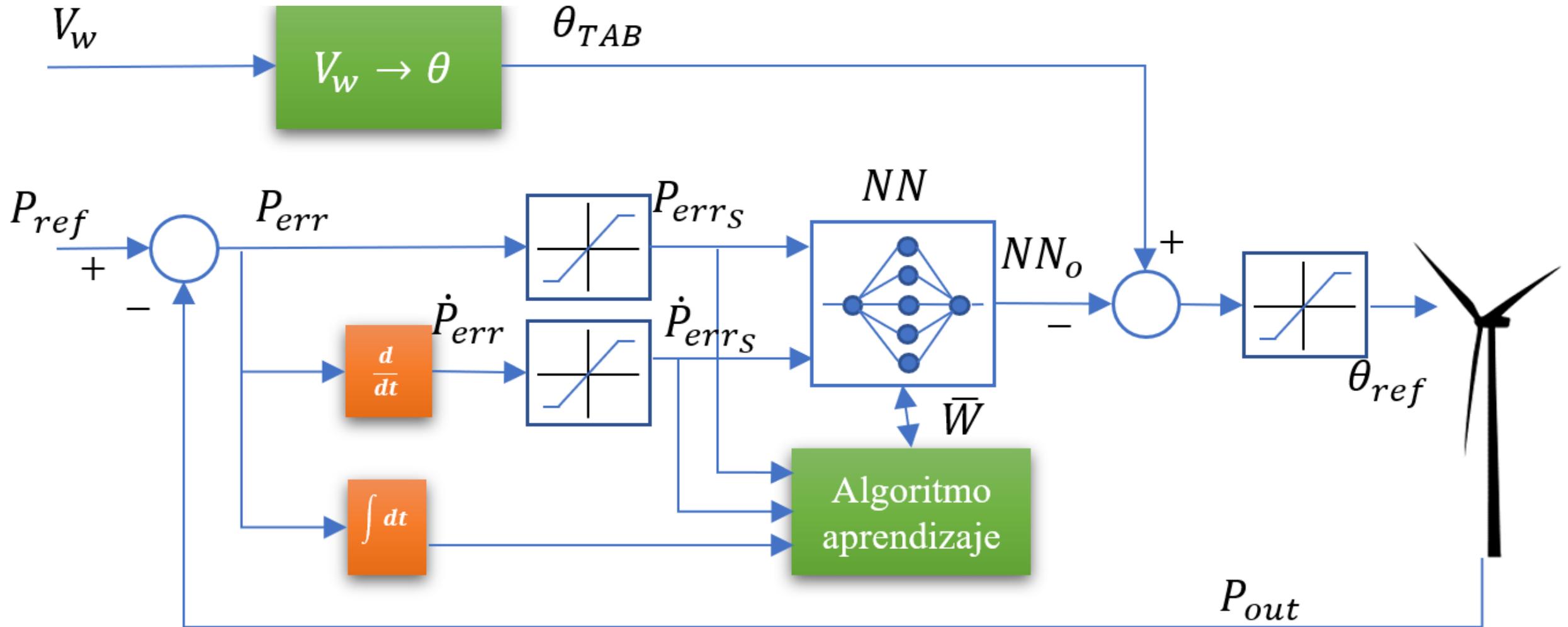


Contenido

- ▶ Introducción
- ▶ Modelado y control basado en redes neuronales
- ▶ Control basado en aprendizaje por refuerzo
- ▶ **Estrategias híbridas**
- ▶ Conclusiones

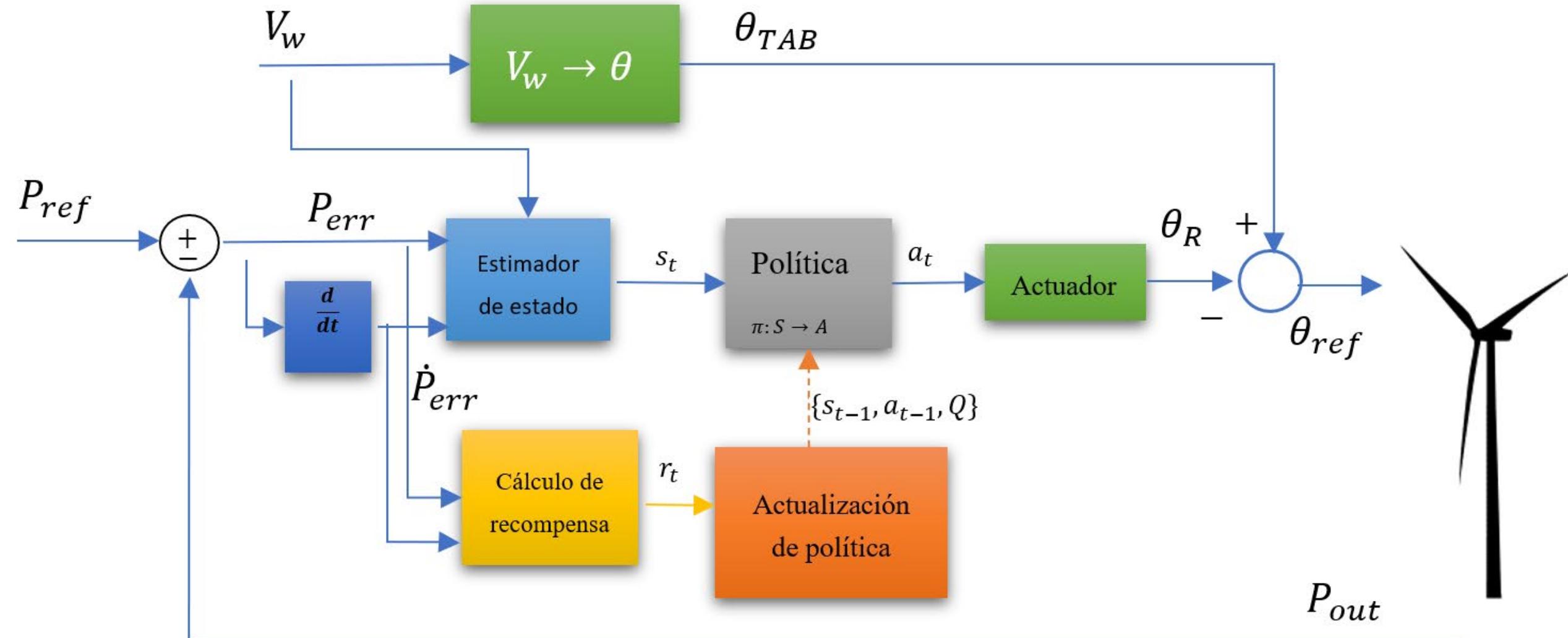
Estrategias híbridas

Control neuronal combinado con tabla de búsqueda



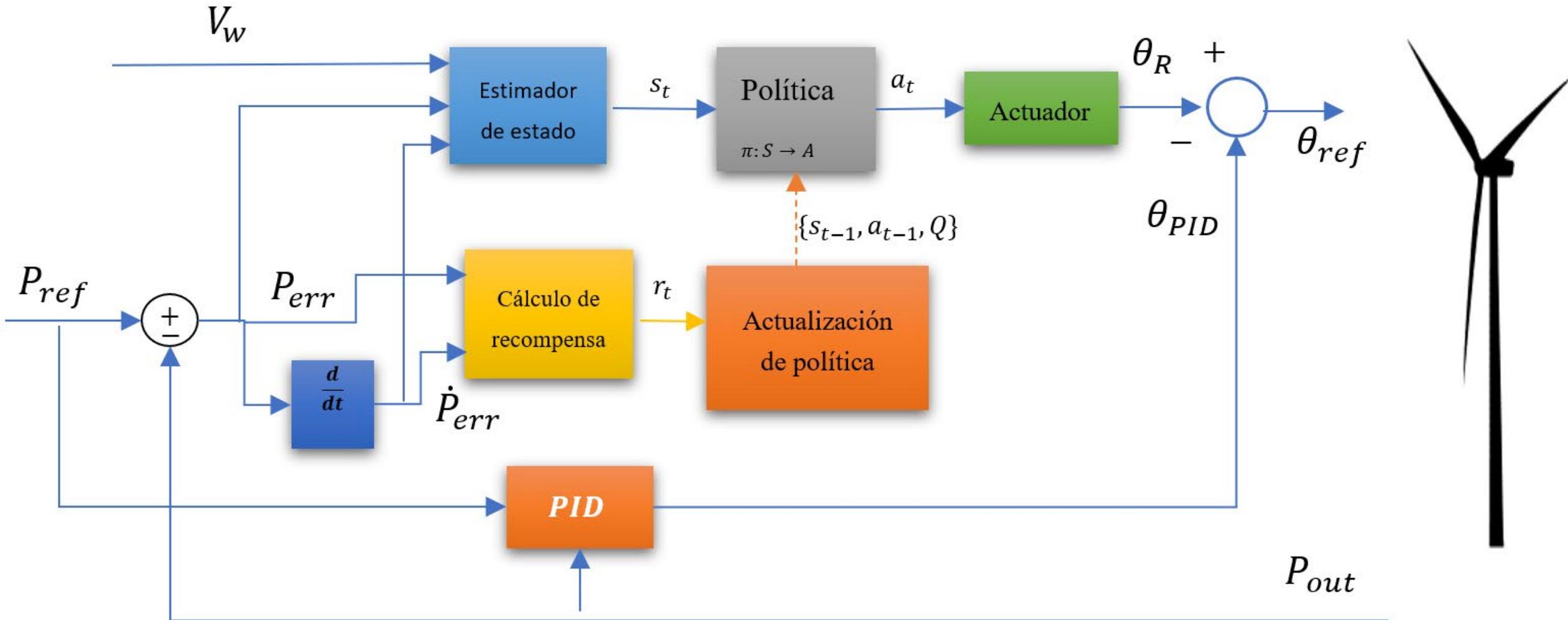
Estrategias híbridas

Aprendizaje por refuerzo combinado con tabla de búsqueda



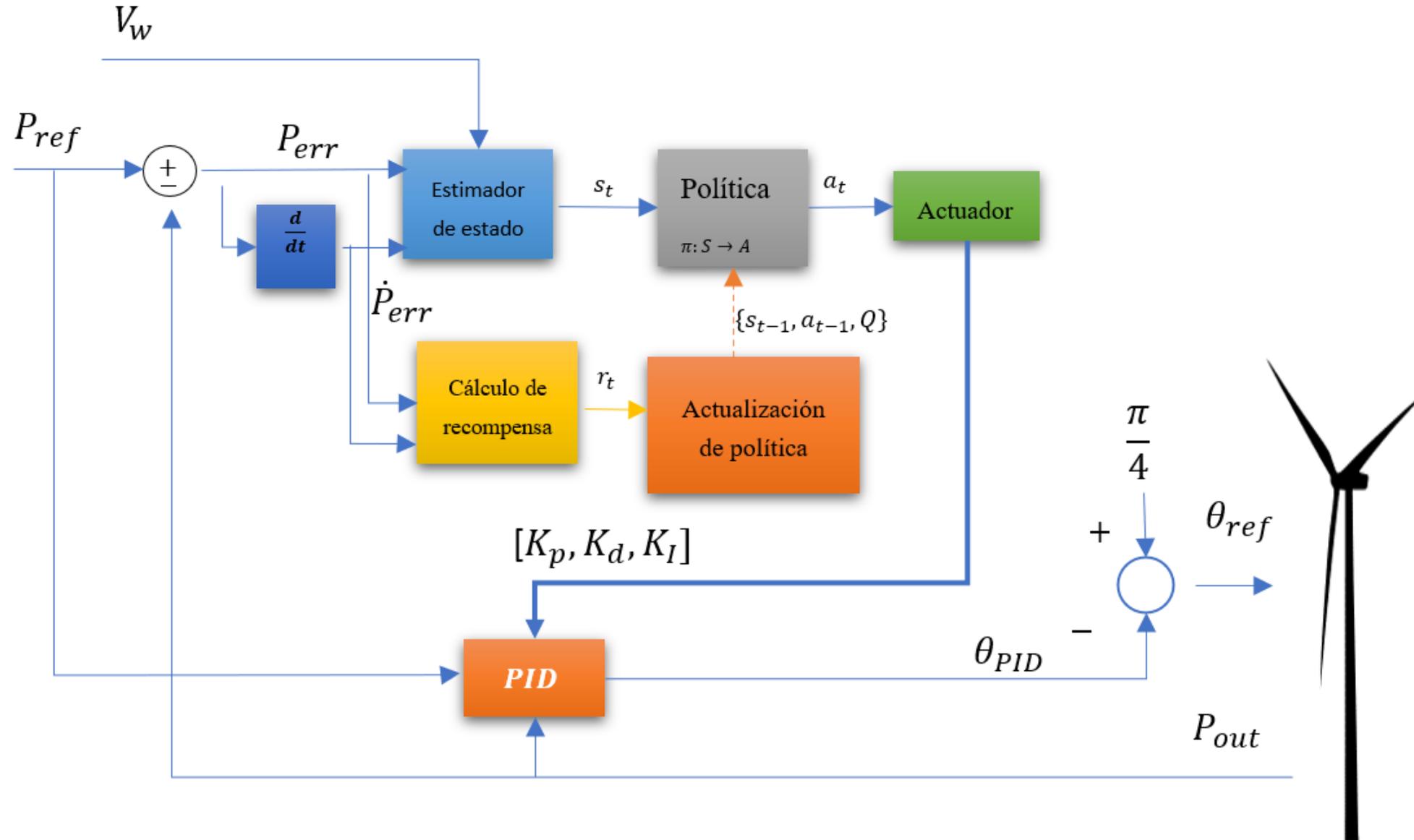
Estrategias híbridas

Aprendizaje por refuerzo combinado con PID



Estrategias híbridas

Aprendizaje por refuerzo combinado con PID. Ganancias del PID



Conclusiones

- ▶ La investigación aplicada al control de aerogeneradores es necesaria
- ▶ Se proponen diferentes técnicas de control inteligente aplicadas al control de turbinas eólicas
 - Control neuronal
 - Aprendizaje por refuerzo
- ▶ Se proponen diferentes estrategias híbridas
- ▶ Trabajos futuros
 - Validación de las propuestas con aerogeneradores reales
 - Control simultaneo de potencia y vibraciones → FOWT

Muchas gracias por su atención

**Redes neuronales y reinforcement learning
Aplicación en energía eólica**

2021, Noviembre 07

J. Enrique Sierra García

Universidad de Burgos, jesierra@ubu.es

SIERRA-GARCÍA, J. E.; SANTOS, M.. Redes neuronales y aprendizaje por refuerzo en el control de turbinas eólicas.
Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial, [S.l.], v. 18, n. 4, p. 327-335, sep. 2021. ISSN 1697-7920.
Disponible en: <https://doi.org/10.4995/riai.2021.16111>.