

## **Abstract (Italian):**

Quadro generale: In questa ricerca viene presentato un nuovo framework basato sulle Physics-Informed Neural Networks (PINNs) per migliorare la stima dei parametri dinamici dei generatori fotovoltaici (PV) nel dominio del tempo. Il framework proposto combina l'apprendimento guidato dai dati con le equazioni fisiche che governano il circuito dinamico del sistema PV, consentendo una ricostruzione accurata del comportamento transitorio e dinamico del sistema. Lo studio affronta la sfida dell'identificazione accurata dei parametri fisici del PV in condizioni ambientali variabili, problema persistente nei metodi tradizionali basati esclusivamente sui dati o su algoritmi di ottimizzazione, a causa della loro elevata dipendenza dai dati, sensibilità al rumore e mancanza di coerenza fisica.

Nell'approccio proposto, le forme d'onda temporali di tensione e corrente sono utilizzate come ingressi, mentre le equazioni differenziali fisiche del sistema PV vengono incorporate nella funzione di costo della rete. Ciò consente al modello di apprendere sia dai dati sperimentali sia dai principi fisici, ottenendo una stima robusta e accurata dei parametri anche in presenza di misure rumorose, dati limitati o conoscenze fisiche incomplete.

L'obiettivo principale di questa ricerca è sviluppare un modello nel dominio del tempo capace di riprodurre con elevata accuratezza il comportamento transitorio e dinamico dei generatori fotovoltaici, fornendo una base affidabile per il controllo del sistema, il monitoraggio delle prestazioni e la diagnosi dei guasti nelle applicazioni fotovoltaiche.

Questa ricerca introduce una serie di framework basati su PINN sviluppati per migliorare l'accuratezza, la stabilità e l'interpretabilità della stima dei parametri nei generatori PV in condizioni dinamiche e rumorose. Ogni framework affronta specifiche limitazioni e migliora progressivamente la capacità del modello di catturare il reale comportamento fisico dei sistemi fotovoltaici nel dominio del tempo.

Progetto di base (Baseline design): Il lavoro inizia con un framework PINN di base costruito su un modello standard a singolo diodo del circuito PV che incorpora un condensatore lineare. L'obiettivo principale di questo design iniziale è valutare la fattibilità dell'utilizzo di un approccio informato dalla fisica per stimare direttamente nel dominio del tempo i principali parametri fisici.

La funzione di perdita combina componenti guidate dai dati e componenti basate sulla fisica, consentendo al modello di apprendere simultaneamente dalle misure sperimentali e dalle equazioni governanti. Inoltre, viene introdotto un meccanismo adattivo di pesatura delle perdite per bilanciare dinamicamente durante l'addestramento i contributi della perdita sui dati e della perdita fisica, garantendo una convergenza stabile anche per parametri con scale differenti.

Sulla base di questa metodologia, il modello è stato esteso a un modello con condensatore non lineare, in cui la capacità di giunzione dipende dalla tensione. Incorporando direttamente la capacità non lineare nei vincoli fisici della PINN, il modello ha ottenuto previsioni più accurate della risposta transitoria e minori errori di stima sia per la capacità sia per la resistenza serie. La stima accurata dei parametri nel modello non lineare ha dimostrato la possibilità di integrare la capacità di giunzione non lineare all'interno di un framework PINN per la modellazione dei sistemi PV.

**Struttura Multiple PINN:** Per migliorare ulteriormente la stabilità dell'addestramento, è stata proposta un'architettura Multiple PINN. In questa struttura, sottoreti indipendenti sono assegnate a ciascun parametro, pur rimanendo tutte governate dagli stessi vincoli fisici. Questo approccio ha migliorato la velocità di convergenza e la stabilità numerica, in particolare per parametri con comportamenti naturali differenti. I risultati hanno mostrato una maggiore accuratezza di stima rispetto alla struttura PINN tradizionale. L'elemento di novità di questo approccio risiede nell'introduzione di una nuova struttura che disaccoppia efficacemente l'apprendimento dei parametri in base alla loro influenza dinamica nel circuito PV.

**Struttura PINN a due livelli (Two-level layered PINN):** È stato sviluppato un framework PINN a due livelli per stimare parametri ambientali e fisici. In questa rete, il primo livello predice le condizioni ambientali, come irradianza e temperatura, mentre il secondo livello utilizza tali stime per calcolare il valore del condensatore dinamico. Questa configurazione consente alla rete di catturare esplicitamente le dipendenze ambientali e di integrarle nel processo di stima dei parametri. Ciò rappresenta un framework PINN a due livelli capace di apprendere simultaneamente le caratteristiche ambientali e fisiche dei sistemi fotovoltaici.

**Risultati e contributi:** Le architetture proposte offrono un'alternativa più avanzata e fisicamente coerente rispetto agli algoritmi di ottimizzazione tradizionali e alle reti neurali convenzionali puramente data-driven. Integrando conoscenza fisica e apprendimento dai dati, esse raggiungono una convergenza più rapida, una maggiore accuratezza di stima e una maggiore robustezza rispetto al rumore e all'incertezza delle misure.

È importante sottolineare che queste architetture sono state specificamente progettate per sistemi fotovoltaici, tenendo conto delle loro caratteristiche elettriche peculiari, della dinamica non lineare e delle dipendenze ambientali. A differenza dei modelli di stima generici, le strutture proposte incorporano esplicitamente le equazioni governanti e il comportamento transitorio dei circuiti PV, consentendo di modellare accuratamente l'interazione tra corrente, tensione e capacità in condizioni variabili di irradianza e temperatura.

Questo design orientato al PV rende i framework particolarmente efficaci nel catturare il reale comportamento fisico dei moduli fotovoltaici durante il funzionamento dinamico, aspetto cruciale per comprendere e prevedere le prestazioni del sistema in condizioni ambientali realistiche. Di

conseguenza, i modelli sviluppati forniscono uno strumento affidabile, interpretabile e fisicamente fondato per la modellazione dinamica, il controllo adattivo e la diagnosi dei guasti nelle applicazioni fotovoltaiche.

### **Abstract (English):**

**General framework:** In this research, a novel framework based on Physics-Informed Neural Networks (PINNs) is presented to enhance the estimation of dynamic parameters in photovoltaic (PV) generators in the time domain. The proposed framework combines data-driven learning with the governing physical equations of the PV dynamic circuit, enabling accurate reconstruction of the system's transient and dynamic behavior. The study addresses the challenge of accurately identifying PV physical parameters under varying environmental conditions, which has been a persistent problem in traditional data-driven or optimization-based methods due to their high data dependency, sensitivity to noise, and lack of physical consistency. In the proposed approach, time-domain voltage and current waveforms are used as inputs, while the physical differential equations of the PV system are embedded into the network's cost function. This enables the model to learn from both experimental data and physical principles, achieving robust and accurate parameter estimation even under noisy or limited measurement conditions and limited physical knowledge. The main goal of this research is to develop a time-domain model capable of reproducing the transient and dynamic behavior of PV generators with high accuracy, providing a reliable foundation for system control, performance monitoring, and fault diagnosis in photovoltaic applications. This research introduces a series of PINN-based frameworks developed to improve the accuracy, stability, and interpretability of parameter estimation in PV generators under dynamic and noisy conditions, with each framework addressing specific limitations and progressively enhancing the model's capability to capture the real physical behavior of PV systems in the time domain.

**Baseline design:** The work begins with a baseline PINN framework constructed on a standard single-diode PV circuit model incorporating a linear capacitor. The main goal of this initial design is to evaluate the feasibility of using a physics-informed approach for estimating key physical parameters directly in the time domain. The loss function combines both data-driven and physics-based components, enabling the model to simultaneously learn from experimental measurements and governing equations. The research also introduces an adaptive loss-weighting mechanism to dynamically balance the data and physics losses during training, ensuring stable convergence across parameters of different scales. Based on this methodology, the model was extended to a nonlinear capacitor model in which the junction capacitance is voltage-dependent. By embedding the nonlinear capacitance directly into the physical constraints of the PINN, the

model achieved more accurate transient response predictions and lower estimation errors for both capacitance and series resistance. The accurate estimation of parameters in the nonlinear model demonstrated the feasibility of integrating nonlinear junction capacitance within a PINN framework for PV modeling.

**Multiple PINN network structure:** To further enhance training stability, a Multiple PINN architecture was proposed. In this structure, independent subnetworks are assigned to each parameter, while all networks remain governed by the same physical constraints. This approach improves convergence speed and numerical stability, particularly for parameters with different natural behaviors. The results show higher estimation accuracy compared to the conventional single-network PINN. The novelty of this approach lies in introducing a structure that effectively decouples parameter learning based on their dynamic influence within the PV circuit.

**Two-level layered PINN structure:** A two-level layered PINN framework was developed to estimate both environmental and physical parameters. In this network, the first layer predicts environmental conditions such as irradiance and temperature, while the second layer uses these estimates to determine the value of the dynamic capacitor. This configuration enables the network to explicitly capture environmental dependencies and integrate them into the parameter estimation process. This represents a Two-Level layered PINN framework capable of simultaneously learning environmental and physical characteristics in PV systems.

**Outcome:** The proposed architectures offer a more advanced and physically consistent alternative to traditional optimization algorithms and conventional data-driven neural networks. By integrating physical knowledge with data-driven learning, they achieve faster convergence, higher estimation accuracy, and greater robustness against noise and measurement uncertainty. Importantly, these architectures have been specifically designed for PV systems, taking into account their unique electrical characteristics, nonlinear dynamics, and environmental dependencies. Unlike general-purpose estimation models, the proposed designs explicitly incorporate the governing equations and transient behavior of PV circuits, enabling accurate modeling of how current, voltage, and capacitance interact under varying irradiance and temperature conditions. This PV-oriented design makes the frameworks particularly effective in capturing the real physical behavior of PV modules during dynamic operation, which is crucial for understanding and predicting system performance under realistic environmental variations. As a result, the developed models provide a reliable, interpretable, and physically grounded tool for dynamic modeling, adaptive control, and fault diagnosis in photovoltaic applications.