



Università degli Studi di Salerno

Dipartimento di Informatica

Dottorato di Ricerca in Informatica

Curriculum Computer Science and Information Technology

XXXVII Ciclo

TESI DI DOTTORATO / PHD THESIS

ABSTRACT

Generative Models with Time Encoding for Seasonal Time Series Synthesis

LORENZO PORCELLI

SUPERVISOR: **PROF. FRANCESCO PALMIERI**

PHD PROGRAM DIRECTOR: **PROF. ANDREA DE LUCIA**

A.A 2024/2025

Abstract

Many deep learning models for time series process input using sliding windows without including time as an explicit variable. In high-frequency contexts requiring real-time analysis, window hyperparameters demand careful calibration and errors propagate rapidly in autoregressive forecasts. In practice, models are typically supplied with a continuous stream of new observations to improve accuracy, but this renders them fragile when data are missing or delayed. This dissertation proposes an alternative approach for synthesizing seasonal time series through deep learning models that leverage geometric representations of time. The first contribution is an invertible transformation, called Helical Time Encoding (HTE), that maps time onto a higher-dimensional space where seasonal periodicity and temporal progression are geometrically embedded. The second is the Generation with the Timestamp Trick (GenTT) framework, which exploits time representations with properties analogous to HTE to train models capable of generating time series by considering only timestamps, without storing historical data or processing ordered sequences. GenTT implementations use multilayer perceptron networks, enabling deployment on resource-constrained devices without hardware acceleration and reducing energy consumption by over three orders of magnitude compared to recurrent models. We validated the GenTT framework for forecasting and anomaly detection tasks using conditional generative adversarial networks (GANs) and variational autoencoders (VAEs). In seasonal time series forecasting, GANs avoided the error propagation typical of long-term autoregressive predictions. For anomaly detection, VAEs generated expected values from learned seasonal patterns, ensuring predictions robust to both recent outliers and missing data. A variant of these models, developed for the TARGET Instant Payment Settlement (TIPS) service, enables real-time anomaly detection in high-frequency payment streams while supporting selective updates to handle model drift. Integrating this approach into a failure detection system for instant payment infrastructure facilitates explainable diagnostics that reduce analysis time and allow immediate incident response.

Keywords: Anomaly Detection, Generative Deep Learning, Instant Payment Systems, Seasonal Time Series, Time Encoding

Abstract in italiano

Molti modelli di *deep learning* per serie temporali elaborano l'input con finestre scorrevoli senza includere il tempo come variabile esplicita. In contesti ad alta frequenza, quando sono richieste analisi in tempo reale, gli iperparametri delle finestre richiedono un'attenta calibrazione e gli errori si propagano rapidamente nelle previsioni autoregressive. Nella pratica, per migliorare l'accuratezza, i modelli vengono tipicamente alimentati con un flusso continuo di nuove osservazioni, rendendoli però fragili quando questi dati mancano o arrivano in ritardo. In questa dissertazione si propone un approccio alternativo per la sintesi di serie temporali stagionali basato su modelli di *deep learning* che sfruttano rappresentazioni geometriche del tempo. Il primo contributo è una codifica invertibile, denominata *Helical Time Encoding (HTE)*, che proietta il tempo in uno spazio multidimensionale dove periodicità stagionale e progressione temporale sono rappresentate geometricamente. Il secondo è il framework *Generation with the Timestamp Trick (GenTT)*, che sfrutta rappresentazioni del tempo con proprietà analoghe a quelle di HTE per addestrare modelli in grado di generare serie temporali considerando unicamente timestamp, senza necessità di memorizzare dati storici o elaborare sequenze ordinate. Le implementazioni di GenTT impiegano reti neurali *Multilayer Perceptron*, rendendo possibile l'esecuzione su dispositivi con risorse computazionali limitate senza accelerazione hardware, e riducendo il consumo energetico di oltre tre ordini di grandezza rispetto ai modelli ricorrenti. Il framework GenTT è stato validato per compiti di previsione e rilevamento anomalie tramite versioni condizionali di *Generative Adversarial Networks (GAN)* e *Variational Autoencoders (VAE)*. Nella previsione di serie temporali stagionali, le GAN evitano la propagazione degli errori tipica delle previsioni autoregressive a lungo termine. Per il rilevamento di anomalie, i VAE generano valori attesi da schemi stagionali appresi, garantendo previsioni robuste sia rispetto ad anomalie nelle osservazioni recenti sia a dati mancanti. Una variante di questi modelli, sviluppata per il servizio *TARGET Instant Payment Settlement (TIPS)*, consente il rilevamento di anomalie in tempo reale in flussi di pagamento ad alta frequenza, supportando al contempo aggiornamenti selettivi per gestire il *model drift*. L'integrazione di questo approccio in un sistema di rilevamento di malfunzionamenti nelle infrastrutture di pagamento istantaneo fornisce una diagnostica interpretabile che riduce i tempi di analisi e consente risposte immediate agli incidenti.