

Reti Neurali Ricorsive applicate a sistemi di monitoraggio GNSS in tempo reale.

Luca Tavasci ^(a), Pasquale Cascarano ^(b), Luca Poluzzi ^(a),
Stefano Gandolfi ^(a)

^(a) Dipartimento di Ingegneria Civile, Chimica, Ambientale e dei Materiali (DICAM), Università di Bologna, Viale Risorgimento, 2, 40136, Bologna

^(b) Dipartimento di Matematica, Università di Bologna, Piazza di Porta San Donato, 5, 40126, Bologna

Introduzione

L'utilizzo di strumentazioni GNSS (Global Navigation Satellite Systems) vede un costante incremento per diverse ragioni: il generale abbassamento dei costi per l'hardware, lo sviluppo di sensori "low-cost" che hanno di fatto aperto una nuova fetta di mercato, l'incremento delle costellazioni satellitari disponibili, lo sviluppo di software di gestione sempre più intuitivi e di tecniche di rilievo più rapide ed efficienti. Nonostante le precisioni massime raggiungibili dai sistemi GNSS non siano variate significativamente nel corso degli ultimi anni, il fatto di poter ottenere risultati comunque di alto livello ad un costo e in tempi drasticamente inferiori rispetto al passato, ha incrementato il campo di applicazioni possibili per gli strumenti GNSS.

Il monitoraggio di strutture, in particolare, è un campo di applicazione che tipicamente richiede un'alta precisione, in termini di ripetibilità delle misure, dato che gli spostamenti potenzialmente critici sono in molti casi di ordine centimetrico o sub-centimetrico. Da questo punto di vista la tecnologia GNSS è sempre stata meno performante rispetto ad altre tecniche classiche non proprie della Geomatica quali estensimetri, inclinometri ecc. D'altro canto, altre tecniche geomatiche classiche, ad esempio basate su stazioni totali o livelli, sono certamente in grado di fornire le precisioni necessarie per il monitoraggio strutturale, se opportunamente utilizzate, tant'è che vengono adottate spesso proprio in fase di collaudo delle strutture. In questo caso, il limite nella diffusione su vasta scala di tali tecniche per il monitoraggio in continuo delle strutture è legato all'impossibilità di avere un dato di posizione aggiornato con elevata frequenza, a meno di ricorrere a stazioni totali motorizzate dai costi molto elevati.

Gli strumenti GNSS hanno invece la peculiarità di poter fornire osservabili acquisite ad alta frequenza, tipicamente quella di 1 Hz ma anche molto maggiori con gli strumenti più recenti. Sono stati inoltre sviluppati algoritmi e software che consentono il calcolo in tempo reale delle coordinate, per cui è possibile ricevere in un centro di controllo remoto la stima della posizione dei

punti oggetto di monitoraggio istante per istante, con un ritardo ridotto a pochi secondi, quindi assolutamente compatibile con applicazioni di allertamento precoce. Per questo motivo, unitamente alla diminuzione dei costi delle strumentazioni, è diventato di grande interesse lo studio di sistemi di monitoraggio basati su strumentazione GNSS. Si pensi infatti alla possibilità di installare un efficace numero di sensori su tutti i viadotti o le strutture sensibili presenti sul territorio, controllabili da remoto, ed in grado di fornire segnali di allarme in tempo quasi reale.

Come già accennato, il punto debole della tecnologia GNSS nell'ottica del monitoraggio strutturale è quello relativo alla ripetibilità delle coordinate che si ottengono, in particolare con algoritmi di calcolo in tempo reale. Questo aspetto è di fondamentale importanza, in quanto tanto più sono precise le coordinate ottenute dal sistema di misura tanto migliore sarà la possibilità riconoscere, con elevata affidabilità statistica, eventuali spostamenti dei punti monitorati anche se piccoli.

Per questo motivo già in passato ci si è occupati dello sviluppo di strategie che permettessero, attraverso il calcolo e l'applicazione di filtri sequenziali, di ridurre la dispersione delle serie temporali di coordinate misurate. In particolare, nel 2015 venne pubblicato un lavoro (1) svolto sul caso di studio della famosa torre Garisenda di Bologna, pericolosamente pendente e da tempo oggetto di monitoraggio con sensoristica di varia natura. Venne quindi appositamente installata una stazione permanente GNSS, di classe geodetica, sulla sommità della torre, e sviluppato un sistema di trasmissione in streaming delle osservabili, registrate alla frequenza di 1Hz, dal ricevitore ad un centro di calcolo remoto. Utilizzando poi il software di calcolo open source RTKLIB in modalità cinematica, vennero calcolate per ogni epoca di osservazione le baseline tra la stazione installata sulla torre (BOGA) ed una stazione permanente presente ad una distanza di circa un Km e mezzo.

Venne prima di tutto individuata, attraverso un'analisi di autocorrelazione, una ricorsività nella serie temporale delle baseline avente periodo in un giorno siderale (86164 sec.), coincidente con quello della costellazione GPS. Tale ricorsività risultò ben evidente a causa del forte effetto di multipath generato dalla vicina torre Asinelli, che sovrasta la Garisenda di svariate decine di metri, e che rende la qualità delle osservabili registrate dalla stazione di BOGA particolarmente sensibile alle variazioni nella disposizione geometrica dei satelliti. Al fine di stimare l'effetto ricorsivo sulle misure di baseline vennero calcolati, attraverso medie mobili opportunamente calibrate, dei modelli di variazione delle coordinate relativi a ciascun giorno siderale. Il modello di ciascun giorno venne poi utilizzato per predire la misura del giorno successivo, in modo che la misura effettivamente considerata per la valutazione degli spostamenti fosse la differenza tra la baseline dell'istante considerato e la predizione della stessa stimata sui dati del giorno precedente. In questo modo, venendo assorbita una buona parte della ricorsività presente nella serie temporale, si ottenne una significativa riduzione della dispersione, in termini di RMS, dei valori delle baseline. In particolare, i risultati migliori furono ottenuti applicando filtri calcolati considerando, per la stima del modello di predizione, non solo il giorno precedente bensì i 6 giorni precedenti. In questo modo si ottennero riduzioni tra l'RMS delle baseline misurate e l'RMS di quelle filtrate

nell'ordine del 20% circa, incrementando la sensibilità del monitoraggio a parità di dati osservati e senza perdere nulla in termini di tempo di latenza del sistema di allerta.

Negli ultimi anni, grazie alla diffusione dei Big Data e di risorse computazionali capaci di gestire grandi moli di dati (come le GPUs), sul fronte della matematica applicata si sta diffondendo sempre di più l'uso di algoritmi di Deep Learning. Tali algoritmi noti come Deep Neural Networks (DNNs) sono utilizzati per risolvere diversi problemi in Data Science, come ad esempio: riconoscimento di pattern, classificazione, regressione e rilevamento di anomalie. La classe dei DNNs comprende particolari algoritmi pensati per l'analisi di dati temporali, le Recurrent Neural Networks (RNNs). Le RNNs, a differenza delle classiche DNNs, sono in grado di gestire tipologie di dati riconducibili a serie temporali, in quanto ogni output dipende dal corrispondente input e, in una certa misura, dagli input precedenti. Questo rende le RNNs capaci di mettere in risalto le dipendenze temporali tipiche delle serie temporali. Le classiche RNNs hanno però messo in evidenza diversi problemi nella fase di apprendimento (2-3), utile per la stima dei parametri del modello, e per questo motivo sono state proposte alcune loro varianti come la Long Short Term Memory (LSTM) (4). Tale rete è caratterizzata da singole celle costituite a loro volta da tre strutture a "gabbia" ognuna delle quali svolge una precisa funzione. La struttura più importante è la struttura di "memoria" che permette di memorizzare le peculiarità di dati temporali racchiuse in un certo input al tempo t e metterle in risalto nell'output al tempo $t+1$, preservando in questo modo dipendenze temporali a lungo termine, caratteristica innovativa rispetto alla classiche DNNs e RNNs. La rete LSTM ha raggiunto risultati particolarmente buoni nel riconoscimento vocale (5), riconoscimento calligrafico (6) e recentemente nello sviluppo di un modello del traffico (7) e nella Navigazione Automatizzata dei veicoli (8). Per questi motivi si è deciso di implementare una variante della LSTM nel tentativo di modellare serie temporali GNSS e testarne l'utilizzo in un problema di monitoraggio strutturale. È stato quindi deciso di testare l'algoritmo LSTM sugli stessi dati raccolti dalla stazione GNSS presente sulla torre Garisenda e precedentemente utilizzati per lo sviluppo di filtri sequenziali. Scopo del test è stato quello di verificare se e quanto questi nuovi algoritmi possano contribuire a migliorare le performance di un sistema di preallerta in quasi tempo reale. In particolare, ancora una volta, è stata valutata la ripetibilità delle stime di baseline, in quanto strettamente correlata con la sensibilità del sistema nella affidabile determinazione di spostamenti anomali anche di piccola entità.

In questo caso, l'algoritmo LSTM è stato addestrato sulla base dei dati registrati nel giorno precedente a quello oggetto di analisi, ottenendo così una predizione sui valori di baseline stimati istante per istante. Tale predizione è stata poi sottratta al dato effettivamente calcolato per mezzo del software RTKLIB, ottenendo una serie di valori residui che rappresentano la nuova osservabile utilizzata per la valutazione di eventuali spostamenti anomali della struttura. Si precisa che, essendo il dato predetto stimato sulla base di una situazione in cui non si è verificato alcuno spostamento anomalo (supposto repentino, in quanto evidentemente queste strategie non si adattano al monitoraggio di spostamenti lenti, che d'altronde non sono di interesse per

sistemi di preallerta in tempo reale), nel caso in cui avvenisse uno rapido cedimento della struttura questo influenzerebbe comunque la serie dei valori residui rispetto al modello predetto. Inoltre, lo spostamento anomalo risulterebbe tanto più evidente quanto più grande rispetto al rumore della serie dei residui. Per questo, la riduzione della dispersione della serie dei residui rispetto alla dispersione dei valori delle baseline "grezze" stimate dal software GNSS può essere considerata come un parametro di miglioramento della sensibilità del sistema di monitoraggio nell'individuazione di spostamenti critici della struttura monitorata. Verranno quindi mostrati i risultati dell'applicazione di algoritmi di Deep Learning per il filtraggio delle serie temporali GNSS relative allo stesso caso di studio, torre Garisenda, già precedentemente analizzato. In questo caso, grazie ai nuovi e più sofisticati algoritmi, l'incremento di sensibilità del sistema di monitoraggio, in termini di riduzione dell'RMS dei dati misurati in condizioni ordinarie per la struttura, è dell'ordine di 60%. In Figura 1 si mostra, per uno dei giorni siderali analizzati, la serie temporale delle misure di baseline "grezze", stimate in modalità cinematica con RTKLIB (punti blu), la serie temporale dei residui filtrati tramite filtro sequenziale stimato con medie mobili (punti rossi), e la serie temporale dei dati filtrati con stime predette dall'algoritmo di machine-learning (punti verdi).

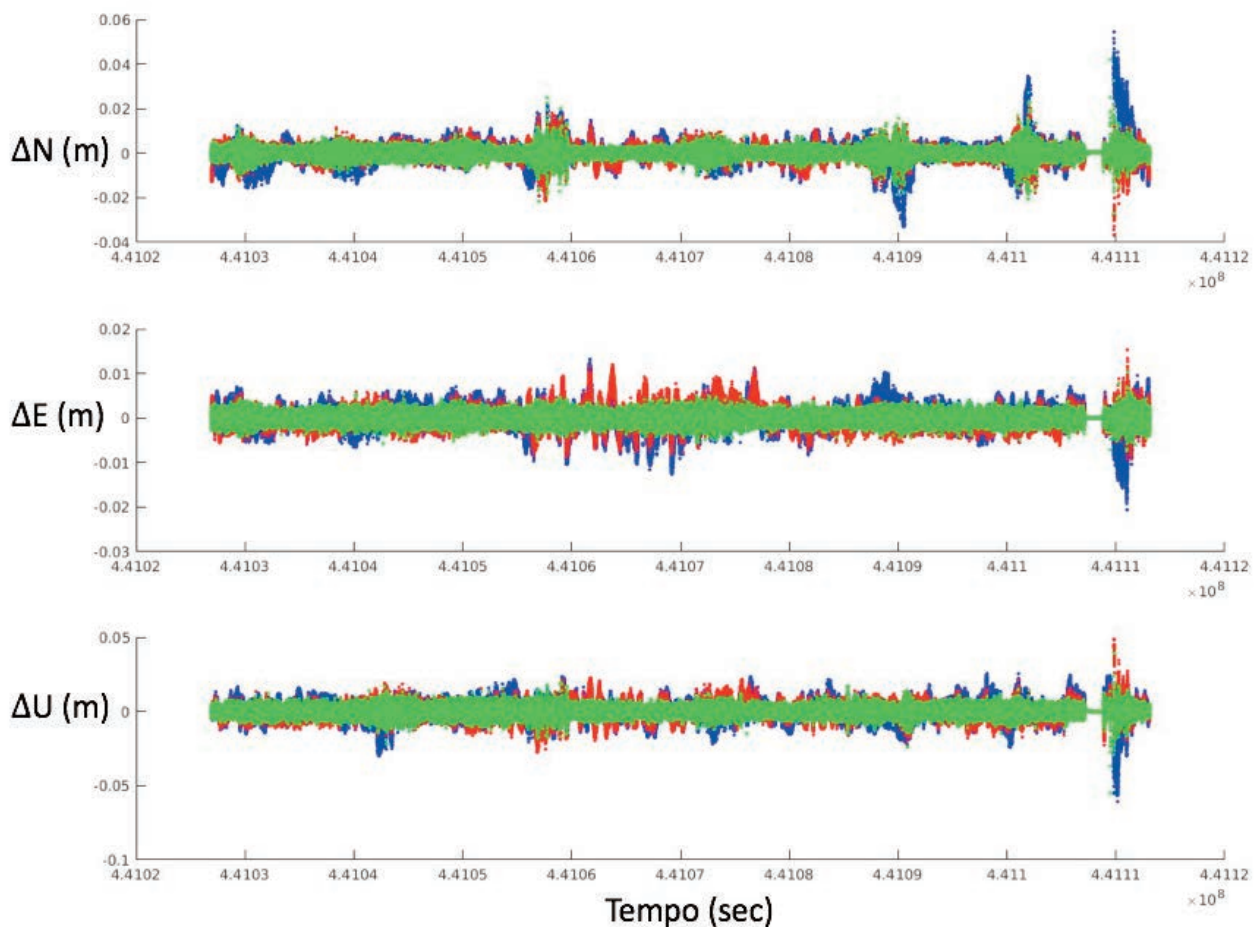


Figura 1 – Esempio di serie temporali misurate per la stazione BOGA, in condizioni ordinarie per la struttura (torre Garisenda), con 3 differenti strategie: baseline RTKLIB (blu), baseline filtrate con medie mobili (rosso), baseline filtrate con algoritmi LSTM (verde). L'immagine riporta un giorno di dati acquisiti alla frequenza di un Hz.

Come si può notare la dispersione dei dati filtrati con l'algoritmo oggetto di questo studio risultano di gran lunga meno dispersi rispetto a quelli delle altre serie temporali, permettendo quindi di evidenziare con ben maggiore efficacia un eventuale spostamento, che si manifesterebbe egualmente su tutte tre le serie di dati risultando però meno evidente per quelle maggiormente disperse.

Bibliografia

- 1) S. Gandolfi, L. Poluzzi, L. Tavasci, Structural Monitoring Using GNSS Technology and Sequential Filtering, in: FIG Work. Week 2015, Sofia (BG), 2015.
- 2) Y. Bengio, Patrice Simard, and Paolo Frasconi. Learning Long-Term dependencies with gradient descent is difficult. IEEE transactions on neural networks/ a publication of the IEEE Neural Networks Council, 5:157-66, February 1994.
- 3) Sepp Hochreiter. The vanishing gradient problem during learning recurrent neural nets and problem solutions. Int.J.Uncertain.Fuzziness.Knowl-Based Syst., 6(2):107-116, April 1998.
- 4) Sepp Hochreiter and Jurgen Schmidhuber. Long Short-Term Memory. Neural Computation, 9:1735-80, December 1997.
- 5) Alex Graves, Abdel-Rahman Mohamed, and Geoffrey Hinton. Speech Recognition with Deep Recurrent Neural Networks. ICASSP, IEEE International Conference of Acoustics, Speech and Singla Processing- Proceedings, 38, March 2013.
- 6) Alex Graves, Generating Sequences with Recurrent Neural Networks. ArXiv:1308.0850, August 2013.
- 7) Yuelei Xiao, and Yang Yin. Hybrid LSTM Neural Network for Short-Term Traffic Flow Prediction. Information, 10:105, March 2019.
- 8) Hee-Un Kim and Tae-Suk Bae. Deep Learning Based GNSS Network-Based Real-Time Kinematic Improvement for Autonomous Ground Vehicle Navigation. Journal of Sensors 2019:1-8, March 2019.

