

Radio occultamento con GPS-LEO: stima di profili troposferici tramite reti neurali

Patrizia BASILI (*), Stefania BONAFONI (*), Vinia MATTIOLI (*), Fabrizio PELLICCIA (*),
Piero CIOTTI (**)

(*) Dipartimento di Ingegneria Elettronica e dell'Informazione - Università degli Studi di Perugia - Via G. Duranti, 93
- 06125 Perugia - ITALY - Tel.: +39-075-585-3667 - Email: patrizia.basili@diei.unipg.it

(**) Dipartimento di Ingegneria Elettrica e dell'Informazione - Università degli Studi dell'Aquila - Piazzale Pontieri, 1
- 67040 Monteluco di Roio (AQ) - ITALY - Tel.: +39-0862-43-4412 - Email: cpiero@ing.univaq.it

In questo lavoro l'obiettivo è la stima di profili di rifrattività, temperatura, pressione e umidità nella troposfera utilizzando dati di radio occultamento GPS-LEO. Per evitare il vincolo rappresentato dalla disponibilità del profilo di temperatura ad ogni occultamento GPS, sono state allenate delle reti neurali con profili di rifrattività in ingresso calcolati da parametri di occultamento geometrico relativi al satellite LEO CHAMP, e con profili di rifrattività secca e umida e pressione secca in uscita ottenuti dai contemporanei dati ECMWF.

Abstract - In this work a method based on neural networks is proposed to retrieve profiles of refractivity, temperature, pressure and humidity in the troposphere from GPS-LEO radio occultation. To overcome the constraint of temperature profile availability at each GPS occultation, we have trained neural networks with refractivity profiles as input computed from the geometrical occultation parameters of the CHAMP LEO satellite, while the outputs are the dry and wet refractivity profiles and the dry pressure profiles obtained from the contemporary ECMWF data.

I. Introduzione

Il radio occultamento *Global Positioning System* (GPS) viene considerato una tecnica di sondaggio globale per la stima di profili atmosferici utili nei modelli numerici di previsione meteorologica e agli studi riguardanti i cambiamenti climatici. Il sistema di radio occultamento impiega ricevitori GPS posizionati su satelliti in orbita bassa (*Low-Earth Orbit*, LEO) per sondare la troposfera e la ionosfera, valutando il ritardo che subisce il segnale radio mentre attraversa l'atmosfera a causa dell'indice di rifrazione che la caratterizza. La tecnica del radio occultamento è stata sfruttata solo di recente per determinare profili di rifrattività, temperatura, pressione e umidità nella troposfera, e diversi studi hanno dimostrato che l'accuratezza dei risultati conseguiti è comparabile a quella delle tecniche tradizionali per il *remote sensing* atmosferico. Sebbene la determinazione del profilo della rifrattività atmosferica presenti un problema ben definito, è necessario porre attenzione nel successivo calcolo del profilo di temperatura ed in particolar modo di umidità da quello della rifrattività. L'accuratezza della stima del profilo troposferico dipende dall'utilizzo di adeguate condizioni al contorno e soprattutto dalla presenza di vapore acqueo che complica l'interpretazione della rifrattività. Infatti la determinazione dei profili troposferici in presenza di umidità nell'aria richiede che la temperatura venga acquisita tramite osservazioni indipendenti (radiosondaggi o dati ECMWF). In questo lavoro viene proposto un metodo basato su reti neurali per evitare il vincolo rappresentato dalla disponibilità del profilo della temperatura ad ogni occultamento GPS. È stata allenata una rete neurale con i profili di rifrattività in ingresso calcolati dai parametri di occultamento geometrico del satellite CHAMP LEO, forniti dal *Information System and Data Center* (ISDC) del *GeoForschungsZentrum* (GFZ) (Potsdam). Le uscite della rete neurale sono i

profili di rifrattività in condizione di aria secca e umida e i profili di pressione dell'aria secca ottenuti da dati contemporanei forniti dall'ECMWF: ciò, come verrà esposto in seguito, rende possibile determinare i profili di temperatura e di pressione del vapore acqueo senza che si debba conoscere il profilo di temperatura da una sorgente di informazione indipendente. L'allenamento della rete neurale e i successivi test sono stati effettuati usando dati dall'anno 2001 fino all'anno 2007 relativi all'area del Mediterraneo. I risultati preliminari hanno dimostrato una buona accuratezza nella stima dei profili atmosferici tramite approccio con rete neurale, accuratezza che migliora incrementando il *data set* per la fase di allenamento.

II. Descrizione della tecnica di radio occultamento

Le osservazioni in radio occultamento GPS LEO sono eseguite in modalità *limb - scanning*, dove nell'approssimazione ottica geometrica un raggio che attraversa l'atmosfera subisce rifrazione a causa del profilo di rifrattività verticale da cui dipendono l'angolo di *bending* α , il parametro di impatto a e il *tangent radius* r_p (Kursinski et al., 1997) come evidenziato in Figura 1. Con l'assunzione di simmetria localmente sferica, si può derivare il profilo di rifrattività N dalle misure di α in funzione di a durante la fase di occultamento utilizzando una trasformazione Abeliana, come in [1]:

$$N(r_p) = \exp\left(\frac{1}{\pi} \int_{a_{rp}}^{\infty} \frac{\alpha(a)}{\sqrt{a^2 - a_{rp}^2}} da\right) \quad [1]$$

Dove $a_{rp} = N(r_p) \cdot r_p$ è il parametro di impatto per il raggio il cui tangent radius è r_p .

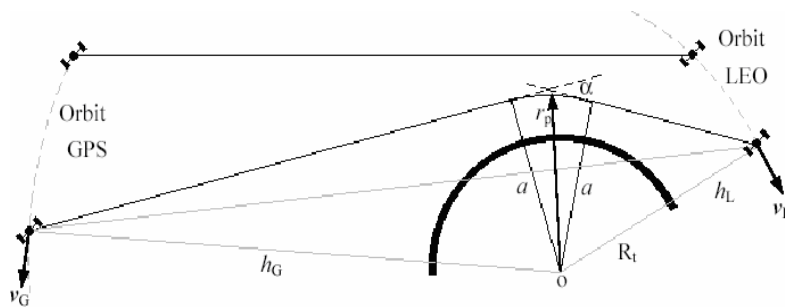


Figura 1 - Geometria istantanea dell'occultamento GPS-LEO

La rifrattività atmosferica alle microonde è data da (Smith, Weintraub, 1953):

$$N = 77.6 \frac{P_d}{T} + 3.75 \cdot 10^5 \frac{P_w}{T^2} \quad [2]$$

dove P_d è la pressione parziale di aria secca espressa in mbar, P_w è la pressione parziale di vapore acqueo in mbar, T è la temperatura atmosferica in Kelvin. Dato N è necessario far ricorso ad altri vincoli per determinare T , P_d e P_w , quali la legge dei gas ideali e la legge di equilibrio idrostatico, espresse rispettivamente come:

$$\rho = \frac{P_d}{T} \frac{M_d}{R_0} + \frac{P_w}{T} \frac{(M_w - M_d)}{R_0} \quad [3]$$

$$dP(r) = -g\rho(r)dr \quad [4]$$

dove $\rho(r)$ è la densità di aria secca in kg m^{-3} , $P = P_d + P_w$, M_d e M_w sono rispettivamente le masse molecolari medie dell'aria secca e del vapore acqueo, R_0 è la costante dei gas universale e g è l'accelerazione di gravità. Dato N si è quindi in presenza di un sistema di tre equazioni in quattro incognite (T , P_d , P_w e ρ) per cui è necessaria la conoscenza da una fonte indipendente di uno dei quattro parametri per risolvere il problema della determinazione dei profili troposferici (Kursinski, Hajj, 2001), (Vespe et al., 2002). Ad esempio spesso viene impiegata la conoscenza del profilo di temperatura ottenuta da osservazioni indipendenti (Kursinski et al., 1997). Tramite l'utilizzo di reti neurali, approccio proposto in questo lavoro, è possibile evitare il vincolo imposto dalla disponibilità della temperatura ad ogni occultamento GPS.

III. Approccio con rete neurale

Per risolvere il problema della stima dei profili atmosferici da radio occultamenti GPS-LEO, sono state utilizzate delle reti neurali i cui ingressi sono i profili di rifrattività N ottenuti dai dati CHAMP tramite l'equazione [1] e le uscite sono i corrispondenti profili di rifrattività di aria secca N_d e di vapore acqueo N_w e i profili di pressione di aria secca P_d estrapolati dai dati ECMWF. N_d e N_w sono rispettivamente il primo e il secondo termine del secondo membro dell'equazione [2]. L'allenamento delle reti neurali e i successivi *test* sono stati condotti sull'area del Mediterraneo utilizzando un *data set* di 303 profili di occultamento (in termini di angolo di *bending* α , parametro di impatto a e *tangent radius* r_p) che coprono il periodo che va dall'anno 2001 fino all'anno 2007, scegliendo 280 profili per la fase di allenamento e i rimanenti 23 per il *test*. Ogni profilo è suddiviso in 116 livelli di altitudine, che rappresentano gli strati dell'atmosfera da 2 km a 25 km di quota, ognuno avente uno spessore di 200 m. Per un approccio più veloce, solo fino alla quota di 17 km, in fase preliminare è stata applicata la tecnica delle componenti principali decomponendo ogni profilo in ingresso e in uscita sulla base di 30 funzioni ortogonali (Del Frate, Schiavon, 1999). La tecnica delle componenti principali permette una riduzione del numero delle componenti che caratterizzano ogni singolo profilo sfruttando la correlazione tra i valori alle varie quote, diminuendo la complessità dal momento che ci si limita ad analizzare le componenti principali per varianza tra le nuove variabili; il nuovo spazio vettoriale delle funzioni ortogonali ha permesso di allenare 30 reti neurali indipendenti. Si considera ogni profilo da 2 km di quota dal momento che solo il 50% degli occultamenti GPS-LEO termina sotto tale quota. Sono state utilizzate reti neurali *feedforward* composte da un *layer* in ingresso, due *layer* nascosti da cinque neuroni l'uno caratterizzati da una funzione di trasferimento *tan-sigmoid* e un *layer* in uscita di tre neuroni con funzione di trasferimento lineare. Per velocizzare l'allenamento delle reti è stato utilizzato l'algoritmo di ottimizzazione Levenberg-Marquardt anziché la retroazione standard (Demuth, Beale, 2002).

IV. Risultati

Per valutare le prestazioni delle reti neurali nel fornire i profili N_d , N_w e P_d dato N , è indicativo effettuare un confronto tra il profilo di errore RMS di N_d (linea continua) calcolato dai 23 profili ottenuti in fase di *test* e il corrispondente profilo della sua variabilità climatologica (linea tratteggiata), come mostrato in Figura 2. In Figura 3 e 4 sono riportati gli stessi risultati rispettivamente per N_w e P_d . L'errore RMS viene calcolato dalla differenza tra i profili in uscita dalla rete in fase di *test* e i corrispondenti profili ECMWF. Per N_d l'errore medio RMS è pari a 1.54 in confronto alla corrispondente variabilità climatologica di 2.35 dell'intero *database* ECMWF. Per N_w l'errore medio RMS è pari a 1.16 contro la corrispondente variabilità climatologica di 1.35, infine per P_d l'errore RMS medio è di 1.90 mbar mentre la variabilità climatologica è di 5.56 mbar. I profili ottenuti tramite le reti neurali appaiono quindi abbastanza accurati nella descrizione dello stato reale dell'atmosfera e l'uso di un maggior numero di funzioni ortogonali empiriche non migliora le prestazioni delle reti neurali. Inoltre le reti neurali contribuiscono a ridurre gli errori che interessano i profili di rifrattività totale N calcolati usando la trasformazione Abeliana a partire dai parametri che caratterizzano l'occultamento, come viene messo in evidenza nella Figura 5 dal

confronto tra il profilo dell'errore RMS relativo ai profili N posti in ingresso alle reti in fase di *training* e il corrispettivo profilo climatologico di rifrattività totale.

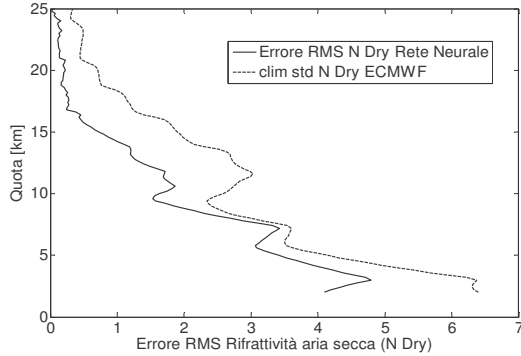


Figura 2 - Test reti neurali (23 occultamenti): profilo di errore RMS per N_d (linea continua) e profilo climatologico (linea tratteggiata)

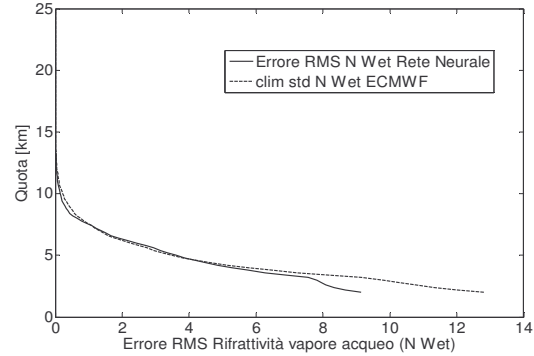


Figura 3 - Test reti neurali (23 occultamenti): profilo di errore RMS per N_w (linea continua) e profilo climatologico (linea tratteggiata)

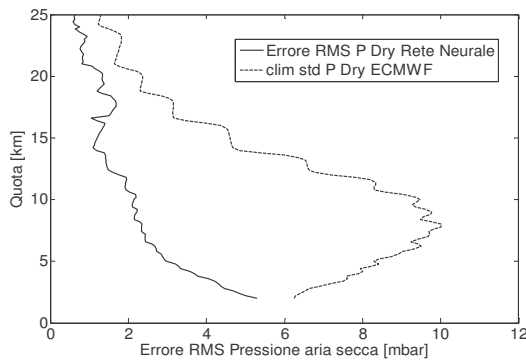


Figura 4 - Test reti neurali (23 occultamenti): profilo di errore RMS per P_d (linea continua) e profilo climatologico (linea tratteggiata)

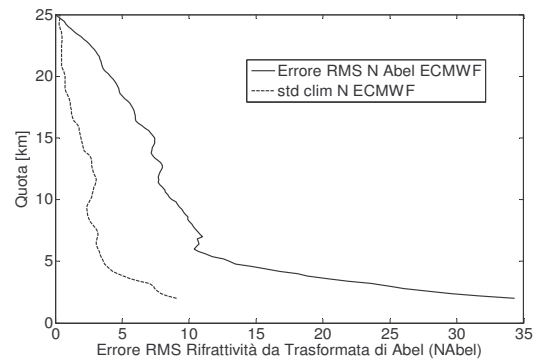


Figura 5 - Test reti neurali (23 occultamenti): profilo di errore RMS per la rifrattività totale N (linea continua) ottenuta dalla trasformata di Abel e profilo climatologico (linea tratteggiata)

La scelta di allenare le reti neurali con tre uscite è giustificata dalla necessità di derivare profili atmosferici evitando il vincolo imposto dalla disponibilità del profilo di temperatura ad ogni occultamento GPS, in modo da poter utilizzare l'equazione [2] senza utilizzare la [3] e la [4]. Con la disponibilità di N_d , N_w e P_d si può innanzitutto derivare in maniera diretta T tramite la relazione della rifrattività di aria secca:

$$N_d = 77.6 \frac{P_d}{T} \quad [5]$$

quindi P_w dalla relazione della rifrattività di vapore acqueo:

$$N_w = 3.75 \cdot 10^5 \frac{P_w}{T^2} \quad [6]$$

inoltre si è scelto di stimare la pressione di aria secca P_d tramite le reti neurali anziché risolvere le leggi di gas ideale e di equilibrio idrostatico in condizione di aria secca, dal momento che l'errore

introdotto dalle reti neurali è significativamente più basso rispetto a quello che si manifesta dall'integrazione della [4]. I risultati ottenuti applicando la [5] e la [6] alle uscite delle reti neurali vengono valutati considerando i 23 profili impiegati per il *test*. In Figura 6 il profilo di errore RMS per il profilo di temperatura T (linea continua) stimato dalla [5] viene mostrato sovrapposto al corrispondente profilo climatologico (linea tratteggiata). Anche in questo caso l'errore RMS viene calcolato confrontando i profili di temperatura T stimati con i corrispondenti profili di temperatura ECMWF. In Figura 7 viene mostrato lo stesso risultato per P_w stimato dalla [6]. Per T l'errore medio RMS è pari a 4.15 K rispetto alla corrispondente variabilità climatologica di 5.62 K. Per P_w si ha un errore medio RMS pari a 0.20 mbar contro la variabilità climatologica di 0.25 mbar.

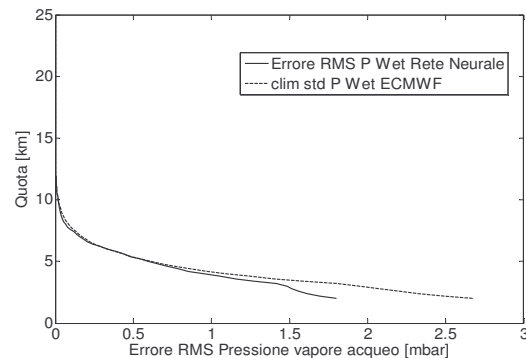
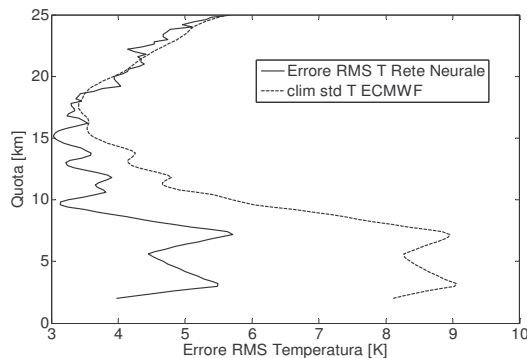


Figura 6 - Test reti neurali (23 occultamenti): profilo di errore RMS per T (linea continua) e profilo climatologico (linea tratteggiata)

Figura 7 - Test reti neurali (23 occultamenti): profilo di errore RMS per P_w (linea continua) e profilo climatologico (linea tratteggiata)

V. Conclusione

E' stato proposto un metodo basato su reti neurali per la stima dei profili di rifrattività, temperatura, pressione di aria secca e di vapore acqueo nella troposfera dal radio occultamento GPS-LEO. Affinché non fosse necessaria la conoscenza del vero profilo di temperatura ad ogni occultamento GPS, sono state allenate reti neurali i cui profili in uscita permettono di risolvere il problema della definizione dei profili atmosferici utilizzando unicamente la formula della rifrattività alle microonde. I risultati hanno dimostrato le buone prestazioni delle reti neurali, grazie anche all'applicazione del metodo delle componenti principali sotto i 17 km di altitudine che ha permesso di velocizzare la procedura di *training* e di *test*. I risultati possono essere migliorati avendo a disposizione un più grande *data set* di dati per il training delle reti neurali, in modo da poter considerare una varietà maggiore di condizioni atmosferiche.

Ringraziamenti

Questo lavoro è stato patrocinato dall'ASI, Agenzia Spaziale Italiana. Si coglie l'occasione per ringraziare l'*Information System and Data Center (ISDC)* del *GeoForschungsZentrum (GFZ)* (Potsdam) per i dati di radio occultamento messi a disposizione.

Riferimenti bibliografici

Del Frate F., Schiavon G. (1999), "Nonlinear principal component analysis for the radiometric inversion of atmospheric profiles by using neural networks", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. GE-37: 2335-2342

Demuth H., Beale M. (2002), “Neural Network Toolbox for Use with Matlab”, User’s Guide v.5, The MathWorks

Kursinski E. R., Hajj G. A., Schofield J. T., Linfield R. P., Hardy K. R. (1997), “Observing Earth’s atmosphere with radio occultation measurements using the Global Positioning System”, *J. Geophys. Res.*, vol. 102, N0 D19: 429-465

Kursinski E. R., Hajj G. A. (2001), “A comparison of water vapour derived from GPS occultations and global weather analyses”, *J. Geophys. Res.*, vol. 106, N0 D1: 1113-1138

Smith E. K., Weintraub S. (1953), “The constants in the equation for atmospheric refractive index at radio frequencies”, *Proc. IRE*, vol.41: 1035-1037.

Vespe F., Benedetto C., Pacione R. (2002), “Water Vapor Retrieved by GNSS Radio Occultation Technique with no External Information”, *Radio Occultation Science Workshop*, Boulder, Colorado