

Il sistema di Assimilazione Dati di tipo Ensemble

Nell'ultimo decennio uno dei settori NWP (Numerical Weather Prediction) di maggiore sviluppo del Servizio Meteorologico dell'AM è stato quello della determinazione dello stato iniziale tramite l'assimilazione dati. Il settore dell'assimilazione dei dati (Data Assimilation) si occupa di trovare il migliore stato iniziale possibile dell'atmosfera considerando tutte le osservazioni raccolte a disposizione in una certa finestra temporale. Tali dati sono analizzati con l'impiego di algoritmi statistico-numeriche per ottenere la migliore stima dello stato dell'atmosfera (analisi), rappresentato su di un grigliato tridimensionale regolare ad un istante di tempo fissato. L'uso delle osservazioni per l'inizializzazione di un modello numerico è una peculiarità dei centri meteorologici operativi.

Se i campi delle grandezze atmosferiche fossero completamente ed accuratamente campionati dalle osservazioni, il processo di analisi si ridurrebbe ad una semplice interpolazione. La realtà è ben diversa, infatti si dispone di osservazioni discontinue nel tempo, distribuite irregolarmente nello spazio e spesso legate alle variabili che vogliamo osservare tramite relazioni non-lineari di difficile invertibilità. Pertanto una previsione a breve scadenza, detta first-guess o background, è indispensabile per due motivi: generare un campo continuo e fisicamente coerente, potenzialmente in grado di colmare le lacune osservative, trasportando le informazioni dei dati osservati anche nelle aree quasi scoperte; estrapolare al tempo dell'analisi l'informazione proveniente dalle osservazioni fatte in istanti precedenti.

La maggior parte degli schemi di assimilazione sono basati su una teoria di stima lineare nella quale il background (previsione a breve termine) e le osservazioni sono combinate insieme tramite dei pesi inversamente proporzionali alla corrispondente matrice di covarianza dell'errore del background. Pertanto l'accuratezza dello schema di assimilazione dati dipende dalla conoscenza della statistica dell'errore del background e delle osservazioni.

Sia x_t il vettore rappresentante lo stato vero dell'atmosfera all'istante dell'analisi t , ossia il vettore che contiene i valori "veri" delle variabili prognostiche sui diversi punti di griglia. Per stimare nel migliore dei modi x_t occorre combinare il background x_b e il vettore dell'osservazione y_o all'istante t in modo che l'errore sull'analisi x_a (ossia $x_a - x_t$) sia minimo. Si può dimostrare che tale combinazione è data dalle seguenti equazioni:

$$x_a = x_b + W [y_o - H(x_b)] \quad (1)$$

$$W = B H^T (H B H^T + R)^{-1}$$

dove H è un operatore non lineare che permette di riscrivere x_b (che è definito nello spazio del modello, ossia sui punti di griglia del modello) nello spazio delle osservazioni, mentre B e R rappresentano rispettivamente le matrici di covarianza dell'errore del background e dell'osservazione.

Gli schemi di analisi sono basati sulla (1), ma differiscono nell'approccio utilizzato per combinare il background e l'osservazione e quindi determinare la matrice dei pesi W .

Ad esempio nell'approccio 3D-Var si definisce una funzione costo proporzionale alla distanza dell'analisi dall'osservazione e dal campo di background e l'analisi è ottenuta dalla minimizzazione di quest'ultima.

In molti schemi variazionali utilizzati operativamente nei centri meteorologici (i.e. 3D-VAR) la matrice di covarianze del background (B) è assunta isotropa e stazionaria, in realtà questa non è una buona approssimazione in quanto tale matrice è dipendente dal flusso del "giorno". Pertanto si sono esplorate nuove tecniche che tengano conto di questa dipendenza, tra queste il Filtro di Kalman (KF, Kalman 1960), nel quale la matrice B è propagata esplicitamente con un modello lineare, e l'Ensemble-based Kalman Filter (EnKF), nel quale la covarianza del background è stimata da un insieme di previste, tecnica che permette di tener conto della dipendenza dal flusso nello spazio e nel tempo.

Con il nome di filtro di Kalman stocastico (EnKF, Ensemble Kalman Filter) si intende una classe di algoritmi che negli ultimi anni hanno ricevuto una crescente attenzione quali possibili candidati alla sostituzione della generazione corrente di sistemi variazionali di assimilazione dati in ambito meteorologico e oceanografico. I motivi di questa favorevole accoglienza sono molteplici: relativa semplicità di implementazione, capacità di simulare la natura dinamica degli errori di previsione, possibilità di superare le limitazioni legate alle linearizzazioni necessarie negli algoritmi di analisi variazionale di uso corrente.

Nella tecnica EnKF si effettuano K previste partendo da K diversi stati iniziali ottenuti con piccole diverse perturbazioni dello stato iniziale da cui parte la previsione deterministica. Indicando con x_b^k le K previste e $\bar{x}_b$ la loro media si può definire la seguente matrice B :

$$B = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (x_b^k - \bar{x}_b)(x_b^k - \bar{x}_b)^T$$

Tale matrice rappresenta, con buona approssimazione, l'errore del background a condizione che i K membri rappresentino tutti (o quasi) i possibili stati in cui l'atmosfera può realmente trovarsi all'istante dell'analisi.

Esistono inoltre delle tecniche, cosiddette di “inflazione”, per tenere conto dell'errore di campionamento (numero limitato K) e anche dell'errore del modello: la tecnica del *Multiplicative inflation* e quella dell' *Additive inflation*. Il metodo del *Multiplicative inflation* consiste semplicemente nel moltiplicare la matrice di covarianza per un opportuno fattore moltiplicativo $(1+\Delta)$. Questo metodo assume implicitamente che gli errori del modello abbiano la stessa struttura degli errori interni. Nel caso dell' *Additive inflation*, invece, delle perturbazioni casuali vengono aggiunte ai diversi membri di un ensemble. Le perturbazioni aggiunte dovrebbero essere consistenti, in termini di struttura, con gli errori del modello.

Il Servizio Meteorologico dell'AM vanta un'esperienza più che decennale in questo campo che gli ha consentito di mantenere un ruolo di primo piano anche a livello mondiale. Inizialmente è stato implementato il metodo OI successivamente sostituito da uno schema variazionale del tipo 3DVAR (Bonavita M., Torrisi L., 2005, Meteor. And Atmos. Phys. Vol. 88, 39-52). Attualmente è operativo un Filtro di Kalman stocastico implementato dal personale AM (Bonavita, 2008, 2010). La particolare versione di EnKF usata al COMET è nota come Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF, Hunt et al. 2007) ed è operativa dal 1 giugno 2011. Prima di tale data un algoritmo simile era stato utilizzata operativamente solo dal Canadian Meteorological Center (CMC) per l'inizializzazione del loro sistema di previsione probabilistico a scala globale (Meng and Zhang, 2011). Il Servizio Meteorologico dell'Aeronautica Militare è stato quindi il primo, nel panorama mondiale, ad utilizzare uno schema di analisi di tipo ensemble per inizializzare un modello di previsione numerica a scala regionale.

The 5th EnKF Workshop, Rensselaerville (New York), May 21-24, 2012
Session 5: Operational Implementations

Session chair: Lucio Torrisi (torrisi@meteoam.it)

Center	Scheme	Use	Operations	Presentation
CMC (Canada)	EnKF (Stochastic)	- EPS initialization	January 2005	Oral
NCEP (USA)	Hybrid (3DVAR/EnSRF)	- Deterministic forecast	May 2012	Oral (sess.2)
UKMO	Hybrid (4DVAR/ Local ETKF)	- Deterministic forecast - EPS Perturbations	July 2011 June 2006	Oral
MF (France)	EDA (Ensemble of 4DVAR)	- Initial B variances in 4DVAR - EPS initial perturbations together with SV	July 2008 December 2009	-
ECMWF	EDA (Ensemble of 4DVAR)	- Initial B variances in 4DVAR - EPS initial perturbations together with SV	May 2011 June 2010	Oral
CNMCA (Italy)	Regional EnKF (LETKF)	- Deterministic forecast	June 2011	Poster

Lista dei centri meteo nazionali aventi sistemi di assimilazione dati di tipo ensemble operativi nel 2012

Referenze

Bonavita M., Torrisi L., 2005, Meteor. And Atmos. Phys. Vol. 88, 39-52

Bonavita M, Torrisi L, Marcucci F. 2008. The ensemble Kalman filter in an operational regional NWP system: Preliminary results with real observations. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **134**, 1733-1744.

Bonavita M, Torrisi L, Marcucci F. 2010. Ensemble data assimilation with the CNMCA regional forecasting system. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **136**, 132-145.