

ALMA MATER STUDIORUM · UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

Scuola di Scienze
Corso di Laurea Magistrale in Fisica del Sistema Terra

**Assimilazione dati di precipitazione in un
modello meteorologico ad alta risoluzione
(MOLOCH): sviluppo ed applicazione alla
previsione di eventi intensi in Liguria**

Relatore:
Prof.ssa Silvana Di Sabatino

Presentata da:
Thomas Gastaldo

Correlatore:
Dott. Silvio Davolio

Sessione I
Anno Accademico 2015/2016

Sommario

L'Italia è spesso sede di eventi d'intensa precipitazione, frequentemente associati ad alluvioni con conseguente perdita di vite umane e gravi danni economici. È quindi di fondamentale importanza poter prevedere questi eventi con un adeguato anticipo. Allo stato attuale, i modelli meteorologici non permettono sempre di raggiungere tale obiettivo e, di conseguenza, è in atto un'intensa attività di ricerca al fine di renderne più accurata la previsione, sia attraverso il miglioramento dei modelli stessi, sia sviluppando l'assimilazione dati, la quale riduce l'incertezza della condizione iniziale da cui parte la previsione. All'interno di questo contesto, la tesi si prefigge l'obiettivo di studiare gli effetti dell'assimilazione di dati di precipitazione, effettuata mediante uno schema di nudging, nel modello non idrostatico MOLOCH. Al fine di ottimizzare lo schema e di valutarne l'impatto, sono stati simulati tutti gli eventi di maltempo di ottobre e novembre del 2014 che hanno interessato la Liguria, area frequentemente soggetta ad alluvioni. Dalla sistematica verifica dei risultati, effettuata sia qualitativamente che mediante numerosi metodi statistici (tra cui la tecnica SAL basata sull'individuazione dei nuclei di precipitazione), si riscontra un generale miglioramento della previsione della precipitazione anche se limitato alle prime ore dopo la fine del periodo di assimilazione. L'impatto dello schema di nudging varia a seconda dell'evento e, in particolare, si osserva una certa correlazione tra il miglioramento ottenuto e la tipologia di evento, come descritto dalla teoria dell'equilibrio convettivo e come riportato in alcuni studi analoghi recentemente comparsi in letteratura. La ricaduta del miglioramento della previsione meteorologica è stata valutata anche in termini di impatti al suolo accoppiando il modello meteorologico con il modello idrologico utilizzato dal Centro Funzionale della Regione Liguria, con risultati abbastanza positivi.

Indice

1	Introduzione	1
1.1	Eventi intensi in Liguria	1
1.2	Assimilazione dati	4
1.2.1	Schemi empirici	5
1.2.2	Schemi statistici costanti	7
1.2.3	Schemi statistici adattivi	11
1.3	Metodi di verifica	13
1.3.1	Metodi dicotomici	14
1.3.2	La doppia penalità	17
1.3.3	Il SAL	19
2	Modelli meteorologici e schema di assimilazione	25
2.1	Modelli meteorologici e nesting	25
2.2	Il modello MOLOCH	27
2.2.1	Griglia ed equazioni del modello	27
2.2.2	Integrazione temporale e condizioni al contorno	30
2.2.3	Parametrizzazioni e fisica del modello	31
2.2.4	Parallelizzazione del modello	33
2.3	Il modello BOLAM	35
2.4	Implementazione della catena modellistica	37
2.5	Schema di assimilazione	39
2.5.1	Il nudging in BOLAM	40
2.5.2	Il nudging in MOLOCH	42
2.5.3	Procedura di assimilazione	42
2.6	Ottimizzazione dello schema di nudging	45
2.6.1	Inquadramento dell'evento del 10 Ottobre	46

Indice

2.6.2	Ora d'inizio e durata dell'assimilazione	51
2.6.3	Soglia di attivazione	52
2.6.4	Modifica dei parametri di nudging	53
2.6.5	Modifica dell'equazione di nudging	54
2.6.6	Frequenza dei dati di precipitazione	57
3	Risultati	59
3.1	Valutazione dello schema di nudging su tutti gli eventi di precipitazione	59
3.1.1	Implementazione del SAL	61
3.1.2	SAL plot	63
3.1.3	Variazione media in termini del SAL	68
3.2	Differenze tra i casi di ottobre e di novembre	71
3.2.1	SAL plot	71
3.2.2	Variazione media	75
3.2.3	Conclusioni del confronto	77
4	Equilibrio convettivo	79
4.1	Convezione e flussi a larga scala	79
4.1.1	Equilibrio convettivo	79
4.1.2	Tempo di scala convettivo	80
4.1.3	Legame con l'assimilazione dati	83
4.2	Implementazione	84
4.2.1	Parametri di smoothing	86
4.2.2	Soglia di precipitazione	89
4.2.3	Dati di precipitazione	90
4.2.4	Schema implementato per il calcolo di τ_c	91
4.3	Differenze tra gli eventi di ottobre e di novembre	92
4.3.1	Legame tra equilibrio convettivo e impatto del nudging	94
5	Applicazioni	97
5.1	Caso di studio: l'alluvione di Genova del 9 ottobre 2014	97
5.1.1	Inquadramento sinottico	98
5.1.2	Dinamica dell'evento	99

5.1.3	Simulazioni inizializzate alle 03 UTC	101
5.1.4	Simulazioni inizializzate alle 15 UTC	104
5.2	Cenni sull'applicazione del nudging ad una catena di previsione idrologica	106
5.2.1	Catena di previsione idrologica del CFMI-PC	107
5.2.2	Verifica delle previsioni del modello idrologico	110
5.2.3	Risultati	111
	Conclusioni	118

1 Introduzione

1.1 Eventi intensi in Liguria

Il bacino del Mediterraneo è soggetto a frequenti eventi d'intensa precipitazione che sono spesso associati ad alluvioni o alluvioni lampo, le quali rappresentano il rischio naturale più distruttivo nella regione. Una delle aree che più di frequente è sede di fenomeni di questo tipo è la Liguria. Infatti, è sufficiente analizzare il decennio in corso per individuare diversi eventi alluvionali, spesso devastanti sia in termini di perdita di vite umane che di danni economici. Tra i più significativi si ricordano l'alluvione di Varazze e di Genova dell'ottobre 2010 (Faccini *et al.*, 2015), l'alluvione delle Cinque Terre dell'ottobre 2011 (Rebora *et al.*, 2013), l'alluvione di Genova del novembre 2011 (Buzzi *et al.*, 2014) e i numerosi episodi che hanno interessato diverse zone della regione nell'autunno del 2014, tra cui l'alluvione di Genova del mese di ottobre (Silvestro *et al.*, 2015a).

Gli eventi di precipitazione intensa che colpiscono la Liguria presentano numerosi elementi in comune, i quali possono essere riscontrati anche in altre aree costiere contraddistinte da orografia complessa. Di seguito, nell'elencare ed analizzare questi fattori, si farà però riferimento solo alla regione ligure. Va inoltre precisato che tali elementi non sono da considerarsi nè necessari nè sufficienti a prevedere eventi di precipitazione di forte intensità, ma vanno piuttosto considerati come fattori precursori (Buzzi and Davolio, 2015).

A scala sinottica gli eventi di intensa precipitazione sono spesso caratterizzati dalla presenza di una saccatura del campo di geopotenziale localizzata sul Mediterraneo occidentale o sull'Europa occidentale e il vicino Atlantico. Questa favorisce lo sviluppo di correnti nella media troposfera da sud o sud-ovest sulla Liguria con eventuale diffluenza o shear in grado di favorire l'organizzazione della convezione. Sovente tale saccatura si muove lentamente verso est, favorendo il perdurare di

1 Introduzione

questa configurazione sinottica, potenzialmente pericolosa, per molte ore se non addirittura per interi giorni.

Le correnti dai quadranti meridionali nei bassi livelli dell'atmosfera, talvolta sottoforma di *low-level jet*, sono fondamentali per convogliare aria calda e umida verso la Liguria. Infatti, nelle aree interessate dal flusso meridionale, lungo il percorso tra il Mar Tirreno e la parte orientale del Mar Ligure, si assiste ad un'intensa evaporazione che risulta tanto più marcata quanto più il mare è caldo rispetto all'atmosfera e quanto più intensi sono i venti. La presenza del mare e la sua temperatura (Buzzi and Davolio, 2015) possono essere altri due elementi chiave nella formazione di eventi d'intensa precipitazione, in quanto regolano il processo di evaporazione e determinano la quantità di vapore acqueo e calore a disposizione per alimentare le precipitazioni. Si noti, inoltre, come la progressiva intensificazione del vento, favorita dall'incanalamento tra la Corsica e la Toscana, contribuisca al mantenimento di profili atmosferici umidi e instabili sul mare (Buzzi and Davolio, 2015).

Un altro fattore fondamentale è la presenza sul Mar Ligure occidentale, ai bassi livelli, di un flusso relativamente freddo da nord, proveniente dalla Pianura Padana e che supera i rilievi appenninici attraverso i passi a quote inferiori. Esso appare come una corrente di densità quasi stazionaria che forma una "pozza fredda" (*cold pool*), con spessore verticale limitato a circa 1 km o anche meno, che va a convergere con il flusso da sud producendo anche un forte contrasto termico est-ovest. A titolo di esempio si veda la Figura 1.1 corrispondente ad una simulazione del modello non-idrostatico MOLOCH per le ore 20 UTC del 9 ottobre 2014 (ovvero in corrispondenza del verificarsi dell'alluvione di Genova), nella quale è chiaramente visibile la particolare distribuzione del campo di temperatura e vento in prossimità del suolo appena descritta.

Il flusso di aria fredda settentrionale è indotto (Buzzi *et al.*, 2014) dall'ingresso in Pianura Padana di masse d'aria provenienti dal Mar Adriatico ed è in genere accentuato dalla deviazione indotta dalle Alpi (vento di barriera). La presenza di un massimo relativo di pressione al suolo in Pianura Padana è un tipico segnale della presenza di questa configurazione, in cui la Pianura Padana agisce da serbatoio di aria fredda. Tale serbatoio è costretto ad uscire laddove le catene montuose sono più basse, ovvero in corrispondenza della parte centrale della Liguria tra la

1.1 Eventi intensi in Liguria

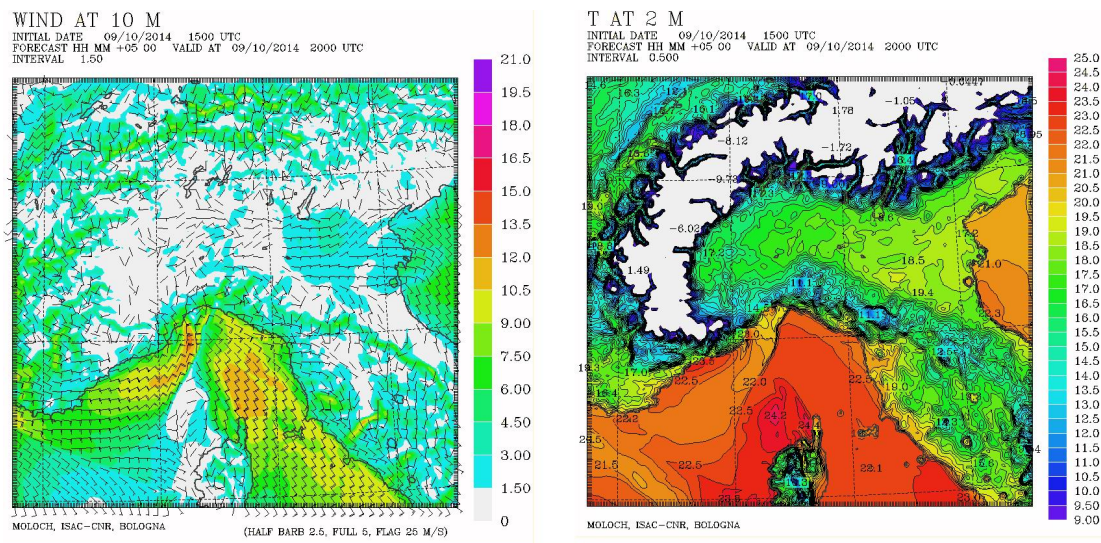


Figura 1.1. Vento a 10 metri (a sinistra) e temperatura a 2 metri (a destra) ottenute mediante una simulazione del modello MOLOCH inizializzata alle 15 UTC del 9 ottobre e relativa alla previsione per le ore 20 UTC dello stesso giorno, ovvero in corrispondenza del verificarsi dell'alluvione di Genova.

provincia di Savona e la parte occidentale della provincia di Genova.

Infine un ruolo decisivo è giocato dall'effetto orografico dell'Appennino ligure che tende a localizzare e ad intensificare i moti verticali ascendenti in presenza di vento medio incidente di provenienza meridionale. Inoltre la forma concava della costa ligure favorisce a sua volta la convergenza dei venti nei bassi strati, associata a moti ascendenti (Buzzi and Davolio, 2015).

Tra i vari fattori analizzati, l'elemento a mesoscala determinante per l'innesco della convezione sul mare è rappresentato dalla convergenza associata al contrasto ai bassi livelli tra le correnti fredde da nord e il flusso caldo e umido meridionale. Le celle temporalesche così originatesi migrano verso nord guidate dalle correnti in quota, intensificandosi e tendendo a stazionare tra la costa e lo spartiacque appenninico, in funzione del vento medio e della complessa interazione tra la dinamica dei sistemi convettivi e l'orografia appenninica. Le correnti discendenti di tali celle, che si rigenerano in successione in corrispondenza della zona di convergenza, possono contribuire a rafforzare la "pozza fredda" sul mare e quindi la convergenza, la quale a sua volta intensifica i moti ascendenti. In tal senso, anche se un po' impropriamente, si può parlare di "auto-rigenerazione" dei sistemi convettivi.

1 Introduzione

È evidente quanto sia importante in questo ambito il miglioramento della previsione meteorologica. A tal fine è necessario ridurre le due principali sorgenti di errore:

- errore nei modelli, tramite lo sviluppo e il miglioramento dei modelli stessi;
- errore nella condizione iniziale: piccole incertezze nella condizione di partenza della previsione possono rapidamente crescere e degradare l'accuratezza della previsione stessa, soprattutto in presenza di intensa attività convettiva. Al fine di ottenere una condizione iniziale più precisa possibile, sono stati sviluppati diversi algoritmi di assimilazione dati.

1.2 Assimilazione dati

L'assimilazione di osservazioni meteorologiche può essere descritta come il processo attraverso cui tutte le informazioni disponibili sono utilizzate allo scopo di stimare, con il maggior grado di accuratezza possibile, lo stato dell'atmosfera ad un certo istante di tempo e produrre quindi un'analisi. Le informazioni disponibili consistono essenzialmente nelle osservazioni stesse e nelle leggi fisiche che governano l'atmosfera (Talagrand, 1997) e devono essere opportunamente combinate attraverso metodologie più o meno sofisticate.

Da questa premessa risulta evidente come l'assimilazione dati ricopra un ruolo fondamentale del processo di previsione numerica meteorologica, in quanto determina l'incertezza della condizione iniziale (*analisi*) da cui parte l'integrazione dei modelli meteorologici. Lo sviluppo e l'implementazione di schemi che riducano il più possibile tale incertezza è, di conseguenza, oggetto di fervente attività di ricerca: essendo l'atmosfera un sistema dinamico caotico, piccoli errori nella condizione iniziale possono crescere rapidamente nel corso della previsione, degradandone progressivamente l'accuratezza.

Nel corso degli ultimi decenni sono stati sviluppati diversi metodi per combinare in modo automatico ed oggettivo le osservazioni con il campo di background. Il *background*, noto anche come *first guess*, rappresenta la miglior stima a priori dello stato dell'atmosfera prima dell'utilizzo delle osservazioni e soddisfa le leggi fisiche;

può essere fornito dalla climatologia o, come accade più frequentemente, da una previsione a breve termine di un modello.

Tra i vari schemi di assimilazione, si possono distinguere 3 diverse classi (Huang and Vedel, 2002):

- Empirici: Successive Correction Method (SCM) e Nudging
- Statistici costanti: Optimal Interpolation (OI), 3-dimensional variational data assimilation (3DVar) e 4-dimensional variational data assimilation (4DVar)
- Statistici adattivi: Extended Kalman filter (EKF) e Ensemble Kalman filter (EnFK)

1.2.1 Schemi empirici

Gli schemi empirici consistono nell'assimilare le osservazioni utilizzando algoritmi e parametri ricavati su base empirica e non mediante metodi statistici. Pur avendo questa limitazione, presentano il vantaggio operativo di essere semplici da implementare e di essere poco dispendiosi dal punto di vista del costo computazionale. Per questo motivo sono stati i primi ad essere introdotti per l'assimilazione di dati nei modelli meteorologici e sono tutt'oggi utilizzati.

All'interno di questa categoria rientra il *Successive Correction Method* (SCM) (Kalnay, 2003). Lo schema, ideato da Cressman, consiste nel modificare il valore di una variabile in un punto di griglia utilizzando le osservazioni raccolte all'interno di un certo raggio (detto *raggio di influenza*) e pesate con la distanza dal punto di griglia stesso (Figura 1.2). La procedura viene iterata diminuendo il raggio di influenza e modificando quindi la stima della variabile fatta all'iterazione precedente, secondo la relazione:

$$f_i^{n+1} = f_i^n + \frac{\sum_{k=1}^{K_i^n} w_{ik}^n (f_k^O - f_k^n)}{\sum_{k=1}^{K_i^n} w_{ik}^n} \quad (1.1)$$

dove f_i^n è l' n -esima iterazione effettuata per la stima della variabile f nel punto di griglia i , K_i^n è il numero di osservazioni all'interno del raggio di influenza, f_k^O è la k -esima osservazione attorno al punto di griglia i , f_k^n è l' n -esima stima del

1 Introduzione

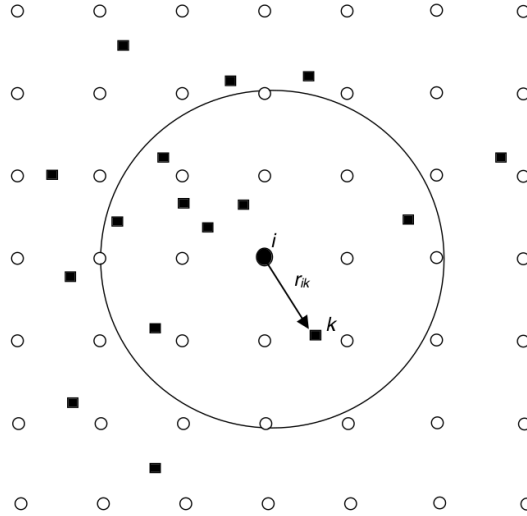


Figura 1.2. Rappresentazione schematica dei punti di griglia di un modello (cerchi), delle osservazioni irregolarmente distribuite (quadrati) e di un raggio di influenza (cerchio nero) di un punto di griglia i contraddistinto da un pallino nero. Il vettore r_{ik} rappresenta la distanza dell'osservazione k dal punto di griglia i . Nello schema SCM solo le osservazioni all'interno del raggio di influenza intervengono nel modificare l'analisi nel punto di griglia nero (Kalnay, 2003).

campo valutata nel punto di osservazione k (ottenuta mediante interpolazione dei punti di griglia adiacenti) e w_{ik} è un opportuno peso dipendente dalla distanza dell'osservazione k dal punto di griglia i . Mediante questa procedura iterativa in cui si va progressivamente a ridurre il raggio entro cui vengono prese le osservazioni, si porta il modello a convergere verso le osservazioni partendo dalla larga scala e scendendo via via a scale inferiori.

Un altro metodo basato su un approccio empirico è il cosiddetto *nudging* (Kalnay, 2003). Lo schema consiste nel forzare la previsione del modello verso le osservazioni (opportunamente interpolate sulla griglia del modello) mediante l'aggiunta di un termine forzante alle equazioni prognostiche:

$$\frac{\partial f_i}{\partial t} = F_i + \frac{f_i^O - f_i}{\tau} \quad (1.2)$$

dove f_i è una generica variabile valutata nel punto di griglia i , F_i include tutti i termini legati a processi fisici, f_i^O è l'osservazione interpolata nel punto di griglia i e τ è il tempo di rilassamento. I parametri che modulano questa forzatura sono

determinati empiricamente dalle scale del moto e da stime a priori sugli errori del modello e delle osservazioni.

Un'interessante opportunità offerta dal nudging è quella di poter assimilare dati di variabili non prognostiche, facendo opportune assunzioni. Ad esempio è possibile assimilare osservazioni di precipitazione (che non è una variabile prognostica delle equazioni del modello, ma il risultato finale di una serie di processi fisici) andando a modificare i profili di umidità (Davolio and Buzzi, 2004). In sostanza si effettua un confronto tra il valore di precipitazione previsto dal modello e quello osservato e, nel caso il modello stia sottostimando, si rende sovra-saturo il profilo di umidità, viceversa lo si allontana dalla condizione di saturazione. Quindi, modificando l'umidità del modello (variabile prognostica) si possono assimilare osservazioni di precipitazione (variabile non prognostica). Un analogo procedimento, detto *latent heat nudging* (LHN), viene adottato per assimilare dati di precipitazione modificando i profili di temperatura, in modo da simulare il rilascio di calore latente (Stephan *et al.*, 2008) e favorire i moti verticali.

1.2.2 Schemi statistici costanti

Gli schemi empirici, come quelli descritti nella sezione precedente, hanno il vantaggio di essere concettualmente semplici e poco dispendiosi in termini di risorse di calcolo. Inoltre, nel caso del nudging, permettono di assimilare osservazioni (come le misure di precipitazione) che non sono variabili prognostiche del modello. Per combinare in maniera ottimale le informazioni a priori sullo stato dell'atmosfera (background) con le osservazioni, è però necessario avere informazioni statistiche sugli errori ad essi associati.

Tra gli schemi statistici, uno dei più utilizzati è l'*Optimal Interpolation* (OI) (Gandin, 1963) che consiste nel minimizzare la covarianza dell'errore di analisi cercando i pesi ottimali mediante metodo dei minimi quadrati. Detto \mathbf{x}_t il vettore che caratterizza lo stato "vero" dell'atmosfera (ovvero il vettore contenente le variabili per ogni punto di griglia del modello), se ne vuole ottenere la stima ottimale \mathbf{x}_a (analisi) a partire da un background \mathbf{x}_b e utilizzando p osservazioni irregolarmente sparse, identificate dal vettore \mathbf{y}_o . Si definiscono gli errori di background

1 Introduzione

ϵ_b , di analisi ϵ_a e di osservazione ϵ_o come:

$$\epsilon_a = \mathbf{x}_a - \mathbf{x}_t \quad (1.3)$$

$$\epsilon_b = \mathbf{x}_b - \mathbf{x}_t \quad (1.4)$$

$$\epsilon_o = \mathbf{y}_o - \mathbf{y}_t = \mathbf{y}_o - H(\mathbf{x}_t) \quad (1.5)$$

L'operatore di osservazione H deve essere introdotto per tenere conto del fatto che le osservazioni non sono generalmente in corrispondenza dei punti di griglia del modello e che, talvolta, le osservazioni non rappresentano misure di variabili del modello (si pensi ad esempio alla radianza o alla riflettività). Di conseguenza H include interpolazioni spaziali dai punti di griglia ai punti in cui sono effettuate le osservazioni e leggi fisiche per trasformare le variabili del modello in grandezze effettivamente osservate.

Non conoscendo \mathbf{x}_t , non possiamo determinare gli errori (1.3) - (1.5). Possiamo però fare le seguenti assunzioni sulle proprietà statistiche:

- Assenza di bias per background e osservazioni, quindi media nulla per ϵ_b e ϵ_o ($E[\epsilon_b] = E[\epsilon_o] = 0$).
- Assumendo che il background sia una buona approssimazione della realtà, possiamo considerare l'analisi e le osservazioni come la somma del background più un piccolo incremento. Possiamo quindi utilizzare la forma lineare di H per scrivere la differenza \mathbf{d} tra l'osservazione e il background (*innovazione*) come:

$$\mathbf{d} = \mathbf{y}_o - H(\mathbf{x}_b) = \epsilon_o - \mathbf{H}\epsilon_b \quad (1.6)$$

dove \mathbf{H} è la matrice di elementi $h_{ij} = \frac{\partial H_i}{\partial x_j}$

- La matrice di covarianza degli errori di background $\mathbf{B} = E[\epsilon_b \epsilon_b^T]$ e la matrice di covarianza degli errori di osservazione $\mathbf{R} = E[\epsilon_o \epsilon_o^T]$ sono note.
- Errori di osservazione e di background non sono correlati $E[\epsilon_o \epsilon_b^T] = 0$.

Quindi, l'analisi è data da:

$$\mathbf{x}_a = \mathbf{x}_b + \mathbf{W}[\mathbf{y}_o - H(\mathbf{x}_b)] = \mathbf{x}_b + \mathbf{W}\mathbf{d} \quad (1.7)$$

dove \mathbf{W} è la matrice dei pesi ottimali, ovvero la matrice che minimizza la covarianza dell'errore di analisi $E[\boldsymbol{\epsilon}_a \boldsymbol{\epsilon}_a^T]$. Questa è data da:

$$\mathbf{W} = \mathbf{B}\mathbf{H}^T(\mathbf{R} + \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T)^{-1} \quad (1.8)$$

ovvero è determinata dal prodotto tra la covarianza degli errori di background nello spazio delle osservazioni e l'inverso della covarianza dell'errore totale (somma delle covarianze degli errori di osservazione e di background). Più grande è la covarianza degli errori di background rispetto a quella degli errori di osservazione, maggiore sarà la correzione al background.

La precisione dell'analisi (l'inverso della covarianza degli errori di analisi) è data da:

$$\mathbf{P}_a^{-1} = \mathbf{B}^{-1} + \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H} \quad (1.9)$$

ovvero è la somma della precisione del background e della precisione delle osservazioni proiettata nello spazio del modello.

Ricapitolando, nell'OI si trova l'analisi \mathbf{x}_a cercando la matrice dei pesi \mathbf{W} che minimizza, mediante metodo dei minimi quadrati, la covarianza dell'errore di analisi. Si può dimostrare (Kalnay, 2003) che questo approccio è equivalente al metodo variazionale che consiste nel cercare l'analisi che minimizza una funzione costo che ne misura la distanza dal background e dalle osservazioni. Questo schema è noto come *3-dimensional variational data assimilation* (3DVar) e la funzione costo è definita come la somma della distanza da \mathbf{x}_b pesata con \mathbf{B}^{-1} e la distanza dalle osservazioni \mathbf{y}_o pesata con \mathbf{R}^{-1} :

$$2J(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \mathbf{x}_b)^T + [\mathbf{y}_o - H(\mathbf{x})]^T \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{y}_o - H(\mathbf{x})] \quad (1.10)$$

L'analisi è dunque data dalla soluzione di:

$$\nabla J(\mathbf{x}_a) = 0 \quad (1.11)$$

1 Introduzione

Si noti che, mediante questo approccio, la variabile di controllo, ovvero la variabile rispetto a cui si minimizza, è l'analisi \mathbf{x}_a e non i pesi \mathbf{W} come accade nell'OI.

Assumendo che l'analisi sia una buona approssimazione dello stato vero (ignoto) e quindi delle osservazioni e linearizzando H attorno allo stato di background, si può trovare la soluzione esatta della (1.11). Nella pratica si utilizzano degli algoritmi iterativi di minimizzazione come il metodo del gradiente coniugato o metodi quasi-Newton.

In conclusione, l'OI e il 3D-Var sono formalmente equivalenti ma si ottengono attraverso due approcci diversi. Nell'Optimal Interpolation si minimizza la covarianza dell'errore di analisi cercando i pesi ottimali mediante metodo dei minimi quadrati. Nel 3D-Var, invece, si trova l'analisi come lo stato che minimizza una funzione costo definita come la distanza dalle osservazioni pesata con l'inverso della covarianza degli errori. Tra i due schemi risulta preferibile il 3D-Var in quanto, minimizzando la funzione costo mediante algoritmi globali di minimizzazione, non necessita di approssimazioni locali e semplificazioni come invece accade nell'OI, nel quale il problema è risolto localmente per ogni punto di griglia definendo un raggio d'influenza per selezionare le osservazioni. È dunque più vantaggioso per i seguenti motivi:

- Tutti i dati vengono usati simultaneamente.
- La covarianza degli errori di background può essere definita, seppur con opportune semplificazioni, in modo più generale evitando le approssimazioni locali adottate nell'OI.
- È possibile aggiungere vincoli (ad esempio di tipo dinamico o di bilancio) senza aumentare il costo computazionale della minimizzazione.
- Si possono incorporare relazioni non-lineari tra le variabili osservate e quelle del modello nell'operatore H .
- Si possono assimilare misure di radianza.
- Si può introdurre il quality control delle osservazioni all'interno del 3D-Var.

1.2.3 Schemi statistici adattivi

Una caratteristica peculiare degli schemi appena descritti è quella di utilizzare una matrice di covarianza degli errori di background costante, ovvero di considerare gli errori del modello come statisticamente stazionari. Metodi più avanzati (e più dispendiosi dal punto di vista computazionale) permettono di includere l'evoluzione della covarianza degli errori di forecast.

L'*Extended Kalman Filter* (EKF) (Kalnay, 2003), analogamente all'OI, sfrutta il metodo dei minimi quadrati per trovare i pesi ottimali che minimizzano la covarianza dell'errore di analisi. A differenza dell'OI, però, la covarianza degli errori di background viene fatta evolvere usando il modello stesso, piuttosto che considerarla costante. Lo schema consiste in due step: step di forecast e step di analisi (o step di aggiornamento).

Nello *step di forecast* vengono fatti evolvere lo stato del modello (o di forecast) \mathbf{x}_f e la covarianza del suo errore $\mathbf{P}_f(t_i)$ da un certo istante t_{i-1} ad un successivo istante t_i in cui nuove osservazioni sono disponibili. Lo stato di forecast si ottiene dall'analisi all'istante precedente mediante la relazione:

$$\mathbf{x}_f(t_i) = M_{i-1}[\mathbf{x}_a(t_{i-1})] \quad (1.12)$$

in cui M_{i-1} è l'operatore che fa evolvere la simulazione dall'istante precedente t_{i-1} all'istante corrente t_i (ovvero il modello). La covarianza dell'errore di forecast è invece ottenuta linearizzando il modello attorno alla traiettoria non lineare del modello tra i due istanti di tempo t_{i-1} e t_i . In formule:

$$\mathbf{P}_f(t_i) = \mathbf{L}_{i-1}\mathbf{P}_a(t_{i-1})\mathbf{L}_{i-1}^T + \mathbf{Q}(t_{i-1}) \quad (1.13)$$

dove \mathbf{L}_{i-1} è l'operatore lineare mentre $\mathbf{Q}(t_{i-1})$ rappresenta la covarianza degli errori del modello $\boldsymbol{\epsilon}_f$ accumulati nell'evoluzione da t_{i-1} a t_i ($\boldsymbol{\epsilon}_f = \mathbf{x}_t - \mathbf{x}_f$ dove \mathbf{x}_t rappresenta lo stato vero dell'atmosfera).

Nello *step di analisi* viene calcolata la matrice dei pesi \mathbf{K}_i minimizzando la covarianza dell'errore di analisi $\mathbf{P}_a(t_i)$, da cui si ottiene la nuova analisi \mathbf{x}_a . La matrice dei pesi \mathbf{K}_i si ricava in modo analogo al metodo dell'OI per il calcolo della

1 Introduzione

matrice \mathbf{W} (equazione 1.8), ovvero:

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{P}_f(t_i) \mathbf{H}_i^T [\mathbf{R}_i + \mathbf{H} \mathbf{P}_f(t_i) \mathbf{H}_i^T]^{-1} \quad (1.14)$$

Anche l'analisi e la corrispondente covarianza dell'errore $\mathbf{P}_a(t_i)$ si calcolano in modo analogo al metodo dell'OI:

$$\mathbf{x}_a(t_i) = \mathbf{x}_f(t_i) + \mathbf{K}_i \mathbf{d}_i \quad (1.15)$$

$$\mathbf{P}_a(t_i) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_i \mathbf{H}_i) \mathbf{P}_f(t_i) \quad (1.16)$$

dove $\mathbf{d}_i = \mathbf{y}_{oi} - H[\mathbf{x}_f(t_i)]$ è l'incremento osservazionale o innovazione.

L'evoluzione della covarianza dell'errore di forecast rende l'EKF più accurato rispetto agli schemi di assimilazione analizzati in precedenza poiché si tiene conto del cosiddetto *error of the day*, ovvero della variabilità dell'errore di forecast legata alla specifica dinamica dell'atmosfera del giorno considerato. Purtroppo l'EKF richiede risorse di calcolo che sono proibitive. Sono stati dunque sviluppati degli schemi che, partendo dall'EKF, da una parte ne riducono il costo computazionale attraverso l'uso di qualche semplificazione, dall'altro sfruttano i vantaggi della previsione di ensemble (*ensemble data assimilation*).

Esistono diversi schemi di questo tipo, caratterizzati da alcune caratteristiche comuni (Hamill, 2006). Innanzitutto si basano su qualche decina o poche centinaia di cicli paralleli di assimilazione dati e forecast a breve termine. Inoltre le covarianze degli errori di background sono modellizzate mediante l'ensemble di forecast e viene prodotto un ensemble di analisi, seguito da un ensemble di forecasts a breve termine fino al tempo successivo in cui sono disponibili nuove osservazioni.

Differentemente dal EKF la stima della covarianza degli errori di background è generata da un ensemble opportunamente costruito di forecast non lineari. Questo può determinare forti miglioramenti nella stima di tali covarianze che porta di conseguenza ad un migliore aggiustamento del modello verso le osservazioni.

I metodi di assimilazione dati basati sugli ensemble si dividono in due categorie in base a come viene effettuato lo step di analisi: *stocastici* e *deterministici*. In entrambi i casi si propaga l'ensemble delle analisi mediante modelli non lineari. La differenza principale sta nell'introduzione di rumore durante lo step di

aggiornamento per simulare l'incertezza delle osservazioni.

Tra i metodi stocastici di assimilazione dati basati sugli ensemble, il più noto è l'*Ensemble Kalman Filter* (EnKF) (Hamill, 2006). Questo schema aggiorna ogni membro utilizzando un diverso insieme di osservazioni perturbate mediante rumore random. L'EnKF genera un ensemble di cicli paralleli di assimilazione dati in cui ogni membro è aggiornato verso una differente realizzazione delle osservazioni. L'ensemble dei sistemi di assimilazioni viene dunque usato per stimare la covarianza degli errori di forecast.

I vantaggi nell'utilizzare l'EnKF sono molteplici (Hamill, 2006). Innanzitutto il costo computazionale, pur essendo molto maggiore rispetto all'OI o al 3D-Var, è nettamente inferiore rispetto all'EKF. Non necessita (a differenza dell'EKF) della definizione di un modello lineare. Non necessita la linearizzazione dell'evoluzione della covarianza degli errori di forecast. Inoltre permette di assimilare osservazioni non convenzionali (ad esempio misure da radar). Infine genera eccellenti condizioni iniziali perturbate per le previsioni di ensemble, permettendo di affrontare assieme il problema dell'assimilazione dati e della previsione di ensemble.

1.3 Metodi di verifica

La verifica delle previsioni numeriche costituisce una parte essenziale del processo di previsione numerica meteorologica, in quanto permette di valutare i miglioramenti di un modello e allo stesso tempo permette di individuarne difetti ed errori sistematici. Inoltre permette di effettuare confronti tra modelli numerici differenti o tra diverse configurazioni di uno stesso modello, consentendo di avere un criterio oggettivo di valutazione.

La previsione del modello viene confrontata, o verificata, con una corrispondente osservazione di ciò che è effettivamente accaduto o una qualche sua buona stima. Si noti che le osservazioni presentano diverse fonti di incertezza legate ad errori di tipo strumentale, di campionamento o di rappresentatività. In genere, quando si effettua la verifica di un modello, si ignorano questi errori, assumendo che l'incertezza sulle osservazioni sia trascurabile rispetto a quelli attesi dal modello.

Esistono diversi metodi di verifica a seconda del tipo di modello, del tipo di previsione (deterministica o probabilistica) e della variabile che si vuole verifica-

1 Introduzione

re. In questa sezione verrà considerata solamente la verifica della precipitazione, ottenuta da modelli deterministici. La precipitazione cumulata può essere considerata sia come una variabile dicotomica che come una variabile continua e viene di conseguenza verificata utilizzando differenti approcci e metodi.

L'approccio dicotomico è quello più utilizzato e consiste nel verificare se una certa soglia di precipitazione viene superata in un determinato intervallo di tempo (Rossa *et al.*, 2008). Verificare la precipitazione accumulata come una variabile continua presenta diverse problematiche in quanto non si tratta di una quantità distribuita gaussianamente. Molti metodi di verifica per variabili continue (come ad esempio la media, l'errore quadratico medio, il RMSE) e specialmente quelli che coinvolgono errori al quadrato, sono molto sensibili ad errori grandi. Per questo i metodi di verifica dicotomica forniscono in generale informazioni più significative sulla qualità delle previsioni del modello.

Un modo alternativo e più avanzato per la verifica della precipitazione è rappresentato dalla verifica mediante metodi *object-based*, ovvero basati sull'identificazione dei nuclei (oggetti) di precipitazione. Questo approccio permette di avere informazioni più dettagliate sul tipo di errore andando a distinguere, ad esempio, tra errori di localizzazione, struttura ed intensità.

Nel proseguo della sezione si ci focalizzerà sui metodi di verifica utilizzati durante il lavoro di tesi. Si tratta di diversi metodi di tipo dicotomico e del SAL, un metodo basato sulla ricerca degli oggetti sviluppato recentemente (Wernli *et al.*, 2008) presso l'ETH di Zurigo. Non si è invece fatto utilizzo di metodi di verifica per variabili continue, alla luce delle considerazioni sopra riportate.

1.3.1 Metodi dicotomici

La statistica dicotomica viene utilizzata per valutare eventi binari, ovvero eventi per cui si hanno solo due possibili realizzazioni. Nel caso della precipitazione si tratta di verificare se la stessa supera (si) o non supera (no) una certa soglia in un intervallo di tempo prefissato. Questo tipo di statistica si basa sulla definizione della *tabella di contingenza* in cui viene riportata la distribuzione congiunta delle previsioni del modello e delle osservazioni, valutate negli stessi punti di griglia del modello (JWGFVR, 2004):

		OSSERVAZIONI	
		si	no
MODELLO	si	<i>hits</i>	<i>false alarms</i>
	no	<i>misses</i>	<i>correct negatives</i>

Come mostra la tabella, vi sono 4 possibili combinazioni: eventi previsti che sono stati effettivamente osservati (*hits*), eventi non previsti dal modello ma che in realtà sono stati osservati (*misses*), eventi previsti dal modello ma che non sono stati osservati (*false alarms*) e eventi che non sono stati previsti e che non si riscontrano nemmeno nelle osservazioni (*correct negatives*). Risulta evidente che una previsione perfetta produrrebbe solo *hits* e *correct negatives* e nessun *misses* o *false alarms*. A partire dalla tabella di contingenza possono essere costruite numerose statistiche dicotomiche. Di seguito verranno analizzate le principali statistiche utilizzate nei successivi capitoli della tesi.

Il *Frequency Bias Index* o più semplicemente *bias score* misura il rapporto tra il numero totale di eventi previsti ed il numero totale di eventi osservati.

$$BIAS = \frac{hits + false\ alarms}{hits + misses} \quad (1.17)$$

Il suo valore può variare da 0 a infinito e la previsione perfetta si ha per $BIAS = 1$. Fornisce informazioni sulla tendenza del modello a sovrastimare ($BIAS > 1$) o sottostimare ($BIAS < 1$) il numero di eventi. Non dà indicazioni su quanto la previsione corrisponda alle osservazioni, misura solo frequenze relative.

La *Probability of Detection* (POD) o *Hit Rate* misura il rapporto tra gli eventi correttamente previsti dal modello ed il numero totale di eventi osservati.

$$POD = \frac{hits}{hits + misses} \quad (1.18)$$

Il suo valore è compreso tra 0 e 1 e la previsione perfetta si ha per $POD = 1$. Non tenendo in considerazione i *false alarms*, non può essere utilizzato da solo, ma deve esser affiancato da altre statistiche. In genere è associato al *False Alarm*

1 Introduzione

Ratio (FAR) che misura il rapporto tra il numero di eventi erroneamente previsti dal modello e il numero totale degli eventi previsti:

$$FAR = \frac{\textit{false alarms}}{\textit{hits} + \textit{false alarms}} \quad (1.19)$$

Anche in questo caso il valore della statistica può variare tra 0 e 1, ma ora la previsione ottimale si ha per $FAR = 0$. Il POD e il FAR sono due statistiche sostanzialmente complementari in quanto il primo è sensibile agli *hits* ma non tiene conto dei *false alarms* mentre il secondo tiene conto dei *false alarms* ma non considera i *misses*.

Un'altra misura spesso utilizzata per la verifica della performance dei modelli è il *Threat Score* (TS) anche conosciuto come *Critical Success Index* (CSI). Il TS misura il rapporto tra il numero di eventi che sono stati correttamente previsti dal modello e l'unione degli eventi previsti ed osservati:

$$TS = \frac{\textit{hits}}{\textit{hits} + \textit{falsealarms} + \textit{misses}} \quad (1.20)$$

Il suo valore può variare tra 0 e 1 e la previsione perfetta si ha per $TS = 1$. Fornisce una misura relativa ai soli eventi previsti e/o osservati e non tiene conto degli eventi che non sono stati correttamente previsti. Ha inoltre il difetto di dipendere dalla frequenza climatologica degli eventi in quanto alcuni eventi possono essere previsti correttamente per puro caso (per esempio, è più semplice prevedere correttamente la pioggia quando ci sono tante precipitazioni nel dominio d'interesse piuttosto che quando ce ne sono poche).

Per evitare la sensibilità alla climatologia, si introduce l'*Equitable Threat Score* (ETS) che misura il rapporto tra gli eventi correttamente previsti dal modello e l'unione degli eventi previsti ed osservati, ma che viene aggiustato per tenere conto degli eventi che sono stati presumibilmente previsti correttamente per caso:

$$ETS = \frac{\textit{hits} - \textit{hits}_{\textit{random}}}{\textit{hits} + \textit{false alarms} + \textit{misses} - \textit{hits}_{\textit{random}}} \quad (1.21)$$

dove

$$hits_{random} = \frac{(hits + false\ alarms)(hits + misses)}{hits + misses + false\ alarm + correct\ negatives} \quad (1.22)$$

Il valore della statistica può variare tra $-\frac{1}{3}$ e 1 e la previsione perfetta si ottiene nel caso $ETS = 1$. Nel caso in cui $ETS = 0$ la performance del modello è nulla. È la statistica dicotomica più utilizzata per la verifica della precipitazione in quanto la sua “equità” permette di confrontare i risultati ottenuti in regimi molto differenti tra loro. L’ETS ha però il difetto di non distinguere la sorgente di errore della previsione, in quanto penalizza allo stesso modo misses e falsi allarmi.

1.3.2 La doppia penalità

I tradizionali metodi di verifica dicotomica sono intuitivi, semplici da implementare e soprattutto sono stati usati per molti decenni. Di conseguenza si conoscono molto bene pregi e difetti di ciascuno e il loro comportamento è ben compreso. Per questo motivo sono ancora oggi largamente utilizzati.

Allo stesso tempo, però, considerare la precipitazione dal solo punto di vista dicotomico è riduttivo e nasconde alcuni problemi che sono risultati sempre più evidenti negli ultimi anni, in seguito al continuo e costante incremento della risoluzione orizzontale dei modelli meteorologici. Infatti i modelli a mesoscala ad alta risoluzione producono strutture di precipitazione a piccola scala che non sono individuabili dai modelli a bassa risoluzione. Un errore nell’intensità, posizione o gradiente di queste strutture può portare a risultati molto negativi se la verifica viene svolta con i tradizionali metodi dicotomici (Rossa *et al.*, 2008).

Si consideri ad esempio la Figura 1.3 in cui viene mostrata la situazione, chiaramente idealizzata, in cui il modello (M) prevede esattamente il nucleo osservato (O) sia in termini di struttura che d’intensità, ma lo colloca in una posizione errata. Effettuando una verifica di tipo dicotomico si otterrebbe $POD = 0$, $FAR = 1$ e $ETS = 0$, da cui si trarrebbe come conclusione che la performance del modello è pessima. In realtà, il modello ha solo previsto in modo errato la posizione del nucleo. Questa situazione è conosciuta con il nome di *doppia penalità* in quanto il modello viene penalizzato due volte: da una parte non prevede precipitazioni lad-

1 Introduzione

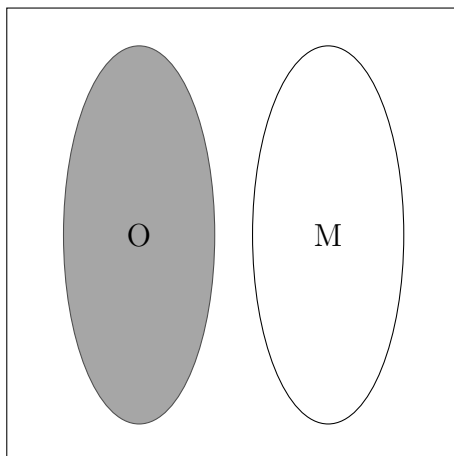


Figura 1.3. Rappresentazione schematica di una condizione di doppia penalità. In grigio ed indicato con la lettera O è mostrato un nucleo di precipitazione osservata, mentre in bianco ed indicato con la lettera M il corrispondente nucleo di precipitazione prevista dal modello. I due nuclei sono identici sia come struttura che come intensità e differiscono unicamente per il loro posizionamento. Tale simulazione subisce una doppia penalità se valutata con scores dicotomici.

dove sono state effettivamente osservate (*miss*), dall'altra produce precipitazioni dove invece non sono state osservate (*false alarm*).

Per superare questo tipo di problema, che si osserva tanto più frequentemente quanto più si incrementa la risoluzione spaziale e temporale del modello, sono stati introdotti nuovi metodi di verifica (Rossa *et al.*, 2008). In alcuni di questi si misura la corrispondenza tra il campo di precipitazione previsto ed osservato a diverse scale spaziali e temporali. Tra questi vi sono i cosiddetti *metodi neighborhood* in cui il dominio viene suddiviso in “finestre” all'interno delle quali vengono fatte misure sulla media, la soglia e la distribuzione della precipitazione. Le dimensioni della finestra vengono variate passando da scale molto fini a scale via via più grandi e la performance del modello viene valutata dall'analisi complessiva di tutte le scale. Un metodo largamente impiegato che si basa su questo tipo di approccio è il *Fractional Skill Score* (FSS) (Roberts and Lean, 2008).

Un'altra via è rappresentata dai metodi di decomposizione spaziale. Come suggerisce il nome, queste tecniche utilizzano un filtro spaziale (ad esempio Fourier) per decomporre il grigliato del modello e delle osservazioni in diverse scale spaziali. Successivamente si calcola l'errore per ciascuna scala. Questo approccio permette di individuare gli errori associati a fenomeni diversi.

Infine vi sono i metodi basati sul riconoscimento degli oggetti in cui si cerca di imitare il comportamento che adotterebbe un essere umano nel confrontare due mappe di precipitazione, ovvero focalizzando l'attenzione sui vari nuclei di precipitazione. Tra questi, una tecnica recentemente sviluppata e che è stata già applicata in molti studi, è quella del SAL basata sull'analisi di 3 componenti: struttura (S), ampiezza (A) e localizzazione (L) dei nuclei di precipitazione

1.3.3 II SAL

La tecnica SAL (Wernli *et al.*, 2008) attraverso le sue tre componenti, permette di verificare quantitativamente tre diversi aspetti (struttura, ampiezza e localizzazione) della previsione della precipitazione accumulata in un certo intervallo di tempo all'interno di un dominio prefissato. Essendo basato sul riconoscimento degli oggetti, non richiede una corrispondenza punto a punto tra gli oggetti identificati nel campo di precipitazione prevista e quella osservata. Inoltre rende quantitativo il giudizio soggettivo che si darebbe mediante semplice confronto visuale.

Il primo passaggio di questa tecnica è costituito dal riconoscimento dei nuclei di precipitazione. Indichiamo con \mathcal{D} il dominio preso in esame, costituito da N punti di griglia sia per le osservazioni che per la previsione del modello e indichiamo con R il generico campo di precipitazione che può distinguersi tra quello osservato R_{oss} e quello previsto dal modello R_{mod} . Il riconoscimento dei nuclei viene effettuato mediante utilizzo di una soglia di precipitazione R^* . Questa può essere fissata a priori sia per le osservazioni che per le previsioni oppure può essere scelta variabile:

$$R^* = fR^{max} \quad (1.23)$$

dove f è un parametro scelto soggettivamente (pari a $\frac{1}{15}$ nella formulazione originale) mentre R^{max} è il valore massimo di precipitazione all'interno di \mathcal{D} . Le isolinee corrispondenti a R^* isoleranno e identificheranno i nuclei di precipitazione nel campo previsto e in quello osservato.

La componente di ampiezza A. Corrisponde alla differenza dei valori di precipitazione areale sul dominio:

$$A = \frac{D(R_{mod}) - D(R_{oss})}{0.5[D(R_{mod}) + D(R_{oss})]} \quad (1.24)$$

dove $D(R)$ rappresenta la media areale di R :

$$D(R) = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in \mathcal{D}} R_{ij} \quad (1.25)$$

in cui R_{ij} è il valore di precipitazione nel punto di griglia (i, j) . La componente A fornisce quindi una misura dell'accuratezza della precipitazione complessiva nella regione \mathcal{D} trascurando la struttura a scala più fine. Il valore di A può variare tra -2 e 2 ed il perfetto accordo in termini di ampiezza tra osservazione e modello si ha per $A = 0$. Nello specifico un valore di $A = 1$ indica che il modello sovrastima la precipitazione areale di un fattore 3 mentre un valore di $A = -1$ indica una sottostima sempre pari ad un fattore 3. La sovrastima di un fattore pari ad 1.5 e 2 sono associati a valori di A pari rispettivamente a 0.4 e 0.67.

La componente di localizzazione L. È determinata dalla somma di due componenti, ovvero $L = L_1 + L_2$. La componente L_1 misura la differenza normalizzata tra il centro di massa della precipitazione osservata e il centro di massa della precipitazione prevista:

$$L_1 = \frac{|\mathbf{x}(R_{mod}) - \mathbf{x}(R_{oss})|}{d} \quad (1.26)$$

dove d è la massima distanza tra due punti del dominio \mathcal{D} e $\mathbf{x}(R)$ indica il centro di massa di R . Il valore di L_1 può variare tra 0 ed 1 dove $L_1 = 0$ rappresenta il perfetto accordo tra modello e osservazioni nella posizione del centro di massa della precipitazione.

La componente L_2 considera la distanza mediata tra i singoli nuclei e il rispettivo

centro di massa:

$$r = \frac{\sum_{n=1}^M R_n |\mathbf{x} - \mathbf{x}_n|}{\sum_{n=1}^M R_n} \quad (1.27)$$

dove \mathbf{x} è il centro di massa dell'intero campo di precipitazione, \mathbf{x}_n il centro di massa del n -esimo nucleo di precipitazione con n compreso tra 1 e M ed R_n è la precipitazione totale all'interno dell'oggetto \mathcal{R}_n :

$$R_n = \sum_{(i,j) \in \mathcal{R}_n} R_{ij} \quad (1.28)$$

Si noti che il denominatore della 1.27 non è uguale alla sommatoria presente nel calcolo di $D(R)$ nell'equazione 1.25 in quanto in quest'ultimo caso vengono considerati tutti i punti in cui è presente precipitazione, mentre nel calcolo di R_n sono coinvolti solo i punti con precipitazione superiore alla soglia R^* .

La componente L_2 è dunque definita come la differenza normalizzata dei valori di r calcolati per la precipitazione osservata e prevista:

$$L_2 = 2 \left[\frac{|r(R_{mod}) - r(R_{oss})|}{d} \right] \quad (1.29)$$

Il suo valore può essere diverso da 0 solo se almeno uno dei due campi di precipitazione contiene più di un oggetto all'interno del dominio. Il fattore 2 è necessario per scalare il valore di L_2 in modo che esso sia compreso tra 0 e 1 dove $L_2 = 0$ rappresenta, anche in questo caso, il perfetto accordo tra modello e osservazione.

Quindi, complessivamente, la componente L è data da:

$$L = \frac{|\mathbf{x}(R_{mod}) - \mathbf{x}(R_{oss})|}{d} + 2 \left[\frac{|r(R_{mod}) - r(R_{oss})|}{d} \right] \quad (1.30)$$

e può assumere valori tra 0 e 2, dove la previsione "perfetta" pari ad un valore di $L = 0$ si ha nel caso in cui sia il centro di massa che la distanza mediata tra gli oggetti e il centro di massa sia in accordo con le osservazioni. Si noti che, in seguito alla definizione di L_2 , la misura di L è invariante per rotazione dei nuclei attorno al centro di massa.

La componente di struttura S. Si basa sul confronto dei volumi dei nuclei di precipitazione normalizzata e fornisce un'indicazione sulla forma e sulla dimensione dei nuclei stessi. Tecnicamente, per ogni oggetto viene calcolato il “volume scalato” come:

$$V_n = \sum_{(i,j) \in \mathcal{R}_n} \frac{R_{ij}}{R_n^{max}} = \frac{R_n}{R_n^{max}} \quad (1.31)$$

dove R_n^{max} rappresenta il massimo valore di precipitazione all'interno dell'oggetto \mathcal{R}_n . L'utilizzo di questo fattore di scala è necessario per distinguere la componente S dalla componente A . Dopo aver calcolato il volume scalato V_n per ciascuno dei nuclei nel campo delle osservazioni e in quello del modello, si calcola la media pesata per entrambi i dataset:

$$V(R) = \frac{\sum_{n=1}^M R_n V_n}{\sum_{n=1}^M R_n} \quad (1.32)$$

Si noti come $V(R)$ sia proporzionale al momento secondo del campo di precipitazione ($V(R) \propto \sum R_n^2$) mentre $D(R)$, utilizzato per il calcolo di A , è proporzionale al momento primo. La componente S è quindi definita come la differenza normalizzata di V , ovvero:

$$S = \frac{V(R_{mod}) - V(R_{oss})}{0.5[V(R_{mod}) + V(R_{oss})]} \quad (1.33)$$

Il valore di S può variare tra -2 e 2 e $S = 0$ rappresenta il perfetto accordo tra modello e osservazioni. Valori positivi di S indicano una tendenza del modello a produrre nuclei più grandi e “piatti” (ovvero con gradiente di intensità di precipitazione inferiore) rispetto ai nuclei osservati. Al contrario, valori negativi di S indicano che il modello genera dei nuclei più piccoli e con gradienti più marcati rispetto a quelli osservati.

Esempi idealizzati di applicazione Si consideri la Figura 1.4 in cui, in ognuno dei pannelli (a)-(e), viene mostrata la precipitazione prevista dal modello (M) e quella osservata (O). Si assume che la precipitazione all'interno dei nuclei sia

uniforme e sia uguale tra osservazione e previsione del modello in tutte le situazioni rappresentate.

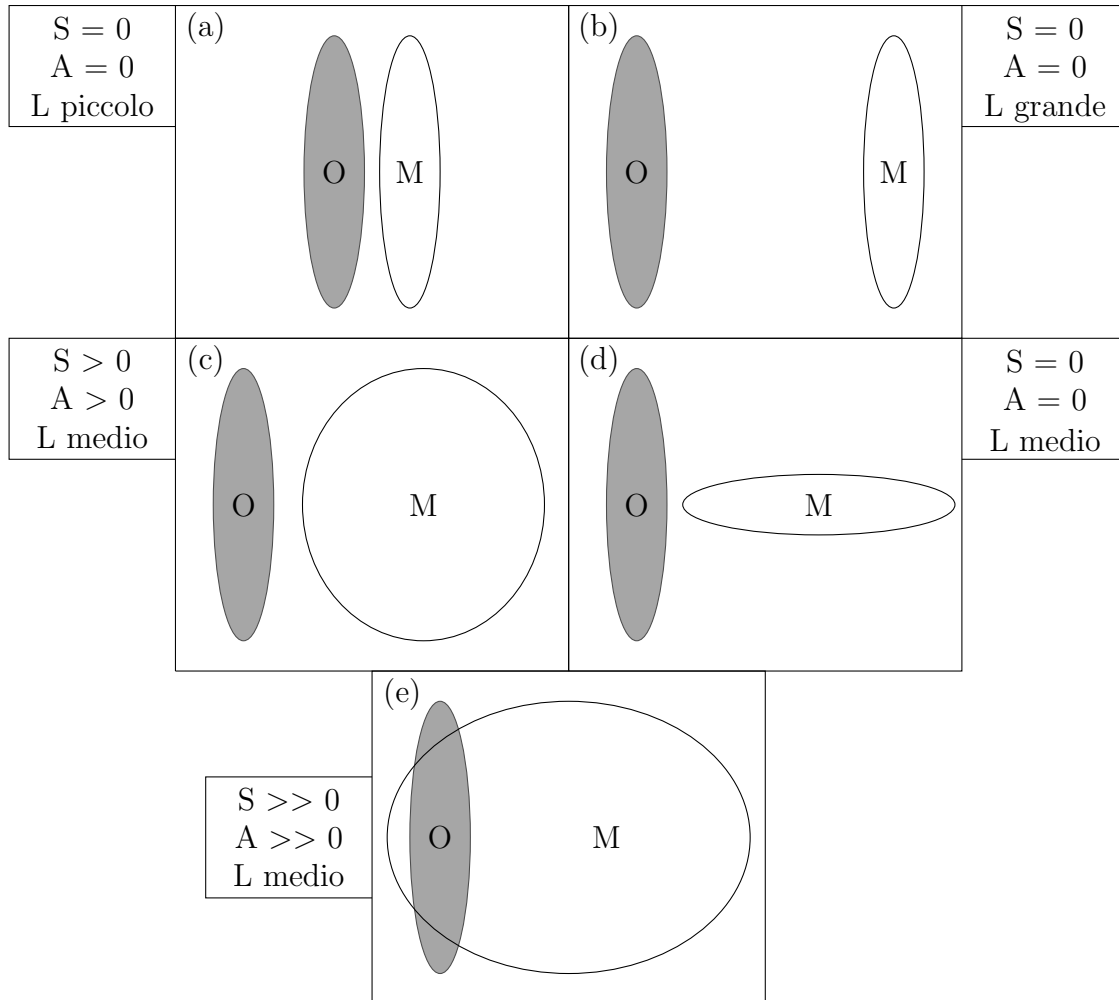


Figura 1.4. Rappresentazione schematica di alcune combinazioni di precipitazione osservata (O) e prevista dal modello (M), modificata da Wernli *et al.* (2008). L'intensità della precipitazione è uguale ed uniforme in tutti i nuclei.

Innanzitutto si noti che in tutti i casi è presente un solo nucleo di precipitazione osservata e prevista. Di conseguenza il valore della componente L sarà determinato solo dalla distanza tra i due centri di massa, essendo $L_2 = 0$. Analizziamo ora i casi (a), (b) e (d). Essendo il nucleo previsto identico come forma e dimensione a quello osservato, si ha che $A = 0$ (la precipitazione areale è la stessa) e $S = 0$. Si noti come il SAL non consideri l'orientazione degli oggetti e, di conseguenza, le

1 Introduzione

3 previsioni siano ugualmente considerate ottime in termini della componente di struttura. I 3 esempi differiscono, invece, per la componente L che diventa tanto più grande quanto più i centri di massa dei nuclei sono lontani.

È interessante notare, come evidenziato precedentemente nella Figura 1.3, come i 3 casi considerati rappresentino delle classiche condizioni di doppia penalità e che, conseguentemente, otterrebbero tutte degli scores pessimi utilizzando metodi di verifica dicotomica. Il SAL, invece, riconosce il buon accordo tra previsione ed osservazione in termini di intensità e struttura e penalizza maggiormente le simulazioni in cui il nucleo previsto è molto distante da quello osservato. Con l'uso di metodi dicotomici tutti e 3 i casi avrebbero ottenuto la stessa valutazione, senza alcuna distinzione.

Nei casi (c) ed (e), il modello prevede dei nuclei più larghi rispetto a quelli osservati determinando di conseguenza valori di S positivi, specie per il caso (e) dove l'errore commesso è maggiore. Avendo supposto che la precipitazione accumulata in ciascun punto delle due celle sia la stessa, ne consegue che anche A avrà valori positivi poiché i punti con precipitazione prevista sono molti di più rispetto a quelli osservati e quindi la precipitazione areale è maggiore.

Anche in questo caso si noti come la situazione (c), utilizzando i metodi di verifica dicotomica, avrebbe ottenuto lo stesso risultato dei casi (a), (b) e (d). Il SAL invece riconosce che, a differenza degli altri casi, vi è un errore di intensità e di struttura, che si aggiungono all'errore di localizzazione presente in tutti i 4 casi. Si noti inoltre che il caso (e) sia caratterizzato dai migliori risultati, tra i 5 analizzati, in termini di metodi di verifica dicotomica (stante la parziale sovrapposizione tra i nuclei) mentre utilizzando il SAL viene fortemente penalizzato.

Ovviamente le condizioni mostrate in Figura 1.4 sono fortemente idealizzate. In condizioni realistiche, si ha facilmente a che fare con decine di nuclei di precipitazione e questo rende l'interpretazione dei risultati un po' più complessa. Il significato attribuito alle componenti del SAL rimane però lo stesso ricordando che nel calcolo di S e di L diventano più rilevanti i nuclei con più precipitazione al loro interno. Riassumendo, una previsione perfetta sarà caratterizzata da valori nulli di tutte e tre le componenti del SAL.

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

In questo capitolo verranno descritti i modelli meteorologici utilizzati (BOLAM e MOLOCH) e lo schema implementato per l'assimilazione dei dati di precipitazione. I due modelli, sviluppati entrambi dall'Istituto di Scienze dell'Atmosfera e del Clima (ISAC) del Consiglio Nazionale delle Ricerche (CNR), non vengono utilizzati separatamente ma innestando quello a risoluzione maggiore (MOLOCH) all'interno di quello a risoluzione inferiore (BOLAM), mediante la cosiddetta procedura di nesting. A sua volta il BOLAM viene inizializzato mediante i dati del modello globale Integrated Forecast System (IFS) dell'European Centre for Medium-range Weather Forecast (ECMWF), il quale fornisce anche le condizioni al contorno necessarie nel corso della simulazione.

L'assimilazione dei dati di precipitazione viene fatta esclusivamente nel modello MOLOCH. Lo schema di assimilazione utilizzato si basa sulla tecnica del nudging descritta nel Capitolo 1, la quale mira a fornire una migliore condizione iniziale della previsione attraverso una progressiva correzione della simulazione del modello durante le prime ore di integrazione. I parametri che determinano lo schema sono stati oggetto di numerosi test di sensibilità, anch'essi descritti all'interno di questo Capitolo, al fine di ottimizzare lo schema per il modello MOLOCH.

2.1 Modelli meteorologici e nesting

Un modello meteorologico è in grado di prevedere lo stato futuro dell'atmosfera partendo da uno stato iniziale (analisi) e risolvendo numericamente le equazioni che descrivono i processi fisici e dinamici dell'atmosfera. A seconda del dominio su cui avviene l'integrazione, si può distinguere fra modelli globali, che descrivono

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

moti a scala planetaria, in quanto il dominio di simulazione è l'intero globo, e modelli ad area limitata (LAM - Limited Area Model), i quali sono utilizzati su un'area più piccola. I LAM necessitano quindi, oltre che della condizione iniziale, anche di opportune condizioni al contorno che possono essere fornite, nel corso dell'integrazione sui bordi del dominio, da un modello globale oppure da un altro LAM il cui dominio include quello considerato.

Le variabili del modello (ad esempio velocità del vento, pressione, temperatura, umidità) sono di solito rappresentate su una griglia di punti e su un numero finito di livelli in verticale. La distanza dei punti di griglia definisce la risoluzione del modello: a maggiore risoluzione (piccolo passo di griglia) corrisponde una maggiore capacità del modello di descrivere moti e processi fisici a piccola scala in atmosfera, ma anche un costo computazionale superiore. È dunque necessario trovare il giusto compromesso tra risoluzione, dimensione del dominio e risorse di calcolo a disposizione. Dato che queste ultime sono limitate, i modelli globali non possono girare a risoluzioni elevate ed è quindi necessario ricorrere ai LAM, i quali vengono implementati a partire dai modelli globali attraverso il procedimento di *nesting*.

Il *nesting* è una tecnica che consiste nell'utilizzare i modelli "a cascata" partendo da uno a più bassa risoluzione per arrivare ad un LAM ad alta risoluzione. In generale si innesta un modello LAM di risoluzione intermedia su un modello globale, il quale fornisce le condizioni iniziali e al contorno con adeguata risoluzione spazio-temporale necessarie per la sua integrazione. A sua volta il modello a scala intermedia fornisce le condizioni iniziali e al contorno per un modello a più alta risoluzione, definito su un dominio interno al dominio su cui è inizializzato il modello intermedio. L'impiego di un modello intermedio nasce dal fatto che la differenza di risoluzione (spaziale ma anche temporale) tra modello globale e modello a scala più fine è troppo ampia e non è buona norma effettuare salti di risoluzione che superino un fattore 5. Di conseguenza, se non si utilizzasse un modello intermedio, i valori nelle condizioni iniziali e al contorno del modello ad alta risoluzione deriverebbero da un'interpolazione piuttosto imprecisa.

L'inizializzazione del LAM a scala più fine viene effettuata a qualche ora di distanza dall'inizializzazione del LAM a scala intermedia. In tal modo il modello intermedio esegue l'evoluzione temporale dei campi meteorologici per un breve

periodo di tempo, sviluppando delle condizioni fisiche consistenti, prima di fornire le condizioni iniziali e al contorno al modello a più alta risoluzione. In assenza di tale sfasamento, l'interpolazione successiva dai dati globali al modello intermedio e dal modello intermedio a quello a scala fine sarebbe in pratica equivalente a un'interpolazione diretta dai dati globali al modello a scala fine.

In questo lavoro di tesi, si è utilizzato il BOLAM come modello a scala intermedia su cui è stato innestato il MOLOCH, modello ad alta risoluzione. Le simulazioni BOLAM sono state effettuate con un passo di griglia di 0.075° (pari a circa 8.3 km) su un dominio comprendente gran parte dell'Europa e parte del Nord Africa mentre le simulazioni MOLOCH sono state effettuate utilizzando un passo di griglia di 0.02° (pari a circa 2.3 km) con un dominio comprendente l'Italia centro-settentrionale (si veda la Sezione 2.4).

2.2 Il modello MOLOCH

MOLOCH è un modello ad area limitata, non idrostatico e in grado di risolvere la convezione esplicitamente, senza necessità di ricorrere alla sua parametrizzazione. È stato sviluppato agli inizi degli anni 2000 (Tettamanti *et al.* (2002) e Malguzzi *et al.* (2006)) presso il CNR-ISAC e viene attualmente utilizzato, innestandolo su BOLAM, per fornire quotidianamente previsioni a breve termine ad alta risoluzione per l'Italia. Nel corso degli anni è stato impiegato per lo studio di eventi precipitazione intensa (come in Davolio *et al.* (2006) e Davolio *et al.* (2009)) e di eventi intensi (come in Buzzi *et al.* (2014), Fantini *et al.* (2012), Barthlott and Davolio (2015) e Davolio *et al.* (2015)).

2.2.1 Griglia ed equazioni del modello

Le variabili prognostiche del modello sono la pressione p , la temperatura assoluta T , l'umidità specifica q , le componenti orizzontali (u, v) e verticale (w) del vettore velocità del vento \mathbf{V} , l'energia cinetica turbolenta TKE e le 5 specie microfisiche ovvero il ghiaccio in nube (q_{ci}), l'acqua in nube (q_{cw}), l'acqua precipitabile (q_{pw}), la neve (q_{ip1}) e il graupel (q_{ip2}). Queste vengono rappresentate su una griglia lat-lon regolare di tipo *Arakawa-C* (Arakawa and Lamb, 1977) ruotata rispetto al sistema

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

geografico. Nel sistema di coordinate ruotate il nuovo equatore passa in prossimità del centro del dominio d'integrazione, riducendo al minimo la disomogeneità della griglia orizzontale dovuta alla convergenza dei meridiani verso il polo.

Per un sistema di riferimento con coordinate (λ, ϕ, z) , in cui λ corrisponde alla longitudine, ϕ alla latitudine, z all'altezza sul livello del mare, definendo x e y le direzioni Est-Ovest e Sud-Nord rispettivamente, le equazioni del moto si possono scrivere nella forma (Holton and Hakim, 2012):

$$\frac{Du}{Dt} - \frac{uv \tan \phi}{a} + \frac{uw}{a} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} + 2\Omega v \sin \phi - 2\Omega w \cos \phi + F_{rx} \quad (2.1)$$

$$\frac{Dv}{Dt} + \frac{u^2 \tan \phi}{a} + \frac{vw}{a} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial y} - 2\Omega u \sin \phi + F_{ry} \quad (2.2)$$

$$\frac{Dw}{Dt} - \frac{u^2 + v^2}{a} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial z} + 2\Omega u \cos \phi + F_{rz} \quad (2.3)$$

dove a è il valor medio del raggio terrestre, ρ è la densità, Ω è la velocità angolare di rotazione terrestre, g è l'accelerazione di gravità, F_r è la forza di origine viscosa e con il simbolo $\frac{D}{Dt}$ si è indicata la derivata lagrangiana, ovvero:

$$\frac{D}{Dt} = \frac{\partial}{\partial t} + \mathbf{V} \cdot \nabla \quad (2.4)$$

L'equazione di continuità nella sua forma generale è:

$$\frac{1}{\rho} \frac{D\rho}{Dt} + \nabla \cdot \mathbf{V} = 0 \quad (2.5)$$

Il primo principio della termodinamica può essere scritto come:

$$c_v \frac{DT}{Dt} + p \frac{D\alpha}{Dt} = J \quad (2.6)$$

dove c_v è il calore specifico a volume costante per l'aria secca, $\alpha = \frac{1}{\rho}$ è il volume specifico e J il flusso di calore per unità di massa. Assumiamo che l'aria si comporti come un gas ideale e quindi sia governata dall'equazione di stato:

$$\frac{1}{\rho} = \frac{R_q T}{p} \quad (2.7)$$

con R_q costante dei gas per l'aria umida.

Combinando queste equazioni, trascurando i termini viscosi e di curvatura e quelli proporzionali a $\cos\phi$, e considerando il flusso di calore J nullo alle alte quote dove si assumono moti adiabatici (al suolo invece è parametrizzato) possiamo riscrivere queste equazioni nella forma in cui sono implementate nel modello:

$$\frac{Du}{Dt} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} + fv \quad (2.8)$$

$$\frac{Dv}{Dt} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial y} - fu \quad (2.9)$$

$$\frac{Dz}{Dt} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial z} - g \quad (2.10)$$

$$\frac{DT}{Dt} = -\frac{TR_q}{c_v} \nabla \cdot \mathbf{V} \quad (2.11)$$

$$\frac{DP}{Dt} = -p\gamma \nabla \cdot \mathbf{V} \quad (2.12)$$

$$\frac{Dq}{dt} = 0 \quad (2.13)$$

$$\frac{1}{\rho} = \frac{R_q T}{p} \quad (2.14)$$

con $f = 2\Omega \sin\phi$ parametro di Coriolis e $\gamma = \frac{c_p}{c_v}$ rapporto tra i calori specifici rispettivamente a pressione e a volume costante.

Per quanto riguarda la coordinata verticale, viene utilizzata la coordinata ibrida ζ che segue l'andamento dell'orografia nei primi livelli e tende a superfici orizzontali ad alte quote (Figura 2.1). La coordinata è legata alla quota z (e non alla pressione, come in BOLAM) mediante la relazione:

$$\zeta = H \left(1 - e^{-\frac{z-h(1-\zeta/H)}{H}} \right) \quad (2.15)$$

dove h rappresenta l'altezza dell'orografia ($h < z < \infty$) e H è l'altezza di scala della troposfera ($H = \frac{R_D T_0}{g}$ dove T_0 è una temperatura di riferimento).

L'utilizzo di questa coordinata verticale rende l'orografia terrestre una superficie a coordinata costante, semplificando l'applicazione della condizione cinematica di

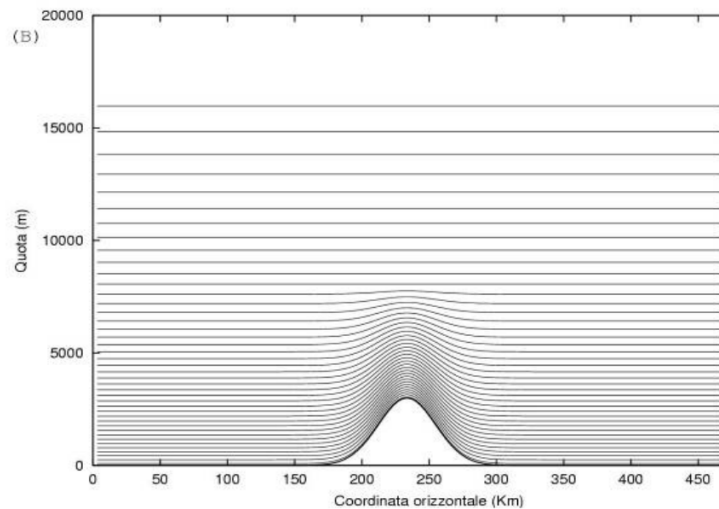


Figura 2.1. Rappresentazione dei livelli del modello MOLOCH definiti dalla coordinata verticale ζ per un dominio bidimensionale idealizzato con rilievo a forma di campana.

impenetrabilità del suolo al contorno inferiore. Il sistema di equazioni 2.8 - 2.13 viene quindi adattato al cambio di coordinate, sia per quanto riguarda l'espressione della coordinata verticale, sia per il calcolo delle varie derivate presenti. A questo punto il sistema viene risolto numericamente dal modello.

2.2.2 Integrazione temporale e condizioni al contorno

L'integrazione temporale delle equazioni dinamiche del modello avviene mediante uno schema semi-implicito, ovvero si utilizza un metodo implicito per la propagazione verticale delle onde sonore e un metodo esplicito *time-split* per l'integrazione dei termini rimanenti. Lo schema time-split implica l'utilizzo di due livelli temporali, applicati separatamente a ciascun termine delle equazioni in modo da trattare singolarmente i moti caratterizzati da scale temporali diverse. In particolare, in MOLOCH la routine di calcolo delle onde sonore viene attivata circa 15 volte per ogni passo temporale, dato che la velocità del suono è molto maggiore dei valori tipici dovuti all'avvezione.

L'avvezione tridimensionale è calcolata usando lo schema *Eulerian Weighted Average Flux* (Billet and Toro, 1997), con un'accuratezza del secondo ordine sia nello spazio che nel tempo. Una diffusione orizzontale al second'ordine e un piccolo

smorzamento (*damping*) della divergenza sono inclusi per prevenire l'accumulo di energia alle piccole scale spaziali.

Le condizioni al contorno vengono imposte alla fine del passo temporale $n\Delta t$ (dove n è un numero intero e Δt è il passo d'integrazione temporale) su una cornice del dominio di integrazione larga NBL punti (tipicamente $NBL = 8$). Il rilassamento verso i valori al contorno specificati per la j -esima cornice avviene attraverso la seguente relazione lineare applicata ad ogni passo temporale:

$$\Psi_j^n = \alpha_j \Psi_{BCj}^n + (1 - \alpha_j) \Psi_j^n \quad (2.16)$$

dove il simbolo Ψ_{BCj}^n indica il valore della variabile prognostica generica della condizione al contorno al tempo $n\Delta t$ e sulla j -esima cornice della griglia del modello. Tale valore viene ottenuto interpolando linearmente nel tempo le matrici lette dai file di input contenenti le condizioni al contorno. I coefficienti di rilassamento (α_j con $j \in [1, NBL]$) sono calcolati minimizzando il coefficiente di riflessione massimo ottenuto in un intervallo predefinito di numeri di Courant. Questo metodo permette di attenuare la riflessione parziale delle onde uscenti dall'area di integrazione, causata da un'eventuale variazione dell'indice di rifrazione associato alla differenza fra i campi prodotti dal modello e quelli forzati al contorno. I coefficienti trovati in questo modo presentano inoltre il vantaggio di dipendere dal passo di griglia, permettendo quindi un riaggiustamento automatico con la risoluzione. Naturalmente $\alpha_1 = 1$, mentre i valori successivi tendono gradualmente a zero al tendere di j a NBL.

2.2.3 Parametrizzazioni e fisica del modello

Elenchiamo ora le principali parametrizzazioni (dette anche "fisica" del modello), la cui introduzione si rende necessaria per descrivere i processi fisici a scala più piccola del passo di griglia e che quindi il modello non può calcolare esplicitamente attraverso le equazioni termodinamiche. Attraverso la parametrizzazione si approssimano processi non risolti dal modello in funzione di variabili risolte, ovvero si esprimono le fluttuazioni a piccola scala attraverso le variabili risolte dal modello; lo schema fisico di MOLOCH include gli effetti della radiazione atmosferica,

della turbolenza di sottogriglia, dei processi microfisici e un modello di suolo con vegetazione.

La radiazione atmosferica è calcolata con l'applicazione combinata degli schemi di Ritter e Geleyn (RG) (Ritter and Geleyn, 1992) ed ECMWF (Morcrette *et al.*, 2008). Dato che lo schema ECMWF è molto più impegnativo a livello computazionale dello schema RG, e quindi non può essere applicato ad ogni passo temporale e per ogni punto di griglia, è usato a punti alterni e ad intervalli temporali più lunghi, per calcolare le correzioni allo schema RG che invece viene usato per tutti i punti di griglia e in modalità di aggiornamento rapido.

Lo schema di turbolenza è basato su una chiusura E-1 all'ordine 1.5, in cui viene valutata l'equazione dell'energia cinetica turbolenta, includendo l'avvezione (Zampieri *et al.*, 2005). La lunghezza di rimescolamento è calcolata a partire dall'energia cinetica turbolenta e da quantità non locali dipendenti dalla stabilità dell'atmosfera. Nella parte di atmosfera compresa tra il livello ζ più basso e la superficie si assume che il rimescolamento turbolento sia il processo fisico dominante: in tale strato si assume valida la teoria della similarità di Monin-Obukhov.

Lo schema di microfisica è stato sviluppato a partire dalla parametrizzazione proposta da Drofa and Malguzzi (2004). Le proprietà spettrali delle idrometeorie sono simulate assumendo una distribuzione secondo la funzione gamma generalizzata. Lo schema è stato aggiornato recentemente ed include la descrizione dei seguenti processi:

- nucleazione di acqua di nube e ghiaccio di nube;
- condensazione ed evaporazione dell'acqua in nube;
- congelamento dell'acqua in nube;
- nucleazione, sublimazione e fusione del ghiaccio in nube;
- auto-conversione dell'acqua e del ghiaccio in nube;
- sublimazione di neve e graupel in entrambe le direzioni;
- 13 differenti processi (accrescimento, riming, ...) di interazione tra le idrometeorie che implicano pioggia (congelante o no), neve e graupel (secco o sciolto), acqua e ghiaccio in nube;

- fusione ed evaporazione di idrometeorie; calcolo delle velocità terminali e dei processi di caduta, usando uno schema di integrazione conservativo-diffusivo backward-upstream;
- feedback termodinamico basato sulla conservazione dell'entalpia.

Le caratteristiche appena elencate sono simili a quelle presenti nello schema del modello BOLAM. Tuttavia, delle differenze specifiche vengo introdotte nello schema di MOLOCH per trattare i complessi processi che caratterizzano i sistemi convettivi. In particolare, lo schema di MOLOCH ha (opzionalmente) la capacità di descrivere la cosiddetta microfisica a due momenti, integrando nel tempo la distribuzione spaziale della densità numerica sia dell'acqua che del ghiaccio in nube.

Il modello di suolo di MOLOCH è simile a quello di BOLAM, con 4-6 strati il cui spessore cresce (da pochi centimetri a più di 1 metro) muovendosi verso il basso, più uno strato climatologico profondo. Il modello di suolo calcola i bilanci superficiali di energia, momento, acqua e neve, i trasferimenti verticali di calore e acqua, gli effetti della vegetazione alla superficie e nel sottosuolo e considera la distribuzione geografica osservata dei differenti tipi di suolo, con i rispettivi parametri fisici. Il modello di suolo include inoltre il trattamento del congelamento dell'acqua e della fusione del ghiaccio nel sottosuolo.

2.2.4 Parallelizzazione del modello

L'intero codice di MOLOCH è scritto in Fortran 90; è completamente parallelizzato ed è compatibile con gli ambienti di calcolo parallelo MPICH2 e OpenMP. La parallelizzazione di MOLOCH si effettua mediante la tecnica di suddivisione dei domini. Il dominio orizzontale del modello viene discretizzato in un insieme di GNLON punti nella direzione longitudinale e GNLAT in quella latitudinale, punti su cui sono definite le variabili dipendenti rappresentate appunto da matrici di dimensione (GNLON, GNLAT).

La griglia orizzontale viene illustrata schematicamente in Figura 2.2a, dove i punti di griglia corrispondenti al dominio fisico (ovvero i punti su cui il modello opera la previsione) sono rappresentati in verde. Sui punti bianchi costituenti la cornice esterna al dominio fisico sono imposte le condizioni al contorno ad ogni

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

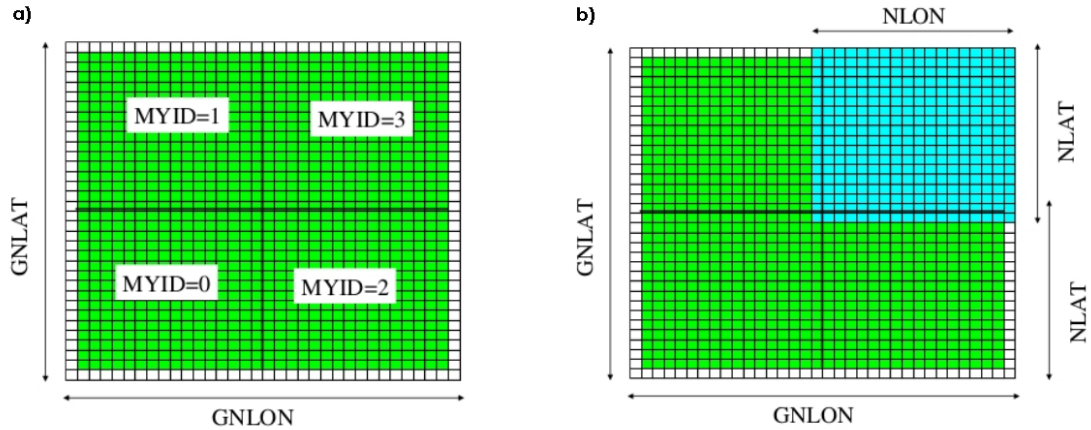


Figura 2.2. Schematizzazione della suddivisione del dominio orizzontale di MOLOCH al fine di implementare il modello su architetture parallele. A sinistra (a) è mostrato il dominio e la sua divisione in sottodomini. A destra (b) in azzurro vengono indicati i punti considerati per il sottodominio MYD3.

passo temporale. Il parallelismo viene realizzato, in base al numero di processori (NPROC) disponibili, suddividendo il dominio fisico in NPROCSX per NPROCSY parti (2x2 nell'esempio della Figura 2.2) e assegnando un processo diverso ad ognuno dei sottodomini, da eseguire su processori differenti o su processi virtuali dello stesso processore. Al sottodominio fisico elaborato da ciascun singolo processo viene aggiunta una cornice di punti di griglia (Figura 2.2b) in modo tale da agevolare il calcolo delle derivate sui punti situati al confine del sottodominio stesso. Tale cornice è formata da linee di punti che possono appartenere alla cornice esterna (se il sottodominio confina con il dominio globale) oppure a sottodomini di processi confinanti. Le dimensioni delle matrici dei sottodomini sono contenute nei parametri interi NLON e NLAT. Le relazioni che legano questi parametri a quelli globali sono evidentemente:

$$NLON = [(GNLON - 2)/NPROCSX] + 2 \quad (2.17)$$

$$NLAT = [(GNLAT - 2)/NPROCSY] + 2 \quad (2.18)$$

La scelta delle dimensioni globali GNLON e GNLAT deve quindi corrispondere a valori interi di NLON e NLAT. Vi è infine il vincolo che NLON e NLAT siano numeri pari, per ragioni legati all'implementazione della parametrizzazione della

radiazione. In MOLOCH è stato quindi inserito un controllo sulla consistenza della definizione delle dimensioni globali e del numero di processi nelle 2 direzioni.

2.3 Il modello BOLAM

BOLAM è un modello idrostatico il cui sviluppo è iniziato negli anni '90 e che opera su domini continentali a risoluzioni intermedie (~ 10 km). In questo lavoro BOLAM viene integrato con un passo di griglia di 0.075 gradi (circa 8.3 km), in coordinate geografiche ruotate, e con 50 livelli verticali. In BOLAM la coordinata verticale (coordinata σ modificata) è ibrida e definita in modo da seguire l'orografia nei primi livelli e tendere a superfici orizzontali alle quote più alte, come per MOLOCH. In questo caso però la relazione che la definisce contiene la pressione e non la quota:

$$p = p_0\sigma - (p_0 - p_s)\sigma^\alpha \quad (2.19)$$

$$\alpha \leq \frac{p_0}{p_0 - \min(p_s)} \quad (2.20)$$

dove σ è la coordinata verticale generalizzata, che sostituisce la variabile indipendente di altezza z , crescente da 0 a 1 procedendo dal top al bottom dell'atmosfera, p_s è la pressione superficiale e p_0 un livello di pressione di riferimento (tipicamente 1000hPa). Il parametro α assume tipicamente valori superiori a 2 ma valori più bassi possono essere necessari in caso di topografia molto elevata. Maggiore il valore di α , maggiore la rapidità con cui le superfici si riducono a superfici quasi orizzontali al crescere dell'altezza dalla superficie terrestre.

BOLAM è un modello idrostatico, quindi la differenza fondamentale con MOLOCH risiede nell'equazione del moto in direzione verticale. Infatti, in questo caso, la componente verticale delle equazioni di conservazione della quantità di moto è una relazione diagnostica e non prognostica, dato che viene trascurato il termine di variazione temporale. Nel sistema di coordinate scelto per BOLAM, e tramite un'integrazione verticale, può essere scritta in questo modo:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial \sigma} = -R_d T_v \frac{(p_0 - p_s)\sigma^{\alpha-1}}{p} \quad (2.21)$$

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

Le altre equazioni prognostiche sono invece analoghe alle 2.1 - 2.7, a meno del cambiamento di coordinata verticale e del diverso peso dei termini contenenti la velocità verticale.

Una conseguenza dell'approssimazione idrostatica è il filtraggio delle onde sonore, senza le quali le onde presenti con maggior velocità di propagazione sono quelle di gravità (per le quali abbiamo bisogno dei passi intermedi di integrazione temporale). Si noti che per restare entro i limiti dell'approssimazione idrostatica non è possibile girare il modello a risoluzioni alte. Ciò impone in generale un limite di risoluzione (8-10 km circa) ai modelli idrostatici.

Un'altra differenza importante di BOLAM rispetto a MOLOCH è la necessità di inserire uno schema per la parametrizzazione della convezione, che non viene risolta esplicitamente dal modello. Lo schema di parametrizzazione dei processi convettivi interviene quando la colonna sovrastante un punto di griglia è convettivamente instabile. Tale parametrizzazione, basata sullo schema di Kain-Fritsch (Kain, 2004) riscritto ad hoc imponendo la conservazione dell'energia statica dell'acqua liquida e modificando alcuni processi (*downdraft*, evaporazione), calcola la condensazione e la precipitazione sulla colonna, esaurendo in un certo numero di passi temporali l'energia potenziale convettiva (CAPE) disponibile e quindi restituendo all'integrazione esplicita un profilo convettivamente stabile o neutro.

Gli elementi fisici su cui lo schema è basato sono le correnti verticali, ascendenti e discendenti, che si sviluppano all'interno del passo di griglia. L'aria instabile al di sotto della nube è sollevata fino al livello più basso della nube stessa. La stabilità viene valutata sollevando una particella d'aria partendo dal livello più basso del modello e confrontando la temperatura virtuale della particella con quella dell'ambiente. Tale procedura viene ripetuta anche per i livelli sovrastanti. Una frazione dell'acqua condensata viene fatta precipitare e può rievaporare, parzialmente o completamente, in una corrente discendente insatura (*downdraft*). La parte ascendente (*updraft*), che si suppone satura e contenente goccioline d'acqua non precipitanti, viene rimescolata con l'aria ambientale (*entrainment*), esterna alla nube. Le proprietà di galleggiamento della miscela così ottenuta determinano il successivo sollevamento o abbassamento della stessa.

La procedura è ripetuta per tutti i punti della colonna compresi fra la base della nube e il livello di galleggiamento neutrale. Il risultato finale del processo

2.4 Implementazione della catena modellistica

di riaggiustamento convettivo è quello di raffreddare e seccare i livelli atmosferici più bassi, trasportando nel contempo umidità verso l'alto. Lo schema convettivo, risultando particolarmente costoso, viene eseguito solo nei passi in cui si attiva anche lo schema di radiazione ECMWF, quindi non ad ogni passo temporale.

Per il resto la maggior parte delle parametrizzazioni e delle caratteristiche tecniche del modello sono analoghe a quelle già illustrate per MOLOCH.

2.4 Implementazione della catena modellistica

Nel corso di questa tesi i due modelli ad area limitata BOLAM e MOLOCH sono stati usati in cascata utilizzando una procedura di nesting, come è stato esposto nella Sezione 2.1. Come condizioni iniziali e al contorno per il modello BOLAM, si è scelto di utilizzare i dati di previsione numerica del modello globale IFS dell'ECMWF (European Centre for Medium Range Weather Forecasts), disponibili in formato Grib o Grib2 a passi temporali di 3 ore.

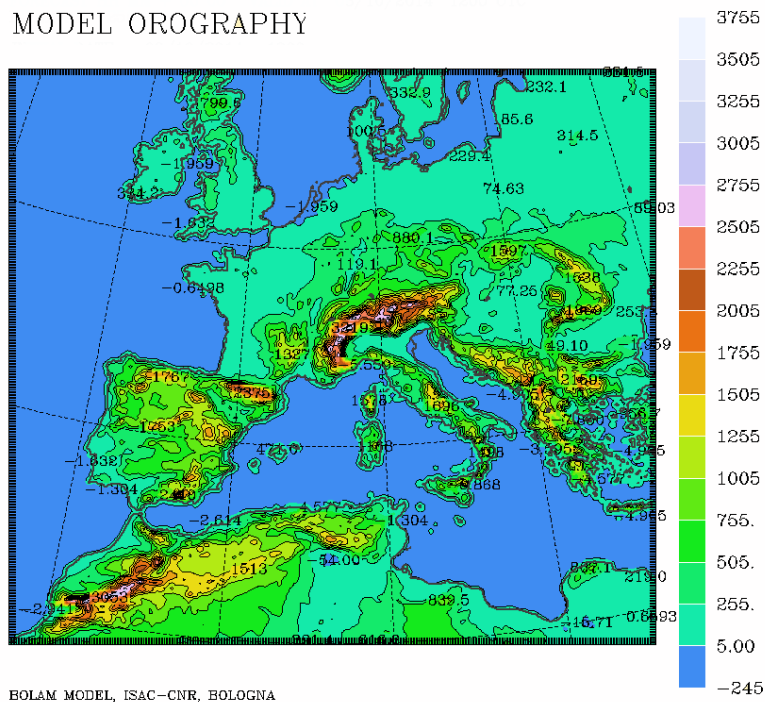


Figura 2.3. Dominio usato per le simulazioni BOLAM effettuate nel presente lavoro di tesi.

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

Parametro	BOLAM	MOLOCH
Punti di griglia	438x394	386x370
Risoluzione spaziale (km)	8.3	2.3
Livelli verticali	50	50
Livelli di suolo	7	7
Durata della simulazione	+36h	+33h
Passo temporale (s)	90	36
Parallelizzazione	2x4	2x4

Tabella 2.1. Parametri utilizzati in tutte le simulazioni BOLAM e MOLOCH effettuate in questo lavoro di tesi.

La fase iniziale della catena modellistica, detta di pre-processamento, consiste nell'interpolazione dei campi dal grigliato del modello globale ECMWF al grigliato di BOLAM, al fine di preparare i file di input (in formato binario mhf - memory history file) da utilizzare come condizioni iniziali e al contorno nella corsa del modello. Durante questo processo vengono anche utilizzati e interpolati i dati di suolo, vegetazione e orografia.

Nella fase di pre-processamento viene definito anche il dominio di integrazione. In tutte le simulazioni effettuate in questo lavoro di tesi, è stato scelto il dominio mostrato in Figura 2.3, comprendente gran parte dell'Europa e parte del Nord Africa. Si è inoltre utilizzato un passo di griglia di 0.075° (pari a circa 8.3 km), 50 livelli verticali e 7 livelli di suolo (6 livelli e uno strato profondo climatologico).

I file di input creati in questa fase preliminare possono essere quindi usati dal BOLAM come condizioni al contorno per l'evoluzione temporale a partire dall'analisi iniziale. Una volta stabilito il passo d'integrazione temporale (nel nostro caso 90s) e i parametri relativi alla parallelizzazione del codice, viene effettuata la simulazione vera e propria.

Lo schema di implementazione del MOLOCH è molto simile a quello descritto per il BOLAM, ma variano i parametri scelti (riportati in Tabella 2.1) e, nella fase di pre-processamento, vengono interpolati i campi del BOLAM anziché quelli del modello globale.

Tutte le simulazioni MOLOCH realizzate in questo lavoro, sono state effettuate utilizzando un passo di griglia di 0.02° (pari a circa 2.3 km) con un dominio com-

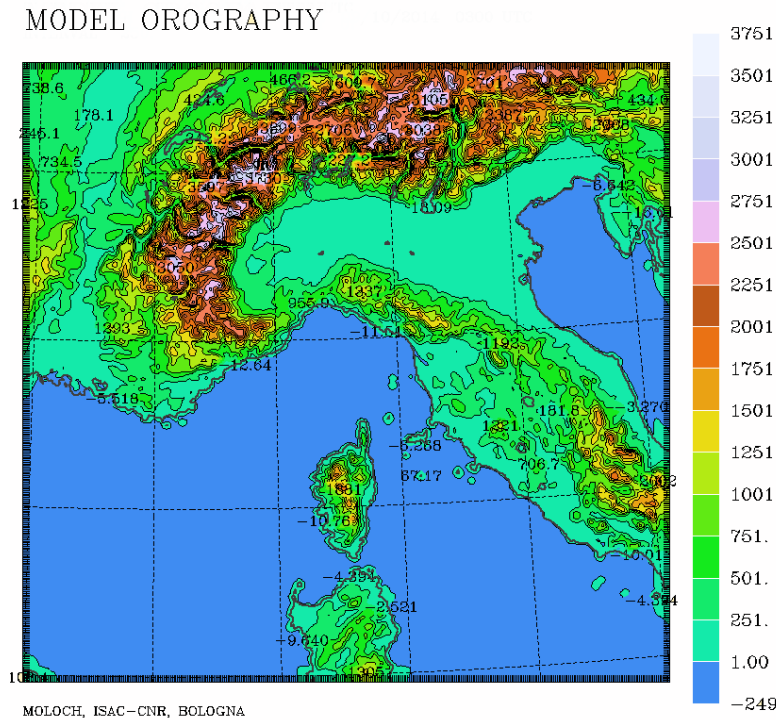


Figura 2.4. Dominio usato per le simulazioni MOLOCH effettuate nel presente lavoro di tesi

prendente quasi tutta l'Italia centro-settentrionale, la regione alpina, parte della Francia sud-orientale, la Corsica e parte della Sardegna (Figura 2.4). Si noti come il dominio del MOLOCH sia stato scelto sufficientemente largo da includere tutta la pianura Padana e il Mar Adriatico settentrionale e gran parte del Mar Tirreno. Alla luce di quanto analizzato nel Capitolo 1, il dominio deve essere sufficientemente esteso da includere gli elementi dinamici che concorrono allo sviluppo degli eventi intensi in Liguria, ovvero il flusso da sud sul Mar Tirreno e le correnti che si spostano in Pianura Padana e eventualmente scavalcano l'Appennino.

2.5 Schema di assimilazione

Il sistema di assimilazione della precipitazione, utilizzato in questo lavoro di tesi, consiste in una tecnica di assimilazione continua nel tempo, nota come nudging. Il nudging forza gradualmente i profili verticali di umidità previsti dal modello meteorologico durante la fase iniziale di integrazione, in base al confronto tra

precipitazione prevista ed osservata. I dati osservati sono stati forniti dalla fondazione CIMA (Centro Internazionale in Monitoraggio Ambientale) e sono stati ottenuti dalla rete radar-pluviometrica nazionale gestita dal Dipartimento Nazionale di Protezione Civile, la quale combina l'informazione derivante da pluviometri e radar meteorologici.

Lo schema di assimilazione era stato precedentemente sviluppato all'interno del CNR-ISAC e ottimizzato per il suo utilizzo nel modello BOLAM (Davolio and Buzzi, 2004) e pochi test erano stati effettuati per adattare lo schema al modello MOLOCH. Una parte fondamentale di questa attività di tesi è stata dedicata all'ottimizzazione dello schema proprio per il MOLOCH. Prima di analizzare questa parte verrà descritto brevemente lo schema implementata per BOLAM.

2.5.1 Il nudging in BOLAM

Nel modello BOLAM la modifica dei profili verticali di umidità in corrispondenza di un punto di griglia viene effettuata in funzione del tipo di precipitazione prevista (convettiva o stratiforme). Questo è possibile in quanto nel modello BOLAM i fenomeni di convezione profonda sono parametrizzati e quindi la precipitazione totale è data dalla somma di due contributi distinti: precipitazione stratiforme e precipitazione convettiva. La correzione dei profili di umidità si effettua per i punti di griglia in cui l'intensità della precipitazione prevista differisce da quella osservata di oltre 1 mm/h. La modifica è determinata dalla seguente equazione:

$$\frac{\partial q}{\partial t} = -\frac{\nu_{s,c}(k)}{\tau} \left[q(k) - \epsilon_{s,c}^{\pm} q^*(k) \right] \quad (2.22)$$

dove k è il livello verticale del modello, $q(k)$ è il profilo di umidità specifica prima della correzione e $q^*(k)$ è il profilo di umidità specifica di saturazione. Le quantità τ , ϵ e il profilo $\nu(k)$ costituiscono i parametri che determinano l'intensità della forzatura del nudging. In particolare, τ è un tempo di rilassamento, ϵ è il coefficiente di sovra/sotto saturazione e $\nu(k)$ è una modulazione verticale il cui valore varia tra 0 e 1. Le lettere s e c al pedice indicano che questi coefficienti differiscono nel caso di precipitazione stratiforme o convettiva.

Nel caso in cui il modello sottostimi la precipitazione osservata in corrispondenza di un punto di griglia, il profilo di umidità viene gradualmente forzato verso

un valore di saturazione $\epsilon_c^+ q^*(k)$ o sovra-saturazione $\epsilon_s^+ q^*(k)$, rispettivamente, nel caso di precipitazione convettiva o stratiforme, in quanto in presenza di convezione, gli intensi moti verticali che favoriscono la condensazione richiedono una minore forzatura. Al contrario, se il modello sovrastima la pioggia, l'umidità sarà gradualmente forzata verso un profilo sotto-saturo ($\epsilon_c^- q^*(k)$ o $\epsilon_s^- q^*(k)$ a seconda del tipo di precipitazione).

La forzatura è applicata solo negli strati bassi dell'atmosfera nel caso di precipitazione convettiva, nella media e bassa troposfera nel caso di precipitazione stratiforme. Questa modulazione verticale è regolata dal profilo $\nu(k)$, mostrato in Figura 2.5.

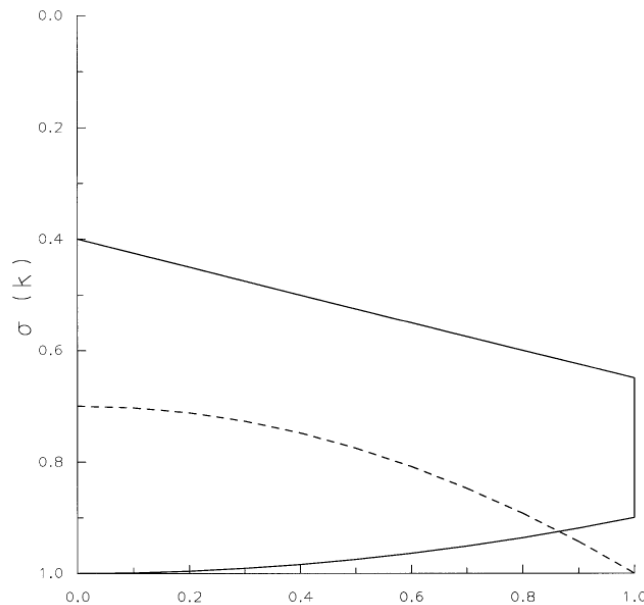


Figura 2.5. Profili di modulazione verticale $\nu(k)$ utilizzati nell'equazione del nudging 2.22 per il modello BOLAM. La linea piena corrisponde al profilo impiegato nel caso di precipitazione stratiforme, quella tratteggiata alla precipitazione convettiva (Davolio and Buzzi, 2004)

Nel modello BOLAM, i processi di convezione sono parametrizzati e la precipitazione convettiva è calcolata solo dopo un certo numero fissato di passi temporali, come descritto nella Sezione 2.3. Lo schema di nudging, quindi, attende il completamento del time step convettivo per disporre della precipitazione totale prevista (stratiforme e convettiva) ed agisce di conseguenza sui profili di umidità. La for-

zatura viene poi distribuita ed applicata ad ogni time step successivo, in modo da rendere più graduale possibile la correzione. Questo è risultato essere il modo migliore per ottimizzare l'interazione fra le modifiche dei profili di umidità imposti dall'assimilazione e la parametrizzazione dell'attività convettiva.

2.5.2 Il nudging in MOLOCH

Nel modello MOLOCH, in cui l'alta risoluzione spaziale permette di descrivere esplicitamente la convezione senza ricorrere alla parametrizzazione, non è possibile discriminare tra precipitazione convettiva e stratiforme. Per questo motivo, oltre al fatto che il modello MOLOCH differisce in maniera sostanziale dal modello BOLAM, è necessario apportare delle modifiche allo schema di nudging la cui equazione che descrive la modifica dei profili di umidità (*equazione di nudging*) diventa:

$$\frac{\partial q}{\partial t} = -\frac{\nu(k)}{\tau} \left[q(k) - \epsilon^{\pm} q^*(k) \right] \quad (2.23)$$

Il profilo di modulazione $\nu(k)$ ed i coefficienti ϵ^+ e ϵ^- sono unici. Dai test effettuati negli scorsi anni, si è deciso di adottare il profilo verticale di modulazione mostrato in Figura 2.6, in cui al di sotto di 2000m il valore di ν cresce da 0 a 1 mediante una potenza pari a 0.2 (necessaria per forzare poco l'umidità nei bassi strati onde evitare l'innescio di troppe celle di precipitazione), tra 2000m e 5000m ν è costante e pari a 1 e da 5000m a 8000m decresce linearmente fino a 0.

2.5.3 Procedura di assimilazione

Il primo step della procedura sviluppata per l'assimilazione dei dati di precipitazione consiste nella creazione di opportuni files contenenti i dati osservati. I dati originali, forniti dal CIMA, sono precipitazioni cumulate su intervalli di un'ora e riportati su una griglia con una risoluzione spaziale di circa 1 km. Questi devono essere interpolati sulla stessa identica griglia utilizzata per le simulazioni MOLOCH, in quanto il confronto tra precipitazione prevista dal modello e precipitazione osservata deve essere valutata negli stessi punti.

La rete radar-pluviometrica copre solo una parte del dominio scelto per le simulazioni MOLOCH, come mostrato in Figura 2.7. Quella rappresentata è la

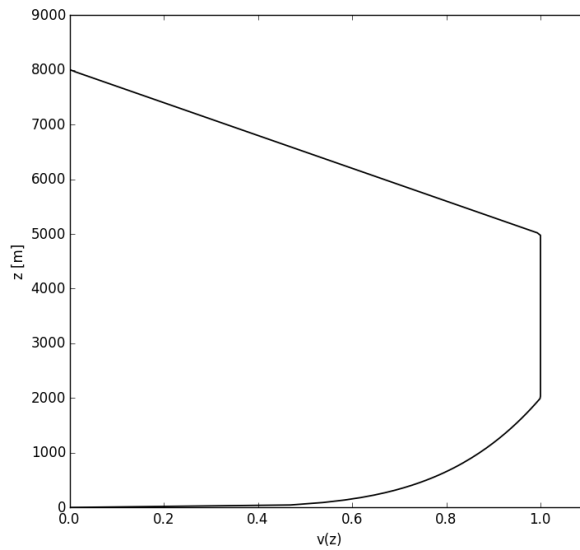


Figura 2.6. Profilo di modulazione verticale $\nu(k)$ utilizzati nell'equazione del nudging 2.23 per il modello MOLOCH.

massima copertura dei dati osservati e quindi, il temporaneo non funzionamento di uno o più radar può ridurre tale area. In alcuni casi i dati sono ottenuti dai soli pluviometri e di conseguenza la copertura si limita al solo territorio nazionale sulla terraferma.

Una volta effettuata l'interpolazione sulla griglia di MOLOCH, i dati sono stati oggetto di un'attenta operazione di controllo, al fine di individuare eventuali errori di osservazione. Nei punti di griglia in cui sono stati riscontrati errori, si è rimosso il dato osservato e quindi si è proceduto come se in corrispondenza di tale punto non vi fossero osservazioni. Per ogni file di dati osservati, tutti i punti in cui non sono presenti osservazioni (sia perché non coperte dalla rete osservativa sia perché corrispondenti a dati errati rimossi) sono stati contrassegnati con un valore fittizio pari a -10. In questo modo è stato possibile escluderli successivamente dalla routine che effettua il nudging.

Il codice del modello è stato opportunamente modificato per acquisire in input tali file e per effettuare la procedura di nudging. Quest'ultima viene attivata ad ogni time step del modello compreso tra una certa ora di inizio h_i e un'ora di fine h_f , subito dopo che è stata calcolata la precipitazione di quello specifico istante. I

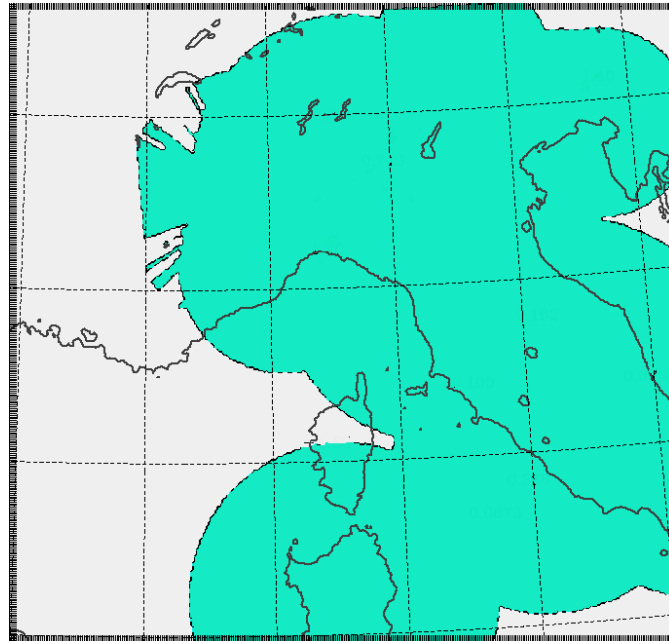


Figura 2.7. Aree (in verde) in cui sono presenti dati osservati all'interno del dominio scelto per le simulazioni del modello MOLOCH. Solo in questi punti è possibile applicare lo schema di nudging. Quella mostrata è la massima copertura osservativa a disposizione e, di conseguenza, in alcuni intervalli orari può essere inferiore.

valori h_i e h_f possono essere opportunamente scelti.

Per ciascuna ora di forecast in cui viene effettuato il nudging, viene definito un time step interno LSTEP compreso tra 1 e $3600/\Delta t$. La precipitazione viene dunque progressivamente cumulata da 1 a LSTEP ovvero dall'inizio dell'ora presa in esame fino al time step che si sta analizzando. Questa procedura viene effettuata sia per la precipitazione prevista dal modello che per la precipitazione osservata ed in quest'ultimo caso si assume che essa abbia avuto un'intensità costante nell'arco dell'ora. I due valori ottenuti vengono riportati in termini di precipitazione oraria e, nel caso in cui la loro differenza sia superiore (in modulo) ad un certo valore di soglia P^* , viene effettuata la modifica dei profili di umidità mediante l'equazione di nudging 2.23. Questa operazione viene eseguita per tutti i punti della griglia in cui sono presenti osservazioni mentre negli altri punti (contrassegnati precedentemente con il valore -10) i profili non vengono modificati.

Una volta conclusasi l'ora di forecast, si passa all'ora successiva in cui viene analizzato un nuovo file di osservazione, il valore di LSTEP viene riportato ad 1

e viene applicata nuovamente la stessa procedura per il nudging. Ciò avviene per tutte le ore di forecast comprese tra h_i e h_f , a seguito della quale il modello viene lasciato evolvere liberamente senza che vi sia più alcuna forzatura.

2.6 Ottimizzazione dello schema di nudging

La prima parte dell'attività di tesi è stata dedicata all'ottimizzazione dello schema di assimilazione dei dati di precipitazione per il modello MOLOCH. Infatti, come già evidenziato nella Sezione 2.5, lo schema era stato sviluppato e completamente ottimizzato per l'applicazione al BOLAM e solo successivamente adattato per il MOLOCH. Il lavoro di adattamento venne svolto, però, solo in maniera preliminare, senza effettuare la stessa mole di test ed ottimizzazioni effettuate per il modello BOLAM.

Diversi test di sensibilità sono stati effettuati, a partire dall'equazione di nudging 2.23, al fine di ottimizzare lo schema. In particolare questi test hanno riguardato:

- Il tempo di rilassamento τ e i coefficienti di sovra-saturazione e sotto-saturazione ϵ^+ e ϵ^- .
- La durata del periodo di assimilazione.
- La soglia di attivazione del nudging P^* .
- La modifica dell'equazione 2.23 mediante l'introduzione di un termine proporzionale alla differenza tra la precipitazione osservata e quella prevista dal modello (P_{diff}).
- L'intervallo temporale su cui viene cumulata la precipitazione osservata (1 ora, come fin qui descritto, o 10 minuti).

Tutti i test sono stati effettuati considerando l'evento del 10 ottobre 2014, utilizzando una simulazione di MOLOCH inizializzata alle 03 UTC del giorno stesso. Questa scelta è stata dettata dalla disponibilità iniziale di dati osservati solo per le giornate del 10 e dell'11 ottobre. Al fine di confermare eventuali conclusioni tratte dagli esperimenti su questa simulazione, alcuni test sono stati successivamente ripetuti su altri eventi dell'ottobre 2014, in particolare sulla simulazione inizializzata alle 03 UTC del 9 ottobre.

L'unica eccezione è rappresentata dagli esperimenti relativi all'intervallo temporale su cui è cumulata la precipitazione osservata, i quali sono stati tutti svolti sulla simulazione del 9 ottobre inizializzata alle 03 UTC. Anche in questo caso la scelta è stata dettata dalla disponibilità di dati di precipitazione cumulata su 10 minuti limitatamente alla giornata del 9 ottobre. In questo caso, non è stato possibile replicare gli esperimenti su altri eventi.

Il confronto tra le differenti simulazioni è stato effettuato sia valutando qualitativamente gli output grafici del modello, sia quantitativamente mediante metodi statistici di tipo dicotomico. Come descritto nel Capitolo 1, essi sono basati sul confronto con le osservazioni disponibili relativamente ad ogni punto di griglia del modello e, tra questi, quelli di cui si è fatto utilizzo sono l'Equitable Threat Score (ETS), il Probability of Detection (POD), il False Alarm Rate (FAR) e il Frequency Bias Index (BIAS). La verifica è stata effettuata su tutta la simulazione, quindi prendendo in esame sia il periodo di assimilazione dei dati che la successiva previsione non forzata, focalizzandosi però maggiormente su quest'ultima. Infatti, l'obiettivo di questo lavoro non è tanto quello di valutare quanto il modello riesca a riprodurre correttamente la precipitazione mentre viene forzato dal nudging, quanto piuttosto verificare il successivo impatto del nudging sulla previsione libera (non forzata).

In Tabella 2.2 è riportato l'elenco completo delle simulazioni del modello MO-LOCH inizializzate alle 03 UTC del 10 ottobre e per ciascuna è riportato il valore dei parametri di nudging utilizzati. Le variabili h_i e h_f indicano l'ora d'inizio e di fine dell'assimilazione e il loro valore può variare tra 1 (nel caso in cui l'assimilazione inizi dal primo istante) a 33 (ultima ora di simulazione). Con il termine "correzione", invece, s'intende l'aggiunta di un termine moltiplicativo all'equazione 2.23. La simulazione di controllo (indicata con *cntr*) corrisponde a quella senza nudging, mentre la *base* corrisponde alla configurazione di partenza, come proposto dai risultati dei precedenti studi svolti dai ricercatori del CNR-ISAC.

2.6.1 Inquadramento dell'evento del 10 Ottobre

Un nucleo di estensione piuttosto limitata ma di forte intensità interessa per tutta la giornata la provincia di Genova e lo spicchio di mare adiacente. La sua posizione

2.6 Ottimizzazione dello schema di nudging

Nome	τ [min]	ϵ^+	ϵ^-	h_i	h_f	P^* [mm/h]	Correzione
cntr	-	-	-	-	-	-	-
base	15	1.02	0.95	1	6	1	-
exp01	30	1.40	0.95	1	6	1	-
exp02	30	1.20	0.95	1	6	1	-
exp03	30	1.10	0.95	1	6	1	-
exp04	20	1.02	0.95	1	6	1	$\sqrt{ P_{diff} }$
exp05	15	1.40	0.95	1	6	1	-
exp06	15	1.20	0.95	1	6	1	-
exp07	15	1.10	0.95	1	6	1	-
exp08	15	1.05	0.95	1	6	1	-
exp09	15	1.02	0.98	1	6	1	$\sqrt{ P_{diff} }$
exp10	15	1.02	0.95	1	6	1	$0.5 \cdot P_{diff} $
exp11	15	1.02	0.95	1	6	1	$\begin{cases} 0.5 \cdot P_{diff} & \text{se } P_{diff} \leq 10 \\ 5 & \text{se } P_{diff} > 10 \end{cases}$
exp12	15	1.02	0.95	1	6	1	$0.25 \cdot P_{diff} $
exp13	15	1.02	0.95	1	6	1	$\begin{cases} 0.25 \cdot P_{diff} & \text{se } P_{diff} \leq 20 \\ 5 & \text{se } P_{diff} > 20 \end{cases}$
exp14	15	1.02	0.95	1	6	1	$0.2 \cdot P_{diff} $
exp15	15	1.02	0.95	1	6	1	$\sqrt{ P_{diff} }$
exp16	15	1.02	0.95	2	6	1	$\sqrt{ P_{diff} }$
exp17	15	1.02	0.95	1	6	0	$\sqrt{ P_{diff} }$
exp18	15	1.02	0.95	1	6	1	$\sqrt[3]{ P_{diff} }$
exp19	15	1.02	0.92	1	6	1	$\sqrt{ P_{diff} }$
exp20	15	1.02	0.90	1	6	1	$\sqrt{ P_{diff} }$
exp21	15	1.02	0.95	1	3	1	-
exp22	15	1.01	0.95	1	6	1	$\sqrt{ P_{diff} }$
exp23	5	1.10	0.95	1	6	1	-
exp24	5	1.05	0.95	1	6	1	-
exp25	5	1.02	0.95	1	6	1	-
exp26	5	1.02	0.95	1	7	1	-
exp27	3	1.01	0.95	1	6	1	-
exp28	1	1.01	0.95	1	6	1	-
exp29	1	1.005	0.95	1	6	1	-
exp30	0.5	1.003	0.95	1	6	1	-
exp31	0.5	1.002	0.95	1	6	1	-
exp32	0.5	1.002	0.95	1	6	0	-
exp33	0.5	1.001	0.95	1	6	1	-

Tabella 2.2. Simulazioni del modello MOLOCH inizializzate alle 03 UTC del 10 ottobre al fine di sperimentare differenti configurazioni di nudging per l'assimilazione di dati di precipitazione oraria. Per ognuno sono riportati i valori dei parametri utilizzati e l'eventuale introduzione di un termine moltiplicativo (correzione) all'equazione 2.23.

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

varia di poco durante la giornata, all'interno di un'area di poche decine di chilometri di diametro, e si assiste ad un generale spostamento molto graduale da est verso ovest. Anche l'intensità varia, con picchi massimi orari indicativamente compresi tra 19 mm/h e 90 mm/h.

La simulazione di controllo (*cntr*) fallisce nel riprodurre un nucleo di precipitazione simile per posizione e soprattutto per intensità a quello osservato. Si veda a titolo di esempio la Figura 2.8 in cui viene mostrata (pannello b) la precipitazione cumulata durante le prime 6 ore di simulazione dell'esperimento di controllo, ovvero tra le 3 UTC e le 9 UTC, e la corrispondente precipitazione osservata (pannello a). Si tenga conto, comunque, che nella prima fase di integrazione il modello necessita di alcune ore per rimuovere eventuali disturbi numerici e attivare appieno la propria fisica (problema noto come *spin-up*). In questo senso l'assimilazione può essere vista come strumento adatto a ridurre lo *spin-up*.

L'esperimento *base* riesce in parte a migliorare la previsione del nucleo di precipitazione durante il periodo di assimilazione. La correzione ai profili di umidità risulta però troppo debole per riuscire a riprodurre la stessa intensità dei fenomeni osservati, che risulta quindi sempre molto sottostimata dal modello (Figura 2.8c). Di conseguenza, i lievi miglioramenti registrati durante la fase di nudging scompaiono immediatamente dopo la sua cessazione. In Figura 2.9 è riportata (pannello c) la precipitazione cumulata nella prima ora di simulazione libera dell'esperimento *base*, ovvero tra le 09 UTC e le 10 UTC, e la corrispondente precipitazione osservata (pannello a). Risulta evidente come l'intenso nucleo osservato non sia riprodotto dall'esperimento *base*, che mostra una performance simile a quella di *cntr* (Figura 2.9b)

2.6 Ottimizzazione dello schema di nudging

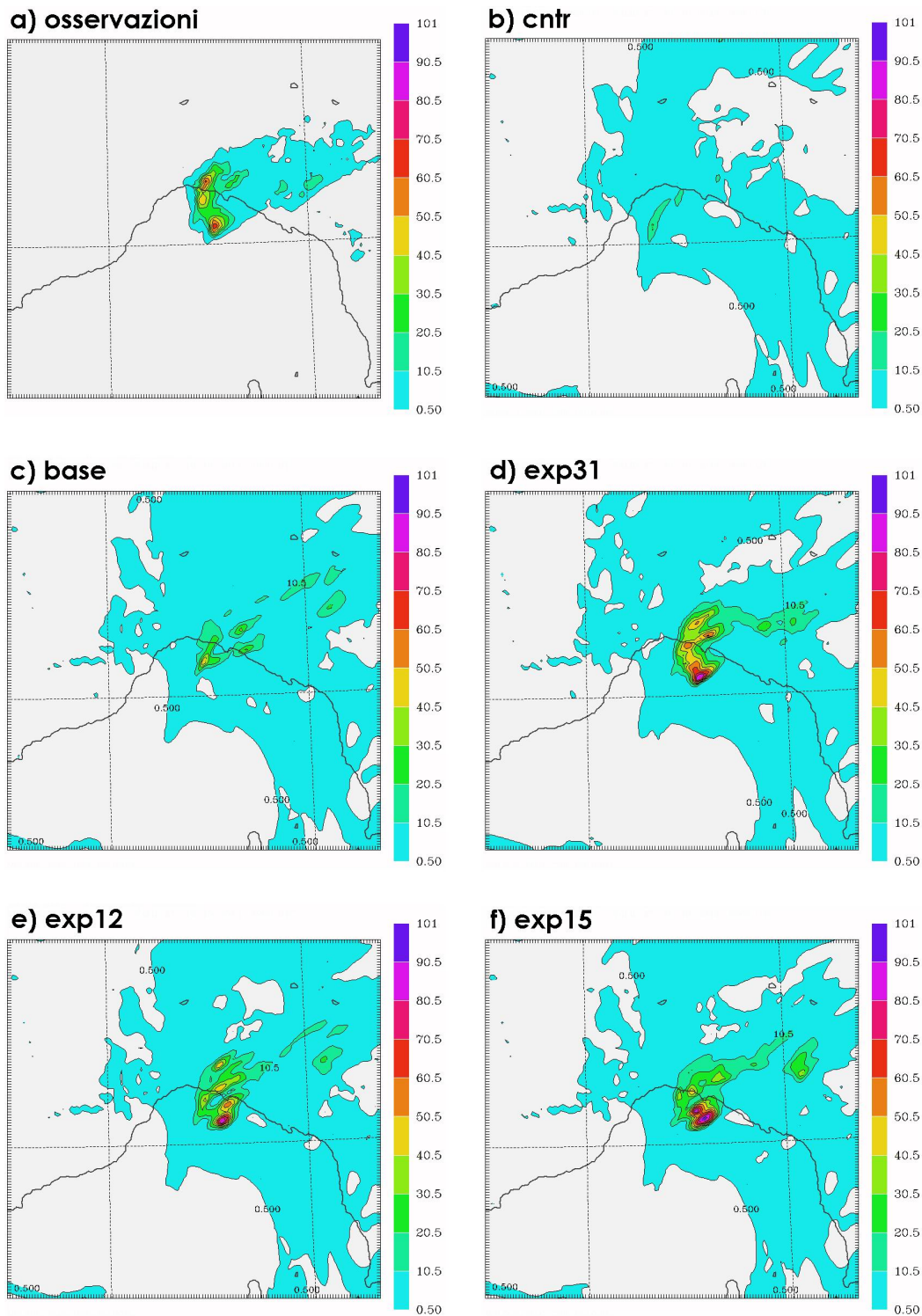


Figura 2.8. Precipitazione cumulata nella prime 6 ore di simulazione (ovvero tra le 03 UTC e le 09 UTC durante il periodo di assimilazione dati) in differenti simulazioni MO-LOCH inizializzate alle 03 del 10 ottobre 2014 e confronto con la corrispondente precipitazione osservata (a).

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

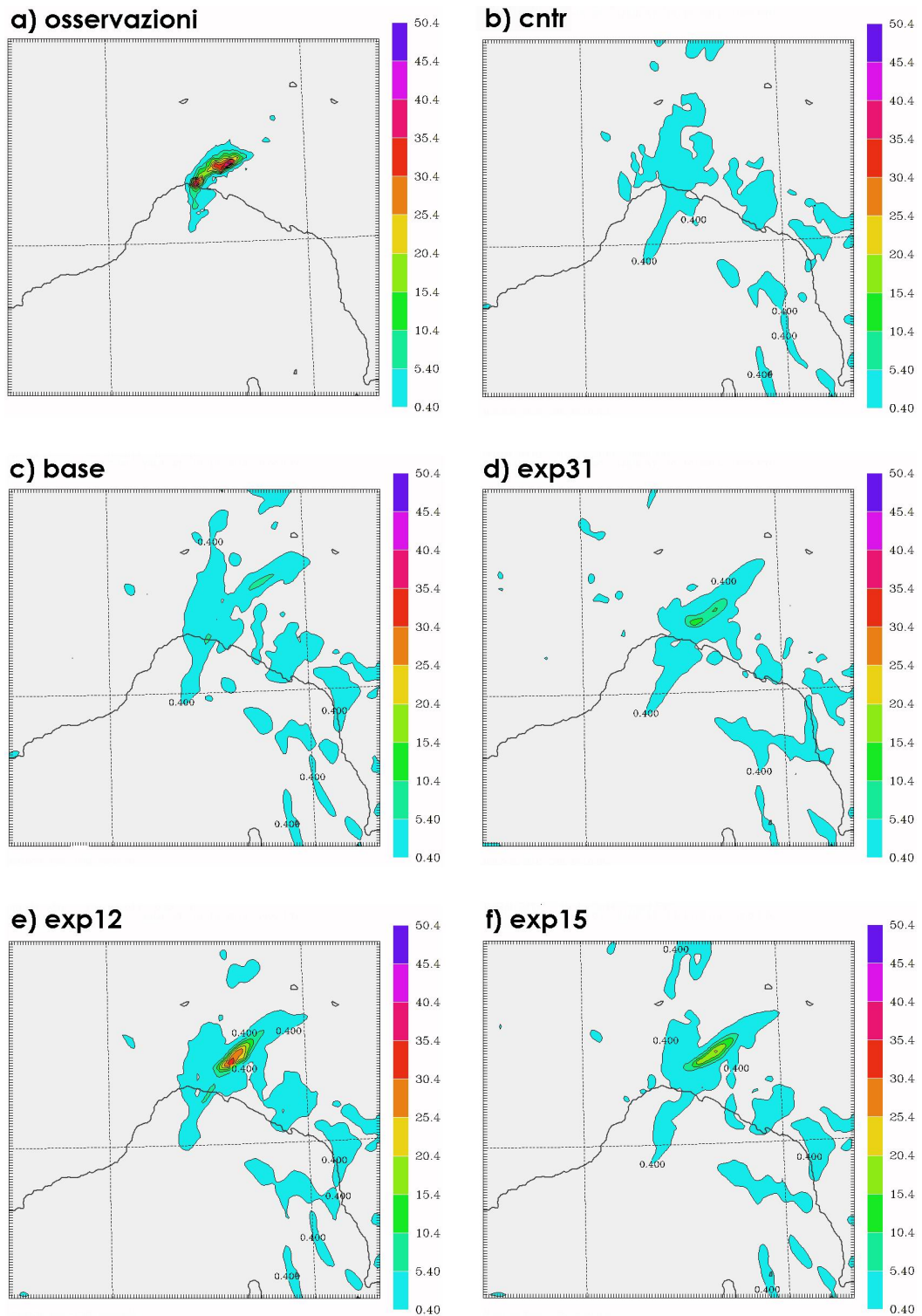


Figura 2.9. Precipitazione cumulata nella prima ora di simulazione libera (ovvero tra le 09 UTC e le 10 UTC) per differenti simulazioni MOLOCH inizializzate alle 03 del 10 ottobre 2014 e confronto con la corrispondente precipitazione osservata (a).

2.6.2 Ora d’inizio e durata dell’assimilazione

Gli esperimenti *base* e *exp21* differiscono tra loro solo per il valore della variabile h_f , così come gli esperimenti *exp25* e *exp26*. Dunque, nel primo caso si possono confrontare i risultati ottenuti variando la durata dell’assimilazione da 3 a 6 ore mentre nel secondo variandola da 6 a 7 ore. Analizzando le simulazioni libere, una volta terminato il periodo di assimilazione, non si notano particolari differenze nelle due coppie di esperimenti, nel senso che gli effetti positivi del nudging si mantengono solo nella prima ora di simulazione non forzata e risultano in ogni caso modesti.

La coppia di esperimenti *base* e *exp21* è stata ripetuta utilizzando la simulazione MOLOCH inizializzata alle 03 UTC del 9 ottobre 2014, ottenendo la stessa conclusione. Non pare quindi esserci un marcato impatto della durata del periodo di assimilazione entro questo range, ma non è comunque stato possibile effettuare test su numerosi casi in modo da ottenere un risultato statisticamente robusto. Quindi il comportamento riscontrato potrebbe essere dovuto a qualche peculiarità degli eventi analizzati.

Si è scelto comunque di assimilare la precipitazione per le prime 6 ore in quanto, nell’ottica di una possibile implementazione operativa, 6 ore sarebbero all’incirca il tempo trascorso tra l’inizializzazione del modello e il momento in cui sarebbe possibile iniziare la simulazione MOLOCH, tenendo conto dei tempi di attesa necessari per avere a disposizione i dati del modello globale e della simulazione del modello BOLAM.

Si è provato inoltre a far cominciare l’assimilazione dalla seconda ora di forecast (*exp16*) anziché dalla prima, in modo da permettere al modello di sviluppare senza forzature esterne delle condizioni termodinamiche consistenti prima di modificare i profili di umidità. Anche in questo caso, il confronto con il corrispettivo esperimento nel quale l’assimilazione viene fatta iniziare dal momento in cui viene inizializzato il modello (*exp15*) non mostra alcuna differenza particolare e si è deciso dunque di procedere scegliendo $h_i = 1$ e $h_f = 6$.

2.6.3 Soglia di attivazione

La coppia di esperimenti *exp15* e *exp17* e la coppia *exp31* e *exp32* differiscono tra loro solo per il valore della soglia P^* che deve essere superata da $|P_{diff}|$ per attivare la procedura di nudging. In particolare si è scelto di verificare se si ottenessero dei risultati migliori adottando un P^* pari ad 1 mm/h oppure in assenza di tale soglia. Dal confronto risulta che le differenze sono generalmente minime e dall'analisi dell'ETS (vedi Figura 2.10) si nota che, a fronte di un lieve miglioramento (specie per precipitazioni deboli) durante l'assimilazione nel caso $P^* = 0$ mm/h, i risultati migliori nella fase di simulazione non forzata si hanno per $P^* = 1$ mm/h.

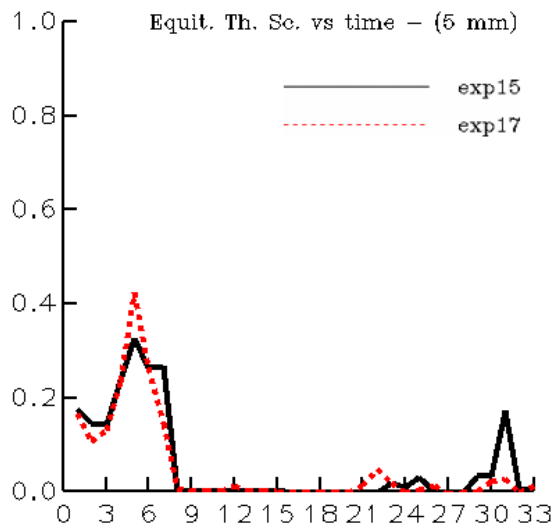


Figura 2.10. ETS in funzione dell'ora di forecast considerando la soglia di 5 mm per gli esperimenti *exp15* e *exp17* effettuati su simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 10 ottobre.

Si ritiene quindi una buona scelta quella di introdurre la soglia, basata sulla considerazione che, nel caso la differenza tra precipitazione prevista ed osservata sia minima (inferiore ad 1 mm/h), sia controproducente andare a modificare i valori di umidità previsti dal modello, i quali sono già presumibilmente molto simili a quelli reali.

2.6.4 Modifica dei parametri di nudging

A partire dall'esperimento *base*, sono state effettuate numerose simulazioni in cui si è variato solamente il valore del coefficiente di sovra-saturazione ϵ^+ e del tempo di rilassamento τ . All'aumentare di ϵ^+ si osserva un incremento della precipitazione prevista dal modello durante il periodo di assimilazione e un migliore posizionamento dei nuclei, i quali vengono avvevati in maniera meno marcata dai venti alle varie quote. Infatti, ad un maggiore valore di ϵ^+ corrisponde un minor tempo necessario per portare i profili di umidità specifica verso condizioni di sovra-saturazione. Di conseguenza, le precipitazioni iniziano più rapidamente e perciò vengono generate in una posizione più corretta, poiché l'avvezione ha meno tempo per spostare la colonna d'aria su cui si sta modificando il profilo di umidità. Ovviamente, l'incremento della precipitazione è dovuto anche all'aumento diretto di ϵ^+ con conseguente incremento del vapore acqueo a disposizione.

L'eccessivo aumento del coefficiente di sovra-saturazione provoca, però, una forte sovrastima della precipitazione prevista dal modello. Questa situazione ha come effetto quello di non riuscire ad incidere in alcun modo sulla previsione una volta cessato il nudging poiché non permette al modello di aggiustarsi in modo graduale, ma fornisce una modifica troppo intensa.

Un effetto simile a quello appena descritto si riscontra nel caso venga diminuito il valore di τ mantenendo costanti ϵ^+ e ϵ^- . Anche in questo caso i profili di umidità specifica vengono portati più rapidamente verso condizioni di sovra-saturazione ma, in aggiunta, lo stesso effetto si ha anche se si deve portare i profili verso condizioni di sotto-saturazione. La conseguenza più immediata è quella di forzare in modo più brusco la variazione dei profili di umidità e questo rende la previsione creata difficilmente sostenibile dalla dinamica.

In alcuni esperimenti (in particolare in *exp28*, *exp29*, *exp30*, *exp31* e *exp33*) si è provato a forzare pressoché istantaneamente i profili di umidità del modello, utilizzando dei valori molto piccoli del tempo di rilassamento. Per evitare un'eccessiva sovrastima della precipitazione prevista durante il nudging, in tali esperimenti sono stati utilizzati dei valori molto ridotti del coefficiente di sovra-saturazione. In questi esperimenti ed in particolare in *exp31*, che produce la performance migliore, il modello riesce a riprodurre con eccellente accuratezza i nuclei di precipitazione

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

osservata durante la fase di assimilazione, come si può vedere dalla Figura 2.8d. L'ottimo accordo con le osservazioni riscontrato durante le prime 6 ore di simulazione non si propaga però al successivo periodo in cui il modello è lasciato evolvere liberamente (Figura 2.9d). Come accennato in precedenza, è presumibile che ciò sia dovuto al fatto che le correzioni ai profili di umidità sono così rapide, intense e localizzate da determinare delle condizioni dinamiche difficilmente sostenibili. Non a caso, l'idea del nudging è di forzare il modello in modo graduale e progressivo, lasciando il tempo al modello stesso di assimilare le modifiche imposte. Si veda a titolo di esempio la Figura 2.11 raffigurante il campo di vento a 850hPa e la velocità verticale w a 700hPa alle ore 04 UTC ottenute mediante la simulazione *exp31*, in cui è particolarmente evidente la presenza di pattern estremamente “rumorosi” legati alla generazione di improvvisa convezione.

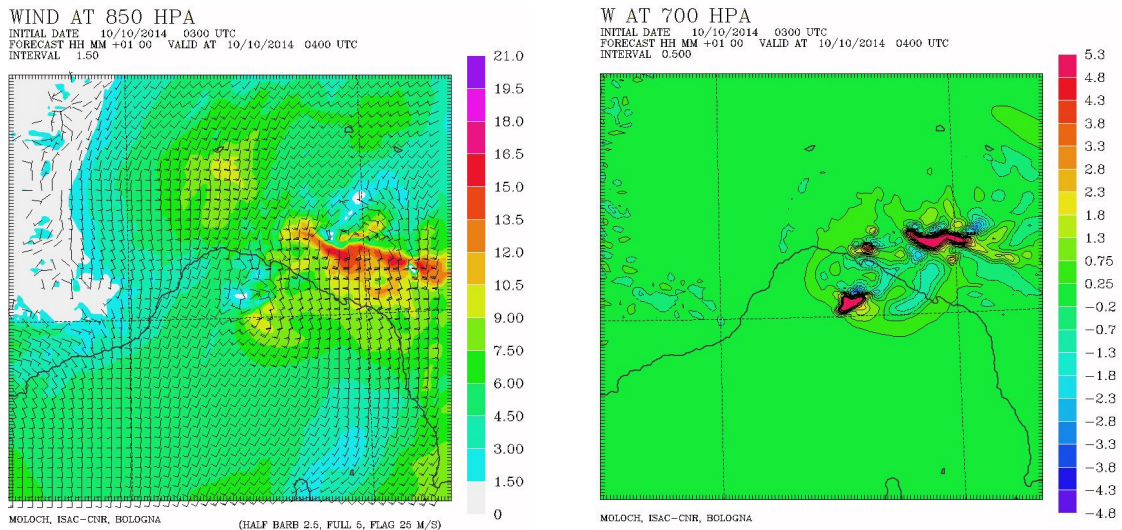


Figura 2.11. Esempi di variabili dinamiche previste dalla simulazione *exp31* alle ore 04 UTC. A sinistra è mostrato il campo di vento a 850hPa, a destra la velocità verticale a 700hPa.

2.6.5 Modifica dell'equazione di nudging

Come visto nel paragrafo precedente, una forzatura troppo rapida ed intensa dei profili di umidità specifica, ottenibile utilizzando un valore molto piccolo di τ (< 5 min) o un valore molto grande di ϵ^+ (> 1.05), non permette di ottenere delle

2.6 Ottimizzazione dello schema di nudging

buone performance da parte del modello nella fase di simulazione libera successiva all'assimilazione. Allo stesso tempo, una forzatura troppo debole, come quella che si ottiene utilizzando i parametri di partenza dell'esperimento *base*, non permette di riprodurre in modo adeguato quanto si osserva e l'impatto del nudging risulta di conseguenza limitato sia durante che dopo l'assimilazione.

Alla luce di queste conclusioni, si è deciso di provare a modulare l'intensità della forzatura a seconda di quanto il modello è distante dal riprodurre la precipitazione osservata. Si è quindi introdotto nell'equazione di nudging 2.23 un termine moltiplicativo proporzionale al modulo della differenza tra la precipitazione osservata e quella prevista ($|P_{diff}|$):

$$\frac{\partial q}{\partial t} = -\frac{\nu(k)}{\tau} \left[q(k) - \epsilon^{\pm} q^*(k) \right] \cdot k |P_{diff}|^{\beta} \quad (2.24)$$

dove k e β sono due costanti. In particolare si è provato ad introdurre una dipendenza di tipo lineare ($\beta = 1$), con radice quadrata ($\beta = \frac{1}{2}$) e con radice cubica ($\beta = \frac{1}{3}$).

Nel caso lineare la performance migliore si ottiene utilizzando un coefficiente moltiplicativo k pari a 0.25 (*exp12*). Infatti, il campo di precipitazione della prima ora di simulazione non forzata, ovvero tra le 09 UTC e le 10 UTC, mostra un nucleo abbastanza intenso nell'entroterra alle spalle di Genova, in discreto accordo con le osservazioni, sebbene il nucleo risulti un po' spostato sull'orografia (Figura 2.9e). L'impatto del nudging, però, non persiste in modo evidente nelle ore successive.

Tra i numerosi esperimenti effettuati in cui si è introdotto un termine non lineare ($\beta \neq 1$) in $|P_{diff}|^{\beta}$, i risultati migliori sono stati ottenuti utilizzando la radice quadrata $\sqrt{|P_{diff}|}$, in particolare nell'esperimento *exp15*. Infatti, utilizzando tale funzione, si osserva un buon compromesso tra una forzatura significativa per precipitazioni deboli e moderate e una forzatura più marcata ma non eccessiva per precipitazioni intense. Valutando la precipitazione nella prima ora di simulazione libera (Figura 2.9f) si nota che i risultati sono simili a quelli ottenuti in *exp12* (seppur lievemente peggiori) e, anche in questo caso, già nell'ora successiva i miglioramenti legati al nudging scompaiono. In questo esperimento però, caso unico tra tutti quelli testati, viene previsto un nucleo abbastanza intenso tra le 20 e le 22 UTC del 10 ottobre, in discreto accordo con quanto osservato.

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

Alla luce di queste considerazioni gli esperimenti *exp12* e *exp15* sono quelli che forniscono i risultati migliori, con una lieve preferenza per quest'ultimo. Si è deciso quindi di effettuare ulteriori test utilizzando la simulazione MOLOCH del 9 ottobre inizializzata alle 03 UTC e quella del 13 ottobre anch'essa inizializzata alle 03 UTC. In entrambi i casi si è notata una performance leggermente migliore da parte di *exp15*, maggiormente visibile nella prima simulazione come dimostrato dai valori dell'ETS riportati in Figura 2.12. Si è dunque giunti alla conclusione che la dipendenza da $\sqrt{P_{diff}}$ rappresenti la scelta ottimale.

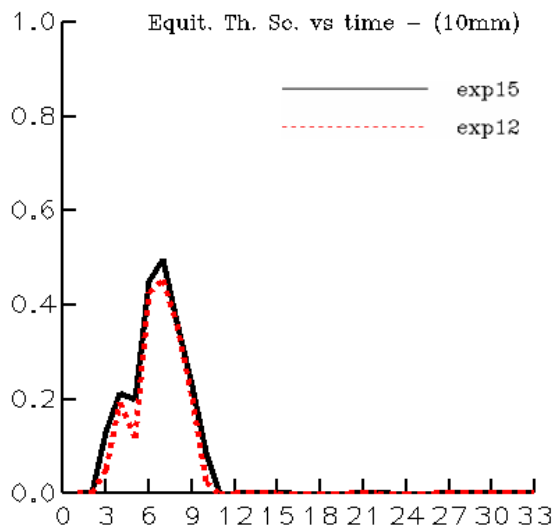


Figura 2.12. ETS in funzione dell'ora di forecast considerando la soglia di 10 mm per gli esperimenti *exp15* e *exp12* effettuati su simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre.

Come si può notare dalla Figura 2.8f, durante il periodo di assimilazione la configurazione *exp15* sovrastima un po' troppo la precipitazione. Sono stati dunque effettuati alcuni test di modifica dei parametri ϵ^+ e ϵ^- ma i risultati ottenuti sono sempre stati confrontabili o lievemente peggiori rispetto a quelli di *exp15*.

In conclusione, lo schema di assimilazione ottimale per dati di precipitazione oraria risulta essere quello definito dall'equazione

$$\frac{\partial q}{\partial t} = -\frac{\nu(k)}{\tau} \left[q(k) - \epsilon^\pm q^*(k) \right] \cdot \sqrt{|P_{diff}|} \quad (2.25)$$

con $\tau = 15$ min, $\epsilon^+ = 1.02$, $\epsilon^- = 0.95$ applicata a partire dal primo istante dall'inizializzazione del modello fino alla fine della sesta ora di simulazione nei punti in cui $|P_{diff}|$ sia maggiore di 1 mm/h.

2.6.6 Frequenza dei dati di precipitazione

Un'ulteriore serie di esperimenti è stata effettuata per valutare se l'utilizzo di dati di precipitazioni cumulate su un intervallo di 10 minuti potessero portare a risultati migliori rispetto a dati orari. I dati ogni 10 minuti si differenziano però dai dati orari anche per il fatto di essere ottenuti da sole misure di radar meteorologici, senza l'aggiustamento da parte delle misure dei pluviometri. Lo schema di assimilazione utilizzato è identico a quello descritto nella sezione 2.5.3 con l'unica differenza che l'intervallo considerato (su cui si definisce LSTEP e su cui viene cumulata la precipitazione) è pari a 10 minuti anziché un'ora.

In Tabella 2.3 sono riportati gli esperimenti effettuati utilizzando dati osservati ogni 10 minuti e variando opportunamente i parametri dello schema di assimilazione, limitatamente alla simulazione del 9 ottobre inizializzata alle 03 UTC, per la quale erano disponibili le osservazioni richieste.

Nome	τ [min]	ϵ^+	ϵ^-	h_i	h_f	P^* [mm]	Correzione
10min_exp01	5	1.02	0.95	1	6	1	$\sqrt{ P_{diff} }$
10min_exp02	5	1.01	0.98	1	6	1	$\sqrt{ P_{diff} }$
10min_exp03	7.5	1.02	0.95	1	6	1	$\sqrt[3]{ P_{diff} }$
10min_exp04	15	1.02	0.95	1	6	1	$\sqrt{ P_{diff} }$

Tabella 2.3. Simulazioni del modello MOLOCH inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre al fine di sperimentare differenti configurazioni di nudging per l'assimilazione di dati di precipitazione di 10 minuti. Per ognuno sono riportati i valori dei parametri utilizzati e l'eventuale introduzione di un termine moltiplicativo (correzione) all'equazione 2.23.

L'esperimento *10min_exp04* è identico all'esperimento *exp15* precedentemente analizzato, a parte il tipo di dati di precipitazioni utilizzati. Gli altri esperimenti sono invece piccole varianti a questo caso.

2 Modelli meteorologici e schema di assimilazione

Dall'analisi dei risultati, *10min_exp01* è quello che produce la performance migliore. Il confronto con *exp15* rivela però che, sebbene *10min_exp01* produca risultati migliori durante il periodo di assimilazione, nella successiva fase di simulazione non forzata la performance di *exp15* continua ad essere leggermente migliore (Figura 2.13).

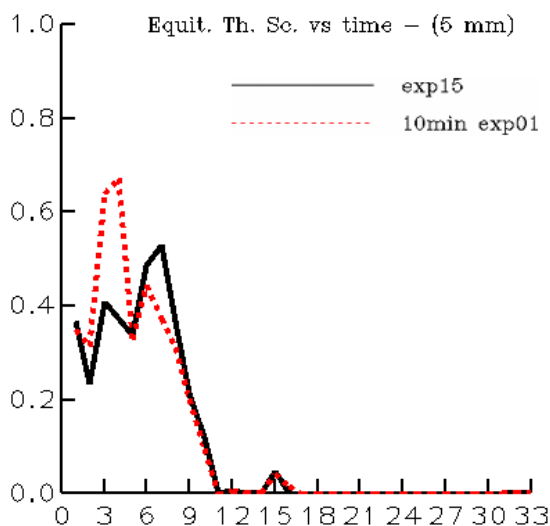


Figura 2.13. ETS in funzione dell'ora di forecast considerando la soglia di 5 mm per gli esperimenti *exp15* e *10min_exp01* effettuati su simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre.

In definitiva l'utilizzo di dati di precipitazione oraria produce i risultati migliori e lo schema ottimale è quello definito dall'equazione 2.25 con $\tau = 15$ min, $\epsilon^+ = 1.02$, $\epsilon^- = 0.95$ applicata a partire dal primo istante dall'inizializzazione del modello fino alla fine della sesta ora di simulazione nei casi in cui $|P_{diff}|$ sia maggiore di 1 mm/h. Tale risultato non è chiaramente frutto di una procedura di ottimizzazione rigorosa, la quale dovrebbe basarsi su un numero molto maggiore di eventi da testare. Ad ogni modo, alla luce della mole di simulazioni effettuate, si ritiene che la configurazione trovata possa ritenersi ragionevolmente vicina alla configurazione ottimale.

3 Risultati

I test di sensibilità sui parametri che regolano l'equazione di nudging, descritti nel Capitolo 2, hanno portato ad individuare come miglior schema per l'assimilazione di dati di precipitazione oraria, quello governato dall'equazione:

$$\frac{\partial q}{\partial t} = -\frac{\nu(k)}{\tau} \left[q(k) - \epsilon^{\pm} q^*(k) \right] \cdot \sqrt{|P_{diff}|}$$

con $\tau = 15$ min, $\epsilon^+ = 1.02$, $\epsilon^- = 0.95$ applicato nelle prime 6 ore di simulazione nei punti di griglia in cui $|P_{diff}|$ è maggiore di 1 mm/h.

In questo Capitolo vengono riportati i risultati ottenuti applicando lo schema di assimilazione alla previsione di tutti gli eventi di precipitazione che hanno interessato la Liguria nei mesi di ottobre e novembre del 2014. L'obiettivo è di valutare la performance dello schema di nudging attraverso il confronto con le corrispondenti simulazioni effettuate senza assimilazione. Inoltre si vuole cercare una possibile relazione tra il differente comportamento dello schema di assimilazione e caratteristiche della situazione meteorologica in esame, come suggerito da Craig *et al.* (2012).le

3.1 Valutazione dello schema di nudging su tutti gli eventi di precipitazione

L'elenco completo delle previsioni del modello MOLOCH è riportato in Tabella 3.1. Per ciascun istante di inizializzazione indicato è stata effettuata sia una simulazione in cui viene implementato lo schema di assimilazione (da qui in avanti indicata con l'espressione *simulazioni con nudging*) sia una simulazione senza assimilazione (*simulazioni di controllo*). I parametri e le caratteristiche che regolano

3 Risultati

le simulazioni (tra cui il dominio, la risoluzione e la durata) sono identiche e i valori sono riportati in Tabella 2.1 a pagina 38. Ogni simulazione ha una durata di 33 ore e le prime 6 ore sono caratterizzate dal nudging per i run con assimilazione.

Data di inizializzazione	Ora di inizializzazione
08/10/2014	03 UTC
08/10/2014	15 UTC
09/10/2014	03 UTC
09/10/2014	15 UTC
10/10/2014	03 UTC
10/10/2014	15 UTC
11/10/2014	03 UTC
11/10/2014	15 UTC
12/10/2014	15 UTC
13/10/2014	03 UTC
03/11/2014	03 UTC
03/11/2014	15 UTC
04/11/2014	03 UTC
04/11/2014	15 UTC
05/11/2014	03 UTC
05/11/2014	15 UTC
06/11/2014	03 UTC
09/11/2014	15 UTC
10/11/2014	03 UTC
10/11/2014	15 UTC
11/11/2014	03 UTC
11/11/2014	15 UTC
12/11/2014	03 UTC
15/11/2014	03 UTC
17/11/2014	03 UTC
25/11/2014	03 UTC
28/11/2014	03 UTC

Tabella 3.1. Data ed ora di inizializzazione delle simulazioni MOLOCH di controllo e con nudging effettuate in questo lavoro di tesi.

La verifica della previsione della precipitazione ottenuta dalle simulazioni di controllo e da quelle con nudging (e il conseguente confronto) è stata effettuata sia

3.1 Valutazione dello schema di nudging su tutti gli eventi di precipitazione

mediante metodi statistici dicotomici, sia mediante la tecnica SAL, descritta nella Sezione 1.3.3. Di seguito verranno discussi esclusivamente i risultati ottenuti attraverso il SAL in quanto, come descritto sempre nel Capitolo 1, fornisce un'informazione più completa e più significativa rispetto a quella offerta dai metodi dicotomici.

3.1.1 Implementazione del SAL

Per il calcolo del SAL si è deciso di considerare la precipitazione accumulata ad intervalli di 3 ore e di utilizzare due differenti soglie, pari ad 1 mm e a 5 mm. Analogamente a quanto fatto in Sokol and Zacharov (2012), la prima soglia è stata scelta nell'ottica di verificare il comportamento del modello nel prevedere regioni con e senza precipitazioni, mentre la seconda per indagarne il comportamento limitatamente a precipitazioni d'intensità rilevante. Il valore di 5 mm può apparire troppo piccolo per lo scopo prefissato ma, se si scegliesse una soglia maggiore, si incorrerebbe facilmente nel rischio di considerare un numero eccessivamente ridotto di punti di griglia con cui calcolare le componenti del SAL, ottenendo dei risultati statisticamente poco significativi.

Le due soglie selezionate non sono state utilizzate solo per l'identificazione dei nuclei di precipitazione, necessaria per il calcolo delle componenti di struttura S e di localizzazione L , ma anche per il calcolo della componente di ampiezza A . Quest'ultima, nella descrizione originale di Wernli *et al.* (2008), veniva valutata utilizzando tutta la precipitazione prevista ed osservata, senza considerare alcuna soglia. Nel nostro caso, se in entrambi i casi di individuazione dei nuclei (mediante soglia di 1 mm oppure di 5 mm) si considerasse tutta la precipitazione per il calcolo di A , il valore di questa componente sarebbe ovviamente lo stesso. Di conseguenza, non si otterrebbe alcuna informazione, relativamente alla quantità totale di precipitazione superiore ad una certa soglia, nei due differenti casi.

La necessità di adottare due diversi valori di soglia per il calcolo della componente di ampiezza è quindi evidente, ma ci si potrebbe chiedere perché, nel caso in cui si individuino i nuclei mediante soglia di 1 mm, questa soglia venga imposta anche per il calcolo di A , anziché considerare tutta la precipitazione. In tal senso la scelta è stata dettata dall'accuratezza delle osservazioni a disposizione, ovvero

3 Risultati

dai possibili errori di misura della precipitazione attraverso il radar meteorologico. Infatti, le misure da parte dei radar meteorologici non vengono effettuate al livello del suolo, ma ad una quota crescente con l'aumentare della distanza dal radar. Ci possono essere quindi errori significativi nel caso in cui non sia trascurabile l'evaporazione della precipitazione al di sotto della visuale del radar. Inoltre il valore minimo di riflettività rilevabile è anch'esso dipendente dalla distanza dal radar e dalle sue caratteristiche (Scardovi *et al.*, 2012), oltre che dall'eventuale attenuazione del segnale in presenza di nuclei precipitativi molto intensi. Di conseguenza le osservazioni sono soggette ad errori che risultano più grandi (in termini relativi) per precipitazioni molto deboli. Si ritengono dunque poco affidabili le misure inferiori ad 1 mm all'ora e ciò giustifica la scelta di adottare questo valore come soglia per distinguere tra zone con e senza precipitazione e per il calcolo di tutte le componenti del SAL associate.

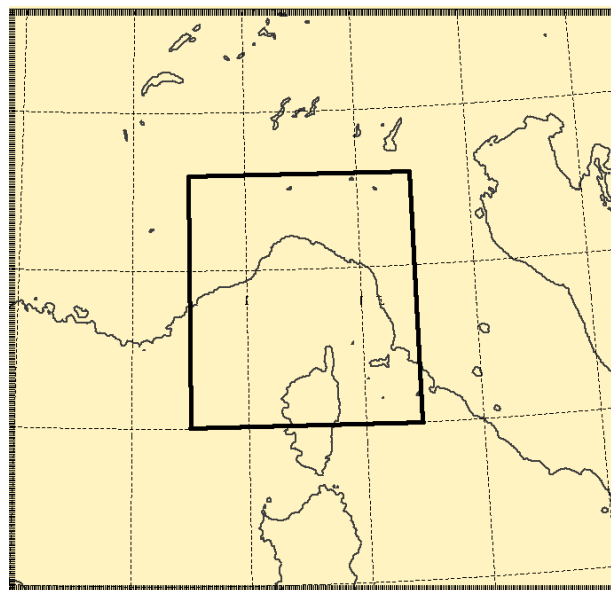


Figura 3.1. Area considerata (riquadrata con la linea nera) per la verifica mediante tecnica SAL all'interno del dominio utilizzato per le simulazioni MOLOCH.

Nel calcolo del SAL, si è deciso di non considerare l'intero dominio su cui sono state inizializzate le simulazioni MOLOCH, bensì di applicarlo ad un'area ben specifica al suo interno centrata sulla Liguria (Figura 3.1), nonostante il nudging venga effettuato su un dominio più ampio (si veda la Figura 2.7 a pagina 44). La

3.1 Valutazione dello schema di nudging su tutti gli eventi di precipitazione

scelta è stata dettata da due fattori. Innanzitutto, in questo lavoro di tesi, si è interessati a valutare quanto il nudging possa incidere nel migliorare la previsione di eventi intensi (occorsi nell'autunno 2014) in un'area specifica, la Liguria, piuttosto che valutare quanto possa incidere su tutti gli eventi di precipitazione nel dominio d'integrazione.

In secondo luogo, la scelta di un dominio troppo vasto comporta il rischio di includere sistemi meteorologici completamente differenti tra loro con la conseguenza di ottenere dei risultati del SAL che non sono rappresentativi di tutti i sistemi considerati (Wernli *et al.*, 2009). La scelta ottimale si ottiene selezionando un'area che includa solo i fenomeni di interesse (nel nostro caso quelli in Liguria) e, in ogni caso, in letteratura si raccomanda di considerare un dominio di dimensioni non superiori a $500 \times 500 \text{ km}^2$ (Wernli *et al.*, 2009). Si noti come nel dominio selezionato (Figura 3.1) sia stata inclusa la Liguria, il Mar Ligure e solo una porzione ridotta di Pianura Padana, mantenendo una certa distanza dalle Prealpi e dalle Alpi in cui spesso si osservano nuclei di precipitazione in concomitanza con quelli presenti in Liguria, ma che probabilmente sono riconducibili a fenomeni dinamici diversi.

3.1.2 SAL plot

Riportiamo di seguito i risultati ottenuti applicando il SAL a tutti gli eventi simulati (Tabella 3.1 a pagina 60) mediante l'utilizzo dei cosiddetti *SAL plot*. In questo tipo di scatter plot sulle ascisse è riportata la componente S , sulle ordinate la componente A e ogni simulazione è raffigurata con un punto il cui colore dipende dal valore di L . Due linee tratteggiate identificano la mediana di A (linea orizzontale) e di S (linea verticale) e il rettangolo grigio individua il loro range interquartile (IQR). Per la componente L , il valore della mediana, del primo quartile e del terzo quartile sono riportati mediante segmenti verticali neri sulla legenda. Inoltre il valore della mediana di L determina il colore delle linee che identificano le mediane di A e S .

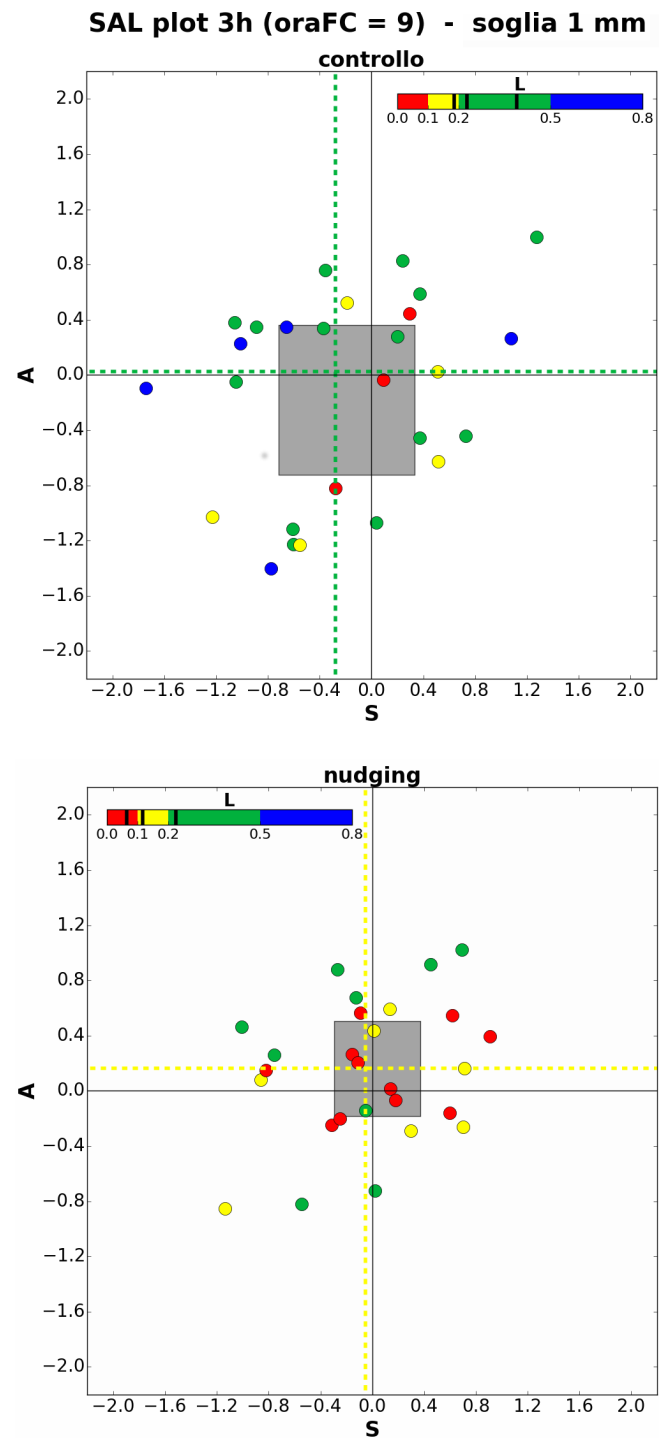


Figura 3.2. SAL plot della precipitazione tri-oraria (superiore alla soglia di 1 mm) accumulata all'ora 9 di forecast (oraFC) per le simulazioni di controllo (sopra) e per quelle con nudging (sotto). Ogni punto rappresenta un evento, le linee tratteggiate le mediane di S ed A , il quadrato grigio l'IQR e sulla legenda sono riportati (linee nere) la mediana, il primo e il terzo quartile di L .

3.1 Valutazione dello schema di nudging su tutti gli eventi di precipitazione

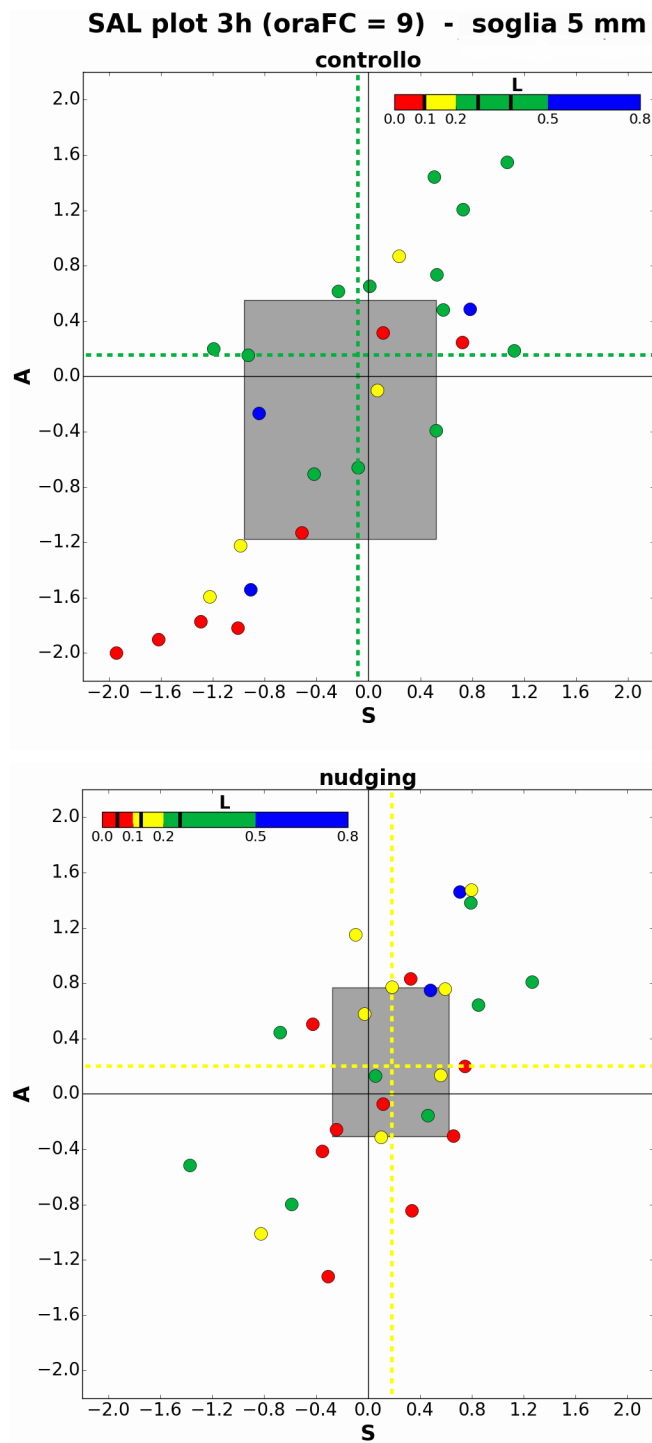


Figura 3.3. Come in Figura 3.2 ma considerando la precipitazione superiore alla soglia di 5 mm.

3 Risultati

In Figura 3.2 e 3.3 sono mostrati i SAL plot delle simulazioni di controllo e con nudging ottenute considerando la precipitazione cumulata nelle 3 ore comprese tra la sesta e la nona ora di previsione, ovvero nelle prime tre ore di simulazione successive all'assimilazione con nudging. Come discusso nella Sezione 3.1.1, i valori del SAL sono stati calcolati per due differenti soglie: 1 mm (Figura 3.2) e 5 mm (figura 3.3).

Confrontiamo innanzitutto i SAL plot per le simulazioni di controllo e con nudging ottenute considerando precipitazioni superiori alla soglia di 1 mm (Figura 3.2). Una prima indicazione è fornita dal posizionamento generale della “nuvola di punti”. Nel SAL plot delle simulazioni con nudging il primo e il secondo quadrante sono più popolati rispetto al terzo e al quarto, indicando una generale lieve sovrastima dell'intensità della precipitazione (A). Nelle simulazioni di controllo la nuvola di punti è invece abbastanza bene distribuita intorno all'origine. Le considerazioni appena riportate sono confermate dal valore della mediana di A , sostanzialmente nulla per le simulazioni di controllo e pari circa a 0.2 per le quelle con nudging. Anche il rettangolo grigio che identifica l'IQR di S e di A è leggermente spostato verso i valori positivi di A per le simulazioni con nudging.

Analizzando la componente S , sia la mediana che l'IQR delle simulazioni di controllo indicano una maggiore frequenza nel prevedere nuclei più piccoli o con gradienti più marcati rispetto a quelli osservati. Viceversa per le simulazioni con nudging la componente S è complessivamente prevista correttamente. Un'altra caratteristica che si nota dal confronto dei due SAL plot è che gli eventi delle simulazioni con nudging sono meno sparpagliati rispetto a quelli di controllo e, di conseguenza, anche l'area del rettangolo è minore. Quindi, l'errore nelle previsioni con nudging risulta meno casuale in termini delle componenti S ed A e gli *outliers* meno evidenti e meno numerosi.

Analizzando la componente L (indicata dal colore dei pallini), è evidente come le previsioni con nudging risultino molto più accurate. Infatti nel corrispondente SAL plot si osserva una maggiore frequenza di punti rossi e gialli, ovvero di simulazioni in cui il posizionamento dei nuclei di precipitazione risulta molto simile a quello osservato. Inoltre, rispetto alle simulazioni di controllo, si riduce il numero di punti verdi e scompaiono i punti blu, i quali indicano errori molto marcati in termini di posizionamento della precipitazione. Questa migliore performance è

3.1 Valutazione dello schema di nudging su tutti gli eventi di precipitazione

evidente anche dal confronto dei valori della mediana e dell'IQR tra simulazioni di controllo e di nudging, dove si assiste ad un netto spostamento dei valori verso lo 0, ovvero verso il perfetto accordo tra modello e osservazioni in termini della componente di localizzazione.

Analizziamo ora i due SAL plot ottenuti considerando solo le precipitazioni che superano la soglia di 5 mm (Figura 3.3). I punti delle simulazioni di controllo si dispongono quasi esclusivamente nel primo e nel terzo quadrante. Ci sono quindi molte previsioni in cui la precipitazione viene fortemente sottostimata e vengono previsti dei nuclei estremamente piccoli o con gradienti troppo marcati e, allo stesso tempo, ci sono numerose simulazioni in cui si osserva il comportamento opposto, ovvero forte sovrastima e nuclei troppo “piatti”.

Le dimensioni del rettangolo nel SAL plot di controllo confermano questa forte variabilità in termini di S e di A . Si noti, invece, come i valori mediani siano piuttosto vicini allo 0 indicando, apparentemente, una buona previsione complessiva. Ciò è dovuto alla compensazione tra i valori molto positivi e molto negativi, presenti sostanzialmente in egual numero. L'analisi dei valori delle mediane di S e di A va quindi svolta con molta cautela mentre, per la componente L , potendo assumere solo valori compresi tra 0 e 2, una mediana vicino allo 0 indica effettivamente una buona performance generale delle simulazioni.

Anche nel SAL plot delle simulazioni con nudging, il primo e il terzo quadrante sono maggiormente popolati, ma in maniera molto meno evidente rispetto a quello di controllo. Inoltre, come osservato per la soglia di 1 mm, gli eventi sono meno sparpagliati e ci sono meno *outliers*. Di conseguenza l'area del rettangolo che identifica l'IQR è decisamente inferiore rispetto a quella delle simulazioni di controllo, indicando quindi una performance generalmente più vicina alle osservazioni. Sia il posizionamento del rettangolo che il valore della mediana di A confermano quanto osservato per la soglia di 1 mm, ovvero che vi sia una lieve sovrastima della precipitazione. In questo caso, inoltre, il modello con nudging prevede in genere dei nuclei leggermente più grandi o più piatti (S positivo) rispetto a quelli osservati.

Per quanto riguarda la componente L , si ha nuovamente un netto miglioramento nelle simulazioni con nudging rispetto a quelle di controllo, come osservato anche con l'utilizzo della soglia di 1 mm. In questo caso, però, gli eventi con errori molto marcati (in blu) non vengono completamente eliminati, ma solamente ridotti da 3

3 Risultati

a 2.

Complessivamente, dall'analisi dei SAL plot in Figura 3.2 e 3.3, possiamo trarre le seguenti conclusioni, relativamente alla previsione della precipitazione tra la sesta e la nona ora di simulazione (corrispondenti alle prime 3 ore di simulazione non forzata per le previsioni con nudging):

- la performance delle simulazioni con nudging è in migliore accordo con le osservazioni rispetto alle simulazioni di controllo (ovvero senza assimilazione), con una decisa riduzione degli *outliers* in termini di tutte le 3 componenti del SAL;
- l'accuratezza delle simulazioni si riduce considerando precipitazioni intense (> 5 mm) e questo effetto è più evidente nelle simulazioni di controllo;
- nelle simulazioni con nudging la localizzazione dei nuclei di precipitazione è complessivamente migliore rispetto a quella delle simulazioni di controllo mentre per le componenti S ed A i risultati non sono univoci.
- nelle simulazioni con nudging la precipitazione è mediamente sovrastimata.

Nella presente Sezione non vengono riportati i SAL plot per la precipitazione accumulata durante l'assimilazione, in quanto di scarso interesse applicativo, e nemmeno quelli per la precipitazioni successive alla nona ora di forecast poiché non vi sono differenze così evidenti rispetto alle simulazioni di controllo. Quest'ultimo aspetto conferma la difficoltà di ottenere una correzione duratura della previsione applicando il nudging su dati di precipitazione, come descritto in altri studi (ad esempio Leuenberger and Rossa (2007) e Sokol (2009)). In ogni caso, informazioni sulla verifica della precipitazioni per questi intervalli temporali sono riportate nella Sezione successiva.

3.1.3 Variazione media in termini del SAL

Un modo differente, utilizzando sempre il SAL, per valutare e visualizzare l'impatto dello schema di assimilazione implementato, consiste nel calcolare per ogni evento

3.1 Valutazione dello schema di nudging su tutti gli eventi di precipitazione

le seguenti quantità

$$|S_{cntr}| - |S_{nudg}| \quad (3.1)$$

$$|A_{cntr}| - |A_{nudg}| \quad (3.2)$$

$$|L_{cntr}| - |L_{nudg}| \quad (3.3)$$

dove il pedice *cntr* indica che il valore della componente (*S*, *A* o *L*) è calcolata per la simulazione di controllo, mentre il pedice *nudg* indica la corrispondente simulazione con nudging. Di conseguenza, le quantità 3.1 - 3.3 forniscono un'indicazione di quanto quella componente del SAL sia stata migliorata per la simulazione con nudging rispetto alla simulazione di controllo: un valore positivo indica un miglioramento della previsione di precipitazione per la simulazione con nudging; viceversa, un valore negativo indica un peggioramento. Si noti inoltre che nel caso in cui le due simulazioni (controllo e assimilazione) fossero affette da errori uguali ma di segno opposto, la differenza sarebbe nulla ad indicare l'assenza di miglioramento.

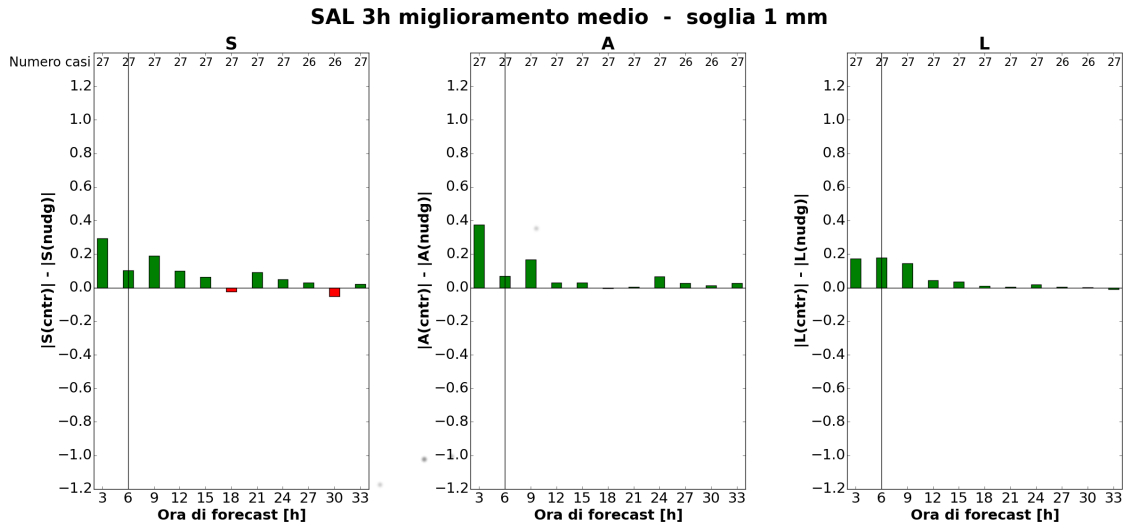


Figura 3.4. Miglioramento medio su tutti gli eventi indotto dall'assimilazione, valutato in termini delle quantità 3.1 - 3.3 calcolate per precipitazioni superiori alla soglia di 1 mm. Valori positivi indicano una migliore performance da parte delle simulazioni con nudging, valori negativi un peggioramento. Nella parte alta di ogni subplot è riportato il numero di casi presi in considerazione per il calcolo di ciascuna media. La linea nera verticale separa le ore di simulazione in cui avviene l'assimilazione (a sinistra) da quelle non forzate (a destra).

3 Risultati

Nelle Figure 3.4 e 3.5 viene riportata la media su tutti gli eventi delle quantità 3.1 - 3.3 calcolate utilizzando precipitazioni tri-orarie, rispettivamente per le soglie di 1 mm e 5 mm, per l'intera durata della simulazione, incluso il periodo iniziale di 6 ore di assimilazione. Si noti che il numero di eventi considerato per ciascun intervallo tri-orario (riportato in cima ad ogni pannello) può essere diverso dal numero totale di simulazioni effettuate (pari a 27) in quanto si possono avere intervalli temporali nei quali non si verificano precipitazioni superiori alla soglia in almeno uno tra osservazioni, simulazione di controllo e simulazione con nudging (in tal caso l'evento viene scartato).

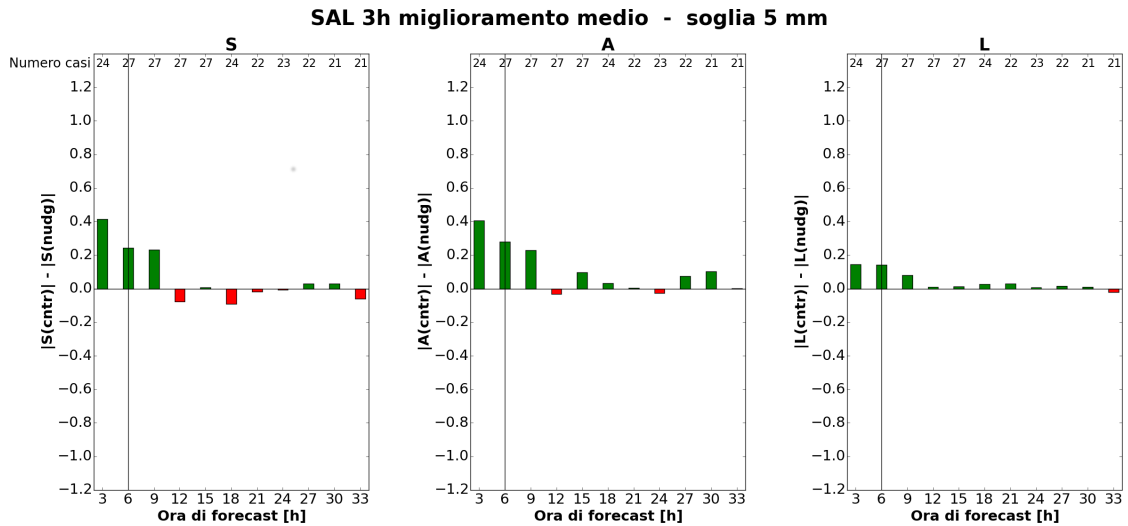


Figura 3.5. Come in Figura 3.4 ma per le componenti del SAL utilizzando precipitazioni superiori a 5 mm.

In entrambi i grafici si osserva un miglioramento abbastanza cospicuo della previsione di precipitazione nelle simulazioni con nudging durante la fase di assimilazione e nelle prime 3 ore di simulazione libera successive. Al crescere del range di previsione l'impatto positivo del nudging sulle simulazioni non si propaga ulteriormente in modo evidente e coerente. Il miglioramento per le componenti S e A risulta più cospicuo per precipitazioni superiori alla soglia di 5 mm, mentre per la componente L si ottengono risultati leggermente migliori considerando la soglia pari a 1 mm.

3.2 Differenze tra i casi di ottobre e di novembre

L'analisi dei SAL plot riportati in Sezione 3.1.2 rivela una forte variabilità associata alle singole simulazioni, particolarmente evidente per la precipitazione superiore a 5 mm. Infatti, si hanno previsioni che mostrano un ottimo accordo (in termini del SAL) con le osservazioni, a cui si contrappongono altre con errori molto marcati in almeno una delle tre componenti.

Da uno studio più approfondito dei singoli eventi, si è cercato di individuare degli elementi che permettessero di distinguere tra “buone” e “cattive” previsioni e, in particolare, di individuare i casi in cui l'assimilazione di dati di precipitazione produce i risultati i migliori. In quest'ottica si è osservata una marcata differenza confrontando gli eventi del solo mese di ottobre con quelli del mese di novembre.

3.2.1 SAL plot

In Figura 3.6 sono riportati gli stessi SAL plot realizzati in Figura 3.3, ovvero calcolati sulla base della precipitazione tri-oraria superiore alla soglia di 5 mm cumulata tra la sesta e la nona ora di forecast, ma considerando esclusivamente gli eventi di ottobre. In Figura 3.7 sono riportati, invece, i SAL plot analoghi per le simulazioni controllo e con nudging del solo mese di novembre. Risultati simili si ottengono anche considerando la soglia di precipitazione di 1 mm, ma i SAL plot non vengono riportati perché non aggiungono ulteriori indicazioni.

Nel mese di ottobre, quasi tutte le simulazioni di controllo sottostimano fortemente la precipitazione areale, con ben 6 eventi su 10 caratterizzati da un valore di A inferiore a -1.5, corrispondente ad una sottostima superiore all'85%. Anche la componente S assume generalmente valori molto negativi, sintomo che i nuclei previsti sono molto più piccoli o con gradienti molto più marcati di quelli osservati. Di conseguenza, le mediane di S e di A e il corrispondente IQR sono fortemente decentrati nel terzo quadrante.

SAL plot 3h (oraFC = 9) ottobre - soglia 5 mm

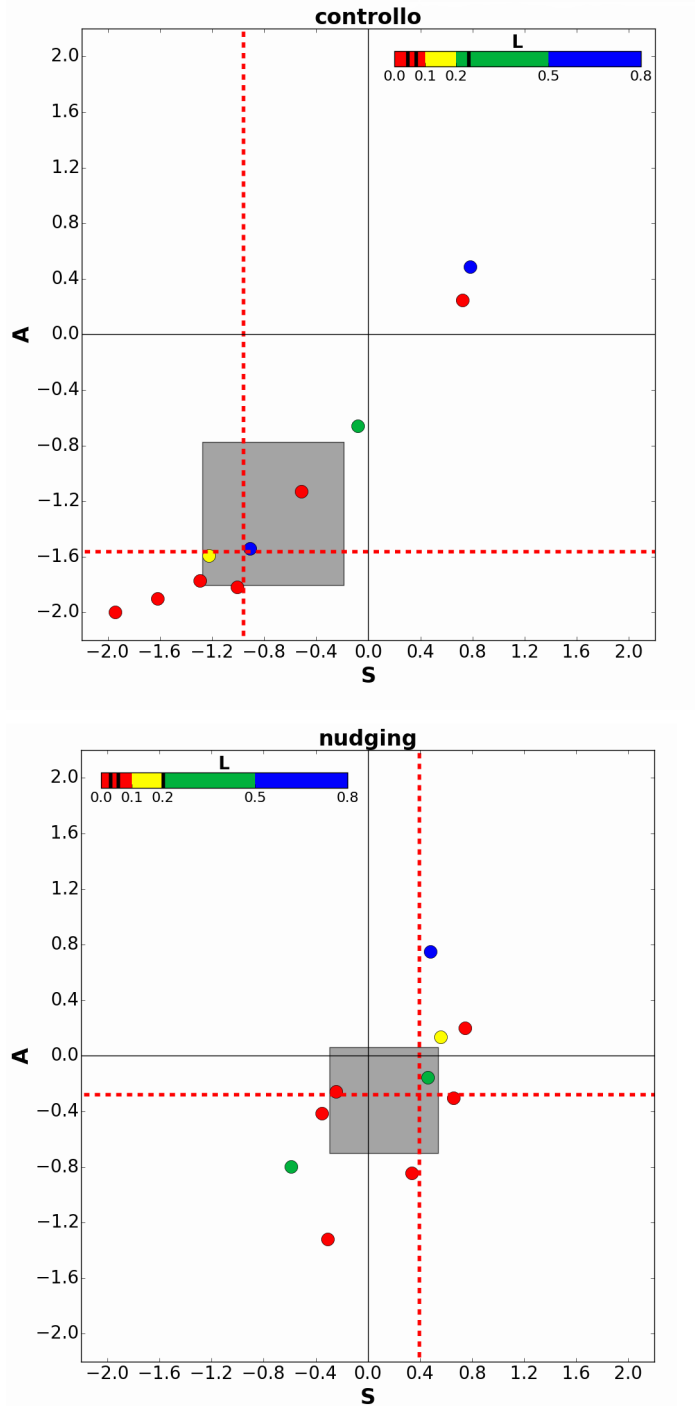


Figura 3.6. Come in Figura 3.3 ma considerando esclusivamente gli eventi di ottobre.

3.2 Differenze tra i casi di ottobre e di novembre

SAL plot 3h (oraFC = 9) novembre - soglia 5 mm

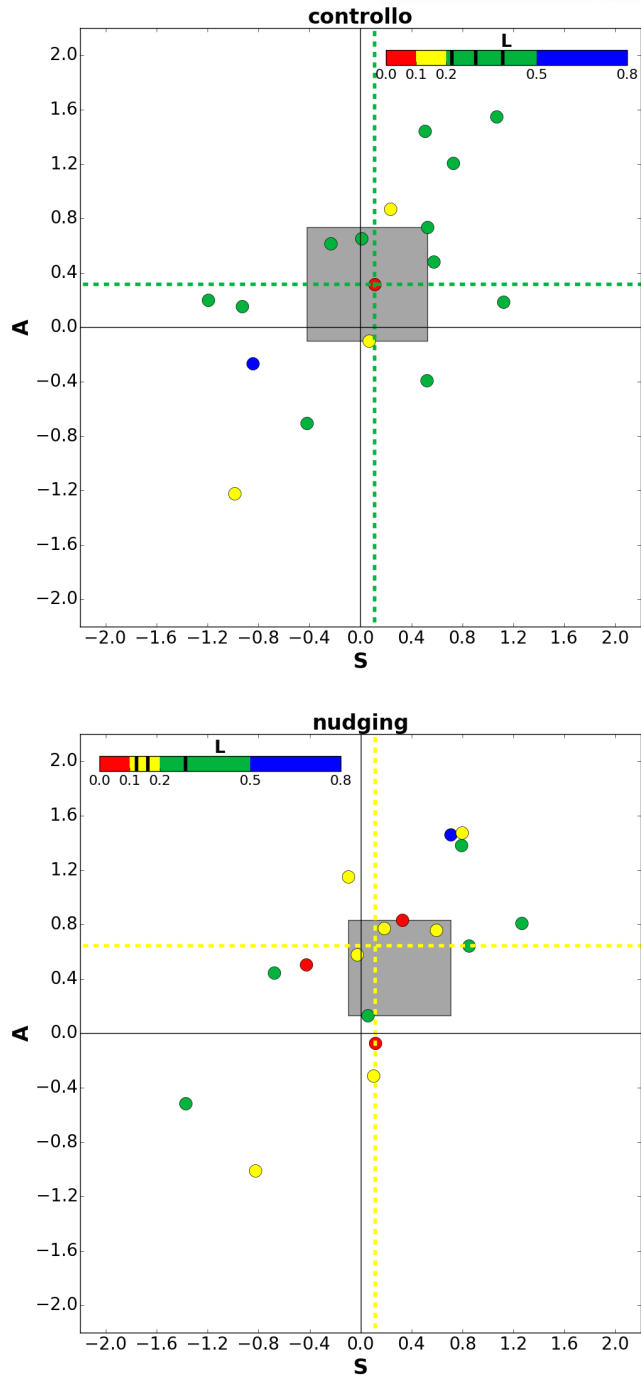


Figura 3.7. Come in Figura 3.3 ma considerando esclusivamente gli eventi di novembre.

3 Risultati

Nelle simulazioni con nudging si assiste ad un forte miglioramento della previsione della precipitazione nelle prime 3 ore di simulazione libera in termini della componente di ampiezza, che risulta però ancora leggermente negativa. Un miglioramento in termini assoluti si osserva anche nella componente S , che assume in questo caso valori moderatamente positivi, indice di nuclei più larghi o con gradienti meno intensi di quelli osservati. Le mediane di S e di A e il loro IQR sono quindi molto più vicine all'origine degli assi, seppure sia presente un lieve decentramento verso il quarto quadrante.

Per quanto riguarda la componente L , invece, le simulazioni di controllo hanno una performance abbastanza buona, specie se confrontata con quella complessiva su tutti gli eventi dell'autunno del 2014 (Figura 3.3 a pagina 65). L'implementazione dello schema di assimilazione determina comunque un lieve miglioramento e, in particolare, gli eventi con errore molto marcato (in blu) si riducono da due ad uno.

Nel mese di novembre (Figura 3.7) la performance complessiva delle simulazioni di controllo migliora nettamente, in termini delle componenti A e S , rispetto a quella del mese di ottobre. I punti popolano maggiormente il primo e il secondo quadrante, come confermato dal decentramento della mediana di A e del rettangolo grigio verso valori positivi nelle ordinate. Si ha quindi in generale una moderata sovrastima della precipitazione areale mentre, per quanto riguarda la struttura dei nuclei, non si riscontra un comportamento univoco.

Le simulazioni con nudging hanno una performance complessiva simile a quella delle previsioni di controllo, con un moderato accentuamento dell'errore sulla componente di ampiezza. Questo è ben visibile, oltre che dalla mediana di A , anche dall'IQR in quanto il rettangolo è chiaramente decentrato al di sopra dell'origine. Una lieve variazione si nota anche nella componente S , che tende in genere ad assumere valori positivi, come denota lo spostamento verso il primo quadrante del rettangolo dell'IQR.

Per quanto riguarda la componente L , le simulazioni del mese di novembre in cui è stato implementato lo schema di assimilazione mostrano una performance nettamente migliore rispetto a quelle di controllo. Infatti, mentre nel SAL plot associato a quest'ultime si ha una prevalenza di punti verdi, in quello delle simulazioni con nudging prevalgono i punti rossi e gialli. Questa valutazione è confermata

3.2 Differenze tra i casi di ottobre e di novembre

ovviamente anche dal confronto dei valori mediani di L e del rispettivo IQR.

Infine si noti come, sia nel SAL plot dei casi di ottobre che in quello dei casi di novembre, l'area del rettangolo delle simulazioni con nudging sia meno estesa di quella delle rispettive simulazioni di controllo, indicando una performance complessivamente migliore. In conclusione:

- gli eventi di ottobre risultano meno predicibili e il nudging è in grado di apportare un evidente miglioramento previsionale;
- in novembre le previsioni di controllo sono decisamente migliori e il beneficio del nudging è più ridotto.

3.2.2 Variazione media

In Figura 3.8 è mostrata l'evoluzione temporale al variare dell'ora di forecast delle quantità 3.1 - 3.3 mediate sui soli eventi di ottobre e considerando precipitazioni superiori a 5 mm. In Figura 3.9, invece, è mostrato il grafico analogo considerando solo i casi di novembre. Come per i SAL plot, risultati simili si ottengono considerando precipitazioni superiori alla soglia di 1 mm, ma non si ritiene particolarmente significativo mostrarli.

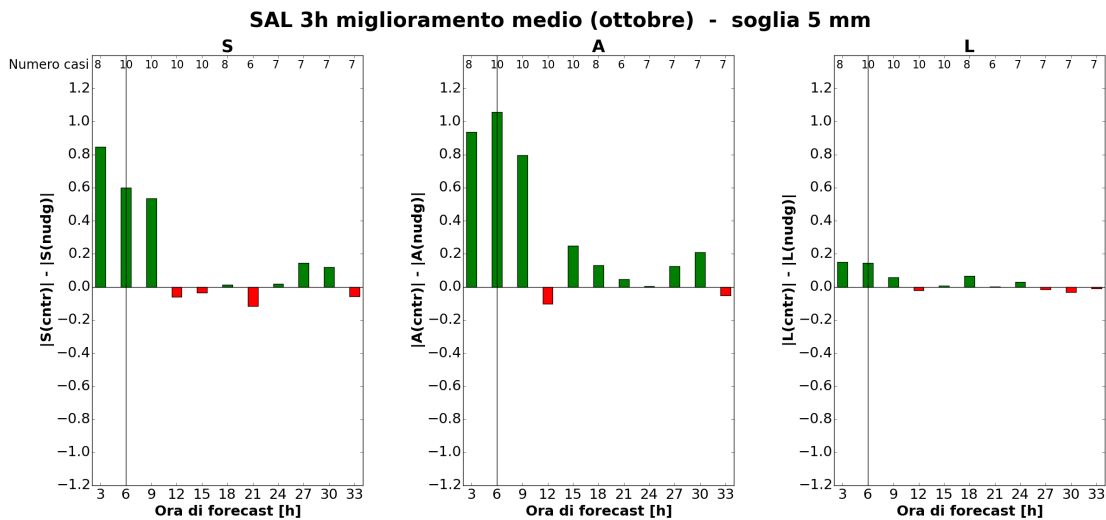


Figura 3.8. Come in Figura 3.5 a pagina 70 ma considerando esclusivamente gli eventi di ottobre.

3 Risultati

Il confronto tra le due figure conferma quanto osservato nei SAL plot analizzati in precedenza. Nello specifico, nelle simulazioni di ottobre l'implementazione dello schema di assimilazione determina un miglioramento estremamente consistente in termini delle componenti S ed A sia durante la fase di assimilazione che durante le successive 3 ore. Un miglioramento ben più contenuto si osserva anche nella componente di localizzazione.

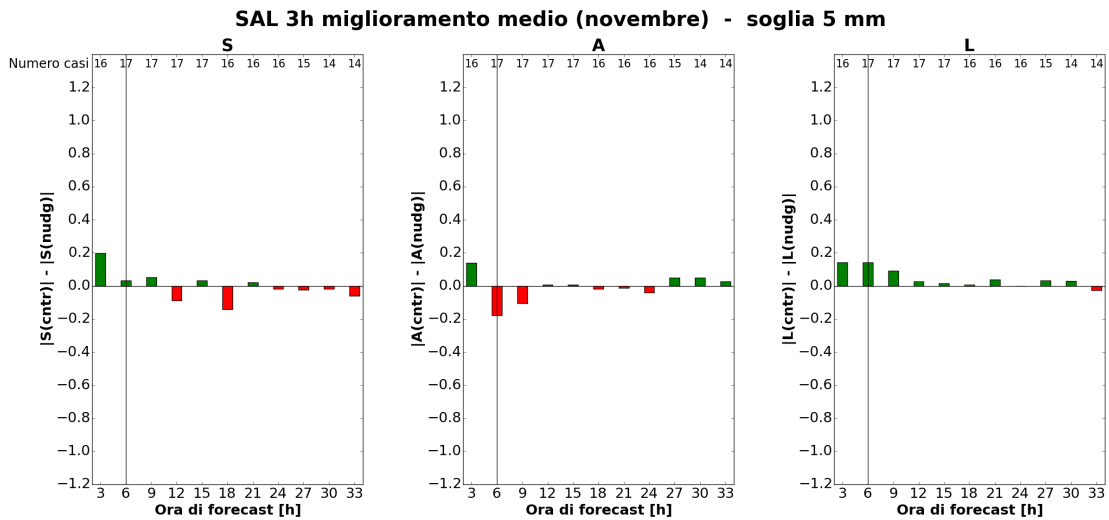


Figura 3.9. Come in Figura 3.5 a pagina 70 ma considerando esclusivamente gli eventi di novembre.

Il miglioramento associato alla componente L è evidente anche considerando le simulazioni di novembre, in cui gli effetti positivi del nudging nelle prime 3 ore di simulazione non forzata in termini di questa componente sono anche leggermente più consistenti rispetto a quelli di ottobre. Totalmente diverso è, invece, il comportamento osservato per le altre due componenti. In termini di S le simulazioni con nudging sono leggermente migliori rispetto a quelle di controllo durante l'assimilazione (specie nelle prime 3 ore) ma questo miglioramento si riduce notevolmente già nelle 3 ore di previsione libera. Relativamente alla componente A , invece, dopo un lieve miglioramento nelle prime 3 ore di assimilazione, si osserva un leggero peggioramento sia nelle restanti 3 ore di nudging che nelle successive 3 ore di simulazione non forzata.

3.2.3 Conclusioni del confronto

Dall'analisi combinata dei SAL plot e dai grafici relativi al miglioramento indotto dal nudging, si possono trarre le seguenti conclusioni relativamente al confronto tra le simulazioni del mese di ottobre e quelle del mese di novembre:

- La performance complessiva delle simulazioni di controllo del mese di ottobre è piuttosto bassa sia in termini di precipitazione areale (componente A del SAL) che di struttura dei nuclei (spesso troppo piccoli e deboli rispetto a quelli osservati) mentre la loro localizzazione è generalmente in discreto accordo con le osservazioni.
- La performance complessiva delle simulazioni di controllo nel mese di novembre è migliore in termini di struttura dei nuclei, la precipitazione areale è moderatamente sovrastimata e ci sono errori nella localizzazione. Pur riscontrando una forte variabilità associata ai singoli eventi, nel complesso le previsioni sono molto più accurate di quelle del mese di ottobre.
- L'implementazione del nudging ha sempre un impatto positivo sulla componente L sia durante l'assimilazione che nelle ore successive, in particolare le prime tre.
- L'implementazione del nudging ha un impatto estremamente positivo sulle simulazioni di ottobre in termini di S e A , mentre nelle simulazioni di novembre i risultati sono contrastanti, talvolta leggermente negativi. In particolare il nudging non riesce a ridurre la sovrastima della precipitazione areale delle simulazioni di controllo e, talvolta, la accentua.
- L'implementazione del nudging, in ogni caso, ha un impatto che in media non supera le 3 ore successive alla fine dell'assimilazione.

È lecito chiedersi quale sia il fattore che determini questa forte diversità di comportamento delle simulazioni e dell'assimilazione per i casi di ottobre e di novembre. Da una prima analisi del tipo di eventi di precipitazione, nel mese di ottobre del 2014 si osservano frequentemente uno o pochi nuclei di precipitazione sulla Liguria, spesso molto intensi e quasi-stazionari, come quello responsabile dell'alluvione di

3 Risultati

Genova del 9 ottobre. Nel mese di novembre, invece, si osservano spesso sistemi di precipitazione più organizzati composti da numerosi nuclei, generalmente meno stazionari rispetto a quelli del mese precedente. Una più accurata analisi dinamica degli eventi e dell'eventuale legame con l'efficacia dell'assimilazione attraverso il nudging, viene svolta nel prossimo Capitolo.

4 Equilibrio convettivo

L'applicazione dello schema di nudging a tutti gli eventi d'intensa precipitazione che hanno interessato la Liguria nell'autunno del 2014 determina un generale miglioramento della previsione del modello. Allo stesso tempo, però, si osserva una performance completamente differente delle previsioni con e senza assimilazione analizzando separatamente le simulazioni di ottobre e quelle di novembre. In questo Capitolo verrà studiato il legame dell'impatto dell'assimilazione di dati di precipitazione con le caratteristiche dinamiche dell'evento considerato attraverso la teoria dell'equilibrio convettivo, alla ricerca di analogie e differenze con quanto osservato in Craig *et al.* (2012).

4.1 Convezione e flussi a larga scala

Molte delle proprietà legate alla convezione, inclusa la sua predicibilità, dipendono dai flussi atmosferici a larga scala (sia sinottica che mesoscala) all'interno dei quali si sviluppa. In una certa misura, l'attività convettiva può essere considerata sotto il controllo delle scale più grandi e, in effetti, questa è la base della maggior parte degli schemi con cui viene parametrizzata nei modelli meteorologici idrostatici. Ciononostante questo controllo è solo parziale e il livello di controllo varia con tempo e luogo (Arakawa, 2004).

4.1.1 Equilibrio convettivo

L'avvio e il ciclo di vita di una nube convettiva sono il risultato di processi locali all'interno e nell'intorno della nube stessa, quali l'instabilità condizionale del profilo verticale, l'assenza di un'inversione in quota (*capping inversion*) o di altri fattori che inibiscono la convezione, e la variabilità delle caratteristiche dello strato limite

4 Equilibrio convettivo

che può innescare una corrente ascensionale. Se questi fattori sono presenti, una nube convettiva può rapidamente svilupparsi nell'arco di circa mezz'ora.

Al contrario, ci sono due modi in cui la convezione può essere inibita. Innanzitutto, in assenza di processi che raffreddano la troposfera e creano instabilità condizionale (come flussi ascendenti a larga scala), la *Convective Available Potential Energy* (CAPE) può essere rapidamente esaurita. In secondo luogo, se i processi di attivazione (*triggering*) nello strato limite non sono abbastanza intensi da superare la barriera energetica della *Convective Inhibition* (CIN), non si potranno verificare fenomeni di convezione nemmeno in presenza di grandi valori di CAPE.

Ognuno di questi processi può controllare la convezione, portando a due differenti scenari legati all'influenza della circolazione a larga scala sulla convezione. Se la convezione è limitata dalla disponibilità di CAPE, essa (e di conseguenza il flusso di massa, la precipitazione ecc.) sarà controllata dalla velocità con cui il flusso a scala più grande crea nuova CAPE man mano che la convezione la consuma. Dal momento che le singole nubi rispondono ad influenze locali, solo l'insieme di tutte le nubi convettive facenti parte dello stesso sistema di precipitazioni è vincolato dal flusso a larga scala, portando ad un equilibrio statistico (chiamato anche quasi-equilibrio o, da qui in avanti, semplicemente *equilibrio*).

D'altro canto, se la quantità di convezione è limitata dall'interazione tra i processi di attivazione e la CIN ed esiste quindi una barriera energetica da superare affinché la convezione si attivi, allora si possono accumulare grandi quantità di CAPE e non c'è ragione di aspettarsi una stretta relazione tra le caratteristiche della convezione e i flussi a larga scala. Si è dunque in presenza di una condizione di *non equilibrio*, la convezione si attiverà solo laddove c'è una forzante locale che permette di superare l'inibizione e tenderà ad esaurire rapidamente la CAPE accumulata.

4.1.2 Tempo di scala convettivo

I due regimi, equilibrio e non equilibrio convettivo, rappresentano modalità di interazione tra la convezione e la larga scala differenti tra loro e sarebbe desiderabile essere in grado di distinguere quale è dominante in una data situazione meteorolo-

4.1 Convezione e flussi a larga scala

logica. Una possibilità potrebbe essere quella di considerare la sola CAPE, che ci si aspetterebbe assumere valori piuttosto contenuti in situazioni di equilibrio (Emanuel, 1994). In realtà la quantità di CAPE è variabile, anche in condizioni di equilibrio, ed è impossibile identificare un valore di soglia che distingua i due regimi.

Un approccio più rigoroso, introdotto in Arakawa and Schubert (1974), consiste nel confrontare la velocità con cui l'instabilità condizionale viene creata dal flusso a larga scala con la velocità con cui viene rimossa attraverso la convezione. Il flusso a scala sinottica evolve con un tempo di scala di un giorno o due, mentre, in assenza di fattori inibenti, ci si può aspettare che la convezione rimuova la CAPE nell'arco di circa un'ora. In tali condizioni, la convezione segue strettamente la forzante imposta dalla larga scala. Nel caso opposto, un tempo di scala convettivo maggiore indicherebbe che la convezione non è forzata dalla larga scala e quindi non è presente equilibrio.

Il tempo di scala τ_c di rimozione dell'instabilità condizionale (misurata dalla CAPE) da parte della convezione può essere definito come (Done *et al.*, 2006):

$$\tau_c \sim \frac{CAPE}{dCAPE/dt} \quad (4.1)$$

in cui la CAPE è data da

$$CAPE = \int \frac{g}{T_0}(T_a - T)dz \quad (4.2)$$

dove T è la temperatura della colonna atmosferica, T_a la temperatura di una particella d'aria sollevata pseudo-adiabaticamente dallo strato limite e T_0 è una temperatura di riferimento.

La CAPE può essere rimossa fornendo sufficiente calore da rimuovere la differenza tra T e T_a lungo la colonna (Done *et al.*, 2006). Il rilascio di calore latente integrato verticalmente può essere calcolato a partire dall'intensità della precipitazione P :

$$L_v P = \int \rho C_p \frac{dT}{dt} dz \quad (4.3)$$

dove L_v è il calore latente di vaporizzazione, ρ è la densità dell'aria e C_p è il calore

4 Equilibrio convettivo

specifico a pressione costante. Di conseguenza si può ricavare la variazione nel tempo della CAPE:

$$\frac{dCAPE}{dt} = \frac{L_v}{C_p} \frac{g}{\rho T_0} P \quad (4.4)$$

In conclusione il tempo di scala convettivo può essere stimato (Done *et al.*, 2006) come:

$$\tau_c = \frac{C_p}{L_v} \frac{\rho T_0}{g} \frac{CAPE}{P} \quad (4.5)$$

Nella stima appena effettuata, vengono ignorate le variazioni dello strato limite indotte dalla convezione e ciò può determinare una significativa sovrastima del tempo di scala. Per tener conto di questo effetto, viene spesso introdotto un fattore $\frac{1}{2}$ (ad esempio in Zimmer *et al.* (2011) e Craig *et al.* (2012)) con il quale l'equazione 4.5 diventa:

$$\tau_c = \frac{1}{2} \frac{C_p}{L_v} \frac{\rho T_0}{g} \frac{CAPE}{P} \quad (4.6)$$

La scelta di questo particolare valore si basa sull'assunzione che il riscaldamento troposferico e il raffreddamento dello strato limite contribuiscano egualmente alla riduzione della CAPE (Betts, 1986). In ogni caso si noti che la possibilità di distinguere tra casi di equilibrio e di non equilibrio, sia comunque indipendente dalla stima di τ_c (Done *et al.*, 2006).

Condizioni di equilibrio sono associate a tempi di scala piuttosto brevi rispetto al tempo con cui il flusso a larga scala evolve e crea CAPE, che vanno da 24 ore (ciclo diurno) a diversi giorni (depressioni sinottiche). Ad esempio, nelle simulazioni di equilibrio radiativo-convettivo di Cohen and Craig (2004), si è calcolato che la convezione risponde a modifiche nella forzante a larga scala con un tempo di scala di circa un'ora, sebbene il valore dipenda dalla forzante,

Situazioni di non equilibrio avvengono nel limite di grandi valori del tempo di scala convettivo. Ad esempio, nei casi di studio descritti da Done *et al.* (2006) sono stati osservati valori di τ_c (valutati mediante la relazione 4.5) dell'ordine delle decine di ore fino a circa un centinaio. Una volta iniziata la convezione, si osserva una tendenza alla diminuzione del valore di τ_c durante l'evento, in seguito all'intensificazione della precipitazione e al consumo della CAPE. Nel caso in cui il valore iniziale di τ_c non sia eccessivamente elevato, è possibile un passaggio a condizioni di equilibrio.

Di conseguenza non esiste una distinzione netta tra i valori del tempo di scala convettivo calcolati per le condizioni di equilibrio e per quelle di non equilibrio, le quali devono essere considerate come casi limite della distribuzione continua dei valori di τ_c . Ciononostante, in alcuni studi è stata individuata una soglia per distinguere i due regimi. Ad esempio in Craig *et al.* (2012) e Molini *et al.* (2011) si individua un valore di soglia pari a 6 ore, senza pretendere però che possa essere un valore di riferimento generale.

Nell'ottica di individuare una soglia sui valori di τ_c per separare condizioni di equilibrio da quelle di non equilibrio, occorre tener presente che il calcolo del tempo di scala convettivo è soggetto ad ampi margini di arbitrarietà. Innanzitutto, come evidenziato in precedenza, si trovano in letteratura diverse stime di τ_c come quelle riportate nelle equazioni 4.5 e 4.6. Inoltre, trattandosi di una quantità che va valutata su tutto il sistema di nubi convettive, il valore di τ_c deve essere calcolato con un'opportuna operazione di smoothing su una regione sufficientemente larga da eliminare la variabilità associata a ciascuna singola cella. Esistono differenti tecniche per effettuare questa operazione e, anche in questo caso, non esiste in letteratura uno schema univoco.

4.1.3 Legame con l'assimilazione dati

In Craig *et al.* (2012) viene indagata la relazione tra il tempo di scala convettivo e la durata dei miglioramenti indotti dall'assimilazione di dati di precipitazione mediante la tecnica del Latent Heat Nudging (LHN). Il LHN è una tecnica di assimilazione molto simile a quella utilizzata nel presente studio. È infatti sviluppata per assimilare dati di precipitazione attraverso una modifica progressiva (nudging) dei profili di temperatura (anziché dei profili di umidità). Considera infatti che la produzione di precipitazione sia legata al rilascio di calore latente di condensazione, in grado di modificare le proprietà termiche della colonna d'aria.

Nello studio di Craig *et al.* (2012) sono stati analizzati tre diversi casi di intensa precipitazione convettiva in Germania, considerando un ensemble di simulazioni del modello ad alta risoluzione COSMO-DE, capace di risolvere esplicitamente la convezione. Si è trovato che la durata dell'impatto dell'assimilazione è ben correlato con τ_c , piuttosto che con altre quantità come la CAPE o il CIN. Nei casi

4 Equilibrio convettivo

di equilibrio (τ_c piccolo), l'influenza del periodo iniziale di assimilazione scompare dopo un paio d'ore di previsione libera, in quanto la convezione torna rapidamente al suo stato di equilibrio imperturbato, forzato dalla grande scala, dopo essere stata modificata localmente dall'assimilazione. Nei casi di non equilibrio (τ_c grande), associati a una forte inibizione (alta CIN, capping inversion), risulta invece di fondamentale importanza il forcing locale che attiva la convezione. In questi casi, l'assimilazione dei dati è sufficiente a generare sistemi convettivi nella posizione corretta, i quali possono restare in vita per molto tempo in quanto non vengono soppressi da un intenso forcing a larga scala.

L'impatto dell'assimilazione complessivamente non supera le 3 ore di simulazione non forzata. In particolare, analizzando la previsione della precipitazione mediante il metodo di verifica DAS (Keil and Craig, 2009) che permette di distinguere il tipo di errore in termini di ampiezza (componente AMP) e posizione (componente DIS), si osserva un rapido degradamento della previsione in termini di localizzazione dei nuclei nei casi di equilibrio convettivo. Per questa ragione, la performance complessiva dello schema di assimilazione applicato ad eventi caratterizzati da valori di τ_c ridotti risulta inferiore di quella che si ottiene nel caso di eventi con valori di τ_c maggiori.

4.2 Implementazione

In questo lavoro di tesi, il calcolo del tempo di scala convettivo è stato effettuato sullo stesso dominio adottato per la verifica della previsione di precipitazione mediante la tecnica SAL, mostrato in Figura 4.1. Anche in questo caso, la scelta di non considerare l'intero dominio delle simulazioni è stato dettato dalla volontà di focalizzare l'attenzione esclusivamente sugli eventi d'intensa precipitazione che hanno interessato la Liguria nell'autunno 2014. Se si fosse scelta un'area più vasta, l'inclusione di altri sistemi di precipitazione avrebbe determinato risultati del calcolo di τ_c non rappresentativi dei fenomeni d'interesse. Inoltre, questa scelta permette di mettere direttamente in relazione i risultati della verifica mediante SAL con il tempo di scala convettivo degli eventi su cui è stata applicata.

L'elevata risoluzione spaziale dei dati di precipitazione e di CAPE a disposizione per il calcolo di τ_c (forniti dalle simulazioni MOLOCH o dalle osservazioni

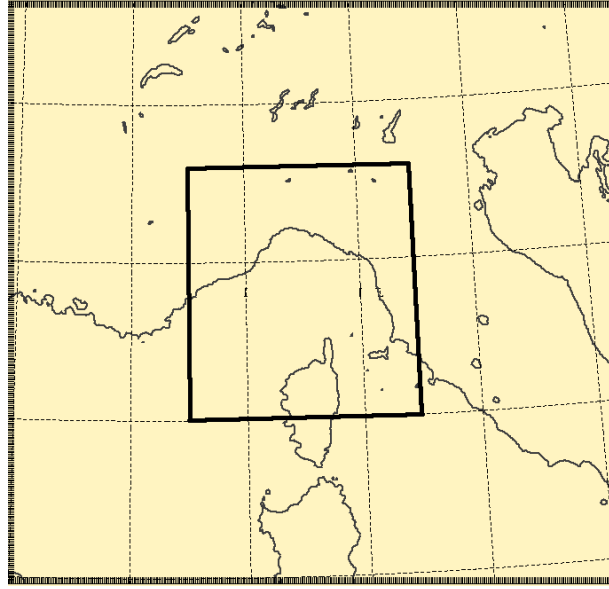


Figura 4.1. Area considerata (riquadrata con la linea nera) per il calcolo del tempo di scala convettivo τ_c all'interno del dominio utilizzato per le simulazioni MOLOCH. Si tratta dello stesso dominio selezionato per il calcolo del SAL.

della rete radar-pluviometrica fornite dal CIMA) impone l'utilizzo di una tecnica di smoothing al fine di rimuovere la variabilità locale associata alle singole celle convettive. Quindi, in analogia a quanto effettuato in Craig *et al.* (2012) per il modello ad alta risoluzione COSMO-DE, si è deciso di implementare un filtro gaussiano. In sostanza, il valore della variabile a_{lm}^s (precipitazione o CAPE) nel punto di griglia (l, m) dopo la procedura di smoothing è data da:

$$a_{lm}^s = \frac{\sum_{(i,j) \in K_{lm}} a_{ij} e^{-\frac{r_{ij}^2}{2\sigma_s^2}}}{\sum_{(i,j) \in K_{lm}} e^{-\frac{r_{ij}^2}{2\sigma_s^2}}} \quad (4.7)$$

dove a_{ij} è il valore della variabile nel punto di griglia (i, j) prima della procedura di smoothing, r_{ij} è la distanza di (i, j) da (l, m) , K_{lm} è la regione individuata dal cerchio di raggio R_s (raggio di influenza) e centro in (l, m) e σ_s è la deviazione standard della gaussiana.

La procedura di smoothing viene effettuata su tutti i punti di griglia del dominio.

4 Equilibrio convettivo

Solo successivamente vengono selezionati i punti all'interno della regione mostrata in Figura 4.1, al fine di ottenere valori più consistenti vicino al bordo. In breve, i passaggi fondamentali per il calcolo del valore di τ_c per ciascuna ora di una simulazione sono i seguenti:

1. Smoothing del campo di precipitazione e di CAPE mediante la relazione 4.7.
2. Individuazione dei punti di griglia all'interno del dominio in Figura 4.1 in cui la precipitazione è superiore ad un certo valore di soglia P_τ^* .
3. Individuazione dei corrispondenti valori di CAPE.
4. Calcolo del valore di τ_c per ogni punto di griglia individuato.
5. Calcolo del valore medio di τ_c .

La scelta dei parametri σ_s e R_s da adottare nella procedura di smoothing è stata preceduta da una serie di test di sensibilità per valutare l'eventuale dipendenza di τ_c da questi valori. I test di sensibilità hanno riguardato anche la soglia di precipitazione P_τ^* mettendola in relazione con le differenti stime di τ_c riportate nelle equazioni 4.5 e 4.6. Infine sono stati confrontati i risultati ottenuti mediante l'utilizzo della precipitazione prevista dalla simulazione con nudging con i risultati ottenuti utilizzando la precipitazione osservata. Per la CAPE, invece, si è deciso di utilizzare la previsione del modello anziché una reanalisi come in Molini *et al.* (2011), in quanto la risoluzione offerta di MOLOCH è molto maggiore e, allo stesso tempo, non ci si attende un errore così marcato su questa variabile.

Tutti i test preliminari di sensibilità sono stati effettuati su 4 simulazioni di MOLOCH in cui è stato implementato lo schema di assimilazione descritto nel Capitolo 2. Si tratta delle simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 8 ottobre, 03 UTC del 9 ottobre, 03 UTC del 10 ottobre e 03 UTC del 13 ottobre. Di seguito verranno riportati solo alcuni dei risultati ottenuti, considerati più rilevanti.

4.2.1 Parametri di smoothing

Una prima fase di test ha riguardato i parametri utilizzati nella procedura di smoothing, ovvero la deviazione standard della gaussiana σ_s e il raggio di influenza R_s .

In Craig *et al.* (2012) si utilizza un valore di σ_s pari a 25 km ma non viene specificato il valore di R_s . A partire da questo valore sono stati effettuati 5 esperimenti con differenti valori di σ_s e R_s . In Figura 4.2 sono riportati i tempi di scala τ_c , in funzione dell'ora di forecast, ottenuti per la simulazione del 9 ottobre.

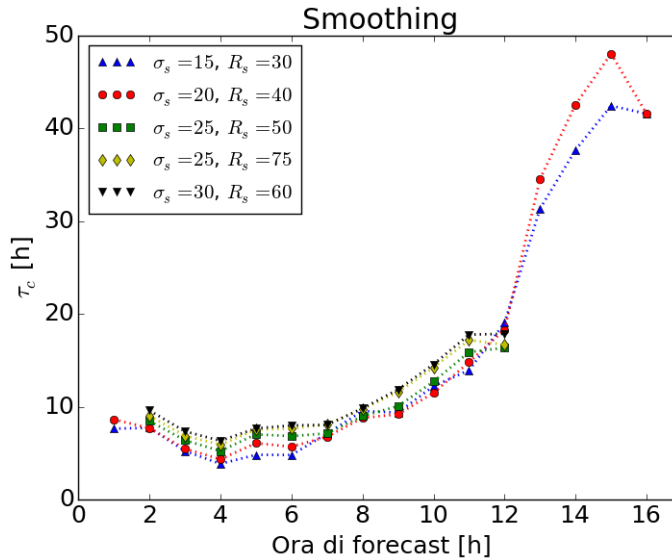


Figura 4.2. Valori del tempo di scala convettivo τ_c in funzione dell'ora di forecast al variare dei parametri σ_s e R_s utilizzati per lo smoothing dei campi di precipitazione e CAPE. I valori si riferiscono alla simulazione inizializzata alle 03 UTC del 9 ottobre 2014 in cui si è deciso di utilizzare un valore di soglia per la precipitazione P_τ^* pari ad 1 mm.

Dall'analisi effettuata (Figura 4.2), si osserva che il numero di istanti di tempo su cui è definito τ_c dipende dall'esperimento. Al ridursi del valore della deviazione standard, si riduce il numero di punti che hanno un peso significativo nel determinare il valore di a_{lm}^s (equazione 4.7). Di conseguenza, dopo lo smoothing, si osservano valori di precipitazione massima più elevati ed è quindi più probabile che in alcuni punti si superi la soglia P_τ^* .

Tra la seconda e la dodicesima ora di forecast, è comunque stato possibile definire un valore di τ_c per ciascuno degli esperimenti considerati. Il valore del tempo di scala della convezione cresce all'aumentare sia di σ_s che di R_s , ma le differenze tra i vari casi non sono particolarmente marcate. La dipendenza di τ_c dai parametri che regolano lo smoothing è quindi abbastanza modesta, quanto meno nel range

4 Equilibrio convettivo

di valori sperimentato, e si potrebbe adottare una qualunque tra le configurazioni testate.

Da un'analisi dei campi di precipitazione ottenuti in seguito allo smoothing, l'utilizzo di $\sigma_s = 25$ km e $R_s = 50$ km sembra garantire un'accurata rimozione della variabilità locale associata ai singoli nuclei convettivi e, allo stesso tempo, non provoca una "spalmatura" eccessiva della precipitazione. Si veda, a titolo di esempio, la Figura 4.3, in cui viene messa a confronto la precipitazione osservata tra le 21 UTC e le 22 UTC del 9 ottobre (in concomitanza con il verificarsi dell'alluvione di Genova) interpolata sulla griglia di MOLOCH (a sinistra) e il corrispondente campo di precipitazione dopo la procedura di smoothing. In particolare, si noti come le 3 celle individuabili nell'immagine di sinistra scompaiano totalmente dopo lo smoothing. Alla luce di queste valutazioni e considerando che il valore di $\sigma_s = 25$ km è lo stesso utilizzato in Craig *et al.* (2012), si è deciso di adottare da qui in avanti (sia per gli altri test di sensibilità che per i successivi calcoli di τ_c) un valore di σ_s pari a 25 km e un valore di R_s di 50 km.

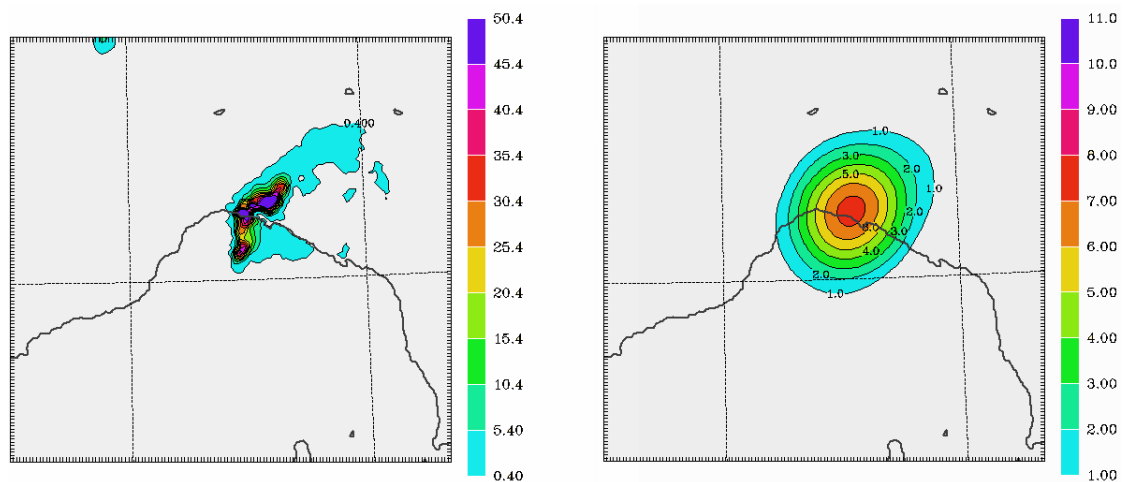


Figura 4.3. Precipitazione osservata tra le 21 UTC e le 22 UTC del 9 ottobre 2014, in concomitanza con il verificarsi dell'alluvione di Genova. A sinistra è mostrato il campo di precipitazione interpolato sulla griglia utilizzata per le simulazioni MOLOCH, a destra lo stesso campo ma dopo aver effettuato uno smoothing gaussiano secondo la relazione 4.7 utilizzando $\sigma_s = 25$ km e $R_s = 50$ km.

4.2.2 Soglia di precipitazione

Un altro parametro critico nel calcolo del tempo di scala convettivo è il valore della soglia di precipitazione P_τ^* da utilizzare per selezionare i punti con cui calcolarne il valore. In letteratura si trovano diverse scelte, spesso legate alla relazione utilizzata per la stima di τ_c . Infatti, se chiamiamo C la costante numerica moltiplicativa nell'equazione 4.5, si trovano generalmente due diversi valori: $C = 1$, che conduce appunto all'equazione 4.5, e $C = 0.5$, che conduce all'equazione 4.6.

Di conseguenza, in relazione ai valori di C e P_τ^* , si trovano generalmente due differenti configurazioni per il calcolo di del tempo di scala della convezione: $P_\tau^* = 1$ mm e $C = 0.5$ (ad esempio in Craig *et al.* (2012)) oppure $P_\tau^* = 2$ mm e $C = 1$ (ad esempio in Molini *et al.* (2011)). In Figura 4.4 sono mostrati i risultati ottenuti utilizzando le due differenti configurazioni, con l'aggiunta del caso $P_\tau^* = 1$ mm e $C = 1$. Nello specifico vengono riportati i risultati per la simulazione del 10 ottobre, caratterizzata da uno o pochi nuclei di precipitazione di estensione molto limitata (come descritto nel Capitolo 2), e del 13 ottobre, caratterizzata invece da un sistema organizzato costituito da numerosi nuclei, spesso estesi.

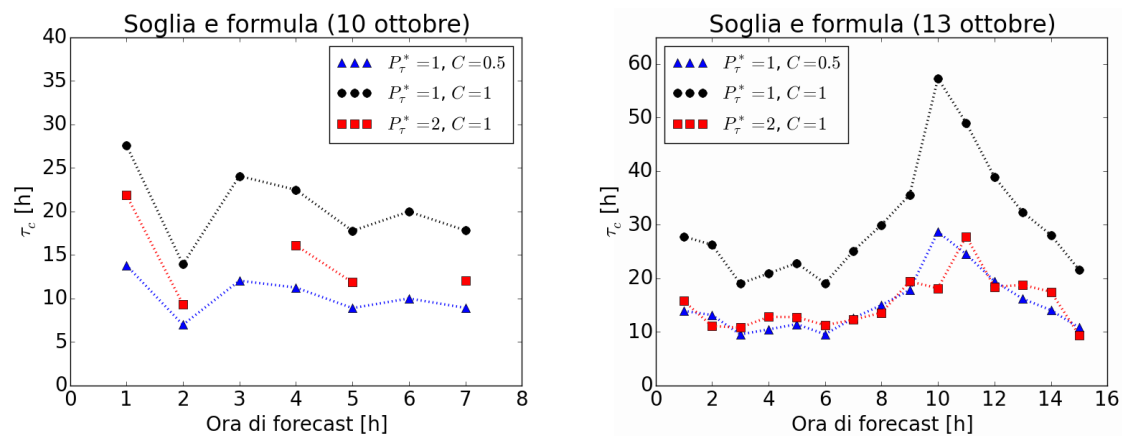


Figura 4.4. Valori del tempo di scala convettivo τ_c in funzione dell'ora di forecast al variare della soglia di precipitazione P_τ^* e della costante numerica moltiplicativa C nell'equazione 4.5. I valori si riferiscono alla simulazione inizializzata alle 03 UTC del 10 ottobre 2014 (a sinistra) e del 13 ottobre 2014 (a destra).

Nella simulazione del 13 ottobre, la configurazione $P_\tau^* = 2$ mm e $C = 0.5$ determina valori di τ_c generalmente molto ravvicinati (differenze dell'ordine del 10%) a quelli che si ottengono con $P_\tau^* = 1$ mm e $C = 0.5$. Lo stesso non si

4 Equilibrio convettivo

può affermare per la simulazione del 10 ottobre: le differenze sono spesso marcate (anche superiori al 50%) e, inoltre, ci sono alcuni istanti in cui il valore di τ_c per $P_\tau^* = 2$ mm e $C = 1$ non è definito in quanto non ci sono precipitazioni maggiori della soglia.

In sostanza le due configurazioni producono all'incirca gli stessi risultati nei casi in cui la quantità di precipitazione sia rilevante. Nelle condizioni opposte, il numero di punti di griglia con precipitazione maggiore 2 mm è molto inferiore a quello di punti che superano la soglia di 1 mm e questo può determinare valori di τ_c molto differenti o, nei casi estremi, l'impossibilità di definirlo. Quindi, dato che la scelta di $P_\tau^* = 1$ mm permette di selezionare un numero maggiore di punti di griglia con cui è possibile calcolare un valore di τ_c più significativo dal punto di vista statistico, si è deciso di adottare tale valore come soglia per la precipitazione e, conseguentemente, un valore di C pari a 0.5. I parametri $P_\tau^* = 1$ mm e $C = 0.5$, gli stessi utilizzati in Craig *et al.* (2012), verranno dunque utilizzati da qui in avanti.

4.2.3 Dati di precipitazione

Mentre per i valori di CAPE è stato deciso fin da subito di scegliere la previsione del modello, in quanto caratterizzata da una risoluzione spaziale e temporale molto maggiore di quella fornita da una reanalisi, per i dati di precipitazione si possono compiere due differenti scelte: utilizzare i valori osservati o, nuovamente, valori previsti dal modello con nudging (si sceglie la simulazione con nudging in quanto più accurata di quella di controllo). In Figura 4.5 sono riportati i valori di τ_c ottenuti mediante le due differenti sorgenti di dati, relativamente alla simulazione del 9 ottobre. Tra la seconda e la dodicesima ora di forecast, i valori di τ_c ottenuti con i due differenti campi di precipitazione sono molto simili tra loro, con uno scostamento più marcato, ma tutto sommato trascurabile, solo nelle ultime due ore a causa, probabilmente, dell'indebolimento del nucleo di precipitazione. In caso di differenze non eccessive tra i due campi di precipitazione, come nel caso analizzato, si ottengono quindi dei risultati molto simili tra loro.

Dopo la dodicesima ora di forecast, i valori del tempo di scala della convezione sono definiti solo per i campi di precipitazione osservata, in quanto la simulazione

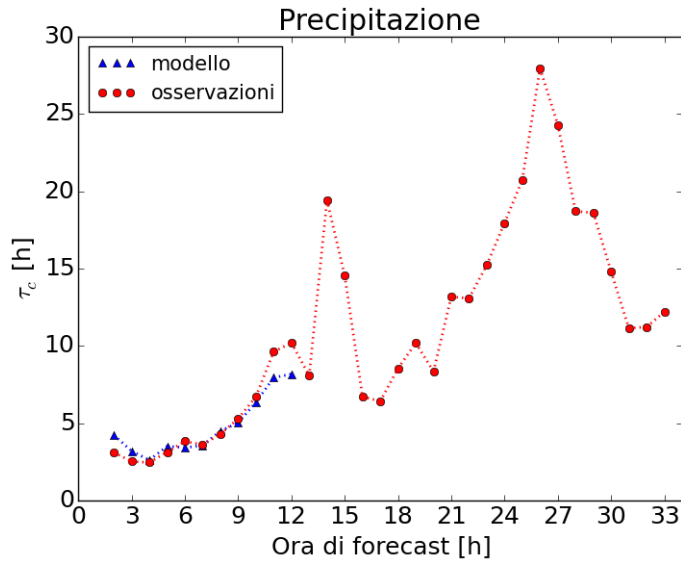


Figura 4.5. Valori del tempo di scala convettivo τ_c in funzione dell'ora di forecast al variare della sorgente di dati di precipitazione (osservazioni o previsione della simulazione MOLOCH con nudging). I valori si riferiscono alla simulazione inizializzata alle 03 UTC del 9 ottobre 2014.

non riesce a riprodurre le celle convettive osservate. L'utilizzo della previsione del modello rischia quindi di limitare notevolmente il numero di valori di τ_c calcolabili. Allo stesso tempo non è chiaro quali simulazioni utilizzare. Infatti, alla luce dei risultati discussi nel Capitolo 3, limitatamente alle prime 9 ore di forecast le simulazioni con nudging del mese di ottobre riescono a riprodurre in modo molto più accurato la precipitazione rispetto alle corrispondenti simulazioni di controllo, mentre lo stesso risultato non è così netto nei casi di novembre, in cui le informazioni fornite dalle componenti del SAL sono contrastanti. Inoltre, oltre la nona ora di forecast, gli errori della previsione del modello, sia con assimilazione che senza, diventano rilevanti. Alla luce di tutte queste considerazioni si è scelto di utilizzare i dati di precipitazione osservata, in modo da ottenere una stima di τ_c , e quindi una caratterizzazione dell'evento, più affidabile possibile.

4.2.4 Schema implementato per il calcolo di τ_c

Riassumendo i risultati dei test di sensibilità e le considerazioni effettuate, i passaggi elencati all'inizio di questa Sezione che si devono effettuare per il calcolo

4 Equilibrio convettivo

del valore del tempo di scala convettivo per ciascuna ora di una simulazione, si modificano nel seguente modo:

1. Smoothing del campo di precipitazione osservata (ottenuto come combinazione di dati radar e da pluviometri) e del campo di CAPE previsto dal modello mediante la relazione 4.7, utilizzando i parametri $\sigma_s = 25$ km e $R_s = 50$ km.
2. Individuazione dei punti di griglia all'interno del dominio mostrato in Figura 4.1 in cui la precipitazione è superiore al valore di soglia $P_\tau^* = 1$ mm.
3. Individuazione dei corrispondenti valori di CAPE.
4. Calcolo del valore di τ_c per ogni punto di griglia individuato, mediante la relazione 4.6.
5. Calcolo del valore medio di τ_c .

Si ribadisce che si sarebbero potuti scegliere valori differenti di alcuni dei parametri, con conseguenti valori leggermente differenti di τ_c . Non si è però interessati ad effettuare la miglior stima possibile del tempo di scala della convezione, quanto piuttosto ad utilizzare questa grandezza per distinguere il regime di equilibrio da quello di non equilibrio e quindi differenziare le caratteristiche dinamiche dei vari eventi analizzati. In tal senso, variazioni non eccessive della stima del suo valore (legati ad esempio a fattori moltiplicativi) non inficiano questa capacità (Done *et al.*, 2006).

4.3 Differenze tra gli eventi di ottobre e di novembre

Lo schema descritto nella sezione precedente è stato utilizzato per calcolare il tempo di scala convettivo per tutti gli eventi simulati utilizzando il nudging (ma risultati molto simili si sarebbero ottenuti anche con le simulazioni di controllo effettuate in questo lavoro di tesi (riportate in Tabella 3.1 a pagina 60). In Figura 4.6 sono mostrati i risultati ottenuti, distinguendo tra gli eventi di ottobre (in rosso) e quelli di novembre (in blu). Inoltre, è riportato il valore medio calcolato per tutti gli eventi di ciascuno dei due mesi.

4.3 Differenze tra gli eventi di ottobre e di novembre

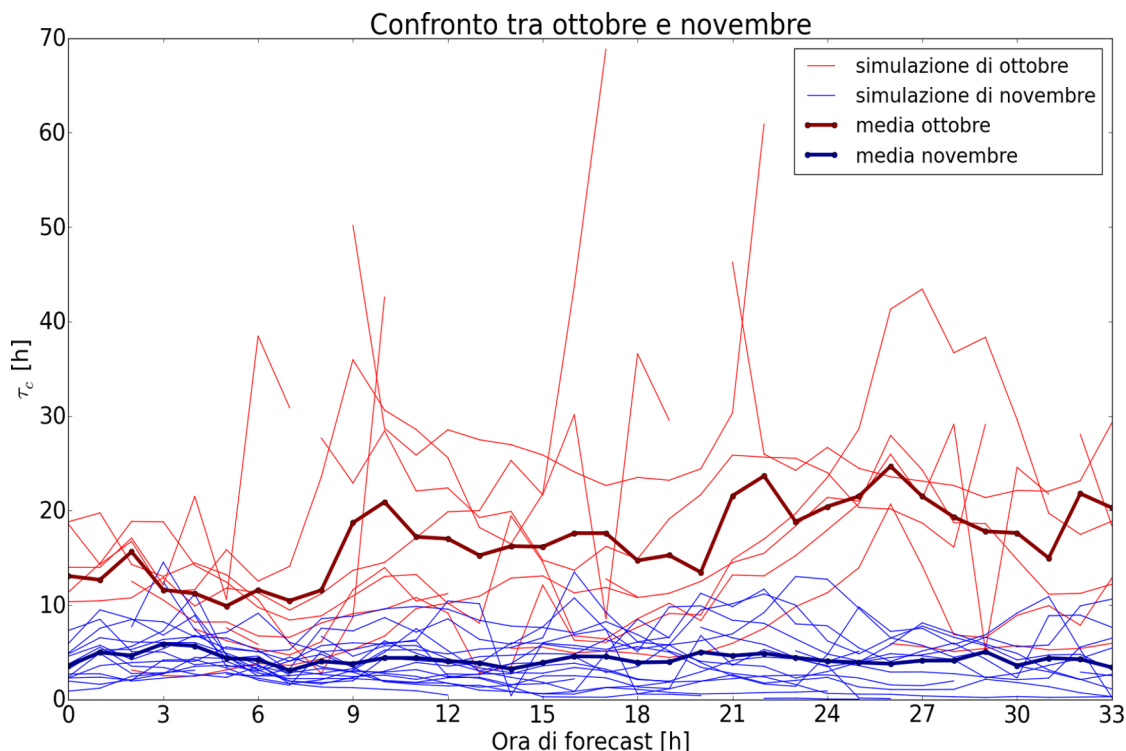


Figura 4.6. Valori del tempo di scala convettivo τ_c in funzione dell'ora di forecast per ciascuna delle simulazioni effettuate in questo lavoro di tesi. Le simulazioni per gli eventi del mese di ottobre sono riportate in rosso mentre quelle per gli eventi del mese di novembre in blu. Si noti che le linee collegano solo punti contigui nel tempo. Le due linee spesse rappresentano i valori medi per i casi di ottobre (rosso scuro) e di novembre (blu scuro).

I valori assunti da τ_c variano molto sia tra i vari eventi che nel corso di ciascun evento. Ciononostante si osservano delle differenze significative confrontando il comportamento generale degli eventi del mese di ottobre con quello degli eventi del mese di novembre. In quest'ultimo caso, il valore del tempo di scala convettivo non supera quasi mai le 10 ore e il valore medio è compreso tra le 3 e le 6 ore per tutta la durata dell'evento. Gli eventi del mese di ottobre, invece, sono associati a valori di τ_c maggiori, con diversi casi che superano abbondantemente le 30 ore. Anche il valore medio è ben più elevato e si attesta tra le 10 e le 25 ore per tutta la durata dell'evento. I singoli eventi del mese di ottobre mostrano comunque una maggiore variabilità rispetto a quelli di novembre e non è raro osservare, nell'arco di un episodio, tempi di scala che scendono fino a valori inferiori a 10 ore.

È quindi ragionevole pensare che esista una netta distinzione tra gli eventi di

ottobre e quelli di novembre in termini del legame tra i flussi a larga scala e la convezione. Si può senza dubbio affermare che gli eventi di novembre sono mediamente caratterizzati da condizioni più vicine all'equilibrio convettivo rispetto a quelle del mese di novembre, le quali possono essere inquadrare come condizioni di non equilibrio. Per quanto sia arbitrario individuare un valore di soglia di τ_c per distinguere i due regimi, la scelta di 6 ore che si riscontra in Craig *et al.* (2012) e Molini *et al.* (2011) è in perfetto accordo con la nostra conclusione.

4.3.1 Legame tra equilibrio convettivo e impatto del nudging

Dal confronto tra le simulazioni di controllo e le simulazioni con nudging effettuato nel Capitolo 3, è emerso un impatto molto rilevante dello schema di assimilazione per le previsioni degli eventi del mese di ottobre (si veda la Figura 3.6 a pagina 72 e la Figura 3.8 a pagina 75), con un deciso miglioramento della previsione della precipitazione nelle prime 3 ore di simulazione libera (dopo il periodo di assimilazione). Al contrario, gli effetti del nudging sulle simulazioni di novembre (Figura 3.7 a pagina 73 e la Figura 3.9 a pagina 76) si sono rivelati molto meno significativi e con risultati più contrastanti sia durante il periodo di assimilazione che nella successiva previsione non forzata.

La differente performance dell'assimilazione osservata per gli eventi simulati nei due diversi mesi ed il legame tra i flussi a larga scala e la convezione sono in accordo con quanto osservato in Craig *et al.* (2012) e illustrato nella sezione 4.1.3. Infatti, l'impatto maggiore dello schema di assimilazione nelle simulazioni di ottobre si ottiene nel caso di eventi caratterizzati, in media, da condizioni di non equilibrio, mentre l'impatto è più limitato per le simulazioni degli eventi di novembre che sono associati a condizioni di generale equilibrio della convezione.

Si noti, però, una differenza importante con i risultati di Craig *et al.* (2012). Nei casi di studio da loro analizzati, la verifica della precipitazione mediante la tecnica DAS (Keil and Craig, 2009) aveva permesso di osservare che la limitazione del miglioramento ottenibile con l'assimilazione nei casi di equilibrio convettivo era dovuto principalmente ad un errore di posizionamento dei nuclei di precipitazione. Nei casi da noi analizzati, invece, la verifica mediante SAL mostra che l'impatto del nudging sulla componente di localizzazione L è positivo sia nelle simulazio-

4.3 Differenze tra gli eventi di ottobre e di novembre

ni di ottobre che in quelle di novembre. Il minor impatto dell'assimilazione nel caso di eventi caratterizzati da condizioni di equilibrio convettivo è riconducibile ad un peggioramento nella struttura (componente S) e nell'intensità o ampiezza (componente A) dei nuclei di precipitazione. Nell'analisi di Craig *et al.* (2012) la componente di ampiezza dell'errore mostra all'incirca lo stesso andamento nei due differenti regimi, mentre la struttura dei nuclei non viene considerata.

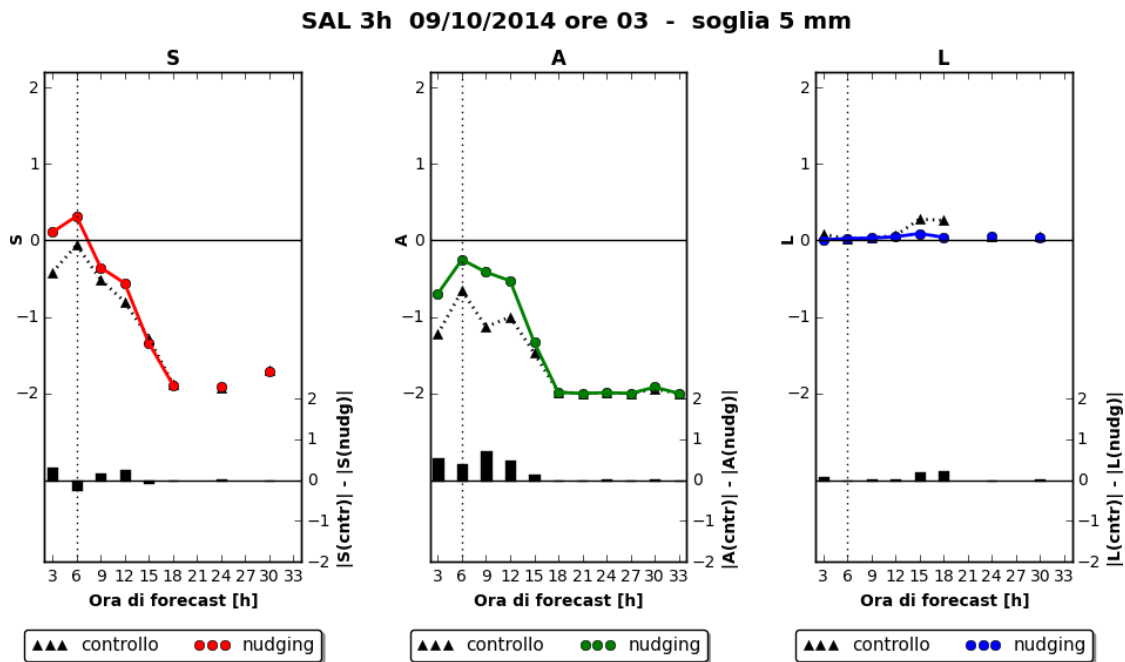


Figura 4.7. Risultati della verifica della precipitazione mediante SAL applicata alle simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre 2014, considerando solo precipitazioni maggiori di 5 mm. In ogni subplot è mostrata una componente (da sinistra verso destra S , A e L) e sono riportati, al variare dell'ora di forecast, i valori per la simulazione di controllo e per quella con nudging (asse a sinistra del subplot). Inoltre, viene mostrato, mediante istogramma, la differenza tra i valori in modulo del run di controllo e del run con nudging (asse a destra del subplot) calcolati con le formule 3.1 - 3.3 a pagina 69. La linea verticale tratteggiata separa il periodo di assimilazione (a sinistra) dal forecast non forzato (a destra).

Si ribadisce, inoltre, che le considerazioni fin qui effettuate, sono da considerarsi valide in media e non per i singoli eventi. Infatti, in pieno accordo con quanto fatto in Craig *et al.* (2012), si è messo in relazione la performance complessiva delle simulazioni di ciascuno dei due mesi con il corrispettivo inquadramento generale degli eventi nell'ambito della teoria dell'equilibrio convettivo. Per ottenere una

4 Equilibrio convettivo

statistica significativa, in Craig et al (2012) si erano considerati solo 3 eventi, ma si era utilizzato un ensemble di simulazioni. Nel nostro caso, invece, si sono effettuate simulazioni deterministiche ma su un numero molto maggiore di eventi.

Se si restringe l'analisi alle singole simulazioni, la relazione tra tempo di scala della convezione e impatto dello schema di assimilazione non è necessariamente e sistematicamente verificata. Si consideri ad esempio la simulazione inizializzata alle 03 UTC del 9 ottobre. In Figura 4.7 sono mostrati i risultati della verifica mediante SAL applicata alla simulazione di controllo e a quella con nudging. Nei tre pannelli sono mostrate le tre componenti S , A e L e per ognuna di esse è riportato il valore, al variare dell'ora di forecast, per le due simulazioni e un istogramma che mostra la differenza tra il modulo del run di controllo e il modulo del run con nudging.

Dall'analisi del grafico si osserva che l'impatto positivo determinato dall'implementazione dello schema di assimilazione si propagano per 6 ore oltre la fine dell'assimilazione, il doppio rispetto a quanto si osserva nella media dei casi di ottobre. Si tratta quindi di una delle simulazioni in cui il nudging riesce a migliorare in modo più cospicuo la previsione della precipitazione. Ci si aspetterebbe, quindi, che l'evento considerato sia caratterizzato da condizioni di non equilibrio. In realtà, i valori del tempo di scala convettivo per questa simulazione (riportati in Figura 4.5 a pagina 91 e individuati dai punti rossi) sono inferiori a 6 ore nelle prime 9 ore di forecast e solo successivamente mostrano un moderato incremento.

5 Applicazioni

Il miglioramento della previsione della precipitazione ha diversi risvolti applicativi di grande importanza. A titolo di esempio, si presentano in questo Capitolo due possibili applicazioni dell'assimilazione della precipitazione con nudging sviluppata nel corso di questa tesi. La prima è relativa alla previsione dell'evento meteorologico più significativo dell'autunno 2014 in Liguria, ovvero l'alluvione di Genova occorsa il 9 ottobre. Il secondo, invece, riguarda l'impatto delle previsioni con nudging sulle previsioni effettuate in cascata da un modello idrologico. Quest'ultima parte è stata eseguita in stretta collaborazione con il Dr. Francesco Silvestro del CIMA (Centro Internazionale in Monitoraggio Ambientale) e qui si riporteranno sinteticamente i risultati ottenuti.

5.1 Caso di studio: l'alluvione di Genova del 9 ottobre 2014

La giornata del 9 ottobre 2014 è stata caratterizzata da precipitazioni convettive abbondanti e spesso di forte intensità, che hanno interessato in prevalenza la provincia di Genova. Si possono distinguere due fasi distinte di forte maltempo intervallate da una breve tregua di qualche ora: la prima si è sviluppata tra la mattinata e le prime ore del pomeriggio; la seconda, più breve ma più intensa, tra la serata e le prime ore della notte successiva.

Durante la seconda fase del peggioramento, le piogge hanno fatto registrare notevoli picchi orari e tri-orari (tra gli altri: Genova Geirato 141 mm in 1 ora e 226 mm in 3 ore (Onorato *et al.*, 2015)) e, a causa anche delle precipitazioni delle ore precedenti, hanno provocato un evento alluvionale nella città di Genova (che ha coinvolto principalmente il bacino del Bisagno) e nel vicino comune di Montoggio.

L'evento ha provocato una vittima, e nel complesso sono stati stimati danni per circa 300 milioni di Euro.

5.1.1 Inquadramento sinottico

Nella giornata del 7 ottobre lo scenario meteorologico vedeva la presenza di un vortice depressionario sull'Irlanda, contrapposto ad un solido campo di alta pressione sulla Russia settentrionale. Tra il 7 ed il 9 ottobre (in Figura 5.1 viene mostrata l'analisi del 9 ottobre alle 12 UTC), il minimo depressionario si è spostato lentamente verso il Mare del Nord e la saccatura ad esso associata si è spinta verso sud fino alle Canarie. Al tempo stesso, l'anticiclone, ben saldo tra Russia ed Europa Orientale, ha continuato ad esercitare un'azione di blocco all'avanzamento verso Est dell'onda depressionaria.

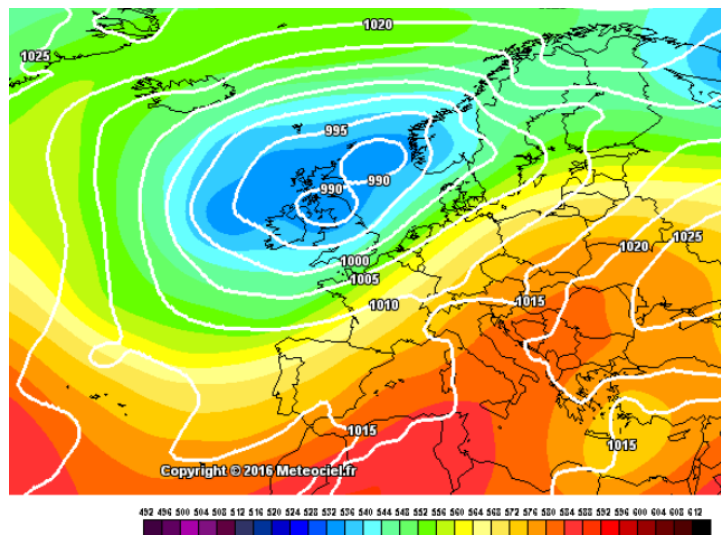


Figura 5.1. Rianalisi prodotta da ERA-Interim (ECMWF) e interpolata da Meteociel (www.meteociel.fr) per le 12 UTC del 9 ottobre. Le linee bianche individuano le isobare di pressione al livello del mare mentre i colori identificano l'altezza di geopotenziale a 500hPa.

Questa particolare configurazione sinottica, oltre a generare divergenza in quota (condizione favorevole quindi allo sviluppo di moti verticali), ha permesso di convogliare, nei giorni precedenti l'evento e per tutta la durata dello stesso, un flusso meridionale d'intensità moderata nei bassi livelli dalla Libia verso il nord-ovest

5.1 Caso di studio: l'alluvione di Genova del 9 ottobre 2014

della Penisola, facendo così confluire sul Golfo Ligure una considerevole quantità di umidità. Inoltre, sempre a causa di questa configurazione barica, si è instaurato nei bassi strati atmosferici un debole flusso da Nord-Est che ha portato aria sensibilmente più fresca e secca dalla pianura Padana verso il ponente Ligure, con conseguente convergenza sul golfo di Genova (come descritto nel Capitolo 1).

La convergenza a bassa quota e il forte shear hanno determinato una spiccata instabilità per tutta la giornata del 9 ottobre sul Mar Ligure, ed in particolare sull'area genovese. Si noti, inoltre, la presenza di elevati valori di CAPE e di acqua precipitabile lungo la colonna atmosferica (Figura 5.2), elementi fondamentali per alimentare eventuali sistemi temporaleschi. Tutti questi fattori concomitanti, hanno provocato la formazione di strutture temporalesche quasi stazionarie con associate precipitazioni di forte intensità.

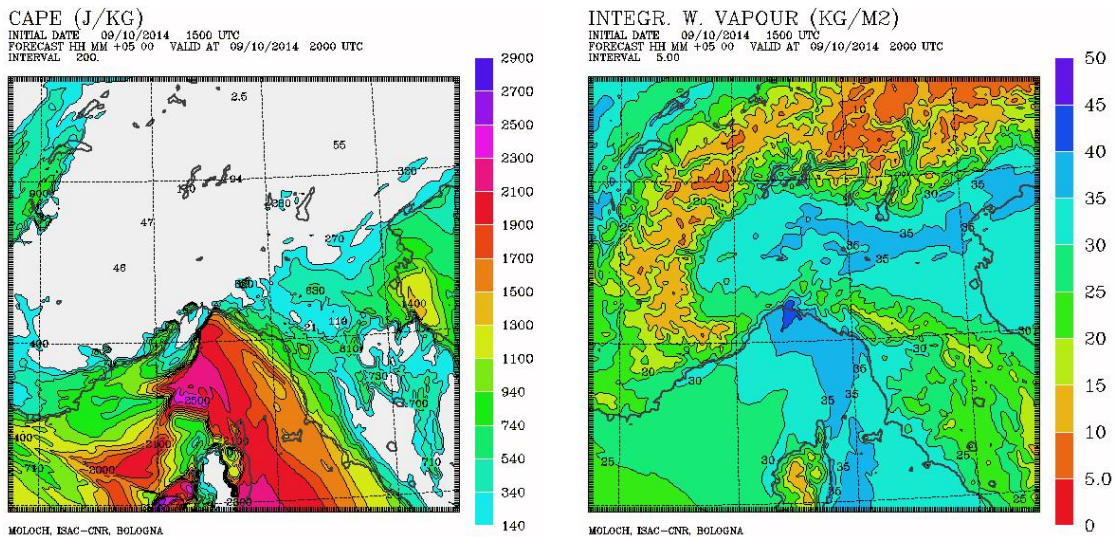


Figura 5.2. CAPE (a sinistra) e acqua precipitabile (a destra) prevista dalla simulazione MOLOCH inizializzata alle 15 UTC del 9 ottobre per le ore 20 UTC, in concomitanza con il verificarsi dell'alluvione di Genova.

5.1.2 Dinamica dell'evento

Nella giornata del 9 ottobre, si possono individuare due distinti episodi temporaleschi con caratteristiche differenti, intervallati da una finestra temporale di circa 3-4

5 Applicazioni

ore nella quale le precipitazioni hanno evidenziato una netta attenuazione (Onorato *et al.*, 2015).

La prima fase (Fase I), collocabile tra le 05-06 UTC e le 14 UTC circa, è stata caratterizzata dallo sviluppo di temporali autorigeneranti, associati ad una linea di convergenza sul mare, che hanno interessato gran parte della provincia di Genova, sia sulla costa che nell'entroterra. Si è osservato un sistema autorigenerante a "V" (*V-shape* identificabile da satellite) che si è progressivamente spostato verso est dopo aver interessato la zona di Genova (in particolare val Polcevera e val Bisagno) dalle prime ore della mattina. Nella tarda mattinata il sistema ha raggiunto il promontorio di Portofino ed in seguito ha insistito sulla parte orientale della provincia di Genova e sul suo entroterra (val Fontanabuona) fino a circa metà pomeriggio. In Figura 5.3a è mostrata la distribuzione delle precipitazioni durante questa prima fase, ottenuta mediante misure della rete radar-pluviometrica.

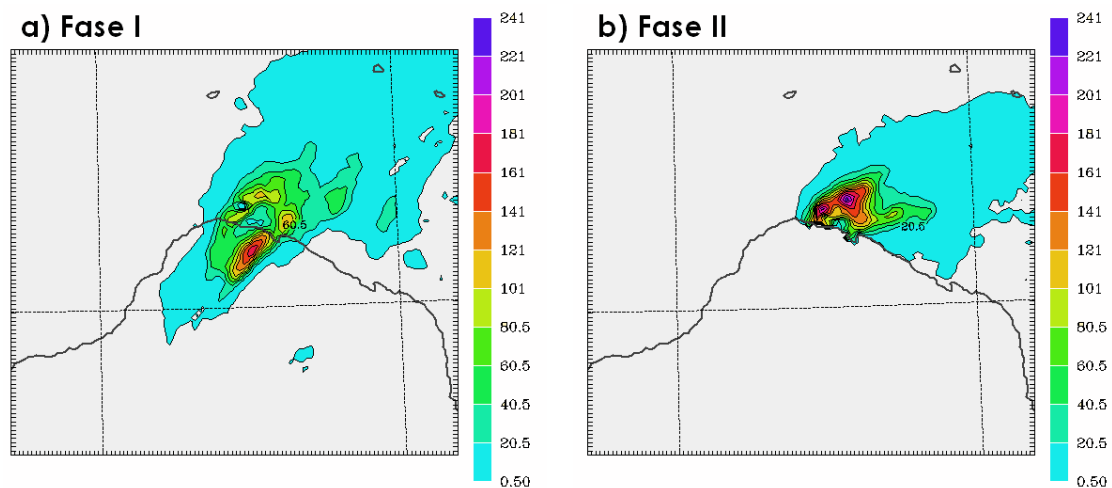


Figura 5.3. Precipitazione osservata mediante la rete radar-pluviometrica nella Fase I tra le 05 UTC e le 14 UTC (a sinistra) e nella Fase II tra le 18 UTC e le 03 UTC del 10 ottobre (a destra).

L'attenuazione del sistema temporalesco, successiva alla conclusione della Fase I, è stata seguita da una seconda fase (Fase II) caratterizzata da un nuovo evento: intorno alle ore 18 UTC nell'entroterra genovese si è osservato l'innescò di una nuova struttura temporalesca. Tale cella si è evoluta rapidamente in un sistema stazionario autorigenerante caratterizzato da precipitazioni molto intense, in estensione

5.1 Caso di studio: l'alluvione di Genova del 9 ottobre 2014

dall'interno verso la costa nel corso della serata. La valle Scrivia (nell'entroterra di Genova) e, successivamente, la val Bisagno e i quartieri orientali del capoluogo sono state le zone maggiormente interessate dal sistema: le precipitazioni sono risultate di intensità straordinariamente forte e le cumulate molto elevate, tali da provocare l'esondazione repentina del Bisagno, del Fereggiano, dello Sturla e del Vernazza nel capoluogo genovese, e del rio Carpi a Montoggio.

In Figura 5.3b è riportata la distribuzione delle precipitazioni accumulate durante questa seconda fase. Nel dettaglio, si sono osservate precipitazioni molto forti dapprima sulla zona di Montoggio e Torriglia (stazione di Torriglia 88 mm in 1 ora e 212 mm in 3 ore) e dopo meno di un'ora sull'alta val Polcevera (stazione di Vicomorasso 112 mm in 1 ora e 230 mm in 3 ore). Le precipitazioni si sono poi rapidamente estese verso la costa raggiungendo il capoluogo, dove i massimi sono stati registrati dalla stazione di Genova Geirato (141 mm in 1 ora e 226 mm in 6 ore). Intorno alla mezzanotte la linea temporalesca è andata spostandosi verso est mantenendo intensità molto forti (Barbagelata 102 mm in 1 ora e Sella Giassina 95 mm in 1 ora), anche se minori di quelle registrate sul bacino del Bisagno.

5.1.3 Simulazioni inizializzate alle 03 UTC

Le simulazioni (di controllo e con nudging) inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre sono le più indicate per la previsione della prima fase del peggioramento, in quanto sono temporalmente le più vicine alla fase intensa dell'evento. La simulazione di controllo prevede correttamente la formazione della linea di convergenza sul golfo di Genova con conseguente sviluppo di nuclei di precipitazione sul mare in successiva estensione alla costa e all'immediato entroterra. Anche la tempistica dell'evento è individuata correttamente con inizio dei fenomeni più significativi intorno alle 05 UTC e cessazione intorno alle 14 UTC.

Nella simulazione si riscontra, però, un lieve errore nel posizionamento delle precipitazioni e, soprattutto, una forte sottostima dell'intensità dei nuclei, i quali risultano anche leggermente meno estesi di quelli osservati. Inoltre, il modello, sebbene individui correttamente l'attenuazione dei fenomeni a partire dalle 14 UTC, non prevede la successiva riattivazione dell'attività convettiva in serata, responsabile della Fase II dell'evento. Tutte le caratteristiche descritte sono individuabili

chiaramente in Figura 5.4 dove sono riportati i valori delle componenti del SAL ottenute considerando precipitazioni tri-orarie superiori alla soglia di 5 mm per la simulazione di controllo e per quella con nudging.

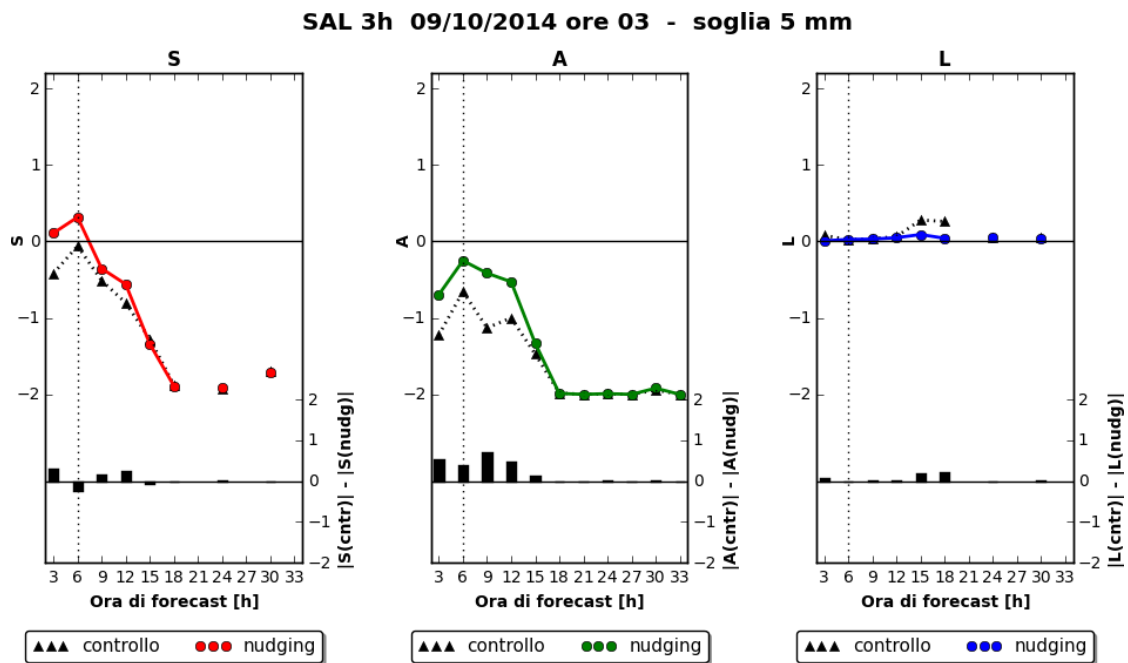


Figura 5.4. Risultati della verifica della precipitazione mediante SAL applicata alle simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre, considerando solo precipitazioni maggiori di 5 mm. In ogni subplot è mostrata una componente (da sinistra verso destra S , A e L) e sono riportati, al variare dell'ora di forecast, i valori per la simulazione di controllo e per quella con nudging (asse a sinistra del subplot). Inoltre, viene mostrato, mediante istogramma, la differenza tra i valori in modulo del run di controllo e del run con nudging (asse a destra del subplot). Un valore positivo dell'istogramma indica un miglioramento nella simulazione con nudging. La linea verticale tratteggiata separa il periodo di assimilazione (a sinistra) dal forecast non forzato (a destra).

Dalla stessa Figura 5.4 si può valutare anche il comportamento della simulazione con nudging. Innanzitutto si riscontra un deciso miglioramento in termini della componente di ampiezza A , indicante una precipitazione areale in migliore accordo con quella osservata. Questo miglioramento è evidente sia durante il periodo di assimilazione (le prime 6 ore) che nelle successive 6/9 ore, dimostrando quindi una durata degli effetti positivi dell'assimilazione ben maggiori di quelli riscontrati mediamente negli altri eventi studiati nel capitolo precedente. Si osservi che la precipitazione (superiore alla soglia di 5 mm) risulta comunque sempre sottosti-

5.1 Caso di studio: l'alluvione di Genova del 9 ottobre 2014

mata e che non si riesce a migliorare la simulazione per la Fase II dell'evento, per la quale il SAL di conseguenza mostra un rilevante errore.

La marcata intensificazione del nucleo di precipitazione nella simulazione con nudging rispetto a quella di controllo, è dovuta al forte impatto che la modifica dei profili di umidità ha sulle altre variabili dinamiche. Si consideri ad esempio la velocità verticale; in Figura 5.5 sono mostrate sezioni verticali di vento medio e temperatura potenziale equivalente alle 09 UTC per la simulazione di controllo (a sinistra) e quella con nudging (a destra). Le sezioni sono tracciate attraverso il nucleo di precipitazione, e viene considerata una media calcolata su 10 sezioni di latitudine quasi costante in prossimità di Genova, includendo parte dello specchio d'acqua attiguo alla costa e parte dell'entroterra. È evidente come nel caso con nudging la componente verticale del vento sia molto più intensa ed assuma valori significativamente positivi fino a quote molto elevate, ad indicare la capacità dell'assimilazione di generare convezione e moti verticali.

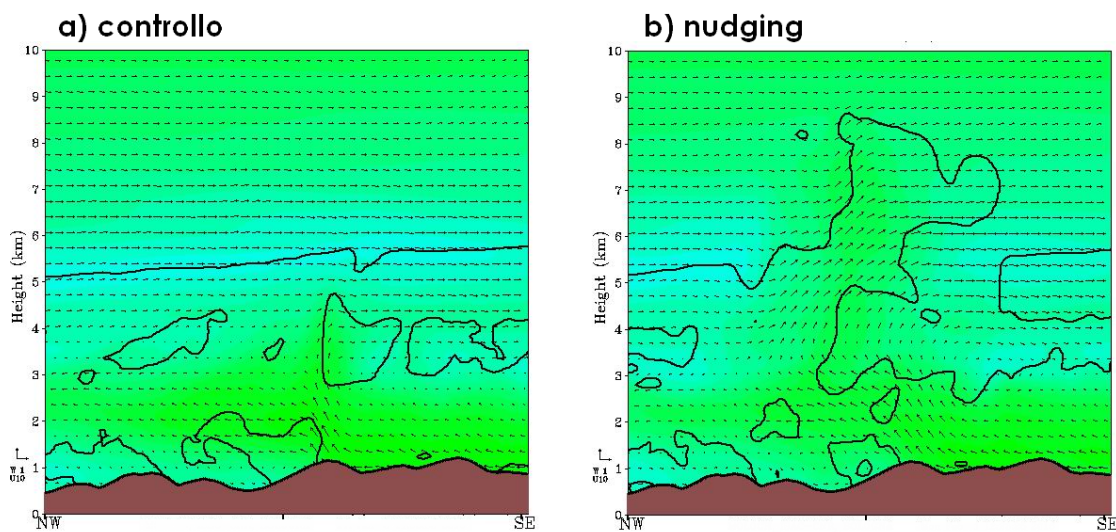


Figura 5.5. Media del vento (freccette) e della temperatura equivalente potenziale (colori, in cui il verde indica valori più elevati) su 10 sezioni a latitudine circa costante in corrispondenza del nucleo di precipitazione. I valori si riferiscono alle 09 UTC e sono ottenuti con la simulazione di controllo (a sinistra) e con nudging (a destra).

Un generale miglioramento della simulazione con nudging rispetto a quella di controllo si riscontra anche nelle componenti di struttura S e di localizzazione L (che risulta essere molto vicina al perfetto accordo con le osservazioni). Le

tempistiche della Fase I sono correttamente previste come la successiva temporanea pausa precipitativa. Come nella simulazione di controllo, però, l'attività temporalesca non si rigenera in serata.

Riassumendo, l'assimilazione di dati di precipitazione nella simulazione inizializzata alle 03 UTC del 9 ottobre determina un sensibile miglioramento nella previsione della Fase I del peggioramento, ma non è comunque sufficiente per permettere di prevedere la successiva Fase II e la conseguente alluvione di Genova.

5.1.4 Simulazioni inizializzate alle 15 UTC

Le simulazioni inizializzate a quest'ora sono quelle più vicine temporalmente alla Fase II del peggioramento. La simulazione di controllo individua la formazione di una linea di convergenza con precipitazioni associate. Come per la simulazione inizializzata alle 03 UTC si osserva una forte sottostima delle dimensioni e dell'intensità del nucleo di precipitazione, i cui valori più intensi previsti non superano i 15 mm/h, ben lontano da quanto osservato.

Come si può vedere dai risultati del SAL mostrati in Figura 5.6, anche l'accuratezza in termini della componente di localizzazione L è abbastanza limitata. Nel complesso, quindi, la simulazione di controllo fallisce quasi totalmente nel prevedere la Fase II del peggioramento e, di conseguenza, non è in grado di prevedere l'evento alluvionale che ha colpito Genova e Montoggio nella serata del 9 ottobre, nonostante il breve range previsionale. Questo è indicativo della bassa predicibilità di questo tipo di eventi dominati dall'instabilità convettiva (Buzzi and Davolio, 2015): i modelli riescono a descrivere la dinamica a mesoscala identificando i fattori precursori di questi eventi (Capitolo 1), ma non sono in grado di prevedere sistematicamente con accuratezza lo sviluppo e l'intensità della convezione e della precipitazione ad essa associata.

Come per la simulazione inizializzata alle 03 UTC, l'assimilazione dei dati di precipitazione permette di correggere in maniera sostanziale la previsione nelle prime 6 ore (durante le quali è attiva l'assimilazione). Nelle successive 3 ore, quando l'evento alluvionale vero e proprio è in atto, i miglioramenti indotti dall'utilizzo dello schema di nudging continuano ad essere molto rilevanti, specie relativamente alla componente di ampiezza A . Successivamente, nella notte del 10 ottobre e la

5.1 Caso di studio: l'alluvione di Genova del 9 ottobre 2014

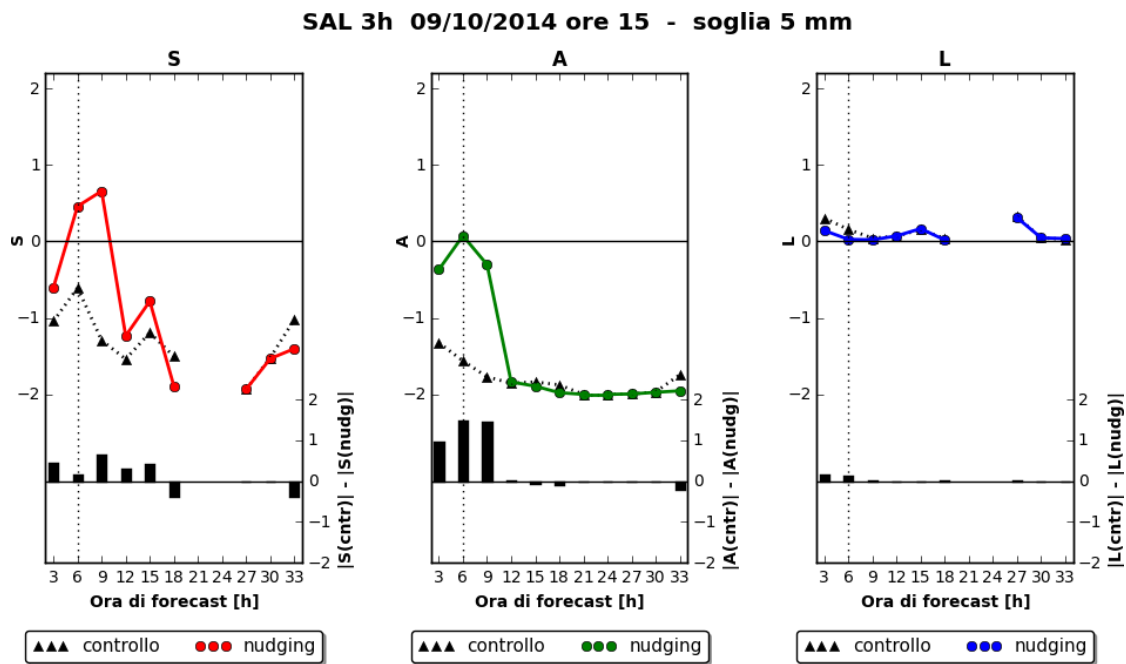


Figura 5.6. Come in Figura 5.4 ma per le simulazioni inizializzate alle 15 UTC del 9 ottobre.

mattina seguente, la simulazione con nudging produce una previsione piuttosto simile a quella di controllo e, di conseguenza, non riesce a riprodurre la successiva fase di maltempo osservata, la quale in ogni caso non è stata associata ad eventi alluvionali.

Complessivamente, quindi, l'impatto dello schema di nudging risulta piuttosto marcato sebbene, diversamente da quanto osservato per la simulazione inizializzata alle 03 UTC, non si propaga oltre le 3 ore di simulazione libera. In questo caso specifico, l'implementazione di una previsione con assimilazione pare portare benefici non trascurabili anche se gli stessi non si protraggono a lungo nel tempo. Detto questo, l'attuale sistema è ancora tecnicamente lontano dall'essere implementato in tempo reale, anche se alcuni risultati positivi sono certamente incoraggianti.

5.2 Cenni sull'applicazione del nudging ad una catena di previsione idrologica

L'accoppiamento tra modelli meteorologici e modelli idrologici è una pratica comune nella previsione di eventi alluvionali. Questo approccio viene utilizzato, ad esempio, dal Centro Funzionale Meteo-Idrologico di Protezione Civile della Regione Liguria (CFMI-PC) e rappresenta uno degli strumenti più importanti per prevedere possibili rischi idro-geologici sul territorio regionale.

Negli ultimi decenni sono stati fatti grandi passi avanti in campo idro-meteorologico ma, ciononostante, è ancora difficile, se non impossibile, prevedere con largo anticipo (12-24 ore) alluvioni o alluvioni-lampo nei bacini medi e piccoli, ovvero contraddistinti da una superficie compresa tra 10^0 e 10^3 km². Il recente impiego di approcci di tipo probabilistico anche a livello regionale ha avuto ricadute positive sulla previsione di questo tipo di eventi, ma è ancora estremamente difficile riuscire a prevedere se un determinato bacino verrà o meno colpito (Silvestro *et al.*, 2012). Ciò è legato all'incertezza nel prevedere campi di precipitazione ad alta risoluzione spaziale e temporale (Buzzi *et al.*, 2014), i quali rappresentano l'elemento principale che determina il verificarsi delle alluvioni lampo che interessano bacini di piccole dimensioni

In quest'ottica, il miglioramento della previsione della precipitazione da parte di un modello meteorologico ha un forte impatto positivo sulla previsione idrologica. Questo è particolarmente vero per una regione come la Liguria (Davolio *et al.*, 2015) caratterizzata da un grande numero di bacini di piccole dimensioni (pochi superano i 200 km²).

Si è dunque provato a valutare se il miglioramento della previsione di precipitazione del modello MOLOCH indotto dallo schema di nudging, avesse ricadute positive anche sulle previsioni di portata prodotte dal modello idrologico utilizzato dal CFMI-PC. Questo lavoro è stato svolto in stretta collaborazione con il Dr. Francesco Silvestro del CIMA e, di seguito, se ne riportano i risultati, dopo aver brevemente descritto la catena meteo-idrologica utilizzata e i metodi di verifica applicati.

5.2.1 Catena di previsione idrologica del CFMI-PC

Nella gestione operativa delle previsioni meteo-idrologiche, la Liguria è divisa in cinque aree di allerta (Silvestro *et al.*, 2012) che sono omogenee dal punto di vista idrologico. Esse sono divise in due gruppi. Il primo, a sud dello spartiacque appenninico, è costituito da tre aree (A, B e C in Figura 5.7) i cui bacini hanno sbocco nel Mar Ligure. L'altro gruppo, invece, è costituito da due aree (D ed E in Figura 5.7) che includono i bacini di testa di bacini più grandi che alimentano il fiume Po.

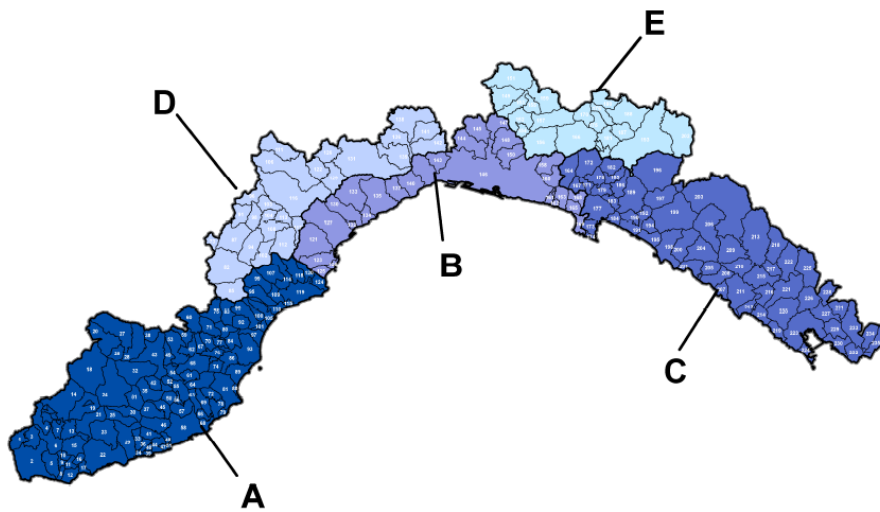


Figura 5.7. Zone di allertamento in cui è suddivisa la Regione Liguria, definite in base ai criteri della Direttiva P.C.M. del 27 febbraio 2004 (Regione Liguria, 2015)

Gli esperti del CFMI-PC della regione Liguria, combinano le informazioni di diversi modelli meteorologici e idrologici alla loro esperienza al fine di effettuare una previsione della precipitazione e del rischio idrologico per ciascuna area. In base a queste valutazioni può essere attivato il sistema di allertamento per una o più delle aree mostrate in Figura 5.7.

La catena modellistica su cui si basano le previsioni idrologiche inizia con la previsione di precipitazione di un modello meteorologico (ad esempio MOLOCH). Su questa viene effettuato un downscaling statistico mediante il *Rainfall Filtered Autoregressive Model* (RainFARM) che genera diversi possibili scenari di precipitazione a scala locale; con i campi di precipitazione così ottenuti, viene inizializzato

il modello idrologico *Continuum* al fine di ottenere una previsione probabilistica delle portate dei vari bacini.

Modello Continuum

Continuum (Silvestro *et al.*, 2015b) è un modello idrologico distribuito e continuo che si basa su un approccio morfologico. Il modello è stato concepito per essere un buon compromesso tra i modelli con una forte connotazione empirica, che sono facili da implementare ma lontani dalla realtà, e modelli con una fisica molto complessa, i quali cercano di riprodurre i processi idrologici con un elevato dettaglio introducendo parametrizzazioni complesse e, di conseguenza, incertezze significative in particolare dovute alla mancanza di metodi robusti per l'identificazione dei parametri. È progettato per essere implementato in diversi contesti, con particolare attenzione alle situazioni in cui si hanno a disposizione pochi dati. Tutti i fenomeni idrologici principali sono modellizzati in modo distribuito.

Il bacino è rappresentato mediante una griglia quadrata regolare, basata sul Digital Elevation Model (DEM), e le direzioni di flusso sono identificate sulla base delle direzioni di massima pendenza derivati dal DEM. Il network di drenaggio distingue tra flussi di versante e canalizzati, mediante un filtro morfologico, il quale descrive le condizioni idrodinamiche e morfologiche del network (Giannoni *et al.*, 2000). Infiltrazioni e correnti di sottosuolo sono descritte utilizzando un metodo semi-empirico ma piuttosto dettagliato, basato su una modifica dell'algoritmo di Horton (Bauer, 1974); viene rappresentata l'evoluzione dell'umidità del suolo anche in condizioni di pioggia debole ed intermittente (cioè d'intensità inferiore alla capacità di infiltrazione del suolo).

Il bilancio energetico è basato sulla cosiddetta “force restore equation” che bilancia i termini forzanti e di ripristino, calcolando esplicitamente la temperatura superficiale del suolo (Silvestro *et al.*, 2015a). La schematizzazione del flusso superficiale distingue tra i flussi di canale e di versante. Quest'ultimi sono descritti da uno schema lineare di bacino idrico, mentre per il flussi di canale viene utilizzata una schematizzazione derivata dall'approccio dell'onda cinematica (Wooding, 1965). La vegetazione è schematizzata considerando la capacità di trattenimento stimata con i dati Leaf Area Index, mentre i flussi profondi sono modellizzati con

5.2 Cenni sull'applicazione del nudging ad una catena di previsione idrologica

una schematizzazione di bacino idrico distribuito e lineare, mediante un'equazione di Darcy semplificata.

Continuum ha sei parametri che richiedono la calibrazione alla scala del bacino: due per il flusso di superficie, due per il flusso sotto la superficie e due per il flusso profondo e processi di falda. Quest'ultimi hanno un'influenza minore sugli idrogrammi di piena rispetto agli altri quattro parametri (Silvestro *et al.*, 2013), soprattutto per bacini di piccole e medie dimensioni.

Modello RainFARM

RainFARM (Rebora *et al.*, 2006) è un modello di downscaling della precipitazione utilizzato per generare un insieme di campi di precipitazione coerenti con quelli previsti a scala maggiore dai modelli meteorologici e/o da previsori esperti. È in grado di riprodurre la variabilità su piccola scala necessaria per forzare correttamente il runoff di precipitazione del modello idrologico. RainFARM preserva le informazioni su larga scala derivanti da una previsione di precipitazione ed è in grado di generare strutture di precipitazione su piccola scala spazio-temporale che siano coerenti con le osservazioni radar delle precipitazioni alle medie latitudini.

L'idea di base è che lo spettro spazio-temporale di Fourier del campo di precipitazione, previsto da un modello meteorologico, sia nella forma:

$$|\hat{g}(k_x, k_y, \omega)|^2 \propto \left(k_x^2 + k_y^2\right)^{-\frac{\alpha}{2}} \omega^{-\beta} \quad (5.1)$$

dove k_x e k_y sono i numeri d'onda spaziali lungo gli assi x e y , ω il numero d'onda temporale (frequenza), mentre α e β rappresentano due parametri del modello che vengono stimati dallo spettro di potenza della previsione di precipitazione del modello meteorologico, basandosi sui numeri d'onda e frequenze corrispondenti alle scale spazio-temporali in cui tale modello è considerato affidabile.

Lo spettro definito dall'equazione 5.1 può essere facilmente esteso a grandi numeri d'onda e frequenze consentendo così la generazione di un campo spazio-temporale a una risoluzione maggiore (Rebora *et al.*, 2006). La scelta casuale delle fasi associate allo spettro di potenza e la successiva trasformazione nello spazio reale consentono di generare un insieme stocastico di campi di precipitazione ad al-

ta risoluzione che sono coerenti su larga scala con i campi emessi dal modello meteorologico.

In pratica, una volta che sono definite le scale spaziali e temporali su cui la previsione di precipitazione è considerata affidabile, il campo di precipitazione creato da RainFARM è forzato a conservarne sia i pattern spazio-temporali che il volume di precipitazione su quelle scale. A scale più piccole, invece, il campo di precipitazione viene generato casualmente, ma con strutture spaziali e temporali correlate nello spazio e nel tempo con le regole definite dalla parametrizzazione dello spettro di potenza.

5.2.2 Verifica delle previsioni del modello idrologico

L'ensemble di campi di precipitazione generato da RainFARM viene utilizzato come input per il modello idrologico Continuum ottenendo quindi una previsione idrologica di ensemble. I metodi di verifica per le previsioni di ensemble sono differenti da quelli per le previsioni deterministiche, in quanto non si confronta un singolo membro con la misura di riferimento (ad esempio le osservazioni): i vari membri devono essere considerati ed utilizzati come un insieme.

Le previsioni di un sistema di ensemble possono essere considerate come previsioni probabilistiche e vanno di conseguenza utilizzati dei metodi di verifica appropriati. Uno dei più utilizzati in campo idrologico (Trinh *et al.*, 2013) è il *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS), il quale quantifica la corrispondenza tra la funzione cumulativa (CDF - *Cumulative Density Function*) delle simulazioni con le osservazioni. È definito come:

$$CRPS(F_t, X_r) = \int_{-\infty}^{+\infty} [F(x) - H(x - X_r)]^2 dx \quad (5.2)$$

dove:

- F è la CDF delle simulazioni di ensemble;
- X_r è l'osservazione o simulazione di riferimento;
- $H(x - X_r)$ è una funzione a gradino che vale 1 per i membri dell'ensemble che prevedono un valore maggiore di X_r e vale 0 per gli altri membri.

5.2 Cenni sull'applicazione del nudging ad una catena di previsione idrologica

Un valore di CRPS pari a 0 indica il perfetto accordo tra una simulazione e l'osservazione. L'equazione 5.2 misura la corrispondenza tra le osservazioni e una singola simulazione. Viene quindi effettuata una media su tutti i valori ottenuti considerando tutte le simulazioni dell'ensemble e il risultato medio viene ancora denotato come CRPS.

I valori di CRPS ottenuti su aree differenti non possono essere confrontati direttamente tra di loro, a causa della differente portata dei bacini idrici. Per superare questo problema e per avere una misura di verifica indipendente dal valore della variabile analizzata, il CRPS viene normalizzato. Ad esempio con il *Reduction Continuous Ranked Probability Score* (RCRPS o NCRPS) si normalizza il CRPS utilizzando la deviazione standard σ_0 di tutti i dati idrologici osservati nell'intervallo temporale considerato (Trinh *et al.*, 2013):

$$NCRPS = \frac{CRPS}{\sigma_0} \quad (5.3)$$

Trattandosi di una normalizzazione numerica, tutte le proprietà del CRPS sono preservate.

5.2.3 Risultati

I campi di precipitazione previsti dalle simulazioni con nudging degli eventi studiati in questo lavoro di tesi sono stati utilizzati dal Dr. Francesco Silvestro del CIMA come dati in input della catena idrologica utilizzata operativamente dal CFMI-PC. Effettuando il confronto con i risultati ottenuti utilizzando le corrispondenti simulazioni di controllo (senza nudging), si è potuto valutare l'impatto dello schema di assimilazione, implementato nel modello meteorologico MOLOCH, sulle previsioni idrologiche.

A questo scopo sono stati considerati tutti i bacini idrologici con area superiore a 100 km². Per ciascuno di essi (si tratta in totale di 20 bacini) sono state utilizzate le 27 simulazioni riportate in Tabella 3.1 a pagina 60 con l'aggiunta di due simulazioni, inizializzate il 7 ottobre rispettivamente alle 03 UTC e alle 15 UTC. Queste non sono state prese in considerazione nella valutazione dello schema di assimilazione mediante nudging (effettuata nel Capitolo 3) in quanto

5 Applicazioni

ritenute poco significative, non presentando precipitazioni particolarmente intense ed abbondanti. Considerare queste due simulazioni, in aggiunta alle altre 27, per valutare l'impatto dello schema di assimilazione sulla catena idrologica non altera in alcun modo le conclusioni che si traggono.

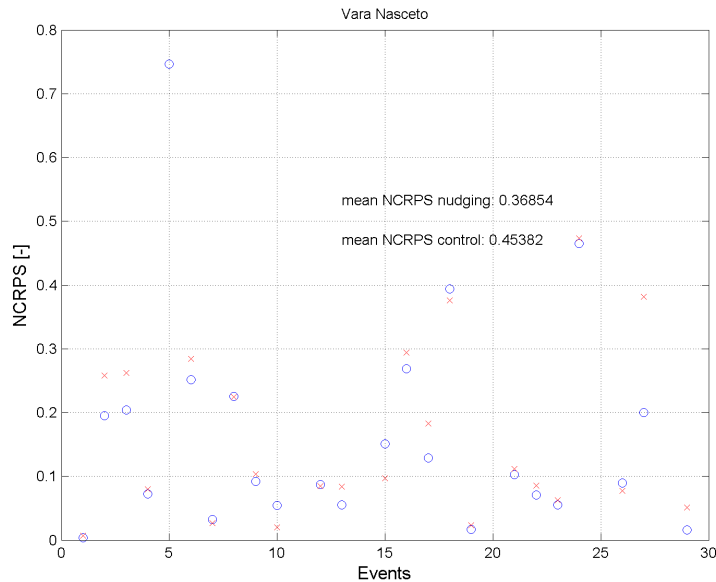


Figura 5.8. NCRPS calcolato su tutti gli eventi (riportati in ordine cronologico) simulati in questo lavoro di tesi, considerando il bacino di Nasceto. Per ciascuno evento viene riportato un singolo valore ottenuto utilizzando i campi di precipitazioni generati dalla simulazione di controllo (croci rosse) e quelli generati dalla simulazione con nudging (pallini blu). Vengono inoltre riportati i valori medi del NCRPS calcolati su tutti gli eventi nel bacino per i due tipi di simulazioni.

Nelle prime 6 ore di integrazione del modello idrologico, vengono utilizzati in input i dati osservati misurati dalla rete radar-pluviometrica anziché utilizzare i campi di precipitazione del modello meteorologico (sia per la simulazione di controllo che per quella con nudging). Queste osservazioni sono le stesse che vengono assimilate nel modello MOLOCH. La scelta effettuata è dettata dal fatto che le osservazioni risultano più accurate e, in ottica operativa, avendo a disposizione questi dati in attesa dell'uscita dei modelli, sarebbe controproducente non utilizzarli. L'utilizzo dei dati osservati per forzare il modello idrologico si arresta alla fine del periodo in cui vengono assimilati nella simulazione con nudging. Nelle successive 12 ore vengono quindi utilizzati i campi di precipitazione generati dal

5.2 Cenni sull'applicazione del nudging ad una catena di previsione idrologica

modello. In questo modo è possibile valutare l'impatto dell'assimilazione nella sola fase di previsione libera del modello.

La previsione idrologica così ottenuta viene verificata mediante il NCRPS. A titolo di esempio, in Figura 5.8 vengono riportati i risultati ottenuti nel bacino di Nasceto nei vari eventi simulati (numerati in ordine cronologico) sia per le simulazioni di controllo (croci) che per le simulazioni con nudging (cerchi). Pur mostrando una certa variabilità associata ai singoli casi, in generale le simulazioni con nudging ottengono valori di NCRPS inferiori rispetto a quelli di controllo. La miglior performance complessiva delle simulazioni con assimilazione è confermata dal valor medio di NCRPS calcolato su tutti gli eventi che si riduce dallo 0.45 per le simulazioni di controllo a 0.37 per quelle con nudging.

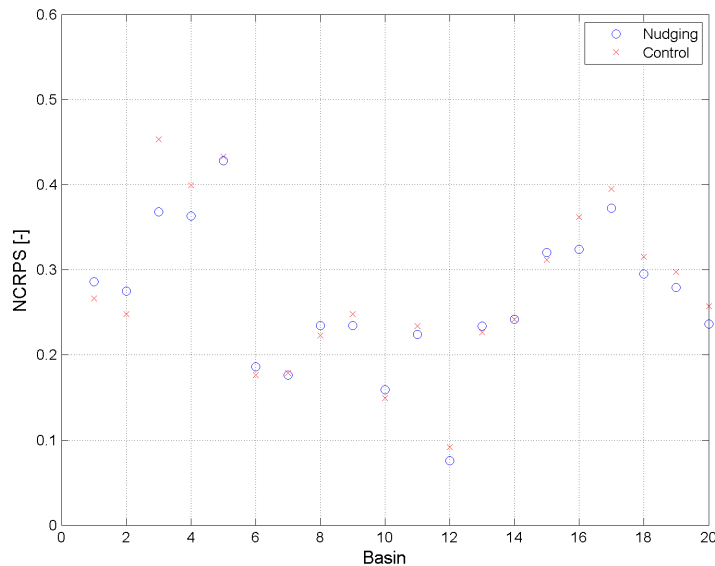


Figura 5.9. NCRPS per ogni bacino (indicato con un numero progressivo) valutato come valore medio degli NCRPS su tutti gli eventi simulati in questo lavoro di tesi. Si distingue tra i valori ottenuti considerando le simulazioni di controllo (croci rosse) e quelli ottenuti per le simulazioni con nudging (pallini blu).

Estendendo l'analisi a tutti i 20 bacini considerati, si riscontra sempre una certa variabilità associata ai singoli eventi e ai singoli bacini. I risultati ottenuti sono riassunti in Figura 5.9 in cui viene riportato per ciascun bacino il valor medio del NCRPS calcolato su tutti gli eventi, considerando le simulazioni di controllo e

5 Applicazioni

con nudging. In quasi tutti i bacini, l'utilizzo dei dati ottenuti dalle simulazioni con nudging determina valori medi di NCRPS molto simili o leggermente migliori rispetto a quelli ottenuti utilizzando le simulazioni di controllo. In conclusione, quindi, anche se non si riscontra un miglioramento netto e stabile utilizzando le simulazioni con nudging, queste determinano un generale lieve miglioramento delle previsioni idrologiche rispetto a quelle ottenute utilizzando le simulazioni senza assimilazione. Purtroppo, la limitata durata dell'impatto del nudging al termine dell'assimilazione, limita la possibile ricaduta positiva in termini di previsione della risposta idrologica. Un'analisi più dettagliata dei singoli eventi all'interno dei singoli bacini o considerando aree comprendenti più bacini è necessaria per poter ottenere risultati più robusti e sarà oggetto di futuri sviluppi del presente lavoro.

Conclusioni

L'assimilazione dati rappresenta una parte estremamente importante nel processo di previsione numerica meteorologica e contribuisce a determinare l'accuratezza delle previsioni stesse, riducendo l'incertezza della condizione iniziale da cui parte l'integrazione dei modelli meteorologici. Questo campo di ricerca è, di conseguenza, oggetto di fervente attività, con particolare interesse rivolto a migliorare la previsione di eventi di precipitazione intensa. Tali eventi, infatti, sono spesso associati ad alluvioni con conseguente perdita di vite umane e gravi danni economici. Una loro più accurata previsione ha quindi importanti ricadute positive sulla società civile

In questo lavoro di tesi è stato finalizzato e valutato uno schema di assimilazione di dati di precipitazione nel modello ad alta risoluzione MOLOCH, in grado di risolvere esplicitamente la convezione. Lo schema di assimilazione si basa sulla tecnica del nudging e consiste in una forzatura continua dei profili di umidità previsti dal modello, sulla base del confronto tra la precipitazione prevista e la precipitazione osservata in ogni punto di griglia. L'obiettivo di questo lavoro consiste nel validare l'impatto dello schema per quanto riguarda la previsione di eventi di precipitazione intensa nella regione della Liguria, come quelli che si sono registrati nell'autunno del 2014.

Uno schema di nudging era stato precedentemente sviluppato dai ricercatori del CNR-ISAC e implementato nel modello idrostatico BOLAM e, solo in maniera preliminare, nel modello non idrostatico MOLOCH. La prima fase del lavoro è stata quindi incentrata sul perfezionamento di tale schema per il modello MOLOCH. Sono stati dunque effettuati numerosi test di sensibilità al fine di determinare i parametri ottimali dello schema di assimilazione. I test, descritti nel Capitolo 2, hanno riguardato gran parte dei parametri che regolano l'equazione di nudging e la loro verifica è stata svolta sia valutando qualitativamente gli output grafici del

5 Applicazioni

modello, sia quantitativamente mediante metodi statistici dicotomici come l'Equitable Threat Score, la Probability of Detection, il False Alarm Rate e il Frequency Bias Index. I risultati ottenuti hanno portato ad individuare come miglior schema per l'assimilazione di dati di precipitazione oraria, quello governato dall'equazione:

$$\frac{\partial q}{\partial t} = -\frac{\nu(k)}{\tau} \left[q(k) - \epsilon^{\pm} q^*(k) \right] \cdot \sqrt{|P_{diff}|}$$

con $\tau = 15\text{min}$, $\epsilon^+ = 1.02$, $\epsilon^- = 0.95$ applicato nelle prime 6 ore di simulazione nei punti di griglia in cui $|P_{diff}|$ è maggiore di 1 mm/h.

Lo schema così ottenuto, è stato successivamente applicato a tutti i 27 casi d'intensa precipitazione che hanno interessato la Liguria nei mesi di ottobre e di novembre del 2014. La verifica e il confronto con le simulazioni di controllo (ovvero senza assimilazione) è stato effettuato principalmente mediante la tecnica SAL opportunamente implementata per i dati osservativi e previsionali utilizzati nel presente lavoro. Il SAL è un metodo *object-based* basato sull'identificazione dei nuclei di precipitazione; mediante le sue 3 componenti, fornisce indicazioni sulla loro struttura (S), localizzazione (L) e sulla precipitazione areale complessiva (A). Dall'analisi di tutte le simulazioni effettuate, si osserva complessivamente un miglioramento abbastanza cospicuo della previsione di precipitazione nelle simulazioni con nudging rispetto a quelle di controllo, durante la fase di assimilazione e nelle prime 3 ore di simulazione libera successive. L'impatto positivo del nudging però non si propaga in modo sistematico ed evidente nel successivo periodo di previsione. La durata dell'impatto dell'assimilazione è in pieno accordo con i risultati trovati recentemente in letteratura riguardo l'assimilazione della precipitazione nei modelli ad alta risoluzione. I motivi della limitata durata dei benefici dell'assimilazione sulla previsione sono probabilmente da ricercare in due aspetti. Da un lato, si lavora su scale molto piccole in cui l'instabilità convettiva, caratterizzata da bassa predicibilità e tempi di scala di poche ore, è dominante; dall'altro l'assimilazione attraverso il nudging modifica direttamente solo l'umidità (o la temperatura nel caso di latent-heat nudging) e quindi non agisce sulle variabili dinamiche.

Nonostante il generale miglioramento delle previsioni, l'impatto del nudging varia in maniera considerevole nelle differenti simulazioni: in alcuni casi (ad esempio la simulazione inizializzata alle 03 UTC del 9 ottobre descritta nel Capitolo 5) i

5.2 Cenni sull'applicazione del nudging ad una catena di previsione idrologica

miglioramenti si estendono fino a 6/9 ore dopo la fine dell'assimilazione; in altri casi, invece, l'impatto è pressoché trascurabile nel corso della simulazione libera. Nello specifico si osserva una performance molto differente confrontando i risultati ottenuti per le simulazioni degli eventi di ottobre rispetto alle simulazioni di quelli di novembre. Nel primo caso l'impatto dell'assimilazione risulta mediamente molto più consistente rispetto ai casi di novembre, sebbene i miglioramenti non si propagano comunque in maniera evidente oltre le 3 ore di simulazione libera. Nei casi di novembre solo la componente L mostra un moderato ma chiaro miglioramento, mentre le altre due componenti mostrano un andamento non univoco.

Indagando le possibili cause di questo differente comportamento, si è riscontrata un legame tra le caratteristiche dinamiche degli eventi, descritte attraverso la teoria dell'equilibrio convettivo e la performance del nudging. Il valore medio del tempo di scala convettivo indica che generalmente la convezione è in equilibrio con i flussi a larga scala per quanto riguarda gli eventi di novembre. Al contrario, gli eventi del mese di ottobre sono mediamente classificabili come casi di non equilibrio. Di conseguenza, in accordo con quanto trovato in uno studio recentemente comparso in letteratura, si riscontra una migliore performance dell'assimilazione per eventi in cui la convezione non è in equilibrio con i flussi a larga scala rispetto a quella per gli eventi in cui la convezione è in equilibrio. Per eventi di non equilibrio risulta infatti fondamentale il corretto *triggering* (in termini spaziali e temporali) del sistema convettivo che la forzatura locale del nudging può fornire.

Riassumendo, lo schema di assimilazione implementato determina un generale miglioramento della previsione di precipitazione nelle prime ore di simulazione libera. I risultati mostrano una variabilità abbastanza considerevole da un evento all'altro e, in particolare, si riscontra un impatto mediamente più significativo negli eventi in cui la convezione non è in equilibrio con i flussi a larga scala.

Infine, si è provato a valutare l'impatto dello schema di nudging sulla previsione della ricaduta idrologica delle precipitazioni, accoppiando quindi la previsione meteorologica alla catena idrologica utilizzata dal Centro Funzionale Meteo-Idrologico di Protezione Civile della Regione Liguria. Anche in questo caso, il confronto con i risultati ottenuti utilizzando le previsioni di precipitazione delle simulazioni di controllo indicano una certa variabilità associata ai singoli eventi e al bacino idrico considerato. Complessivamente, però, si ha un generale lieve miglioramento del-

5 Applicazioni

le previsioni idrologiche con potenziali ricadute positive sulla previsione di eventi intensi.

Elenco delle figure

1.1	Vento a 10 metri (a sinistra) e temperatura a 2 metri (a destra) ottenute mediante una simulazione del modello MOLOCH inizializzata alle 15 UTC del 9 ottobre e relativa alla previsione per le ore 20 UTC dello stesso giorno, ovvero in corrispondenza del verificarsi dell'alluvione di Genova.	3
1.2	Rappresentazione schematica dei punti di griglia di un modello (cerchi), delle osservazioni irregolarmente distribuite (quadrati) e di un raggio di influenza (cerchio nero) di un punto di griglia i contraddistinto da un pallino nero. Il vettore r_{ik} rappresenta la distanza dell'osservazione k dal punto di griglia i . Nello schema SCM solo le osservazioni all'interno del raggio di influenza intervengono nel modificare l'analisi nel punto di griglia nero (Kalnay, 2003).	6
1.3	Rappresentazione schematica di una condizione di doppia penalità. In grigio ed indicato con la lettera O è mostrato un nucleo di precipitazione osservata, mentre in bianco ed indicato con la lettera M il corrispondente nucleo di precipitazione prevista dal modello. I due nuclei sono identici sia come struttura che come intensità e differiscono unicamente per il loro posizionamento. Tale simulazione subisce una doppia penalità se valutata con scores dicotomici.	18
1.4	Rappresentazione schematica di alcune combinazioni di precipitazione osservata (O) e prevista dal modello (M), modificata da Wernli <i>et al.</i> (2008). L'intensità della precipitazione è uguale ed uniforme in tutti i nuclei.	23

Elenco delle figure

2.1	Rappresentazione dei livelli del modello MOLOCH definiti dalla coordinata verticale ζ per un dominio bidimensionale idealizzato con rilievo a forma di campana.	30
2.2	Schematizzazione della suddivisione del dominio orizzontale di MOLOCH al fine di implementare il modello su architetture parallele. A sinistra (a) è mostrato il dominio e la sua divisione in sottodomini. A destra (b) in azzurro vengono indicati i punti considerati per il sottodominio MYD3.	34
2.3	Dominio usato per le simulazioni BOLAM effettuate nel presente lavoro di tesi.	37
2.4	Dominio usato per le simulazioni MOLOCH effettuate nel presente lavoro di tesi.	39
2.5	Profili di modulazione verticale $\nu(k)$ utilizzati nell'equazione del nudging 2.22 per il modello BOLAM. La linea piena corrisponde al profilo impiegato nel caso di precipitazione stratiforme, quella tratteggiata alla precipitazione convettiva (Davolio and Buzzi, 2004)	41
2.6	Profilo di modulazione verticale $\nu(k)$ utilizzati nell'equazione del nudging 2.23 per il modello MOLOCH.	43
2.7	Aree (in verde) in cui sono presenti dati osservati all'interno del dominio scelto per le simulazioni del modello MOLOCH. Solo in questi punti è possibile applicare lo schema di nudging. Quella mostrata è la massima copertura osservativa a disposizione e, di conseguenza, in alcuni intervalli orari può essere inferiore.	44
2.8	Precipitazione cumulata nella prime 6 ore di simulazione (ovvero tra le 03 UTC e le 09 UTC durante il periodo di assimilazione dati) in differenti simulazioni MOLOCH inizializzate alle 03 del 10 ottobre 2014 e confronto con la corrispondente precipitazione osservata (a).	49
2.9	Precipitazione cumulata nella prima ora di simulazione libera (ovvero tra le 09 UTC e le 10 UTC) per differenti simulazioni MOLOCH inizializzate alle 03 del 10 ottobre 2014 e confronto con la corrispondente precipitazione osservata (a).	50

2.10	ETS in funzione dell'ora di forecast considerando la soglia di 5 mm per gli esperimenti <i>exp15</i> e <i>exp17</i> effettuati su simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 10 ottobre.	52
2.11	Esempi di variabili dinamiche previste dalla simulazione <i>exp31</i> alle ore 04 UTC. A sinistra è mostrato il campo di vento a 850hPa, a destra la velocità verticale a 700hPa.	54
2.12	ETS in funzione dell'ora di forecast considerando la soglia di 10 mm per gli esperimenti <i>exp15</i> e <i>exp12</i> effettuati su simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre.	56
2.13	ETS in funzione dell'ora di forecast considerando la soglia di 5 mm per gli esperimenti <i>exp15</i> e <i>10min_exp01</i> effettuati su simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre.	58
3.1	Area considerata (riquadrata con la linea nera) per la verifica mediante tecnica SAL all'interno del dominio utilizzato per le simulazioni MOLOCH.	62
3.2	SAL plot della precipitazione tri-oraria (superiore alla soglia di 1 mm) accumulata all'ora 9 di forecast (oraFC) per le simulazioni di controllo (sopra) e per quelle con nudging (sotto). Ogni punto rappresenta un evento, le linee tratteggiate le mediane di <i>S</i> ed <i>A</i> , il quadrato grigio l'IQR e sulla legenda sono riportati (linee nere) la mediana, il primo e il terzo quartile di <i>L</i>	64
3.3	Come in Figura 3.2 ma considerando la precipitazione superiore alla soglia di 5 mm.	65
3.4	Miglioramento medio su tutti gli eventi indotto dall'assimilazione, valutato in termini delle quantità 3.1 - 3.3 calcolate per precipitazioni superiori alla soglia di 1 mm. Valori positivi indicano una migliore performance da parte delle simulazioni con nudging, valori negativi un peggioramento. Nella parte alta di ogni subplot è riportato il numero di casi presi in considerazione per il calcolo di ciascuna media. La linea nera verticale separa le ore di simulazione in cui avviene l'assimilazione (a sinistra) da quelle non forzate (a destra).	69

Elenco delle figure

3.5	Come in Figura 3.4 ma per le componenti del SAL utilizzando precipitazioni superiori a 5 mm.	70
3.6	Come in Figura 3.3 ma considerando esclusivamente gli eventi di ottobre.	72
3.7	Come in Figura 3.3 ma considerando esclusivamente gli eventi di novembre.	73
3.8	Come in Figura 3.5 a pagina 70 ma considerando esclusivamente gli eventi di ottobre.	75
3.9	Come in Figura 3.5 a pagina 70 ma considerando esclusivamente gli eventi di novembre.	76
4.1	Area considerata (riquadrata con la linea nera) per il calcolo del tempo di scala convettivo τ_c all'interno del dominio utilizzato per le simulazioni MOLOCH. Si tratta dello stesso dominio selezionato per il calcolo del SAL.	85
4.2	Valori del tempo di scala convettivo τ_c in funzione dell'ora di forecast al variare dei parametri σ_s e R_s utilizzati per lo smoothing dei campi di precipitazione e CAPE. I valori si riferiscono alla simulazione inizializzata alle 03 UTC del 9 ottobre 2014 in cui si è deciso di utilizzare un valore di soglia per la precipitazione P_τ^* pari ad 1 mm.	87
4.3	Precipitazione osservata tra le 21 UTC e le 22 UTC del 9 ottobre 2014, in concomitanza con il verificarsi dell'alluvione di Genova. A sinistra è mostrato il campo di precipitazione interpolato sulla griglia utilizzata per le simulazioni MOLOCH, a destra lo stesso campo ma dopo aver effettuato uno smoothing gaussiano secondo la relazione 4.7 utilizzando $\sigma_s = 25$ km e $R_s = 50$ km.	88
4.4	Valori del tempo di scala convettivo τ_c in funzione dell'ora di forecast al variare della soglia di precipitazione P_τ^* e della costante numerica moltiplicativa C nell'equazione 4.5. I valori si riferiscono alla simulazione inizializzata alle 03 UTC del 10 ottobre 2014 (a sinistra) e del 13 ottobre 2014 (a destra).	89

4.5 Valori del tempo di scala convettivo τ_c in funzione dell'ora di forecast al variare della sorgente di dati di precipitazione (osservazioni o previsione della simulazione MOLOCH con nudging). I valori si riferiscono alla simulazione inizializzata alle 03 UTC del 9 ottobre 2014. 91

4.6 Valori del tempo di scala convettivo τ_c in funzione dell'ora di forecast per ciascuna delle simulazioni effettuate in questo lavoro di tesi. Le simulazioni per gli eventi del mese di ottobre sono riportate in rosso mentre quelle per gli eventi del mese di novembre in blu. Si noti che le linee collegano solo punti contigui nel tempo. Le due linee spesse rappresentano i valori medi per i casi di ottobre (rosso scuro) e di novembre (blu scuro). 93

4.7 Risultati della verifica della precipitazione mediante SAL applicata alle simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre 2014, considerando solo precipitazioni maggiori di 5 mm. In ogni subplot è mostrata una componente (da sinistra verso destra S , A e L) e sono riportati, al variare dell'ora di forecast, i valori per la simulazione di controllo e per quella con nudging (asse a sinistra del subplot). Inoltre, viene mostrato, mediante istogramma, la differenza tra i valori in modulo del run di controllo e del run con nudging (asse a destra del subplot) calcolati con le formule 3.1 - 3.3 a pagina 69. La linea verticale tratteggiata separa il periodo di assimilazione (a sinistra) dal forecast non forzato (a destra). 95

5.1 Rianalisi prodotta da ERA-Interim (ECMWF) e interpolata da Meteociel (www.meteociel.fr) per le 12 UTC del 9 ottobre. Le linee bianche individuano le isobare di pressione al livello del mare mentre i colori identificano l'altezza di geopotenziale a 500hPa. 98

5.2 CAPE (a sinistra) e acqua precipitabile (a destra) prevista dalla simulazione MOLOCH inizializzata alle 15 UTC del 9 ottobre per le ore 20 UTC, in concomitanza con il verificarsi dell'alluvione di Genova. 99

Elenco delle figure

5.3	Precipitazione osservata mediante la rete radar-pluviometrica nella Fase I tra le 05 UTC e le 14 UTC (a sinistra) e nella Fase II tra le 18 UTC e le 03 UTC del 10 ottobre (a destra).	100
5.4	Risultati della verifica della precipitazione mediante SAL applicata alle simulazioni inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre, considerando solo precipitazioni maggiori di 5 mm. In ogni subplot è mostrata una componente (da sinistra verso destra <i>S</i> , <i>A</i> e <i>L</i>) e sono riportati, al variare dell'ora di forecast, i valori per la simulazione di controllo e per quella con nudging (asse a sinistra del subplot). Inoltre, viene mostrato, mediante istogramma, la differenza tra i valori in modulo del run di controllo e del run con nudging (asse a destra del subplot). Un valore positivo dell'istogramma indica un miglioramento nella simulazione con nudging. La linea verticale tratteggiata separa il periodo di assimilazione (a sinistra) dal forecast non forzato (a destra).102	102
5.5	Media del vento (freccie) e della temperatura equivalente potenziale (colori, in cui il verde indica valori più elevati) su 10 sezioni a latitudine circa costante in corrispondenza del nucleo di precipitazione. I valori si riferiscono alle 09 UTC e sono ottenuti con la simulazione di controllo (a sinistra) e con nudging (a destra).	103
5.6	Come in Figura 5.4 ma per le simulazioni inizializzate alle 15 UTC del 9 ottobre.	105
5.7	Zone di allertamento in cui è suddivisa la Regione Liguria, definite in base ai criteri della Direttiva P.C.M. del 27 febbraio 2004 (Regione Liguria, 2015)	107
5.8	NCRPS calcolato su tutti gli eventi (riportati in ordine cronologico) simulati in questo lavoro di tesi, considerando il bacino di Nasce-to. Per ciascuno evento viene riportato un singolo valore ottenuto utilizzando i campi di precipitazioni generati dalla simulazione di controllo (croci rosse) e quelli generati dalla simulazione con nudging (pallini blu). Vengono inoltre riportati i valori medi del NCRPS calcolati su tutti gli eventi nel bacino per i due tipi di simulazioni. .	112

5.9 NCRPS per ogni bacino (indicato con un numero progressivo) valutato come valore medio degli NCRPS su tutti gli eventi simulati in questo lavoro di tesi. Si distingue tra i valori ottenuti considerando le simulazioni di controllo (croci rosse) e quelli ottenuti per le simulazioni con nudging (pallini blu). 113

Elenco delle tabelle

2.1	Parametri utilizzati in tutte le simulazioni BOLAM e MOLOCH effettuate in questo lavoro di tesi.	38
2.2	Simulazioni del modello MOLOCH inizializzate alle 03 UTC del 10 ottobre al fine di sperimentare differenti configurazioni di nudging per l'assimilazione di dati di precipitazione oraria. Per ognuno sono riportati i valori dei parametri utilizzati e l'eventuale introduzione di un termine moltiplicativo (correzione) all'equazione 2.23.	47
2.3	Simulazioni del modello MOLOCH inizializzate alle 03 UTC del 9 ottobre al fine di sperimentare differenti configurazioni di nudging per l'assimilazione di dati di precipitazione di 10 minuti. Per ognuno sono riportati i valori dei parametri utilizzati e l'eventuale introduzione di un termine moltiplicativo (correzione) all'equazione 2.23.	57
3.1	Data ed ora di inizializzazione delle simulazioni MOLOCH di controllo e con nudging effettuate in questo lavoro di tesi.	60

Bibliografia

- Arakawa, A. (2004). The cumulus parameterization problem: Past, present, and future. *Journal of Climate*, **17**(13), 2493–2525.
- Arakawa, A. and Lamb, V. R. (1977). *Computational design of the basic dynamical processes of the UCLA general circulation model*, volume 17, pages 173–265. New York: Academic Press. edition.
- Arakawa, A. and Schubert, W. H. (1974). Interaction of a Cumulus Cloud Ensemble with the Large-Scale Environment, Part I. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **31**(3), 674–701.
- Barthlott, C. and Davolio, S. (2015). Mechanisms initiating heavy precipitation over Italy during HyMeX Special Observation Period 1: a numerical case study using two mesoscale models. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*.
- Bauer, S. (1974). A modified horton equation during intermittent rainfall. *Hydrological Sciences Bulletin des Sciences Hydrologiques*, **19**, 219–229.
- Betts, A. K. (1986). A new convective adjustment scheme. Part I: Observational and theoretical basis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **112**(473), 677–691.
- Billet, S. and Toro, E. (1997). On waf-type schemes for multidimensional hyperbolic conservation laws. *Journal of Computational Physics*, **130**, 1–24.
- Buzzi, A. and Davolio, S. (2015). La difficoltà delle previsioni di eventi estremi in Liguria. *Ecoscienza*, (3), 52–53.

Bibliografia

- Buzzi, A., Davolio, S., Malguzzi, P., Drofa, O., and Mastrangelo, D. (2014). Heavy rainfall episodes over Liguria in autumn 2011: Numerical forecasting experiments. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, **14**(5), 1325–1340.
- Cohen, B. G. and Craig, G. C. (2004). The response time of a convective cloud ensemble to a change in forcing. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **130**(598), 933–944.
- Craig, G. C., Keil, C., and Leuenberger, D. (2012). Constraints on the impact of radar rainfall data assimilation on forecasts of cumulus convection. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **138**(663), 340–352.
- Davolio, S. and Buzzi, A. (2004). A nudging scheme for the assimilation of precipitation data into a mesoscale model. *Weather and Forecasting*, **19**(5), 855–871.
- Davolio, S., Buzzi, A., and Malguzzi, P. (2006). Orographic influence on deep convection: case study and sensitivity experiments. *Meteorologische Zeitschrift*, **15**(2), 215–223.
- Davolio, S., Buzzi, A., and Malguzzi, P. (2009). Orographic triggering of long lived convection in three dimensions. *Meteorology and Atmospheric Physics*, **103**(1), 35–44.
- Davolio, S., Silvestro, F., and Malguzzi, P. (2015). Effects of Increasing Horizontal Resolution in a Convection-Permitting Model on Flood Forecasting: The 2011 Dramatic Events in Liguria, Italy. *Journal of Hydrometeorology*, **16**(4), 1843–1856.
- Done, J. M., Craig, G. C., Gray, S. L., Clark, P. A., and Gray, M. E. B. (2006). Mesoscale simulations of organized convection: Importance of convective equilibrium. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **132**(616), 737–756.
- Drofa, O. and Malguzzi, P. (2004). Parameterization of microphysical processes in a non hydrostatic prediction model. *Proc. 14th Int. Conf. on Clouds and Precipitation (ICCP), Bologna, Italy*, pages 1297–300.

- Emanuel, K. A. (1994). *Atmospheric convection*. Oxford University Press.
- Faccini, F., Luino, F., Sacchini, A., and Turconi, L. (2015). The 4th October 2010 flash flood event in Genoa Sestri Ponente (Liguria, Italy). *Disaster Advances*, **8**(8).
- Fantini, M., Malguzzi, P., and Buzzi, A. (2012). Numerical study of slantwise circulations in a strongly sheared prefrontal environment. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **138**(664), 585–595.
- Gandin, L. (1963). Objective analysis of meteorological fields. By L. S. Gandin. Translated from the Russian. Jerusalem (Israel Program for Scientific Translations). *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **92**(393), 447–447.
- Giannoni, F., Roth, G., and Rudari, R. (2000). A semi-distributed rainfall-runoff model based on a geomorphologic approach. *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, **25**(7), 665–671.
- Hamill, T. M. (2006). *Ensemble-based atmospheric data assimilation*. Cambridge University Press.
- Holton, J. R. and Hakim, G. J. (2012). *An introduction to dynamic meteorology*, volume 88. Academic press.
- Huang, X.-Y. and Vedel, H. (2002). An introduction to data assimilation. *SAF Training Workshop – GRAS SAF*.
- JWGFVR (2004). Forecast verification – issues, methods and faq., <http://www.cawcr.gov.au/projects/verification/>.
- Kain, J. S. (2004). The Kain–Fritsch Convective Parameterization: An Update. *Journal of Applied Meteorology*, **43**(1), 170–181.
- Kalnay, E. (2003). *Atmospheric modeling, data assimilation and predictability*. Cambridge University Press.

Bibliografia

- Keil, C. and Craig, G. C. (2009). A displacement and amplitude score employing an optical flow technique. *Weather and Forecasting*, **24**(5), 1297–1308.
- Leuenberger, D. and Rossa, A. (2007). Revisiting the latent heat nudging scheme for the rainfall assimilation of a simulated convective storm. *Meteorology and Atmospheric Physics*, **98**(3), 195–215.
- Malguzzi, P., Grossi, G., Buzzi, A., Ranzi, R., and Buizza, R. (2006). The 1966 “century” flood in Italy: A meteorological and hydrological revisitation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **111**(D24). D24106.
- Molini, L., Parodi, A., Reborà, N., and Craig, G. C. (2011). Classifying severe rainfall events over Italy by hydrometeorological and dynamical criteria. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **137**(654), 148–154.
- Morcrette, J.-J., Barker, H. W., Cole, J. N. S., Iacono, M. J., and Pincus, R. (2008). Impact of a New Radiation Package, McRad, in the ECMWF Integrated Forecasting System. *Monthly Weather Review*, **136**(12), 4773–4798.
- Onorato, L., Bonati, V., Cavallo, A., and Turato, B. (2015). Rapporto di evento meteorologico del 09/10/2014. disponibile online: <http://www.arpal.gov.it/homepage/meteo/pubblicazioni/rapporti-di-eventi-significativi/rem-2014.html>.
- Reborà, N., Ferraris, L., von Hardenberg, J., and Provenzale, A. (2006). Rainfarm: Rainfall downscaling by a filtered autoregressive model. *Journal of Hydrometeorology*, **7**(4), 724–738.
- Reborà, N., Molini, L., Casella, E., Comellas, A., Fiori, E., Pignone, F., Siccardi, F., Silvestro, F., Tanelli, S., and Parodi, A. (2013). Extreme rainfall in the Mediterranean: What can we learn from observations? *Journal of Hydrometeorology*, **14**(3), 906–922.
- Regione Liguria (2015). Aggiornamento del sistema di allertamento e linee guida per la pianificazione del livello comunale e provinciale di protezione civile.

- Ritter, B. and Geleyn, J.-F. (1992). A comprehensive radiation scheme for numerical weather prediction models with potential applications in climate simulations. *Monthly Weather Review*, **120**(2), 303–325.
- Roberts, N. M. and Lean, H. W. (2008). Scale-selective verification of rainfall accumulations from high-resolution forecasts of convective events. *Monthly Weather Review*, **136**(1), 78–97.
- Rossa, A., Nurmi, P., and Ebert, E. (2008). *Precipitation: Advances in Measurement, Estimation and Prediction*, chapter Overview of methods for the verification of quantitative precipitation forecasts, pages 419–452. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- Scardovi, E., Alberoni, P. P., Amorati, R., Cocchi, D., and Pavan, V. (2012). Uso integrato dei dati di pioggia radar-pluviometro: analisi esplorativa dei dati orari. *Arpa Emilia-Romagna, Servizio IdroMeteoClima*.
- Silvestro, F., Gabellani, S., Giannoni, F., Parodi, A., Rebora, N., Rudari, R., and Siccardi, F. (2012). A hydrological analysis of the 4 november 2011 event in genoa. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, **12**(9), 2743–2752.
- Silvestro, F., Gabellani, S., Delogu, F., Rudari, R., and Boni, G. (2013). Exploiting remote sensing land surface temperature in distributed hydrological modelling: the example of the Continuum model. *Hydrology and Earth System Sciences*, **17**(1), 39–62.
- Silvestro, F., Rebora, N., Giannoni, F., Cavallo, A., and Ferraris, L. (2015a). The flash flood of the bisagno creek on 9th october 2014: An “unfortunate” combination of spatial and temporal scales. *Journal of Hydrology*.
- Silvestro, F., Gabellani, S., Rudari, R., Delogu, F., Laiolo, P., and Boni, G. (2015b). Uncertainty reduction and parameter estimation of a distributed hydrological model with ground and remote-sensing data. *Hydrology and Earth System Sciences*, **19**(4), 1727–1751.

Bibliografia

- Sokol, Z. (2009). Effects of an assimilation of radar and satellite data on a very-short range forecast of heavy convective rainfalls. *Atmospheric Research*, **93**(1–3), 188 – 206.
- Sokol, Z. and Zacharov, P. (2012). Nowcasting of precipitation by an NWP model using assimilation of extrapolated radar reflectivity. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **138**(665), 1072–1082.
- Stephan, K., Klink, S., and Schraff, C. (2008). Assimilation of radar-derived rain rates into the convective-scale model COSMO-DE at DWD. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **134**(634), 1315–1326.
- Talagrand, O. (1997). Assimilation of Observations, an Introduction . *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, **75**(1B), 191–209.
- Tettamanti, R., Malguzzi, P., and Zardi, D. (2002). Numerical simulation of katabatic winds with a non-hydrostatic meteorological model. *Polar Atmospheres*, **1**, 1–95.
- Trinh, B. N., Thielen-del Pozo, J., and Thirel, G. (2013). The reduction continuous rank probability score for evaluating discharge forecasts from hydrological ensemble prediction systems. *Atmospheric Science Letters*, **14**(2), 61–65.
- Wernli, H., Paulat, M., Hagen, M., and Frei, C. (2008). SAL—A Novel Quality Measure for the Verification of Quantitative Precipitation Forecasts. *Monthly Weather Review*, **136**(11), 4470–4487.
- Wernli, H., Hofmann, C., and Zimmer, M. (2009). Spatial Forecast Verification Methods Intercomparison Project: Application of the SAL Technique. *Weather and Forecasting*, **24**(6), 1472–1484.
- Wooding, R. (1965). A hydraulic model for the catchment-stream problem. *Journal of Hydrology*, **3**(3), 254 – 267.
- Zampieri, M., Malguzzi, P., and Buzzi, A. (2005). Sensitivity of quantitative precipitation forecasts to boundary layer parameterization: a flash flood case study in the Western Mediterranean. *Natural Hazard Earth System Sciences*, **5**, 603–612.

Zimmer, M., Craig, G. C., Keil, C., and Wernli, H. (2011). Classification of precipitation events with a convective response timescale and their forecasting characteristics. *Geophysical Research Letters*, **38**(5). L05802.

Ringraziamenti

Innanzitutto vorrei ringraziare la Prof.ssa Silvana Di Sabatino per la rinnovata fiducia e per avermi dato la possibilità di svolgere questa esperienza presso il CNR-ISAC di Bologna.

Un ringraziamento particolarmente sentito va al Dr. Silvio Davolio per la sua pazienza nel seguirmi passo passo in questi mesi di lavoro, per la sua costante disponibilità al confronto e per la cordialità e la stima che mi ha sempre riservato.

Un ulteriore ringraziamento va al Dr. Francesco Silvestro del CIMA per il prezioso contributo fornito a questa tesi.

Vorrei inoltre ringraziare tutte le persone che ho avuto modo di conoscere a Bologna ed in particolare i miei compagni di corso, con cui ho condiviso momenti ed esperienze davvero indimenticabili, e i miei coinquilini, per come mi hanno accolto e per le tante serate passate in compagnia.

Grazie anche ai numerosi amici liguri ed in particolare a Sebastiano per l'amicizia che ci lega ormai da anni. Inoltre ringrazio i "ragazzi" di Liguriameteo con cui condivido questa grande passione per la meteorologia.

Infine un grandissimo ringraziamento va a mia madre, mio fratello e mia sorella per avermi sempre incoraggiato e sostenuto in tutte le mie scelte, tra cui quella di iscrivermi a questo corso di laurea.