



UNIVERSITÀ CÀ FOSCARI DI VENEZIA
Dipartimento di Scienze Ambientali

Dottorato di ricerca in Scienze Ambientali, 22 ciclo
A.A. 2006/2007 - A.A. 2008/2009

La previsione di marea a Venezia: metodi statistici, deterministici e 4D-Var

Settore scientifico-disciplinare di afferenza: GEO/12

Tesi di dottorato di
Marco Bajo, matr.: 955341

Tutore del dottorato:

Dr. Georg Umgiesser, ISMAR-CNR Venezia

Coordinatore del dottorato:

Prof. Bruno Pavoni, Università Ca'Foscari di Venezia

Indice

Ringraziamenti	v
Abstract	1
1 Introduzione	3
2 Modelli	5
2.1 Modelli statistici	5
2.1.1 Modelli di regressione lineare	6
2.1.2 Reti neurali	6
2.2 Modelli idrodinamici	10
2.3 Modelli operativi	11
2.3.1 Modelli di regressione lineare	11
2.3.2 Modelli di reti neurali	12
2.3.3 Modelli idrodinamici	12
3 Assimilazione dati	13
3.1 Optimal Interpolation	14
3.2 3D-Var	15
3.3 4D-Var	17
3.3.1 Teoria generale	17
3.3.2 Esempio di modello tangente e aggiunto	23
3.4 Extended Kalman Filter (EKF)	24
3.4.1 Teoria generale	24
3.4.2 Applicazione come post-processing	26
3.5 Ensemble Kalman filter	27
4 Modello operativo	29
4.1 Equazioni del moto	30
4.2 Stress del vento	31
4.3 Griglie computazionali	32
4.3.1 Griglia del mar Mediterraneo	32
4.3.2 Griglia della laguna veneta	34
4.4 Dati meteorologici	34

4.5	Marea Astronomica	36
4.6	Sviluppi del modello operativo	37
4.6.1	Prima implementazione	37
4.6.2	Ulteriori sviluppi del sistema	38
4.7	Risultati e conclusioni	46
4.7.1	Analisi statistica	46
4.7.2	Casi di studio	52
4.8	Conclusioni	55
5	Applicazione di metodi di assimilazione locale di dati	57
5.1	Regressione lineare	57
5.2	Reti Neurali	62
5.2.1	Descrizione della rete neurale	62
5.2.2	Calibrazione della rete	62
5.2.3	Implementazione	65
5.2.4	Risultati	66
5.2.5	Discussione e conclusioni	72
5.3	Filtro di Kalman unidimensionale	74
6	Ensemble forecast	77
7	Implementazione del 4D-Var	83
7.1	Utilizzo di Tapenade	83
7.2	Differenziazione del solver	85
7.2.1	Creazione del codice tangente e aggiunto	87
7.2.2	Validazione del codice tangente	89
7.2.3	Validazione del codice aggiunto	90
8	Conclusioni	91
	Pubblicazioni riguardanti gli argomenti della tesi	93
	Bibliografia	94

Ringraziamenti

Ringrazio il relatore, Georg Umgiesser, per gli utili consigli ed il supporto datomi durante lo svolgimento del dottorato.

Ringrazio i miei amici ricercatori, Christian, Andrea, Francesca, Debora e Michol.

Un ringraziamento al Dr. Laurent Hascoet, sviluppatore di Tapenade, per gli utili consigli senza i quali il lavoro sull'assimilazione dati non sarebbe stato possibile.

Inoltre, per l'aiuto e la fornitura dei dati necessari all'ensemble forecast, si ringrazia Luigi Cavaleri e Luciana Bertotti.

Il lavoro svolto in questa tesi è stato possibile grazie al supporto economico del Centro Maree del Comune di Venezia e dell'ISPRA di Roma. Per questo si ringraziano l'Ing. Paolo Canestrelli, la Dr. Lucia Zampato, la Dr. Luciana Giannini e la Dr. Emanuela Piervitali.

Abstract

Questa tesi descrive vari metodi sviluppati per la previsione della marea a Venezia. Alcuni di essi sono funzionanti all'Istituzione Centro Previsioni e Segnalazioni Maree (ICPSM) del comune di Venezia e all'Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale (ISPRA) di Roma, mentre altri non sono ancora in fase operativa, ma solo di sviluppo.

In particolare la tesi descrive l'applicazione di un modello agli elementi finiti al Mar Mediterraneo, ad alta risoluzione nel Mar Adriatico e all'interno della laguna veneta. Il modello è stato validato e si sono compiuti alcuni lavori per migliorare la qualità delle forzanti. Si sono poi sviluppati dei metodi di assimilazione locale di dati, detti di post-processing, in grado di migliorare le previsioni giornaliere del livello marino sfruttando le osservazioni effettuate il giorno precedente. Uno di questi metodi è basato sull'utilizzo di una rete neurale, mentre un altro su di un filtro di Kalman unidimensionale.

Infine si è testato l'utilizzo di campi di vento di ensemble per forzare il modello e si è sviluppato e validato il codice aggiunto del modello idrodinamico. Il codice prodotto permetterà la creazione di un sistema di assimilazione dati basato sulla tecnica del 4D-Var.

I risultati evidenziano come l'accuratezza iniziale del modello sia migliorata, grazie all'applicazione delle procedure di post-processing, per tutti gli anticipi di previsione. In particolare per il primo giorno di previsione si ha un'accuratezza doppia rispetto a quella iniziale, e paragonabile ai modelli statistici in uso al Centro ICPSM. Inoltre il sistema mantiene una buona capacità predittiva fino a 5 giorni di distanza. La deviazione standard degli scarti, del modello operativo al Centro ICPSM, ha un valore medio di circa 4.7 cm per il primo giorno di previsione e arriva ad un massimo di circa 9 cm al quinto giorno.

Capitolo 1

Introduzione

La previsione del livello marino a Venezia ha sempre avuto una grande importanza per la vita socio-economica della città. Il problema dell'acqua alta a Venezia è presente fin dalle origini della città. Si hanno cronache che descrivono inondazioni storiche avvenute nel 589, nel 782, nell'840, nell'885, nel 1102 e nei secoli successivi. Queste indussero lo stato veneziano a eseguire dei lavori di salvaguardia e monitoraggio molto prima che in altre parti del mondo.

L'importanza di una buona previsione aumenterà di molto nel corso dei prossimi anni. L'innalzamento del livello medio mare, i problemi di subsidenza, naturale e antropica, e l'aumento della frequenza e dell'intensità degli eventi di mareggiata, ha aumentato i casi di allagamento della città. Inoltre è in fase di costruzione un sistema di dighe mobili, denominato MOSE che avrà il compito di chiudere le bocche di porto in caso di forti mareggiate. Chi gestirà le dighe avrà bisogno di un preavviso di qualche ora per avviare le procedure necessarie al loro innalzamento. Per ogni previsione errata le perdite economiche dovute al costo del sollevamento delle dighe e alla chiusura temporanea dei porti turistico e industriale, saranno ingenti.

In questo studio è stato sviluppato un sistema di previsione della marea che si basa su di un modello idrodinamico. Il sistema è stato implementato al Centro Maree del Comune di Venezia (ICPSM) ed è il primo sistema operativo in grado di fornire una accurata previsione della circolazione delle acque all'interno della laguna veneta. La descrizione idrodinamica è di estrema importanza per un ambiente lagunare e rappresenta la base per l'applicazione di altri modelli che ne possano descrivere i processi biologici, chimici e fisici che avvengono al suo interno.

Nell'ambito di un altro progetto con il Centro Maree si è già sviluppato un modello lagrangiano per la previsione delle traiettorie seguite da corpi dispersi e sostanze chimicamente inerti versate in laguna (Umgiesser et al., 2006a). Il modello è accoppiato al sistema operativo descritto in questa tesi, ed è in grado di funzionare ogni giorno in caso di bisogno.

Altri modelli da accoppiare, ancora in fase di studio, sono un modello per simulare gli sversamenti di sostanze oleose (De Pascalis, 2009) in laguna, il modello delle onde e il modello dei sedimenti. Sono stati eseguiti con buoni risultati alcuni casi di studio (Ferrarin et al., 2008) che evidenziano l'importanza di un sistema di previsione di surge-onde-sedimenti, soprattutto per lo studio dell'ambiente costiero.

Nella tesi vengono inoltre descritti dei metodi per il miglioramento locale e globale della previsione. Alcuni di essi sono stati sviluppati nel corso di differenti contratti di collaborazione con il Centro Maree e con l'ISPRA di Roma e sono operativi in questi enti.

Il lavoro di dottorato svolto in questi anni si può suddividere in quattro fasi:

- Lo sviluppo e l'implementazione operativa del modello idrodinamico.
- La creazione di sistemi di assimilazione locale di dati per il miglioramento della previsione della marea.
- Lo studio di nuovi metodi di previsione, basati su tecniche di ensemble forecast.
- La creazione di un metodo di assimilazione globale di dati.

La tesi presenta prima un'introduzione teorica e procede poi alla descrizione di questi quattro punti.

Nei Capp. 2 e 3 viene fornita una descrizione dei principali metodi di previsione della marea e dei metodi di assimilazione dati, utilizzati per migliorare la previsione dei modelli idrodinamici. Nel Cap. 4 si presenta il modello di previsione reso operativo e utilizzato quotidianamente al centro maree del comune di Venezia (ICPSM). La sua implementazione è spiegata in dettaglio e sono riportati alcuni risultati ottenuti. Nel Cap. 5 si presentano alcuni metodi di assimilazione locale di dati, detti anche di *post-processing*, che vengono applicati dopo la simulazione del modello idrodinamico e sfruttano i dati osservati. In particolare una procedura basata sull'utilizzo delle reti neurali viene descritta al Cap. 5.2. Al Cap. 5.3 viene descritto un altro metodo, basato invece su di un filtro di Kalman unidimensionale. Al Cap. 6 viene descritto l'utilizzo di campi meteorologici provenienti da ensemble forecast come input del modello idrodinamico. I campi sono stati testati per la previsione dell'evento di mareggiata del 4 novembre 1966. Al Cap. 7 si descrive l'implementazione di un sistema di assimilazione dati basato sulla tecnica del 4D-Var. Infine nel Cap. 8 vengono riportate le conclusioni del lavoro svolto.

Capitolo 2

Modelli

I modelli di previsione del livello marino si possono classificare in due categorie: i *modelli statistici* e i *modelli dinamici*.

I modelli statistici utilizzano serie storiche delle variabili da predire, ed eventualmente di altre grandezze correlate, per determinarne l'andamento futuro. La teoria sulla quale si basano è puramente matematica ed è in genere completamente indipendente dal problema fisico trattato. Per questo motivo i modelli statistici sono estremamente versatili e sono utilizzati in qualsiasi ambito, dalla fisica alla finanza. L'unica differenza tra applicazioni differenti riguarda i dati di input e, conseguentemente, quelli di output.

Al contrario i modelli idrodinamici descrivono il sistema fisico attraverso una discretizzazione delle equazioni dinamiche che regolano il moto dei fluidi. Di conseguenza il loro codice è strettamente legato al problema specifico da risolvere.

Nel Cap. 2.1 si dà una breve descrizione del funzionamento dei modelli statistici, mentre nel Cap. 2.2 si descrive il funzionamento dei modelli idrodinamici.

2.1 Modelli statistici

I modelli statistici si dividono in svariate categorie e vengono applicati in moltissimi ambiti diversi. Il concetto base è quello di esprimere una relazione tra un set di variabili e altre, analizzando il loro andamento in un arco di tempo il più lungo possibile. La relazione viene espressa da un'uguaglianza che può essere non esatta, ma contenere un errore. Il modello ottimale è quello che minimizza tale errore.

Di seguito si dà una breve introduzione dei modelli di regressione lineare e dei modelli di reti neurali.

2.1.1 Modelli di regressione lineare

I modelli di regressione lineare descrivono l'andamento di una o più variabili in funzione di altre variabili a loro correlate e delle loro distribuzioni statistiche. La teoria alla loro base è molto vasta e sono disponibili numerosi testi per approfondimenti (ad es: Cohen et al. (2003)). Di seguito si dà una breve introduzione del loro funzionamento.

I modelli di regressione lineare assumono una dipendenza lineare tra alcune variabili, y_i e altre, x_{ij} , dove j varia tra tutte le variabili correlate alla variabile y_i . Le variabili x_{ij} sono dette *regressori* o predittori. Le variabili y_i sono quindi espresse da una combinazione lineare delle variabili x_{ij} a meno di errori casuali rappresentati da ϵ_i , chiamati *residui*:

$$y_i = x_{ij}\beta_j + \epsilon_i \quad (2.1)$$

con β_j un vettore di opportuni coefficienti, detti di regressione. Si supponga ora per semplicità di avere una sola variabile y e più predittori. La formula diventa quindi:

$$y = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_j + \epsilon \quad (2.2)$$

dove si è espresso esplicitamente il termine costante β_0 . Se si dispone di un database con il valore delle variabili y e x_j è possibile esprimere l'uguaglianza 2.2 per ogni set di dati e sommarla in un'unica espressione. Riordinando i termini ed elevando al quadrato si ottiene:

$$J(\beta_0, \beta_j) \equiv \sum_{k=1}^K \epsilon_k^2 = \sum_{k=1}^K \left[\beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{j,k} - y_k \right]^2. \quad (2.3)$$

Dove si è espressa la somma su tutti i dati disponibili, da 1 a K . Il valore della somma delle ϵ_k dipende dal valore dei parametri β_0 e β_j , i quali devono essere settati in modo da minimizzare tale somma. Il problema diventa quindi quello di trovare il minimo di una funzione rispetto a delle incognite e viene risolto tramite il metodo dei minimi quadrati (Ordinary Least Squares, OLS). Le derivate parziali rispetto alle incognite devono essere nulle. Si ottiene un sistema lineare:

$$\frac{\partial J}{\partial \beta_0} = 0; \quad \frac{\partial J}{\partial \beta_j} = 0 \quad (2.4)$$

da risolvere nelle incognite β_0, β_j

2.1.2 Reti neurali

Una rete neurale artificiale (ANN) fu proposta per la prima volta nel 1943 da Warren McCulloch, un neurofisiologo, e Walter Pitts, un matematico del

MIT. L'idea originale era quella di simulare il funzionamento di un cervello adottando una struttura artificiale analoga. Il cervello normalmente associa certi fatti o cose, che si possono chiamare variabili di input, a certe altre, chiamate variabili di output. Questo processo avviene tramite l'esperienza, detta fase di *training*.

Dal punto di vista fisico il cervello è composto da circa 100 miliardi di cellule, chiamate neuroni. In Fig. 2.1 si riporta il disegno della struttura di un neurone. I neuroni sono composti da un corpo, detto *soma*, una linea di uscita, detta *assone*, che si può diramare in migliaia di filamenti, e una linea di entrata, detta *dendrite*, e che si suddivide a sua volta in migliaia di *sinapsi*. Le sinapsi raccolgono vari segnali in ingresso che vengono pesati diversamente e sommati. Se il segnale totale supera una certa soglia, il neurone invia un *potenziale d'azione* all'assone, che lo trasmette ad altri neuroni. Non esiste una direzione preferenziale e non si possono individuare diversi strati.

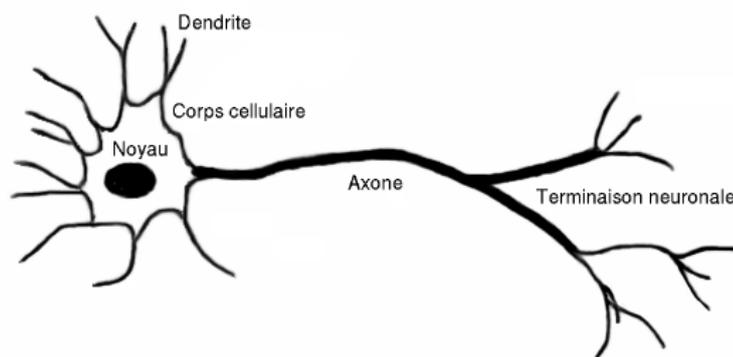


Figura 2.1: Struttura di un neurone.

I neuroni artificiali sono strutture matematiche estremamente più semplici. Un gruppo di neuroni collegati tra loro viene chiamato *rete neurale*. Le reti neurali artificiali (ANN) più utilizzate sono caratterizzate da una direzione di propagazione del segnale e vengono dette *feed-forward*. Queste possono dividersi in diversi strati, tra i quali lo strato di input, a cui vengono fornite le variabili di ingresso, e lo strato di output che fornisce le variabili in uscita. Possono esserci diversi strati intermedi che vengono detti 'nascosti'.

In Fig. 2.2 si riporta il disegno di una semplice rete neurale con 3 strati, uno di input con 5 neuroni, uno nascosto con 3 neuroni e uno di output, composto da un solo neurone.

Una rappresentazione matematica di un neurone è data dalla seguente:

$$f(x) = k \left(\sum_i w_i g_i(x) \right) \quad (2.5)$$

dove x rappresenta gli input, $f(x)$ l'output, w_i sono dei pesi da calibrare durante la fase di training e g_i sono ulteriori funzioni che possono essere espresse in modo analogo a f . k è detta funzione di attivazione e può essere ad esempio una funzione sigmoidea:

$$P(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}}. \quad (2.6)$$

I parametri più importanti da settare in una rete neurale sono il numero di strati nascosti e il numero di neuroni presenti in ogni strato, mentre il valore dei pesi delle connessioni che collegano i vari neuroni deve essere calibrato. Se la rete è troppo semplice come struttura, potrebbe non essere in grado di riprodurre tutte le particolarità dei dati. Se, al contrario, è troppo complessa, potrebbe riprodurre benissimo i dati forniti, ma essere troppo specializzata e non essere in grado di riprodurre altri futuri. Questo problema è dovuto ad un eccesso di gradi di libertà ed è molto comune nell'applicazione delle reti neurali. Viene chiamato *overfitting*. In Fig. 2.3 viene riportato un classico esempio di overfitting nel caso di una regressione lineare eseguita con troppi parametri.

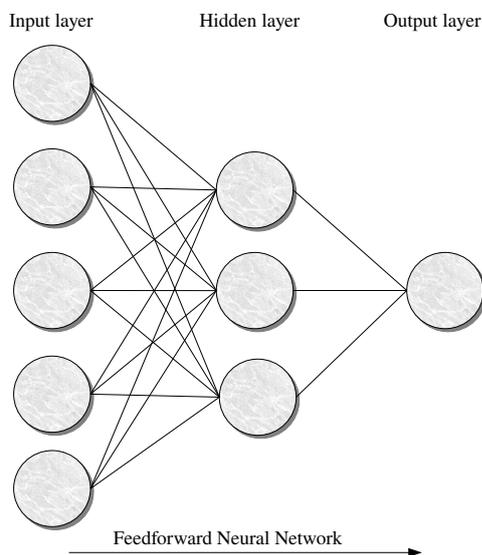


Figura 2.2: Esempio di struttura neurale a 3 strati, feed-forward.

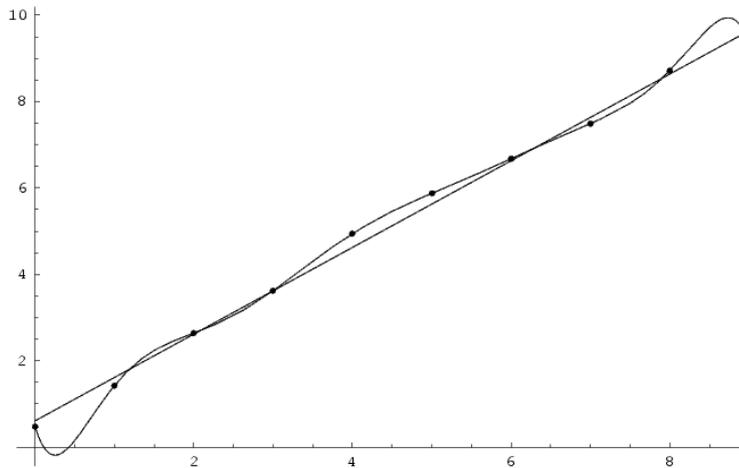


Figura 2.3: Esempio di overfitting nel caso di una regressione lineare.

Altri parametri importanti da settare sono la funzione di attivazione dei neuroni, l'algoritmo di minimizzazione e la velocità di apprendimento. Questi parametri influenzano la qualità della calibrazione della rete.

Per utilizzare una rete neurale nella risoluzione di un determinato problema il peso delle connessioni che collegano i vari neuroni deve essere definito. Questo avviene tramite un processo di calibrazione, detto fase di *training*, in cui i pesi sono individuati cercando di minimizzare gli errori tra l'output della rete e quello desiderato. Uno degli algoritmi di apprendimento principali è quello di *backpropagation*. Diversi set con i valori delle variabili scelte come input vengono forniti alla rete e l'output viene confrontato con un set di dati 'desiderati'. Se ne calcola la differenza per ogni neurone di output e un *fattore di scaling* che indica quanto il segnale dovrebbe essere modificato per raggiungere il valore desiderato. Si corregge il valore dei pesi delle connessioni in base all'errore ottenuto e si assegna maggiore importanza ai neuroni che hanno pesi maggiori. Questa procedura viene ripetuta molte volte e ogni iterazione viene denominata *epoca*. Analogamente ai modelli di regressione, maggiore è il numero di set di dati che costituisce il database di questa fase e migliore sarà la capacità predittiva della rete.

Alla fine di questa fase i pesi delle connessioni sono calibrati e la rete è pronta per essere testata. Questo avviene tramite la fase di *testing*. I pesi della rete non vengono più modificati e si confronta l'output della rete con i valori desiderati per un database non utilizzato durante la fase di training. Se la riproduzione dei valori desiderati non risulta soddisfacente, si ripete la fase di training variando qualche caratteristica della rete e si riesegue la fase di testing.

Quando finalmente la rete sembra calibrata correttamente, la si esegue

su di un terzo database, mai utilizzato prima. In questo modo si controlla la sua capacità a riprodurre qualsiasi set di dati. Quest'ultima fase è detta di *validazione*.

2.2 Modelli idrodinamici

I modelli idrodinamici si basano sulla risoluzione di un sistema lineare composto dalle equazioni del moto per fluidi viscosi newtoniani, dette equazioni di *Navier-Stokes* (Gill, 1982). Le equazioni di Navier-Stokes esprimono la conservazione del momento della quantità di moto. Unite alle equazioni della conservazione dell'energia e all'equazione di continuità, formano le *equazioni primitive*, in grado di descrivere in modo completo un problema di fluidodinamica.

Tuttavia, dato il costo computazionale richiesto per risolvere le equazioni di problemi con molte variabili, si tende a semplificare la loro formulazione con delle approssimazioni. Se la dimensione verticale è molto minore di quelle orizzontali e non si hanno importanti moti verticali, si possono approssimare le equazioni di Navier-Stokes con le equazioni di *shallow water* (eq. 4.1) considerando nulla la velocità verticale. L'equazione relativa al moto verticale si semplifica diventando un'equazione di continuità, o conservazione della massa. Generalmente si inserisce un termine per la descrizione della forza di Coriolis e, in base alle esigenze, si può considerare o meno i termini avvettivi.

Le equazioni non possono essere risolte in modo analitico in caso di problemi complessi e richiedono un approccio numerico. Il dominio spaziale e quello temporale devono essere discretizzati. I metodi principali per la discretizzazione spaziale sono il metodo alle *differenze finite*, quello ai *volumi finiti* e quello agli *elementi finiti*. L'integrazione temporale può essere fatta tramite il metodo *implicito*, *esplicito* o *semi-implicito*. Il metodo utilizzato deve essere scelto opportunamente per avere una convergenza della soluzione. Per approfondire i sistemi di discretizzazione della fluidodinamica computazionale si veda (Spiegelman, 2004).

I modelli idrodinamici hanno un costo computazionale molto maggiore rispetto ai modelli statistici e il loro codice viene spesso parallelizzato tramite OpenMP o MPI per essere eseguito su più processori.

I principali termini forzanti di un modello idrodinamico sono quelli derivanti dalla sua interazione con l'atmosfera (essenzialmente tramite l'azione del vento e della pressione atmosferica) e i termini dovuti all'attrazione gravitazionale del Sole e della Luna che causano le maree astronomiche. Spesso ulteriori semplificazioni sono possibili. La marea astronomica può in molti casi essere considerata a parte e sommarsi linearmente al contributo meteorologico. Se inoltre i moti dovuti a gradienti di salinità o temperatura non sono rilevanti per gli scopi prefissati si può utilizzare l'approssimazione

barotropica, in cui tali forzanti non sono considerate. Nel caso si utilizzino tutte queste approssimazioni, ovvero l'approssimazione di shallow-water, l'esclusione delle forzanti astronomiche, dei termini baroclini e dei termini avvettivi, si hanno delle equazioni ancora in grado di descrivere con sufficiente precisione il livello, detto *surge meteorologico* o *livello residuo*, e il trasporto barotropico. In questo caso le forzanti del sistema dinamico sono esclusivamente meteorologiche e precisamente sono date dallo stress del vento sulla superficie marina e dalla pressione atmosferica. La precisione delle previsioni dei modelli idrodinamici dipende quindi strettamente dalla precisione dei campi meteorologici utilizzati. Ad ogni modo, prima di tutto, bisogna validare il modello utilizzando casi di studio, magari con griglie semplificate e casi analitici, e in seguito sulla griglia reale tramite l'utilizzo di dati osservati.

Il vantaggio principale dei modelli idrodinamici rispetto a quelli statistici è che essi forniscono una descrizione completa dello stato del bacino in esame e non solo il livello in una località di esso. Questo consente una visione più ampia e dettagliata della fenomenologia in atto. Inoltre consente l'utilizzo di altri modelli che necessitano le grandezze idrodinamiche calcolate. I modelli idrodinamici si possono accoppiare a modelli delle onde, del trasporto di sedimenti, a modelli di trasporto di inquinanti o a modello ecologici. La loro utilità quindi va oltre la sola previsione del surge. Per quanto riguarda quest'ultima tuttavia, sebbene sia in generale meno precisa per le prime ore di previsione rispetto a quella dei modelli statistici, la sua qualità non peggiora di molto fino a due tre giorni. Al contrario i modelli statistici difficilmente riescono a fornire previsioni di qualità oltre le 24 ore.

2.3 Modelli operativi

2.3.1 Modelli di regressione lineare

Storicamente, per quanto riguarda la previsione della marea, il primo modello operativo a Venezia è entrato in funzione nel 1981 (Tomasin and Frassetto, 1979; Canestrelli and Tomasin, 1981). Il modello utilizzava come predittori il livello residuo e la pressione atmosferica misurati a Venezia e prediceva il livello residuo a differenti ore di distanza.

La decisione di sviluppare un modello statistico era basata sul fatto che allora i dati necessari per forzare un modello idrodinamico erano difficilmente reperibili e la potenza dei calcolatori era ancora molto bassa rispetto al costo computazionale richiesto da un modello idrodinamico (Canestrelli et al., 1997).

In seguito sono state create molte versioni differenti del modello, includendo diversi predittori¹. La versione principale ora viene denominata 'Mo-

¹<http://www.comune.venezia.it/flex/cm/pages/ServeBLOB.php/L/IT/IDPagina/2109>

dello Estes' ed utilizza tra i predittori anche i valori previsti di pressione atmosferica, calcolati dal centro europeo ECMWF. Esiste anche un altro modello, denominato 'Esperto', in grado di utilizzare differenti coefficienti a seconda della situazione meteorologica in atto.

2.3.2 Modelli di reti neurali

Le reti neurali vengono attualmente utilizzate in molti modelli operativi di previsione delle maree o di altri parametri marini. In Zuliani et al. (2006) viene utilizzata una rete neurale per la stima della portata del fiume Piave. In Sztobryn (2003) le reti neurali vengono applicate per riprodurre lo storm surge nel mar Baltico. Si utilizzano dei dati meteorologici e idrologici come input, ottenendo un errore quadratico medio di circa 13-14 cm per il primo giorno di previsione. In Makarynsky et al. (2004) si prevede il livello marino totale con un errore quadratico medio di circa 11 cm per il primo giorno. In Lee (2006) vengono analizzati alcuni casi di tifoni cercando di riprodurre i parametri con le reti neurali e in Oliveira et al. (2009) vengono eseguite previsioni del surge per 24 ore in avanti. Una previsione più lunga viene fatta in Makarynska and Makarynsky (2008), in cui si prova a riprodurre il livello per 120 ore future basandosi su dati osservati fino a 120 ore prima. Infine in Herman et al. (2007) viene proposto un interessante approccio, in cui si punta a riprodurre le componenti principali dei campi di corrente e livello, previsti da un modello idrodinamico, sulla base di alcune osservazioni. In questo modo si riesce a creare una previsione spaziale, oltre che temporale.

2.3.3 Modelli idrodinamici

Numerosi modelli idrodinamici sono operativi in molti centri di previsione. In Canizares et al. (2001) viene descritto un sistema operativo di previsione del livello marino per le coste danesi. Il sistema è provvisto di un metodo di assimilazione dati denominato Ensemble Kalman Filter (si veda il Cap. 3). In De Vries et al. (1995) vengono paragonati cinque differenti modelli idrodinamici per il mare del Nord, il mar Adriatico e il mar Egeo. In Lionello et al. (2006) viene descritto un modello alle differenze finite operativo per il mar Adriatico. Infine in Bajo et al. (2007) viene descritta la prima versione del modello operativo sviluppato nel corso di questa tesi.

Ad ogni modo la lista dei modelli idrodinamici operativi è troppo lunga per essere riportata qui in modo completo. Vista la sempre maggiore potenza di calcolo disponibile e la crescente disponibilità di osservazioni, provenienti anche da satelliti, il loro utilizzo è in costante aumento e viene spesso accoppiato a qualche tecnica di assimilazione dati. Queste ultime sono in grado di migliorare considerevolmente la previsione fornita. Alcune delle principali tecniche vengono descritte nel capitolo seguente.

Capitolo 3

Assimilazione dati

Le tecniche di assimilazione dati si dividono in molte categorie e vengono utilizzate in tutti gli ambiti della fisica computazionale. Lo scopo principale dell'assimilazione dati è quello di migliorare l'accuratezza di un modello dinamico attraverso l'utilizzo di dati osservati. In origine l'assimilazione dati è nata in meteorologia. Si supponga di voler implementare un modello che descriva l'evoluzione dello stato atmosferico. Il modello sarà basato sulle equazioni primitive e sarà necessario specificare lo stato iniziale e le condizioni ai contorni, sia laterali che superficiali. Il modello provvederà quindi a evolvere lo stato iniziale nel tempo, producendo stati di *forecast*. Tuttavia lo stato iniziale del sistema, composto dal valore delle variabili dinamiche in ogni punto della griglia computazionale all'istante iniziale, non è affatto noto ed è difficile da stimare con tale precisione. Una stima dello stato iniziale si può ottenere utilizzando una *combinazione statistica di osservazioni e campi di forecast a breve periodo* (Kalnay, 2003). Questa può essere considerata una definizione dell'assimilazione dati.

Nelle sezioni seguenti si dà una breve introduzione alle principali tecniche di assimilazione dati, dalle più semplici, come l'Optimal Interpolation, ai metodi detti variazionali, come il 3D-Var e il 4D-Var, e infine ai metodi basati sul Kalman Filter. Per una trattazione più completa si consiglia di consultare testi specifici, come ad esempio il Kalnay (2003), o la documentazione accessibile on-line al sito del Centro meteorologico europeo (ECMWF)¹. Tutte le tecniche descritte appartengono alla categoria dei metodi basati sui *minimi quadrati*. Dalla trattazione più generale possibile si può ricavare, con differenti approssimazioni e differenti approcci, i singoli metodi.

In questa tesi è stato applicato il Kalman filter, in una versione unidimensionale semplificata, e il 4D-Var. L'implementazione di questi due metodi viene descritta nei Cap. 5.3 e 7.

¹http://www.ecmwf.int/newsevents/training/lecture_notes/LN_DA.html

3.1 Optimal Interpolation

L'Optimal Interpolation (OI) si può considerare già una tecnica di assimilazione avanzata, rispetto a tecniche come il *Successive corrections method* (SCM) o il *Nudging* (Kalnay, 2003).

L'optimal interpolation, come le tecniche descritte in seguito, mira in genere a correggere lo stato iniziale, da cui la simulazione dinamica parte, rendendolo quanto più simile possibile allo stato reale, con l'ausilio delle osservazioni.

Lo stato iniziale da cui partirebbe il modello viene chiamato stato di *background*, x^b . Questo è un vettore n -dimensionale, nello spazio delle variabili del modello dinamico, contenente tutte le variabili del modello all'istante iniziale. Lo stato di background è chiamato anche *first guess*, in quanto è la prima stima dello stato del sistema fisico. Lo stato *reale* del sistema, discretizzato nei punti della griglia del modello, viene rappresentato da un altro vettore n -dimensionale, x^t . Si vuole trovare uno stato del sistema, detto di *analisi* che sia il più vicino possibile allo stato x^t . Per fare ciò si sfruttano le osservazioni disponibili. Queste vengono rappresentate da un vettore, y^o , nello spazio m -dimensionale delle osservazioni. Il luogo e il numero delle osservazioni infatti non coincide praticamente mai con i nodi della griglia computazionale. Si definisce quindi un *operatore di osservazione*,

$$H : \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}^m \quad (3.1)$$

che interpola gli stati del modello nello spazio delle osservazioni. Lo stato di analisi è dato dalla seguente:

$$x^a = x^b + Kd \quad (3.2)$$

in cui d è detto vettore di *innovazione* e rappresenta la distanza tra le misurazioni e lo stato di background (nello spazio delle osservazioni):

$$d = y^o - H[x^b]. \quad (3.3)$$

L'operatore K , che è una matrice $n \times m$ rappresenta il *guadagno* da dare all'innovazione, ed è espresso dalla seguente:

$$K = BH^T(HBH^T + R)^{-1}. \quad (3.4)$$

La matrice H è già stata introdotta, la matrice B è una matrice $n \times n$ detta matrice di covarianza dello stato di background. In ogni cella è presente la covarianza tra gli elementi x_i^b dello stato di background. La diagonale contiene quindi le varianze. Analogamente, la matrice R , di dimensione $m \times m$, rappresenta la covarianza delle osservazioni, in quanto anche queste ultime sono affette da errore.

Per ogni punto della griglia del modello solo alcune osservazioni, le più vicine, sono correlate al valore calcolato dal modello e sono utili alla sua correzione. Si deve quindi utilizzare un metodo di selezione delle osservazioni per ogni variabile x_i^b del modello. In questo modo la matrice $HBH^T + R$, la cui inversione richiederebbe costi computazionali proibitivi, può essere fattorizzata (es: con LU o il metodo di Choleski). Le singole restrizioni della matrice vengono invertite e moltiplicate per l' i -esima riga di BH^T per ottenere la riga di K .

I problemi maggiori sono la determinazione della matrice B e la selezione delle osservazioni importanti per ogni variabile del modello. La matrice di covarianza B può essere determinata utilizzando funzioni di autocorrelazione empiriche (ad esempio funzioni gaussiane) o considerando restrizioni fisiche, come l'assunzione di idrostaticità. Per la determinazione delle osservazioni associate a ciascun punto della griglia si possono utilizzare dei criteri in base alla distanza dell'osservazione dal punto della griglia in cui si trova la variabile del modello. Si veda ad esempio la Fig. 3.1, tratta da Bouttier and Courtier (1999).

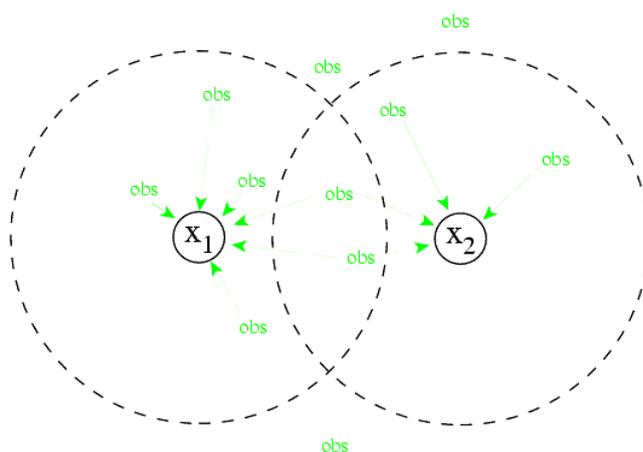


Figura 3.1: Esempio di selezione delle osservazioni in base alla distanza dal nodo della griglia di interesse (Bouttier and Courtier, 1999).

3.2 3D-Var

Questa tecnica di assimilazione dati mira, come la precedente, alla correzione dello stato iniziale. Il vantaggio rispetto alla precedente è quello di evitare il calcolo della matrice di guadagno K che, come evidenziato nel paragrafo precedente, richiede molto tempo computazionale. L'approccio adottato al problema è di tipo *variazionale*. Si supponga, per semplicità, di lavorare su

di uno spazio euclideo. In tal caso si definisce una *funzione di costo*, J , data da:

$$J(x) = (x - x^b)^T B^{-1}(x - x^b) + (y^o - H[x])^T R^{-1}(y^o - H[x]) \quad (3.5)$$

in cui il significato dei vettori e delle matrici è stato introdotto nel paragrafo precedente. Per avere una maggiore comprensione delle dimensioni delle matrici e dei vettori introdotti nelle formule precedenti, può essere utile una rappresentazione grafica, come quella proposta in Fig. 3.2.

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} = \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} + \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \left(\begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} - \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \right) \\
 \mathbf{x}_a = \mathbf{x}_b + \mathbf{K}(\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}_b)
 \end{array}$$

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} = \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \left(\begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} + \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \right)^{-1} \\
 \mathbf{K} = \mathbf{B}\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}
 \end{array}$$

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \\
 \mathbf{H} \mathbf{B} \mathbf{H}^T
 \end{array}$$

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} = \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array}^{-1} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} + \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array}^{-1} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \begin{array}{c} \text{[]} \\ \text{[]} \\ \text{[]} \end{array} \\
 J(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \mathbf{x}_b)^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b) + (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x})^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x})
 \end{array}$$

Figura 3.2: Schema delle dimensioni tipiche di un problema di assimilazione (Bouttier and Courtier, 1999).

Si supponga che gli stati dinamici stimati dal modello, x^b , abbiano una distribuzione gaussiana centrata attorno alla proiezione del teorico stato reale del sistema fisico nello spazio dei vettori del modello, x^t , e che lo stesso valga per le osservazioni, y^o . Ovvero la distribuzione delle osservazioni deve essere anch'essa gaussiana e centrata attorno alla teorica proiezione dello stato reale nello spazio delle osservazioni, $H[x^t]$. In tal caso il fatto che le due distribuzioni siano centrate equivale ad affermare che sia il modello che le osservazioni sono privi di errori sistematici. Se inoltre gli errori delle osservazioni sono statisticamente indipendenti da quelli del modello, come generalmente risulta, la probabilità che lo stato x sia lo stato reale x^t è data

da:

$$L(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}|B|^{1/2}(2\pi)^{m/2}|R|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}J(x)}. \quad (3.6)$$

La minimizzazione della funzione $J(x)$ equivale dunque a trovare lo stato di *massima verosimiglianza*, ovvero lo stato che ha la massima probabilità di coincidere con la proiezione dello stato reale del sistema fisico nello spazio dei vettori del modello, in base alle 'stime' x^b e y^o e alle loro matrici di covarianza. Tale stato viene denominato *stato di analisi*.

La minimizzazione della funzione di costo richiede l'utilizzo di metodi complessi. Se si esprime la funzione di costo nell'eq. 3.5 per un vettore infinitesimamente vicino al vettore iniziale x^b si ha:

$$J(x^b + \delta x) = J(x^b) + \nabla J|_{x^b}(\delta x) + O(|\delta x|^2). \quad (3.7)$$

Limitandosi all'approssimazione lineare i termini $O(|\delta x|^2)$ vengono trascurati. Si procede quindi alla determinazione del gradiente della funzione nello spazio n -dimensionale dei vettori di stato del modello:

$$\nabla J(x) = 2B^{-1}(x - x^b) - 2H^T R^{-1}(y^o - H[x]). \quad (3.8)$$

Attraverso una procedura iterativa di minimizzazione partendo da $x = x^b$ e calcolandosi ogni volta $J(x)$ e $\nabla J(x)$, si ottengono vari stati intermedi x^j . A ogni iterazione si ricalcola il valore del gradiente per il nuovo stato e si trova un altro stato. La procedura può essere fermata in base a differenti criteri, come ad esempio limitando il numero di iterazioni o controllando il valore della norma di $\nabla J(x)$, che deve tendere a 0. Lo stato trovato alla fine della procedura corrisponderà quindi a x^a , lo stato di analisi cercato da utilizzare come stato iniziale ottimale per eseguire la simulazione.

In Fig. 3.3 viene riportato un diagramma che rappresenta la minimizzazione di una funzione di costo in uno spazio bidimensionale. Come si può notare le iterazioni portano lo stato del sistema sempre più vicino allo stato corrispondente al minimo della funzione di costo.

I vantaggi del 3D-Var sono la sua semplicità concettuale, e il fatto che consente di utilizzare operatori di osservazione complessi in modo semplice, mentre l'OI richiede una procedura empirica di selezione delle osservazioni.

3.3 4D-Var

3.3.1 Teoria generale

Questa tecnica di assimilazione dati si può ritenere una generalizzazione della 3D-Var e viene utilizzata generalmente da tutti i più grandi centri di previsione meteo, come ad esempio l'ECMWF o la NOAA. Infine viene utilizzata non solo per il miglioramento dei risultati di previsione di un

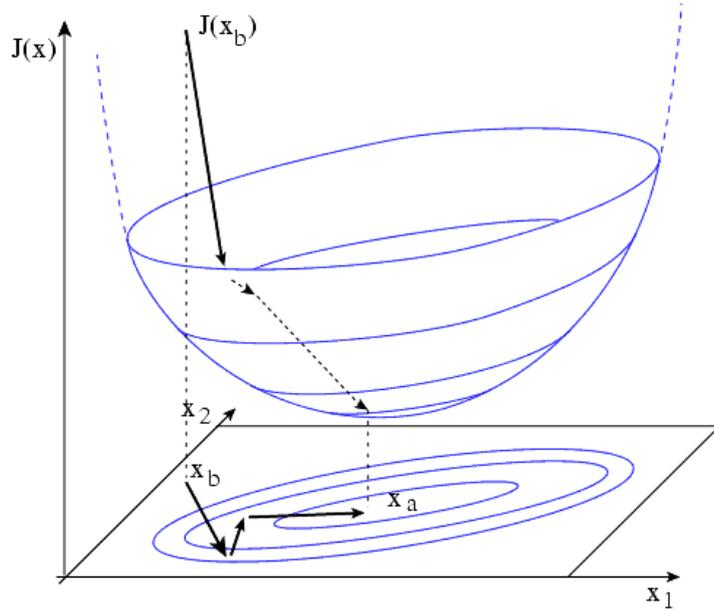


Figura 3.3: Esempio di procedura di minimizzazione della funzione di costo J (Bouttier and Courtier, 1999).

modello ma anche per migliorare i risultati di modelli utilizzati per compiere studi climatologici o analisi di eventi passati (Bergamasco et al., 1993).

A differenza della tecnica del 3D-Var, introdotta precedentemente, il 4D-Var tiene conto della distribuzione temporale delle osservazioni. Queste vengono assimilate all'interno di una *finestra* temporale di assimilazione in cui vengono trattati senza tener conto della dipendenza temporale. Nella tecnica 4D-Var al contrario, il confronto tra i dati da modello e i dati osservati viene fatto all'istante esatto, sempre all'interno di un'opportuna finestra di assimilazione. In genere la larghezza di tale finestra non risulta mai superiore alle 24 ore e la sua scelta va fatta in base al modello in questione e tenendo conto dei costi computazionali.

Come nel caso del 3D-Var si supponga di essere in uno spazio euclideo. La funzione di costo riportata nella eq. 3.5 viene modificata per includere la dipendenza spaziale. Ne risulta la seguente funzione:

$$\begin{aligned}
 J(x) &= (x - x^b)^T B^{-1} (x - x^b) + & (3.9) \\
 &+ \sum_{j=0}^J (y_j^o - H[x_j])^T R_j^{-1} (y_j^o - H[x_j]) \\
 &= [J_b + J_o](x).
 \end{aligned}$$

Mentre il primo termine è rimasto invariato, il secondo termine è stato sostituito

tuito da una sommatoria sugli istanti j , interni alla finestra di assimilazione, in cui sono presenti delle osservazioni. La grossa difficoltà di questo metodo consiste proprio nel calcolo di questo termine e soprattutto del suo gradiente.

Per esprimere l'eq. 3.9 rispetto alle variabili di *controllo*, ovvero lo stato iniziale del sistema, x , si assume l'ipotesi di causalità del sistema fisico. Lo stato al tempo t_j , corrispondente alle osservazioni y_j^o , può essere espresso tramite l'applicazione di un operatore che evolve temporalmente lo stato iniziale dal tempo t_0 al tempo t_j attraverso stati intermedi a distanza Δt uno dall'altro. Questo operatore corrisponde al modello dinamico eseguito dal tempo t_0 al tempo t_j . Si avrà quindi:

$$x_j = M_{0 \rightarrow j}(x) \quad (3.10)$$

con $M_{0 \rightarrow j}$ l'operatore non lineare che rappresenta il modello applicato dall'istante t_0 a t_j . Questo si può a sua volta scomporre come l'applicazione successiva di un operatore per ogni iterazione temporale². Quindi:

$$M_{0 \rightarrow j} = M_j M_{j-1} \dots M_1. \quad (3.11)$$

L'eq. 3.9 diventa allora:

$$\begin{aligned} J(x) = & (x - x^b)^T B^{-1}(x - x^b) + \\ & + \sum_{j=0}^J (y_j^o - H M_j M_{j-1} \dots M_1 x)^T R_j^{-1} \\ & (y_j^o - H M_j M_{j-1} \dots M_1 x). \end{aligned} \quad (3.12)$$

A questo punto se ci si limita all'approssimazione *lineare*, in modo analogo al 3D-Var, richiamando l'eq. 3.7, bisogna calcolare il gradiente della funzione di costo, $\nabla J(x)$. Per la parte relativa alle osservazioni, J_o si ha:

$$\begin{aligned} -\frac{1}{2} \nabla J_o &= -\frac{1}{2} \sum_{j=0}^J \nabla J_{oj} \\ &= \sum_{j=0}^J M_1^T M_2^T \dots M_j^T H_j^T d_j \\ &= H_0^T d_0 + M_1^T [H_1^T d_1 + M_2^T [H_2^T d_2 + \dots + M_j^T H_j^T d_j] \dots] \end{aligned} \quad (3.13)$$

dove si sono espressi gli *scostamenti normalizzati* (normalized departures) come:

$$d_j = R_j^{-1}(y_j^o - H_j[x_j]) \quad (3.14)$$

e gli operatori H_j e M_j sono gli operatori *tangenti* degli operatori H_j e M_j rispetto a x e sono definiti come:

$$H_j = \frac{dH_j}{dx}; \quad M_j = \frac{dM_j}{dx}. \quad (3.15)$$

²Questo operatore corrisponde al codice del modello all'interno del loop temporale.

Gli operatori tangenti sono operatori derivati rispetto alle variabili di controllo e sono lineari nello spazio tangente dello spazio vettoriale del modello. In caso di variabili reali e di prodotto scalare, gli operatori H_j^T e M_j^T sono operatori aggiunti (matrici trasposte in notazione matriciale)³. Come si può notare nella eq. 3.13 si è utilizzata la proprietà:

$$(M_J \cdot \dots \cdot M_1)^T = M_1^T \cdot \dots \cdot M_J^T.$$

che inverte la sequenza temporale in cui l'espressione deve essere valutata.

Per poter valutare il gradiente della funzione di costo bisogna quindi trovare gli operatori aggiunti degli operatori tangenti degli operatori di osservazione e dell'operatore che rappresenta il modello dinamico. Quest'ultimo in termini pratici richiede la creazione del *codice aggiunto* dal codice originale del modello. Un esempio di creazione di tale codice viene dato nel paragrafo seguente.

L'esecuzione di un sistema di assimilazione 4D-Var può essere riassunta nei successivi passi:

1. Prima run del modello 'diretto'. Da $x^b \equiv x$ fino a x_j all'interno della finestra di assimilazione dati. Ad ogni istante t_j in cui si hanno osservazioni si memorizzano gli scostamenti d_j e i contributi alla funzione di costo $J_{oj} = (y_j^o - H_j[x_j])^T d_j$.
2. Alla fine della run si calcola $J_o(x)$.
3. A questo punto è necessario calcolare il gradiente dell'eq. 3.13. L'espressione va valutata da destra verso sinistra nel seguente modo:
 - (a) Si inizializzano a zero per il tempo finale t_J , delle variabili \tilde{x}_J , dette *aggiunte* e in numero uguale alle variabili di controllo. Per cui \tilde{x}_j è un vettore n -dimensionale all'istante t_j .
 - (b) Si avvia la run del modello *aggiunto*. Ovvero partendo dal tempo finale il modello riesegue tutti i passi temporali fino all'istante iniziale. Ad ogni istante j in cui si ha un'osservazione, si calcola la *forzante aggiunta*, $H_j^T d_j$, da sommare a \tilde{x}_j . Il modello evolve indietro nel tempo la variabile \tilde{x}_j , per cui si ha: $\tilde{x}_{j-1} = M_j^T (\tilde{x}_j + H_j^T d_j)$.
4. $\tilde{x}_0 = -\frac{1}{2} \nabla J_o(x)$ rappresenta il contributo della seconda parte della funzione di costo al gradiente. Si calcola il gradiente totale $\nabla J(x)$. Il calcolo della seconda parte del gradiente, $\nabla J_b(x)$, non rappresenta un problema ed è uguale a quella per il 3D-Var.

³In generale, dato un prodotto scalare \langle, \rangle in uno spazio H di Hilbert, A un operatore lineare in tale spazio, si ha che l'operatore aggiunto A^* di A è definito dalla seguente relazione: $\langle y, Ax \rangle = \langle A^*y, x \rangle$ per ogni x e y appartenenti ad H .

5. A questo punto, grazie alla conoscenza di $J(x^b)$ e di $\nabla J(x^b)$ si trova un nuovo stato iniziale x .
6. Si ricomincia la procedura utilizzando il nuovo stato iniziale.

Il loop può essere fermato quando si raggiunge un determinato valore, ritenuto sufficientemente basso, del gradiente della funzione di costo, oppure in base al numero di iterazioni eseguite. L'individuazione del nuovo vettore di stato dal valore del gradiente e della funzione di costo appena trovati, non è un problema banale. Esistono vari metodi per calcolare il nuovo vettore di stato, che sono detti di minimizzazione. Un buon metodo deve ridurre il numero di iterazioni necessarie a minimizzare il gradiente ed essere in grado di arrivare a valori molto bassi di esso. Alcuni metodi possono riuscire a calcolare vettori che minimizzano meglio la funzione rispetto ad altri. I principali metodi di minimizzazione sono il *gradiente coniugato*, utilizzato anche per la risoluzione iterativa di sistemi lineari, e i metodi *quasi-newtoniani*. Tra questi dei metodi avanzati sono il metodo BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) e il metodo L-BFGS (limited memory BFGS).

Un altro punto non facile nell'implementazione del 4D-Var è la memorizzazione delle *traiettorie*. Queste sono alcune variabili calcolate dal modello diretto che sono necessarie durante l'esecuzione del modello aggiunto. Devono essere memorizzate durante l'esecuzione del modello diretto in modo da essere richiamate dal codice aggiunto. Questa procedura, denominata *checkpointing*, può essere eseguita in modi differenti. Come esposto in Fig. 3.4, si può memorizzare tutte le variabili in ogni istante, utilizzando una strategia detta *Store-All* (SA), oppure ricalcolare tutto al momento del bisogno. Quest'ultima strategia è detta *Recompute-All* (RA) ed è schematizzata in Fig. 3.5. Tuttavia entrambe le strategie non sono ottimali in termini di prestazioni di velocità e richiesta di memoria fisica. Spesso si utilizzano quindi tecniche ibride che sono un misto tra le due descritte.

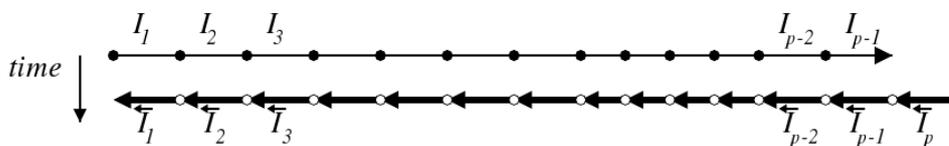


Figura 3.4: Esempio di una strategia in cui si memorizza tutte le variabili ad ogni passo (Hascoet and Pascual, 2004).

In Fig. 3.6 si riporta un esempio di finestra di assimilazione con indicati i contributi J_{oi} e gli stati iniziali, di background e di analisi. Inoltre viene anche indicata la finestra dati che si avrebbe con un metodo 3D-Var.



Figura 3.5: Esempio di una strategia in cui si ricalcola tutte le variabili necessarie ad ogni passo (Hascoet and Pascual, 2004).

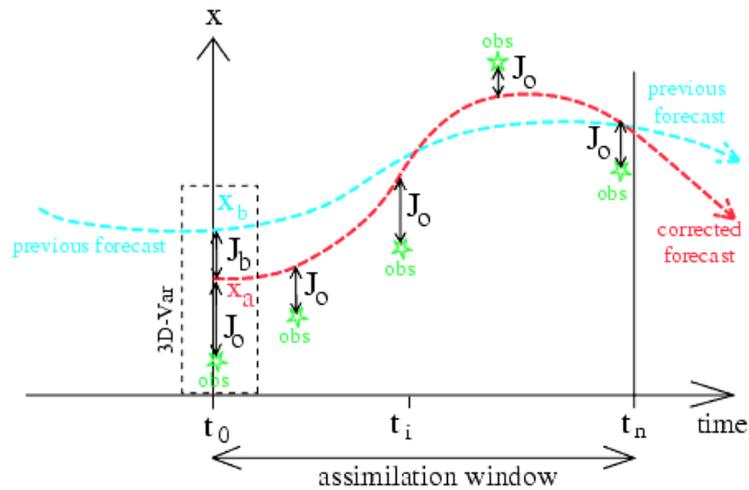


Figura 3.6: Esempio di assimilazione delle osservazioni presenti in una finestra temporale, eseguita con la tecnica del 4D-Var (Bouttier and Courtier, 1999).

La limitazione del 4D-Var è data dal fatto che, sebbene consideri gli errori dello stato iniziale e delle osservazioni, non considera gli errori del modello dinamico. Se questi sono troppo elevati non si hanno dei buoni risultati. Nel caso ideale che il modello non abbia errori, si può dimostrare che lo stato di analisi trovato alla fine dell'intervallo temporale è lo stesso di quello che si avrebbe utilizzando un Kalman filter, allo stesso tempo. In compenso è molto più efficiente computazionalmente di quest'ultimo.

3.3.2 Esempio di modello tangente e aggiunto

La creazione dei modelli tangente e aggiunto, corrispondenti agli operatori introdotti nel paragrafo precedente, è la fase più lunga e complicata dell'implementazione del 4D-Var. Si fornisce di seguito l'esempio della creazione di un modello aggiunto nel caso di un'equazione di diffusione. Si supponga di avere una variabile scalare u che diffonde in uno spazio unidimensionale x . Ad esempio la temperatura in una barra di metallo. L'equazione da risolvere è la seguente:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \sigma \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} \quad (3.16)$$

per un opportuno coefficiente σ . Utilizzando una discretizzazione spaziale centrata e una discretizzazione temporale esplicita, si ha che u al tempo $n + 1$ e nel nodo della griglia (unidimensionale) i è dato da:

$$u_i^{n+1} = u_i^n + \alpha(u_{i+1}^n - 2u_i^n + u_{i-1}^n) \quad (3.17)$$

con:

$$\alpha = \frac{\sigma \Delta t}{\Delta x^2}. \quad (3.18)$$

Questa espressione rappresenta il nucleo di un modello di diffusione e può essere vista come una routine S che, date le variabili di input u_i^n , u_{i+1}^n e u_{i-1}^n , fornisce la variabile di output u_i^{n+1} . Si definiscono variabili *attive* le variabili dipendenti dalle variabili di controllo. In questo caso le variabili di controllo sono lo stato iniziale del sistema. Le variabili attive in questa routine sono quattro: u_i^n , u_{i+1}^n , u_{i-1}^n e u_i^{n+1} .

Il codice della routine del modello tangente deve risolvere la seguente equazione:

$$\delta u_i^{n+1} = \delta u_i^n + \alpha(\delta u_{i+1}^n - 2\delta u_i^n + \delta u_{i-1}^n). \quad (3.19)$$

Nell'ottica di ricavare il codice aggiunto bisogna indicare esplicitamente che le prime tre variabili attive non vengono modificate all'interno della routine. Usando la notazione matriciale si ha la seguente matrice che definisce l'assegnazione dei valori delle singole variabili all'interno della routine:

$$\begin{pmatrix} \delta u_{i+1}^n \\ \delta u_i^n \\ \delta u_{i-1}^n \\ \delta u_i^{n+1} \end{pmatrix} := \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ \alpha & 1 - 2\alpha & \alpha & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta u_{i+1}^n \\ \delta u_i^n \\ \delta u_{i-1}^n \\ \delta u_i^{n+1} \end{pmatrix}. \quad (3.20)$$

Il codice aggiunto, S^\dagger , si ricava dal sistema in eq. 3.20 utilizzando le variabili aggiunte, $\delta \tilde{u}$, e la trasposta della matrice che definisce il sistema lineare:

$$\begin{pmatrix} \delta \tilde{u}_{i+1}^n \\ \delta \tilde{u}_i^n \\ \delta \tilde{u}_{i-1}^n \\ \delta \tilde{u}_i^{n+1} \end{pmatrix} := \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \alpha \\ 0 & 1 & 0 & 1 - 2\alpha \\ 0 & 0 & 1 & \alpha \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta \tilde{u}_{i+1}^n \\ \delta \tilde{u}_i^n \\ \delta \tilde{u}_{i-1}^n \\ \delta \tilde{u}_i^{n+1} \end{pmatrix}. \quad (3.21)$$

In conclusione la routine S è rappresentata dall'eq. 3.17, il suo codice tangente, S , è definito dalle assegnazioni in eq. 3.19 e il relativo codice aggiunto, S^\dagger si esprime con le seguenti assegnazioni:

$$\begin{cases} \delta\tilde{u}_{i+1}^n := \delta\tilde{u}_{i+1}^n + \alpha\delta\tilde{u}_i^{n+1} \\ \delta\tilde{u}_i^n := \delta\tilde{u}_i^n + (1 - 2\alpha)\delta\tilde{u}_i^{n+1} \\ \delta\tilde{u}_{i-1}^n := \delta\tilde{u}_{i-1}^n + \alpha\delta\tilde{u}_i^{n+1} \\ \delta\tilde{u}_i^{n+1} := 0 \end{cases} . \quad (3.22)$$

Si noti che l'assegnazione relativa alla variabile aggiunta della variabile nel lato sinistro dell'eq. 3.17 viene eseguita per ultima.

Nel caso si abbia un modello complesso, questa procedura va seguita per tutte le routine di cui è composto il suo codice. Dato che l'esecuzione è invertita temporalmente, le routine alla fine del codice originale saranno le prime e tutto l'ordine verrà invertito. Il loop temporale invece di procedere dall'istante 0 all'istante t_J dovrà procedere a ritroso.

3.4 Extended Kalman Filter (EKF)

Un metodo molto utilizzato in assimilazione dati e che rappresenta il metodo ideale come qualità dell'analisi fornita, è l'Extended Kalman Filter.

3.4.1 Teoria generale

L'extended Kalman filter è un sistema di correzione dello stato di un sistema dinamico, x^b , previsto da un modello, tramite l'utilizzo di dati osservati, y^o . Analogamente ai metodi precedenti, si definiscono *variabili di controllo*, le variabili del sistema che si vogliono correggere e rispetto al quale il modello viene considerato come un operatore. In genere vengono prese le variabili dinamiche che corrispondono ad uno stato fisico del sistema. Per esempio, nel caso di un modello idrodinamico barotropico queste possono essere rappresentate dalla velocità di corrente e dal livello in ogni nodo della griglia di calcolo.

Il modello dinamico è considerato un operatore che trasporta lo stato avanti nel tempo: $M_0 : x(t_0) \mapsto x(t_1)$. Il Kalman filter è un sistema di assimilazione *sequenziale*. Questo significa che il ciclo di assimilazione è composto da due passi: il *forecast*, in cui da uno stato di *analisi*, ovvero uno stato corretto tramite l'assimilazione precedente, si ottiene uno stato di previsione e l'*analisi* in cui si utilizzano i dati osservati per correggere lo stato del sistema dinamico. La particolarità del Kalman filter è data dal fatto che esso consente di dare un errore al modello e di evolvere nel tempo anche la matrice di covarianza degli errori associata allo stato di forecast (a differenza dell'Optimal Interpolation). Per questi motivi è considerato il sistema più completo e meno semplificato di assimilazione dati.

Come accennato, la procedura di assimilazione si può dividere in due parti. La prima si riassume con le seguenti equazioni:

$$\begin{aligned}x^f(t_i) &= M_{i-1}[x^a(t_{i-1})] \\ P_i^f &= L_{i-1}P_{i-1}^aL_{i-1}^T + Q_{i-1}.\end{aligned}\tag{3.23}$$

La prima equazione trova lo stato di forecast, x^f al tempo t_i , applicando l'operatore tangente del modello M_{i-1} allo stato di analisi x^a al tempo t_{i-1} . In caso il modello sia lineare il modello tangente coincide col modello diretto, M_{i-1} . In questo caso la tecnica è quella del Kalman Filter (KF). L'EKF è quindi una generalizzazione per modelli non lineari.

La seconda equazione è un po' più complessa e serve a definire la matrice di covarianza degli errori dello stato di forecast, ovvero P^f , al tempo t_i . La matrice è uguale alla matrice dello stato di analisi al tempo t_{i-1} , 'trasformata' dall'applicazione degli operatori tangente e aggiunto del modello, L_{i-1} e L_{i-1}^T e con l'aggiunta della matrice di covarianza degli errori del modello, Q_{i-1} .

Le equazioni della fase di analisi, in cui si utilizzano le osservazioni, sono invece le seguenti:

$$\begin{aligned}x^a(t_i) &= x^f(t_i) + K_id_i \\ P_i^a &= (I - K_iH_i)P_i^f.\end{aligned}\tag{3.24}$$

La prima definisce lo stato di analisi come la somma allo stato di forecast di un contributo dato dal *vettore innovazione*, d_i , pesato dal *guadagno*, K_i . Il vettore innovazione dipende dalla differenza tra i dati osservati, y_i^o , e quelli del modello, $x^f(t_i)$. Tale differenza viene calcolata nello spazio delle osservazioni (solitamente più piccolo di quello degli stati del modello). Per fare ciò viene applicato l'*operatore osservazione*, H_i allo stato del modello. Il vettore innovazione è quindi definito nel modo seguente:

$$d_i = y_i^o - H_i[x^f(t_i)].\tag{3.25}$$

Il guadagno K_i è una matrice che pesa il contributo del vettore innovazione per ogni componente del vettore di stato del modello ed è espresso dalla:

$$K_i = P_i^f H_i^T [R_i + H_i P_i^f H_i^T]^{-1}.\tag{3.26}$$

Dove l'unica variabile non ancora introdotta è la matrice di covarianza degli errori delle osservazioni, R_i . La seconda equazione della fase di analisi (eq. 3.24) aggiorna la matrice di covarianza degli errori dello stato di analisi, P_i^a .

3.4.2 Applicazione come post-processing

Formulando in modo unidimensionale la teoria del Kalman filter, si ottiene un efficace sistema di post-processing. Ovvero i risultati di un modello dinamico in una località, rappresentati da una serie temporale, possono essere migliorati sfruttando le osservazioni disponibili. In questo caso la formulazione matematica si semplifica notevolmente.

Si vuole correggere il surge previsto da un modello idrodinamico localmente. Per ogni anticipo di previsione si cercherà un livello di surge espresso da una combinazione lineare della previsione originale e di altre variabili ad essa correlate, come fosse una regressione lineare. I coefficienti della combinazione lineare devono essere determinati. Per il surge, s , di un'arbitraria ora di anticipo di previsione, la combinazione più semplice è data da:

$$s^* = x_1 + x_2 s \quad (3.27)$$

con x_1 e x_2 i coefficienti da calibrare e s^* il livello di surge corretto. In questo caso non si introducono ulteriori variabili, ma solo un termine costante necessario per correggere eventuali errori sistematici.

A questo punto un metodo di regressione lineare utilizzerebbe una tecnica di minimizzazione degli errori commessi su di un database di risultati il più lungo possibile. Una volta calibrati, i coefficienti rimarrebbero gli stessi fino ad una nuova calibrazione. Questo metodo ha lo svantaggio di pesare allo stesso modo i dati presenti nel database, senza tener conto della loro distanza dal presente. Ad esempio se il database è lungo dieci anni, un livello di dieci anni prima è pesato in modo uguale a quello di poche ore prima. La logica del Kalman filter è diversa. Si parte da coefficienti inizializzati in modo arbitrario e si lascia che ad ogni run il sistema li migliori sfruttando gli ultimi dati disponibili. I coefficienti variano quindi nel tempo e sono aggiornati ogni giorno con gli ultimi dati disponibili.

Con riferimento alla eq. 3.27, usando la terminologia precedentemente introdotta, le *variabili di controllo* del sistema in questo caso sono i coefficienti x_1 e x_2 , che corrispondono e sono le componenti del vettore di stato di forecast x^f e di analisi x^a . Il modello vero e proprio non esiste, o meglio, è dato dall'operatore unitario:

$$M \equiv I. \quad (3.28)$$

Questo semplifica notevolmente le equazioni anche per quanto riguarda gli operatori tangente e aggiunto. Le eq. 3.23 della prima fase diventano le seguenti:

$$\begin{aligned} x^f(t_i) &= x^a(t_{i-1}) \\ P_i^f &= P_{i-1}^a + Q_{i-1}. \end{aligned} \quad (3.29)$$

Essendo il vettore di stato bidimensionale, le matrici P_i^f e P_{i-1}^a hanno dimensione 2×2 . Q_{i-1} , di dimensione 2×2 , è la matrice degli errori dei coefficienti di regressione e, se questi sono statisticamente indipendenti, è diagonale. Il vettore innovazione diventa uno scalare dato sempre dall'eq. 3.25, in cui y_i^o è il livello residuo tratto dall'osservazione al tempo t_i il giorno precedente e viene confrontato con il valore del modello nello spazio delle osservazioni. Quindi con:

$$s_i^* = h_1 x_1 + h_2 x_2 = x_1 + x_2 s_i. \quad (3.30)$$

Da quest'ultima se ne deduce che l'operatore osservazione in questo caso è dato da $H_i = (h_1, h_2)_i^T = (1, s_i)^T$, e varia ogni giorno.

La matrice del guadagno K_i diventa un vettore, la sua forma resta quella descritta con l'eq. 3.26, in cui è presente anche l'errore dell'osservazione R_i che ora è uno scalare:

$$K_i = P_i^f H_i^T [R_i + H_i P_i^f H_i^T]^{-1}. \quad (3.31)$$

3.5 Ensemble Kalman filter

L'Ensemble Kalman filter (EnKF) è una tecnica recente proposta per la prima volta in Evensen (1994) e si può considerare come una semplificazione del Kalman Filter. L'autore ha creato anche un'utile pagina web in cui si possono reperire le informazioni, la documentazione necessaria e alcuni esempi⁴. La tecnica è quella di evitare inversioni di matrici e stimare le matrici di covarianza dello stato di background e di analisi, P^f e P^a , tramite un insieme di stati di forecast del modello. Lo stato di analisi e le osservazioni vengono perturbate in modo opportuno e si eseguono parecchie run di forecast a breve termine. Da qui il nome di Ensemble. In questo modo si creano delle distribuzioni per poter calcolare le varianze e le covarianze delle matrici di analisi e background (Evensen, 2003). Con la nomenclatura introdotta si ha quindi:

$$P^f \simeq P_e^f = \overline{(x^f - \bar{x}^f)(x^f - \bar{x}^f)^T} \quad (3.32)$$

e

$$P^a \simeq P_e^a = \overline{(x^a - \bar{x}^a)(x^a - \bar{x}^a)^T}. \quad (3.33)$$

In Fig. 3.7 si riporta un diagramma, tratto da Evensen (1994), in cui si rappresenta i possibili stati iniziali di un sistema fisico e le possibili evoluzioni nel tempo di questo stato. Come si può notare l'area dei possibili stati aumenta col passare del tempo. Questa è un'osservazione fondamentale per quanto riguarda la predicibilità dello stato di un sistema dinamico con delle instabilità e la sua spiegazione è direttamente legata al teorema di predicibilità e al lavoro di Lorenz (1963a).

⁴<http://enkf.nersc.no/>

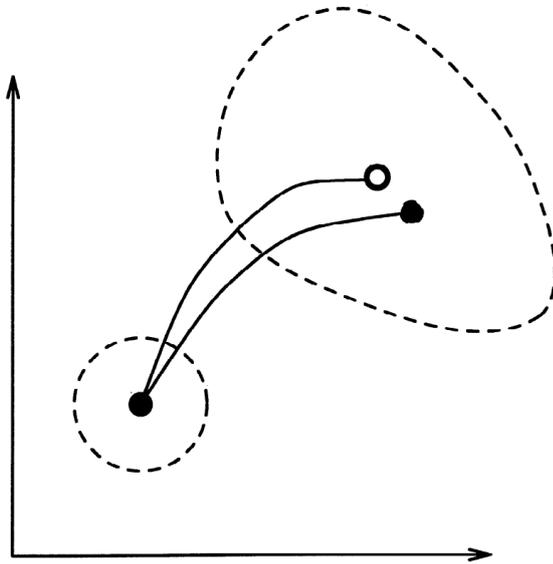


Figura 3.7: Esempio di evoluzione temporale dei possibili stati iniziali di un sistema dinamico con delle instabilità.

Capitolo 4

Modello operativo

I lavori descritti in questo capitolo e i risultati ottenuti sono stati in gran parte pubblicati in Bajo et al. (2007).

A fine 2002 si è implementato un modello deterministico per la previsione della marea al Centro Previsioni e Segnalazioni Maree (ICPSM) del comune di Venezia. Altri modelli prevalentemente statistici erano già presenti al ICPSM da lungo tempo (Canestrelli and Tomasin, 1981; Canestrelli et al., 1986; Canestrelli and Pastore, 2000; Canestrelli and Moretti, 2004) e anche un modello idrodinamico basato sulle differenze finite (Lionello et al., 2006).

Il modello è stato sviluppato e migliorato nell'ambito di più progetti di collaborazione tra ISMAR e ICPSM. Sono stati scritti alcuni report che descrivono l'avanzamento dei punti dei progetti (Cucco and Umgiesser, 2003; Bajo et al., 2006; Bajo and Umgiesser, 2007) ed uno che descrive l'implementazione di un modello lagrangiano di trasporto accoppiato al modello idrodinamico (Umgiesser et al., 2006a). Inoltre è stato pubblicato un articolo durante la prima fase di sviluppo del sistema (Bajo et al., 2007), ed un secondo articolo, contenente gli ultimi lavori, è attualmente in fase di revisione (Bajo and Umgiesser, 2009).

Il cuore del sistema operativo è rappresentato dal modello idrodinamico ad elementi finiti SHYFEM (Umgiesser et al., 2004). Il modello viene usato per predire il livello marino nel nord adriatico e all'interno della laguna di Venezia. Il modello è stato utilizzato numerose volte in laguna veneta, in Adriatico e in altre zone. In (Zampato et al., 2007) viene eseguita un'analisi di sensitività per testare la qualità delle previsioni al variare delle forzanti meteo. In Umgiesser et al. (2006b) viene utilizzato con il modulo dei sedimenti per uno studio sul trasporto dei sedimenti all'interno della laguna. Mentre in Ferrarin et al. (2008) e Roland et al. (2009) viene accoppiato con un modello di onde e del trasporto dei sedimenti per descrivere i processi erosivi-deposizionali in ambiente lagunare e costiero. Infine in Umgiesser et al. (2005) viene fatta un'analisi dei tempi di residenza nella laguna di Nador in Marocco.

4.1 Equazioni del moto

Il modello SHYFEM è stato sviluppato al ISMAR-CNR di Venezia con licenza open source. Il codice del modello si può ottenere facilmente scrivendo una email al suo autore e sviluppatore¹. Il codice è scritto principalmente in fortran 77 e deve essere compilato in ambiente Unix o Linux.

Le equazioni risolte dal modello sono denominate *Shallow Water Equations*, e se ne è già dato un accenno al Cap. 2.2. La loro formulazione è la seguente:

$$\begin{aligned} \frac{\partial U}{\partial t} - fV + gH \frac{\partial}{\partial x} \left(\zeta + \frac{p}{\rho_0 g} \right) - A_H \left(\frac{\partial^2 U}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial y^2} \right) - \frac{1}{\rho_0} (\tau_{sx} - \tau_{bx}) &= 0 \\ \frac{\partial V}{\partial t} + fU + gH \frac{\partial}{\partial y} \left(\zeta + \frac{p}{\rho_0 g} \right) - A_H \left(\frac{\partial^2 V}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 V}{\partial y^2} \right) - \frac{1}{\rho_0} (\tau_{sy} - \tau_{by}) &= 0 \\ \frac{\partial \zeta}{\partial t} + \frac{\partial U}{\partial x} + \frac{\partial V}{\partial y} &= 0 \end{aligned} \quad (4.1)$$

Dove ζ è il livello marino, nel caso presente il *surge*, ovvero solo la parte dovuta al contributo meteorologico (Pugh, 1987). U e V sono le due componenti orizzontali della velocità della corrente nelle direzioni x e y , integrate verticalmente, e sono dette *trasporto barotropico*. Con t viene indicato il tempo, con g l'accelerazione gravitazionale, con p la pressione atmosferica al livello del medio mare, con ρ_0 la densità dell'acqua, con $H = h + \zeta$ la profondità totale dell'acqua, con h la profondità in condizioni normali (con forzanti nulle), con f il parametro di Coriolis variabile con la latitudine, con τ_s lo stress del vento sulla superficie marina, con τ_b lo stress subito sul fondale marino e con A_H il coefficiente di diffusione orizzontale.

Si noti che non sono presenti termini legati a forzanti astronomiche, che vengono quindi considerati in prima approssimazione indipendenti.

Lo stress al fondo τ_b viene formulato con la seguente equazione:

$$\vec{\tau}_b = (\tau_{bx}, \tau_{by}) = \frac{\rho_0 C_B}{H^2} \sqrt{U^2 + V^2} (U, V) \quad (4.2)$$

dove C_B è il coefficiente di attrito al fondo.

Lo stress provocato dal vento sulla superficie marina è estremamente importante e causa l'accumulo di acqua lungo le coste verso il quale è diretto. La formulazione utilizzata nelle equazioni va considerata con cura e viene analizzata nel prossimo paragrafo.

Il modello utilizza la tecnica degli elementi finiti per l'integrazione spaziale in una formulazione detta a *staggered elements*. In questa formulazione i livelli sono definiti ai vertici degli elementi triangolari, mentre le velocità sono calcolate nel baricentro di ogni triangolo. In questo modo, unendo i punti in cui sono definite le velocità si ottiene un'altra griglia triangolare, sfasata rispetto alla prima in cui sono definiti i livelli. Da qui il nome dato

¹georg.umgiesser@ismar.cnr.it

alla tecnica. Questa formulazione consente la conservazione della massa del sistema nel caso si utilizzi un algoritmo semi-implicito per l'integrazione temporale.

L'algoritmo semi-implicito è stato scelto perché presenta vantaggi derivanti sia dallo schema implicito che da quello esplicito. Infatti è incondizionatamente stabile per ogni Δt , come l'implicito, ma tratta le equazioni del momento esplicitamente e solo il sistema derivante dall'equazione di continuità deve essere risolto. In questo modo si ottiene una velocità di esecuzione maggiore rispetto ad uno schema implicito.

Analizzando i singoli termini, quelli trattati implicitamente sono il gradiente del livello, il termine di Coriolis e l'attrito al fondo nelle equazioni del momento, mentre nella equazione di continuità viene trattata implicitamente la divergenza del trasporto barotropico. Gli altri termini sono trattati in modo esplicito.

Si veda Umgiesser and Bergamasco (1993) e Umgiesser et al. (2004) per una descrizione più dettagliata del metodo.

4.2 Stress del vento

Il processo fisico attraverso il quale la quantità di moto viene trasferita dall'aria all'acqua è complesso e in ambito modellistico viene parametrizzato nel seguente modo:

$$\vec{\tau}_s = (\tau_{sx}, \tau_{sy}) = \rho_a C_D |u^w| (u_x^w, u_y^w) \quad (4.3)$$

dove ρ_a è la densità dell'aria e u_x^w, u_y^w sono le due componenti della velocità del vento, u^w , lungo le direzioni x e y . Per quanto riguarda il coefficiente di drag, C_D , numerose formulazioni sono possibili. Inizialmente si è utilizzato un valore costante di 0.0025, poi si è deciso di passare alla formulazione empirica di Smith and Banke (1975), in cui il coefficiente varia aumentando linearmente all'aumentare della velocità del vento (Fig. 4.1). Il coefficiente C_D è fornito dalla seguente relazione empirica:

$$C_D = (0.63 + 0.066|u^w|)10^{-3} \quad (4.4)$$

Sono possibili numerose altre formulazioni, sia empiriche, che basate su considerazioni teoriche più complesse (Kondo, 1975; Liu et al., 1979). Una di queste lega lo stress del vento al moto ondoso del bacino considerato. Lo stress su di una superficie liquida è infatti collegato alla forma di questa, che viene modificata dalle onde create dal vento. Questa interazione può essere calcolata con un modello accoppiato atmosfera-onde (Janssen, 1989).

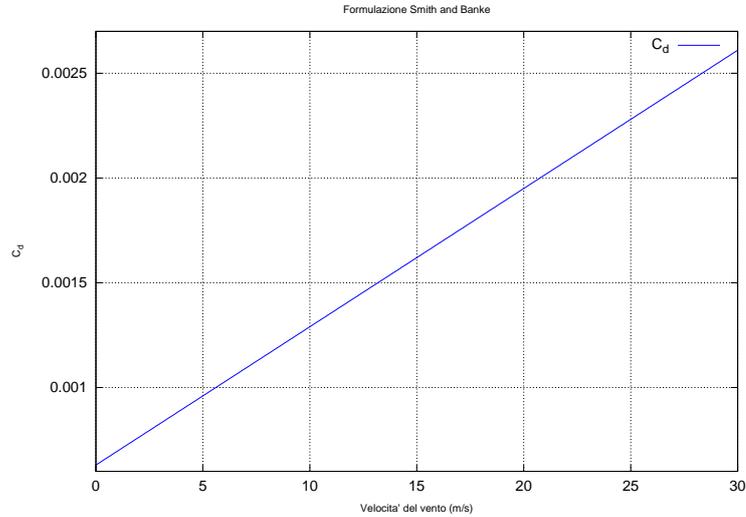


Figura 4.1: Andamento del coefficiente di drag C_D con l'intensità del vento nel caso della formulazione di Smith e Banke.

4.3 Griglie computazionali

Il modello è stato reso operativo su due griglie. La prima rappresenta il mar Mediterraneo, mentre la seconda rappresenta la laguna veneta.

Dalla prima simulazione si ricava il livello marino al netto della marea astronomica, detto *livello residuo*, 15 km al largo della laguna veneta, nei pressi della piattaforma 'Acqua Alta' del CNR. Questo livello viene sommato al livello astronomico, che si ricava dalle costanti armoniche. In questo modo si ottiene il livello totale, paragonabile con quello effettivamente misurato dalle boe, che viene utilizzato come condizione al contorno per forzare la seconda griglia, che rappresenta la laguna veneta.

4.3.1 Griglia del mar Mediterraneo

La griglia del mar Mediterraneo ed è composta da 18626 elementi triangolari di grandezza variabile (Figg. 4.2 e 4.3). La dimensione degli elementi varia a seconda della risoluzione voluta. Si utilizza una densità maggiore di triangoli dove si vuole una maggiore risoluzione e precisione e una minore nelle zone di interesse minore o dove la dinamica presente sia in genere più semplice. In tal modo si ha una buona rappresentazione fisica del sistema con una griglia computazionale non troppo 'pesante'. La risoluzione varia da circa 35 km nelle regioni occidentali del mar Mediterraneo a valori compresi tra 10 e 1.5 km in mar Adriatico.

Si è deciso di modellare l'intero mar Mediterraneo, e non solo il mar Adriatico, per avere delle condizioni dinamiche realistiche allo stretto di

Otranto. In tal punto si ha un *nodo* per le oscillazioni libere del mar Adriatico, le sesse (Tomasin and Pirazzoli, 1999), ma il livello marino può variare, anche in modo considerevole, in caso di passaggio di aree a bassa pressione lungo il bacino. Ad esempio lo *storm surge*, ovvero il livello residuo durante una tempesta, misurato da una stazione mareografica vicino ad Otranto durante una tempesta avvenuta in novembre del 2002 raggiunse i 25 cm rispetto al livello medio mare (MSL) (Zampato, 2005).

Come condizioni al contorno si hanno velocità tangenziali libere e velocità normali nulle nel caso di contorni chiusi (coste). Mentre in caso di contorni aperti, ovvero allo stretto di Gibilterra, si usano condizioni di Dirichlet e il trasporto è calcolato dal modello.

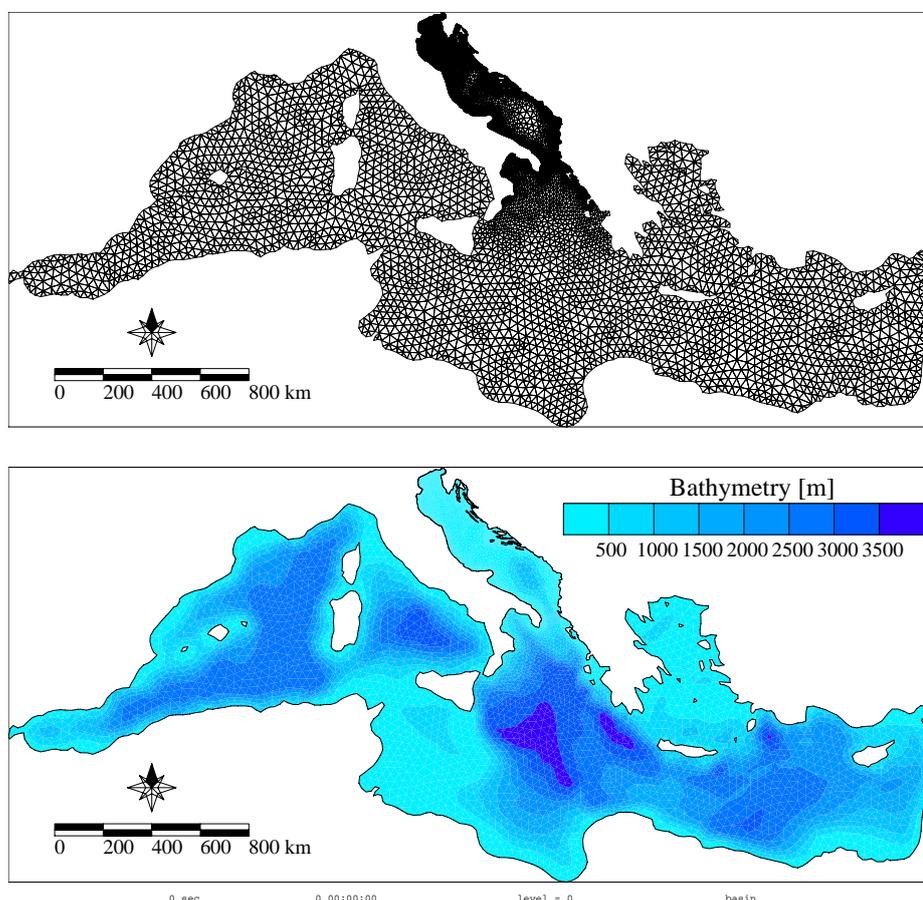


Figura 4.2: Griglia del mar Mediterraneo (in alto) e batimetria (in basso).

Infine la batimetria utilizzata per il mar Mediterraneo è stata presa del sito della NOAA².

²<http://www.ngdc.noaa.gov/mgg/>

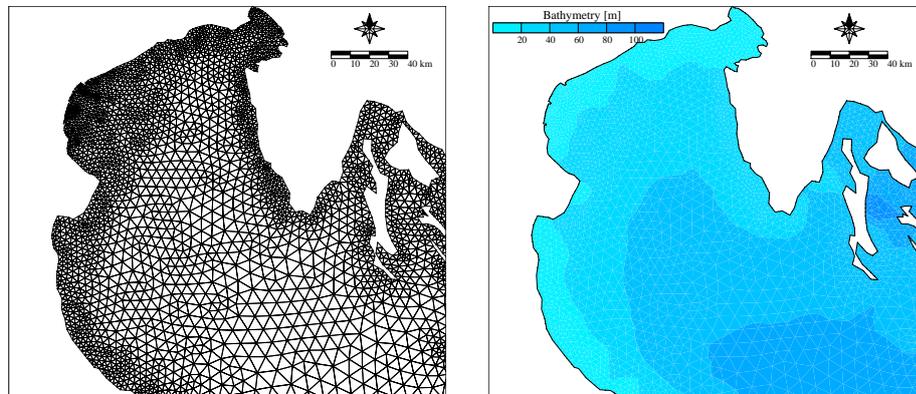


Figura 4.3: Dettaglio della griglia sul Golfo di Venezia (a sinistra) e relativa batimetria (a destra).

4.3.2 Griglia della laguna veneta

La griglia è composta da 7842 elementi e copre l'intera laguna fino alle tre bocche di porto (Fig. 4.4). I canali sono definiti con maggiore risoluzione rispetto alle zone di acqua bassa, dato che la circolazione avviene principalmente tramite essi. La griglia è stata calibrata e testata in passato e si è visto che è in grado di riprodurre la propagazione della marea astronomica con grande precisione. Per una descrizione della sua calibrazione si veda Umgiesser et al. (2004).

4.4 Dati meteorologici

Il modello operativo utilizza campi di vento e pressione forniti dal Centro meteorologico europeo per previsioni atmosferiche a medio termine (ECM-WF). Vengono forniti la pressione atmosferica al livello medio mare e il vento superficiale (a 10 metri) su tutto il bacino mediterraneo alle ore 00, 06, 12, 18 GMT di ogni giorno. Il centro fornisce campi sia di analisi, ovvero campi modellati in cui si è eseguita l'assimilazione dati e risultano quindi più accurati, sia campi di forecast, ovvero i campi previsti per sei giorni.

Il modello atmosferico dell'ECMWF è un modello spettrale, basato sulle equazioni primitive. Utilizza un metodo di assimilazione dati denominato 4D-Var, di cui si parlerà più avanti per quanto riguarda la sua applicazione al modello oceanografico. Il modello atmosferico è stato aggiornato nel 2006, la versione precedente era denominata T511 ed aveva una risoluzione orizzontale di circa 39 km all'equatore. La versione attuale, la T799, ha una risoluzione di circa 25 km e anche la risoluzione verticale è stata incrementata. Ad ogni modo i campi forniti hanno una risoluzione sempre minore a

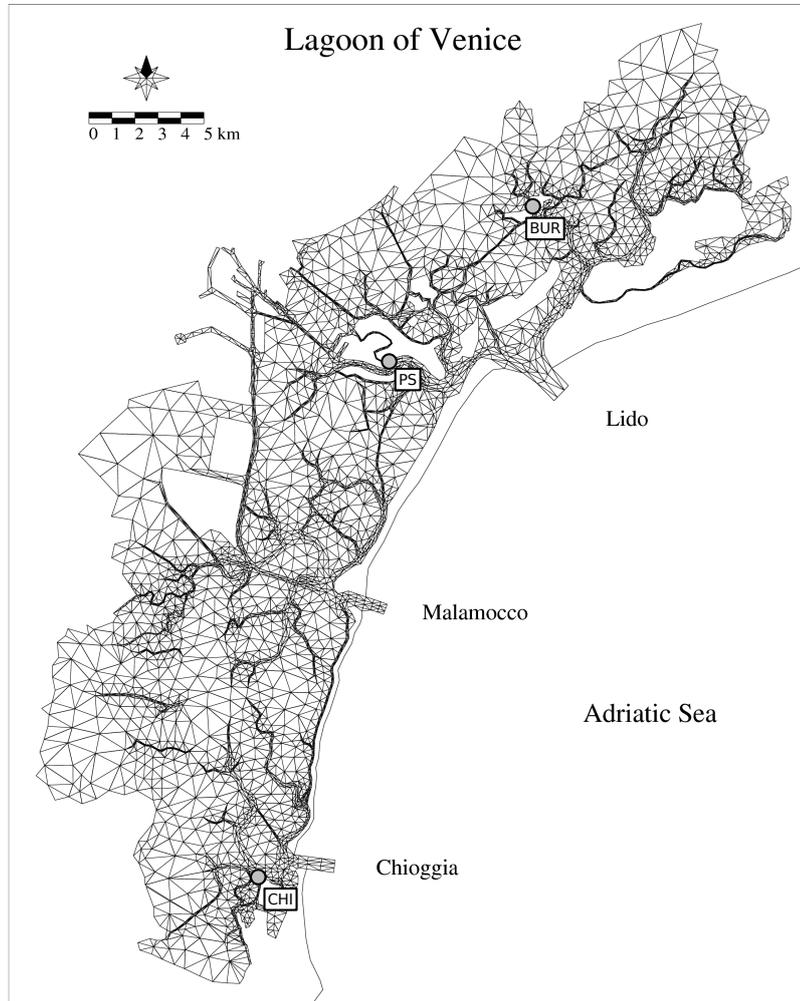


Figura 4.4: Griglia della laguna veneta. Sono indicati i tre punti principali in cui viene fornita la previsione: Punta Salute (PS), Burano (BUR) e Chioggia (CHI).

quella dei dati grezzi, fissata a 0.5 gradi, sia in latitudine che in longitudine (circa 50 km).

I dati vengono distribuiti in Italia dal Centro Nazionale di Meteorologia e Climatologia Aeronautica (CNMCA), da cui vengono scaricati quotidianamente dall'ICPSM.

4.5 Marea Astronomica

La marea astronomica viene addizionata al surge meteorologico calcolato dal modello al di fuori della laguna veneta. Il livello totale viene espresso quindi come la somma di due componenti, quella astronomica, di natura stocastica o periodica, Z_{as} , e quella dovuta alla situazione meteorologica, S :

$$Z_{tot} = Z_{as} + S \quad (4.5)$$

Tale scomposizione si può considerare valida in caso le ampiezze caratteristiche dei segnali considerati non siano troppo grandi rispetto alla profondità del mare in cui si propagano. In caso contrario i due segnali non sono linearmente indipendenti e devono essere prese in considerazione interazioni non lineari (Wolf, 1978; Proudman, 1955, 1957).

Nel caso di Venezia l'approssimazione in eq. 4.5 è universalmente ritenuta valida e la marea astronomica si può determinare eseguendo l'analisi armonica del livello osservato per un periodo di tempo sufficientemente esteso, di almeno un anno. Dato che le componenti armoniche hanno un periodo dell'ordine di alcune ore, l'intervallo tra le misure utilizzate per calcolarle non deve essere superiore ad un'ora.

Calcolate le costanti armoniche, il livello dovuto alla marea astronomica in qualsiasi istante si può calcolare dalla eq. 4.6 in cui le velocità angolari, ω_i sono caratteristiche di ogni componente e non variano spazialmente, mentre le ampiezze, A_i e le fasi, ϕ_i sono specifiche di ogni zona e dipendono da caratteristiche locali (principalmente dalla batimetria del bacino).

$$Z_{as} = \sum_{i=1,n} A_i \cos(\omega_i t + \phi_i) \quad (4.6)$$

Per quanto riguarda la zona di Venezia i livelli marini sono continuamente registrati dai mareografi del centro ICPSM e da questi vengono periodicamente ricalcolate le costanti armoniche.

Le costanti armoniche importanti per il nord Adriatico sono otto, quattro semi diurne (M_2 , S_2 , N_2 , K_2) e quattro diurne (K_1 , O_1 , P_1 , S_1). In Tab. 4.1 sono riportate le costanti armoniche calcolate dal centro ICPSM per la piattaforma 'Acqua Alta' del CNR con i livelli registrati dal 1999 al 2008³.

Infine al livello astronomico viene aggiunto un livello medio di 23 cm (e dal 2010 di 26 cm) per avere dei valori paragonabili con quelli dei mareografi che si riferiscono alla quota piezometrica del mareografo di Punta Salute, solidale con la quota del resto della città. L'abbassamento di tale quota è legato al fenomeno della subsidenza e all'aumento del livello medio del mare degli ultimi anni (Carbognin et al., 1995; Carbognin and Taroni, 1996).

³Si ringrazia la Dr. Lucia Zampato del ICPSM.

Tabella 4.1: Ampiezza, fase e velocità angolare per le principali componenti di marea astronomica calcolate in Piattaforma CNR.

Componente	Ampiezza(cm)	Fase(deg)	Vel.Angolare(deg/h)
M2	23.4	254.6	28.984
S2	14.0	267.3	30.000
N2	4.0	195.1	28.440
K2	4.1	62.2	30.082
K1	17.6	52.7	15.041
O1	5.3	55.8	13.943
P1	5.8	69.1	14.959
S1	1.0	248.8	15.000

4.6 Sviluppi del modello operativo

Il modello presente al centro ICPSM prevede il livello marino ogni giorno in modo continuo da fine 2002. Per non compromettere la sua affidabilità tutte le modifiche e implementazioni sono sempre state eseguite su nuove versioni da affiancare a quella 'stabile', in modo da individuarne e correggerne i 'bug' mantenendo comunque almeno una versione operativa che fosse affidabile.

4.6.1 Prima implementazione

Il primo sistema operativo è stato sviluppato alla fine del 2002. Il modello idrodinamico SHYFEM è stato applicato alla griglia del mar Mediterraneo precedentemente descritta (Canestrelli et al., 2003). Lo stress al fondo viene formulato tramite l'eq. 4.2, mentre lo stress del vento è dato dalla eq. 4.3, in cui però il coefficiente di drag C_B è tenuto costante a 0.0025. Tale valore può sembrare piuttosto alto se paragonato ai valori tipici del coefficiente calcolato con la formulazione di Smith e Banke (si veda la Fig. 4.1), tuttavia compensa il fatto che il vento previsto sul mar Adriatico viene in genere sottostimato dai modelli meteorologici. Inoltre tale valore è utilizzato anche da altri autori (Orlic et al., 1994).

Le simulazioni sono eseguite con un passo temporale di 300 secondi. Questo grazie allo schema incondizionatamente stabile del modello descritto al Cap. 4.1.

Lo stato fisico iniziale è dato da una condizione di moto nullo e di livello nullo in ogni nodo della griglia. Da questa condizione iniziale errata sono necessari alcuni giorni, detti di *spin-up*, per raggiungere uno stato vicino a quello reale (Vedi Fig. 4.6). Il periodo necessario dipende principalmente dalle dimensioni fisiche della griglia utilizzata e dal processo fisico indagato.

Maggiori sono le dimensioni, maggiore sarà il tempo richiesto per raggiungere uno stato realistico. Infine esso dipende anche dallo stato in cui il sistema fisico si trova realmente. Se è in corso un evento di *storm surge* il tempo sarà maggiore.

Il modello viene quindi fatto girare per sei giorni utilizzando come forzanti meteorologiche i campi di analisi forniti dal centro ECMWF.

Catena operativa

Per eseguire una previsione in modo operativo una serie di routine devono essere eseguite in modo completamente automatico ogni giorno. Alle ore 3 GMT il sistema si connette ad un server in cui sono memorizzati i campi meteorologici del vento e della pressione atmosferica. Tali campi vengono recuperati ogni giorno da un server dell'aeronautica militare presente a Roma.

Al termine del download vengono eseguiti alcuni controlli sulla quantità dei dati e sulla copertura temporale offerta dai campi presenti. In base a ciò viene deciso se eseguire la simulazione, se rimandarla di un'ora, sperando nell'arrivo dei campi mancanti, o se eseguirla in modo provvisorio e poi rieseguirla in seguito.

Superato questo test, i campi meteo vengono scompattati e interpolati dalla griglia regolare in cui vengono forniti alla griglia ad elementi finiti utilizzata dal modello. Viene quindi creato un unico file con le forzanti atmosferiche di tutto il periodo di interesse, ovvero con sei giorni di campi di analisi e sei di forecast. A questo punto comincia la vera simulazione idrodinamica, che dura alcune decine di minuti. Al termine i risultati vengono salvati e il livello previsto in piattaforma del CNR viene stampato.

Uno schema della catena operativa dell'attuale sistema operativo è riportato in Fig. 4.5.

4.6.2 Ulteriori sviluppi del sistema

In seguito ad alcuni studi eseguiti sulle capacità previsionali del modello (Zampato, 2005; Zampato et al., 2006), si è deciso di implementare alcune modifiche al modello e crearne altre versioni operative, con le nuove modifiche. Le modifiche erano intese a migliorare la previsione e ad estenderla all'interno della laguna veneta. In particolare si è introdotta una procedura di *restart*, descritta di seguito, una correzione per la velocità del vento e si è cambiata la formulazione dello stress del vento, passando da un coefficiente C_D costante alla formulazione di Smith and Banke (1975).

Per migliorare ulteriormente la previsione in Piattaforma, utilizzando anche i dati osservati disponibili, si è creata una prima procedura di *post-processing*. Una procedura più complessa, basata sull'utilizzo delle reti neu-

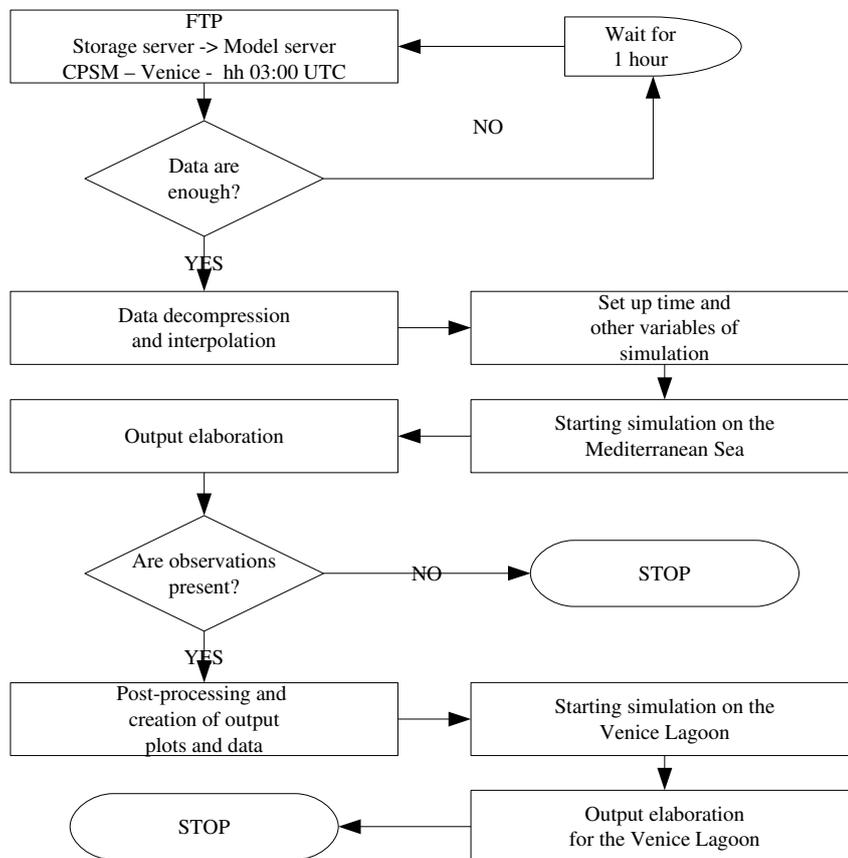


Figura 4.5: Diagramma temporale delle procedure eseguite dal modello operativo.

rali, è stata creata in seguito e verrà descritta in dettaglio in un capitolo a parte (Cap. 5).

Restart

Uno dei problemi principali della prima versione del sistema era la determinazione dello stato fisico iniziale da cui far partire le simulazioni. Tale stato è formato dalle velocità in ogni elemento e dai livelli in ogni nodo della griglia (vedi Cap. 4.1).

Per ottenere uno stato iniziale realistico, si partiva da uno stato iniziale nullo e si utilizzavano sei giorni di campi meteorologici di analisi. Il periodo di sei giorni sembrava un buon compromesso di precisione e velocità, ma in determinati casi il tempo di spin-up può essere superiore, compromettendo

l'accuratezza della previsione. Per questo motivo e per incrementare la velocità di esecuzione, lo stato del sistema viene ora salvato in un file, dopo un giorno di forecast. In questo modo si ha una buona stima dello stato iniziale da utilizzare nella simulazione del giorno seguente.

Nella Fig. 4.6 si riporta un confronto dei livelli calcolati da differenti simulazioni eseguite con e senza restart. Si è eseguita una simulazione di due mesi, ottobre e novembre 2002, partendo da uno stato nullo e salvando lo stato il primo giorno di novembre (Eon02s). In questo modo lo stato del sistema dopo un mese di simulazione ha sicuramente avuto modo di raggiungere un equilibrio dinamico prima di essere salvato. Si è poi eseguita una simulazione partendo dal primo novembre e utilizzando il restart salvato dalla prima simulazione (Enov02s_r). Questa è risultata identica alla prima, confermando l'esattezza della procedura di restart. Infine si è eseguita una terza simulazione (Enov02s) per verificare l'utilità del restart. La simulazione parte dal primo novembre ma senza alcun file di restart. Come si può vedere i primi giorni di simulazione sono completamente errati e, solo dopo quasi due settimane le simulazioni cominciano a essere uguali. Questo fa capire l'importanza di determinare con maggior cura possibile lo stato iniziale di un sistema dinamico. Questa procedura rappresenta un grande vantaggio rispetto all'utilizzo di uno stato iniziale nullo. Tuttavia lo stato stimato si basa unicamente sulla simulazione del modello idrodinamico con dati forzanti di forecast e non su dati effettivamente osservati. Per ottenere uno stato iniziale che sfrutti la conoscenza dei dati osservati è necessario implementare un sistema di assimilazione.

Il file di restart viene salvato ad ogni simulazione per il giorno successivo. In caso il sistema non trovi il file di restart, cerca quello precedente ed esegue un giorno in più di simulazione con dati meteorologici di analisi. Se manca anche il secondo file cerca quello di tre giorni prima e così via per sei giorni.

Correzione spaziale del vento

Il vento utilizzato (vedi Cap. 4.4), ha una bassa risoluzione e in genere sottostima quello realmente presente. Questo avviene a causa della particolarità della zona del mar adriatico (Cavaleri and Bertotti, 2004; Signell et al., 2005). Numerosi lavori evidenziano la sottostima del vento in particolare in corrispondenza ai *gaps* presenti nelle montagne croate e che causano un'accelerazione del vento, detto effetto *tunneling*, in caso di vento di Bora. Oppure di un effetto analogo nello stretto di Otranto in caso di vento di Scirocco. Dal momento che il vento è la principale causa del *surge* è estremamente importante una sua corretta previsione. In Cavaleri and Bertotti (1997) si propone un fattore correttivo per la velocità del vento. Il fattore trovato è pari a 1.5 per i campi provenienti dalla versione del modello meteorologico T511 e successivamente è stato diminuito a 1.35 per la versione T799.

Tuttavia si è preferito sfruttare un lavoro di confronto di campi modellati

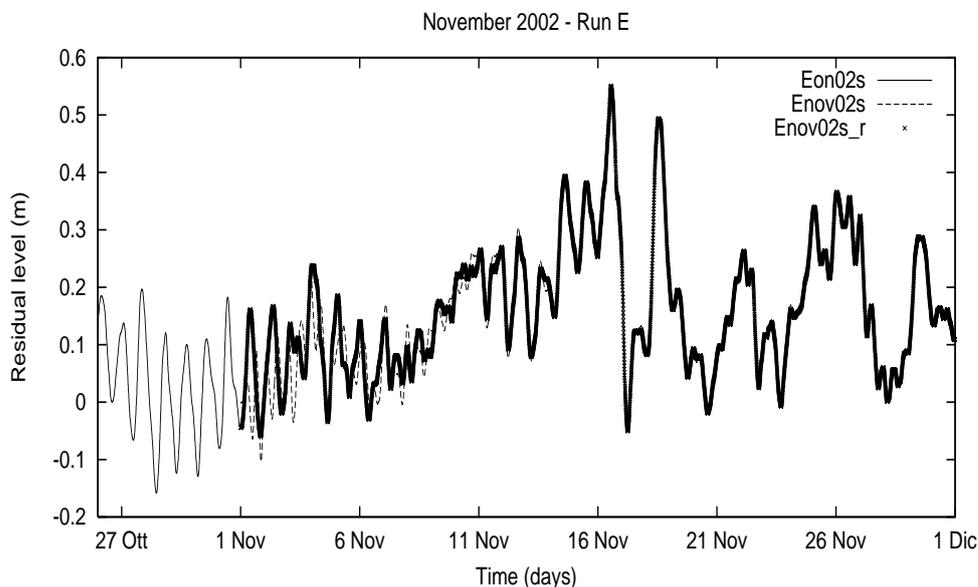


Figura 4.6: Confronto tra una simulazione senza restart (Eon02s) di ottobre e novembre 2002, una senza restart del mese di novembre 2002 (Enov02s) e una con restart registrato dalla prima, relativa al mese di novembre 2002 (Enov02s_r).

e da satellite da cui ricavare una correzione variabile spazialmente (Zecchetto et al., 2004, 2005). I valori provenienti da satellite sono stati divisi per i corrispondenti valori da modello (interpolati spazialmente e temporalmente in corrispondenza di quelli da satellite). Infine si è fatta la media dei rapporti per ogni punto e riportati i rapporti sulla griglia ECMWF. In Fig. 4.7 si può notare come la correzione abbia valori vicini a 1.5 per il mar Adriatico.

Post-processing del surge previsto

Per migliorare la previsione fornita dal modello idrodinamico si è sviluppata una semplice procedura di correzione basata su di una regressione lineare. Metodi di questo tipo sono nominati di *Model Output Statistics* (MOS), una breve descrizione è contenuta in Kalnay (2003) mentre per approfondimenti si veda Glahn and Lowry (1972) e Carter et al. (1989).

Questo metodo di correzione migliora la previsione del *surge* in Piattaforma utilizzando i dati di livello osservati il giorno precedente. La procedura consiste nel trovare un nuovo livello di surge $S^*(t, \alpha_i)$ con $i = 0, 1, 2$, al tempo t , dato dalla seguente formula:

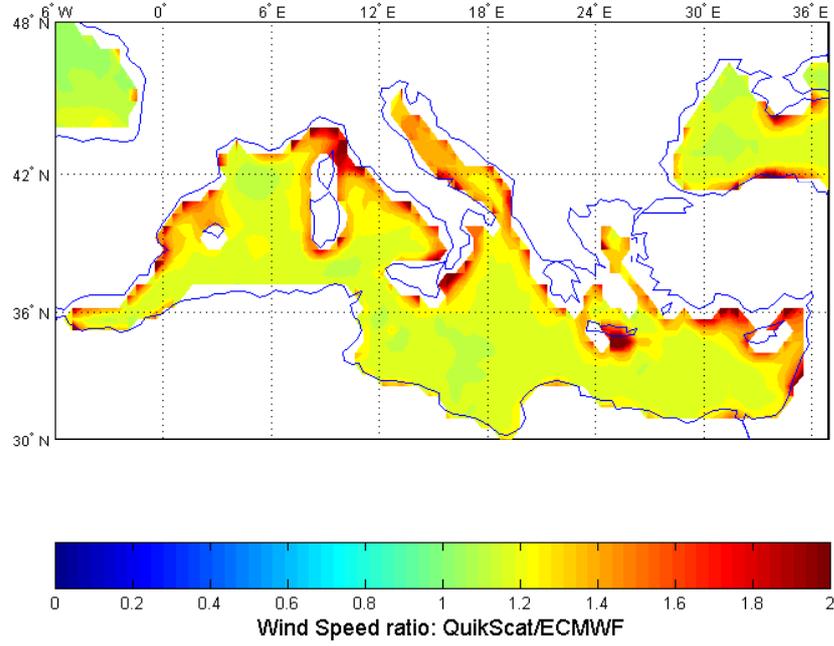


Figura 4.7: Fattore di correzione per la velocità del vento prevista dai campi ECMWF.

$$S^*(t, \alpha_i) = \alpha_0 + \alpha_1 S_m(t) + \alpha_2 \bar{S}_o \quad (4.7)$$

dove $S_m(t)$ è il valore previsto dal modello, \bar{S}_o è il valor medio del livello residuo (senza il contributo astronomico) osservato il giorno precedente, e α_0 , α_1 e α_2 sono tre coefficienti da calibrare. La formula precedente viene utilizzata per ogni giorno di forecast, così da avere in totale 18 coefficienti da calibrare, tre per ogni giorno.

Per la calibrazione si sono raccolti i risultati del modello per l'anno 2003 e i valori di livello osservati. A questo punto per ogni giorno di forecast i coefficienti sono stati trovati minimizzando la seguente *funzione di costo*:

$$J(\alpha_i) = \frac{1}{2} \sum_{t \in H} [S^*(t, \alpha_i) - S_o(t)]^2 \quad (4.8)$$

con H l'insieme delle ore dell'anno di cui si hanno i dati sia del modello che osservati. I minimi si possono trovare facilmente ponendo le derivate della funzione rispetto ai coefficienti uguali a zero e risolvendo il sistema lineare che ne deriva. In questo modo si sono trovati i coefficienti riportati in Tab. 4.2. Osservando il loro valore si nota come diano più importanza alle osservazioni per i primi forecast, mentre andando avanti le osservazioni perdano di importanza mentre la previsione del modello ne acquisti sempre

di più. Questo comportamento è logico, man mano che lo stato fisico si allontana da quello da cui sono state prese le osservazioni queste sono sempre meno correlate ad esso.

Giorno Forecast	α_0	α_1	α_2
1	0.	0.51	0.58
2	0.	0.56	0.52
3	0.	0.58	0.48
4	0.	0.58	0.46
5	0.	0.58	0.44
6	0.	0.57	0.43

Tabella 4.2: Tabella dei coefficienti di correzione del post-processing.

Questo metodo di correzione ha portato ad un notevole miglioramento della previsione fornita dal modello, ma presenta alcune limitazioni. I coefficienti infatti dovrebbero variare gradualmente per ogni ora di forecast e non essere costanti per un intero giorno di previsione. Ma la limitazione maggiore è data dal termine \bar{S}_o . Questo termine infatti rimane costante e non varia ogni ora come $S_m(t)$. Questo porta ad uno smorzamento dei picchi dati dalla previsione originale, come si può capire dall'eq. 4.7 considerandola per ogni ora di forecast.

In Fig. 4.8 si riporta un confronto tra due simulazioni rieseguite, una con il solo miglioramento del restart (in alto) e una con la correzione del vento e il post processing (in basso). Si noti il miglioramento generale della previsione (livello previsto) rispetto ai dati osservati (dati pcrn), nonostante l'attenuazione del surge. Nei grafici si sono aggiunti i dati osservati anche durante il periodo di previsione. Tuttavia la procedura di post-processing utilizza solo con i dati osservati disponibili in tempo reale, ovvero, in questo caso, quelli del 31 ottobre.

Estensione della previsione alla laguna

L'estensione della previsione all'interno della laguna era un obiettivo del contratto col Centro Maree di notevole importanza. Il modello SHYFEM è stato in passato utilizzato con successo in numerosi studi sulla laguna veneta (ad esempio: Umgiesser and Bergamasco (1993), Umgiesser et al. (2004)) ma mai con scopi previsionali.

Le variazioni di livello al di fuori della laguna si propagano al suo interno subendo un ritardo dato dal passaggio attraverso le bocche di porto. A seconda della zona della laguna il ritardo ha diversi valori. Inoltre anche i valori massimi e minimi raggiunti dalla marea variano al suo interno. In Fig. 4.9 si riporta un esempio della propagazione dell'onda di marea. Viene

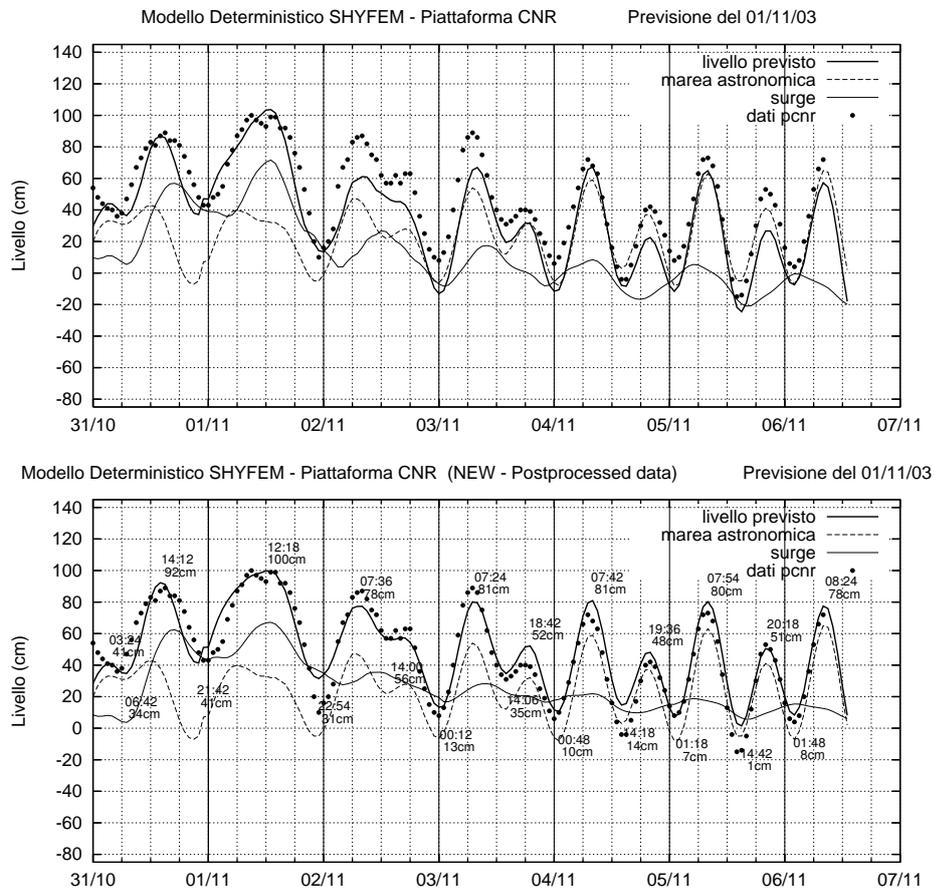


Figura 4.8: In alto una previsione operativa eseguita senza correzione del vento e senza post processing. In basso la stessa ottenuta correggendo il vento e utilizzando il post processing.

riportato il livello totale calcolato in alcune località all'interno della laguna e quello al di fuori, in piattaforma.

Per tener conto delle variazioni locali si è impostata una seconda simulazione operativa, da eseguire subito dopo quella sul mar Mediterraneo. La simulazione utilizza la griglia in Fig. 4.4. Viene imposto il livello totale, ovvero surge previsto con l'aggiunta della marea astronomica ricavata dalle costanti armoniche, alle tre bocche di porto. Viene inoltre utilizzato un vento, spazialmente costante, estratto in corrispondenza della laguna dai campi ECMWF utilizzati precedentemente per forzare la simulazione sul Mediterraneo. Il contributo dato dal gradiente di pressione atmosferica non è importante date le dimensioni ridotte della laguna.

Questa seconda simulazione fornisce serie temporali di livello in numerose

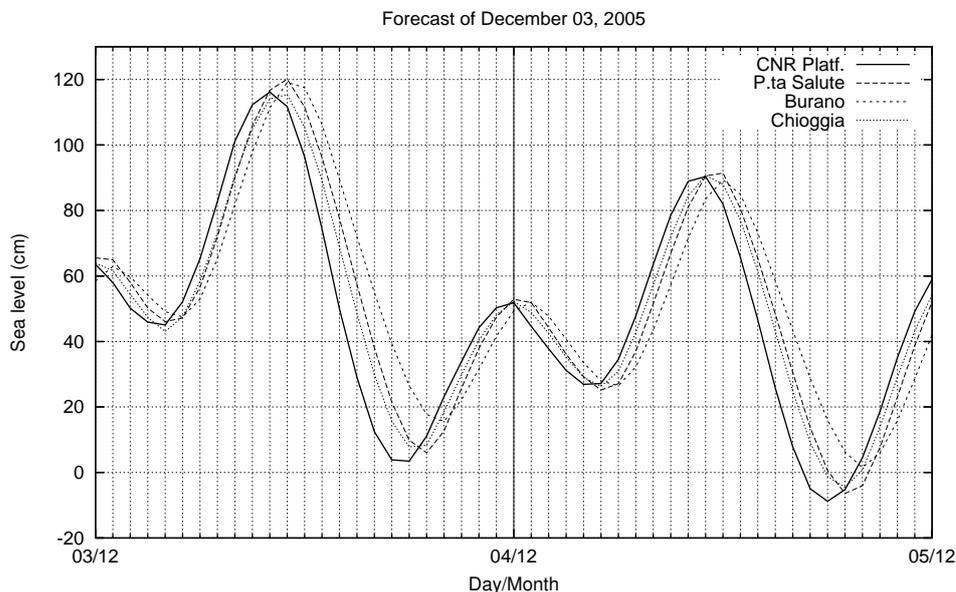


Figura 4.9: Propagazione dell'onda di marea all'interno della laguna di Venezia.

località della laguna, in particolare a Punta Salute, Burano e Chioggia. Inoltre è l'unico modello operativo al Centro Maree in grado di fornire mappe sia di livello che di corrente per l'intera laguna. Questo risulta particolarmente utile nei casi si desideri una conoscenza più globale della situazione rispetto a quella che si può dedurre da serie temporali di valori misurati o previsti. Ad esempio grazie ad esso è possibile eseguire il modello lagrangiano per tracciare la traiettoria di corpi caduti in acqua (già operativo), oppure eventuali modelli di trasporto di inquinanti o ecologici. O più semplicemente studiare l'evoluzione spazio temporale di un fenomeno di acqua alta.

Correzione spaziale e direzionale del vento

La correzione del vento tramite coefficienti spazialmente variabili funziona discretamente in alcuni casi, ma altre volte tende ad essere eccessiva. Il suo difetto principale è quello di non tener conto della particolare condizione meteorologica in atto, in particolare della direzione di provenienza del vento. Ad esempio lo Scirocco il vento con il *fetch*⁴ maggiore, ha una direzione tra Est e Sud, ovvero compresa nel secondo quadrante della rosa dei venti,

⁴Il surge causato dal vento, $\Delta\zeta$, è direttamente proporzionale al *fetch*, Δx , o lunghezza della superficie dell'acqua sulla quale questo può agire. In prima approssimazione: $\Delta\zeta \approx \frac{\tau_0}{\rho g h} \Delta x$. Dove τ_0 è lo stress del vento, ρ la densità dell'acqua, g l'accelerazione di gravità e h la profondità dell'acqua.

mentre la Bora, anch'essa molto importante per gli eventi di *acqua alta*, ha una direzione compresa tra Nord e Est, ovvero appartenente al primo quadrante.

Per questo motivo il vento proveniente da modello dell'ECMWF è stato confrontato con le misure provenienti da scatterometro QuickSCAT (Zecchetto et al., 2004). I valori misurati da scatterometro con velocità totale inferiore a 5 m/s sono stati scartati in quanto imprecisi. Le componenti u e v del vento sono state divise a seconda del verso, positivo o negativo, per ogni punto della griglia meteo e per ogni sottoinsieme si sono trovati i coefficienti di correzione dal rapporto tra i valori modellati e da satellite. Sono state individuate quindi 4 matrici di coefficienti di correzione per u a seconda delle combinazioni: u -positivo/ v -positivo, u -positivo/ v -negativo, u -negativo/ v -positivo, u -negativo/ v -negativo. E 4 per la componente v , in modo analogo.

In questo modo la correzione dell'intensità del vento (e in parte anche della direzione) dipende dal quadrante di provenienza del vento.

Un lavoro analogo, eseguito da Cavaleri (2007), si basa anch'esso sul confronto tra i dati del modello atmosferico dell'ECMWF e i dati provenienti da scatterometro QuikScat. A differenza dello studio precedente suddivide il mar Adriatico in tre zone: alta, media e bassa e per ogni zona a seconda del quadrante di provenienza del vento analizza gli *scatter plot* con i valori modellati e da satellite del modulo della velocità del vento. Dalla regressione lineare si ricavano i coefficienti di correzione, che in questo caso sono 4 per ogni quadrante, per un totale di 12.

In Fig. 4.10 si ha un confronto delle varie correzioni su di un campo di vento di analisi del 01 dicembre 2004. La figura mostra un forte vento di Scirocco nel basso Adriatico. Il primo quadrante, in alto a sinistra mostra il campo di vento senza alcuna correzione. La correzione maggiore viene data dal metodo non direzionale, in alto a destra, che applica un coefficiente diverso in ogni punto della griglia, ma uguale per tutte le direzioni del vento. Gli ultimi due metodi, descritti poco sopra, sono applicati nei campi esposti nei due quadranti in basso. Come si vede la correzione che danno risulta meno forte rispetto alla precedente.

Nell'ultima versione del modello operativo si è deciso di utilizzare la correzione proposta da Cavaleri (2007), in quanto basata su di un database maggiore di eventi utilizzati per l'individuazione dei coefficienti.

4.7 Risultati e conclusioni

4.7.1 Analisi statistica

Per eseguire un'analisi dei risultati ottenuti, si sono raccolti i risultati relativi al 2004. Si è quindi eseguita una statistica sulla previsione di eventi particolarmente intensi, detti di *storm surge*. Nelle Figg. 4.11, 4.12 e 4.13

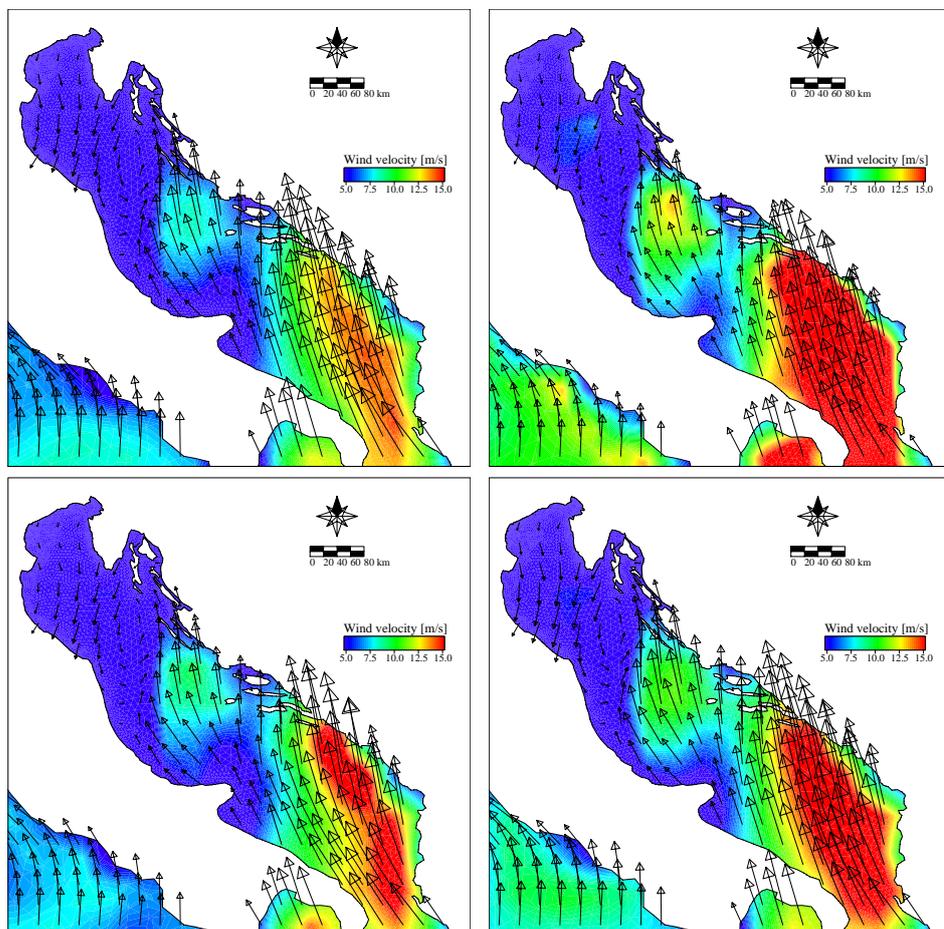


Figura 4.10: Campo di vento di analisi dell'ECMWF per il 01 dicembre 2004 alle ore 12 GMT. Nel primo quadrante è rappresentato il campo senza correzioni. Nel secondo quadrante quello con la correzione con il primo metodo. Nel terzo quadrante quello con la correzione con il secondo metodo (che non è operativo) e nel quarto quello corretto con il terzo metodo.

vengono riportati la deviazione standard e il valor medio delle differenze tra il surge previsto a 1 giorno e quello estratto dalle osservazioni, in funzione di un valore di soglia. Sono rappresentate una prima versione del modello senza correzioni per il vento e una seconda versione con la correzione non direzionale introdotta precedentemente e con una formulazione dello stress del vento basata sulla formula di Smith e Banke (Smith and Banke, 1975). Inoltre sono presenti anche i risultati relativi a questa seconda versione con la correzione apportata dalla procedura di post-processing. Le grandezze statistiche per un certo valore di soglia sono calcolate su di un campione

contenente solo i valori di surge superiori alla soglia. In Fig. 4.11 si hanno i forecast ad 1 giorno. Il valor medio, riportato nella parte bassa del grafico, risulta sempre negativo. Questo fatto indica la tendenza delle varie versioni a sottostimare il livello residuo effettivo. Questa risulta maggiore al crescere della soglia, ovvero per gli eventi più intensi. Ad ogni modo la seconda versione risulta migliorata rispetto a quella iniziale. Per quanto riguarda la deviazione standard, si nota un miglioramento solo con l'introduzione della routine di post-processing. Confrontando l'andamento della deviazione standard e del valor medio si nota come, mentre la prima non peggiora molto con l'aumentare della soglia, il valor medio peggiora molto di più. La deviazione standard rappresenta un errore casuale e si può definire come la precisione del sistema. Il valor medio è una sorta di errore sistematico e rappresenta l'accuratezza del sistema. Questa peggiora per eventi di forte intensità, mentre la precisione del sistema rimane circa la stessa.

Nelle Figg. 4.12 e 4.12 sono rappresentate le previsioni a 3 e a 5 giorni. Come si vede i valori assoluti delle grandezze crescono, indicando un generale peggioramento della previsione all'aumentare della distanza temporale. Tuttavia l'andamento con l'aumentare della soglia rimane circa identico e valgono le considerazioni fatte per la Fig. 4.11.

Riassumendo, l'introduzione di una correzione dell'intensità dei campi di vento porta a dei miglioramenti nel valor medio degli scarti. Tuttavia il miglioramento maggiore, presente soprattutto nella deviazione standard, si ha solo sfruttando i dati osservati. Ovvero tramite l'applicazione della procedura di post-processing.

In Tab. 4.3 viene riportato il confronto per alcune ore di forecast delle tre versioni del modello appena descritte. Vengono riportati sempre i valori medi e le deviazioni standard delle differenze, ma in questo caso sono relativi a singole ore di forecast e non mediati su interi giorni. Questa nuova analisi viene fatta per un confronto diretto con le analisi fornite dal comune per i modelli statistici. Le grandezze riportate sono calcolate per i dati del 2004. Come si vede il valor medio non cambia molto ma resta comunque su valori accettabili. La deviazione standard invece migliora dalla prima alla seconda versione, e migliora ulteriormente nella terza versione. Tale miglioramento è sostanzialmente dovuto all'introduzione di una correzione del vento forzante il sistema. Un notevole miglioramento viene ancora dall'applicazione della procedura di post-processing alla seconda versione.

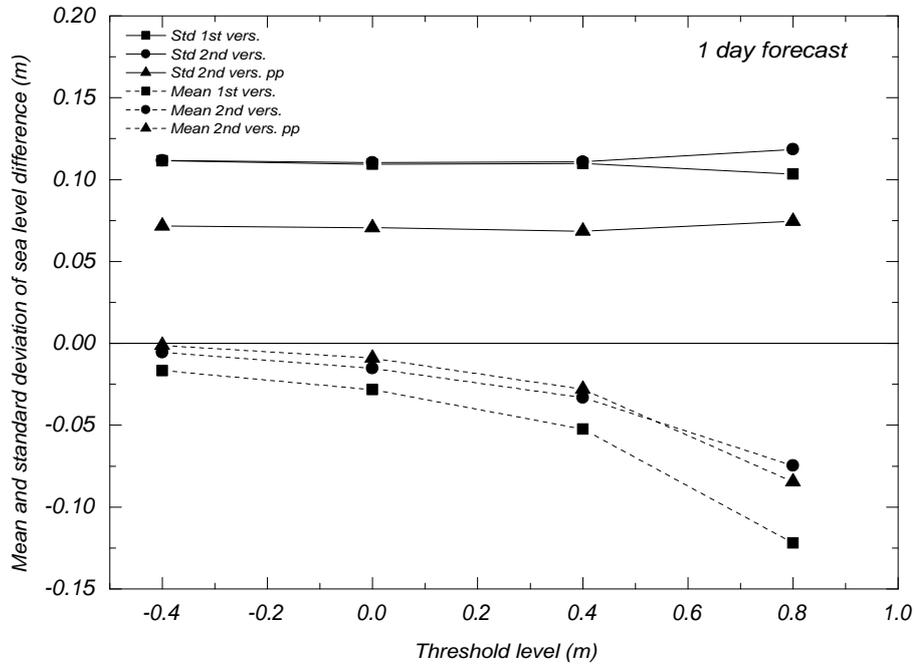


Figura 4.11: Deviazione standard e valor medio delle differenze tra il surge previsto a 1 giorno e quello estratto dalle osservazioni in funzione di un valore di soglia.

Tabella 4.3: Valor medio \pm deviazione standard delle differenze per varie ore di anticipo di previsione e per differenti versioni del modello. Le grandezze sono calcolate sui dati dell'anno 2004 ed espresse in cm.

Versione	6 ora	12 ora	24 ora	48 ora
v1	-2.8 ± 11.6	-1.0 ± 10.3	-2.1 ± 10.8	-1.5 ± 11.8
v2	-1.2 ± 11.1	-0.4 ± 10.5	-1.6 ± 11.0	-0.6 ± 11.2
v2 postp	-1.1 ± 7.3	-0.6 ± 6.4	-0.9 ± 6.8	-0.7 ± 7.9

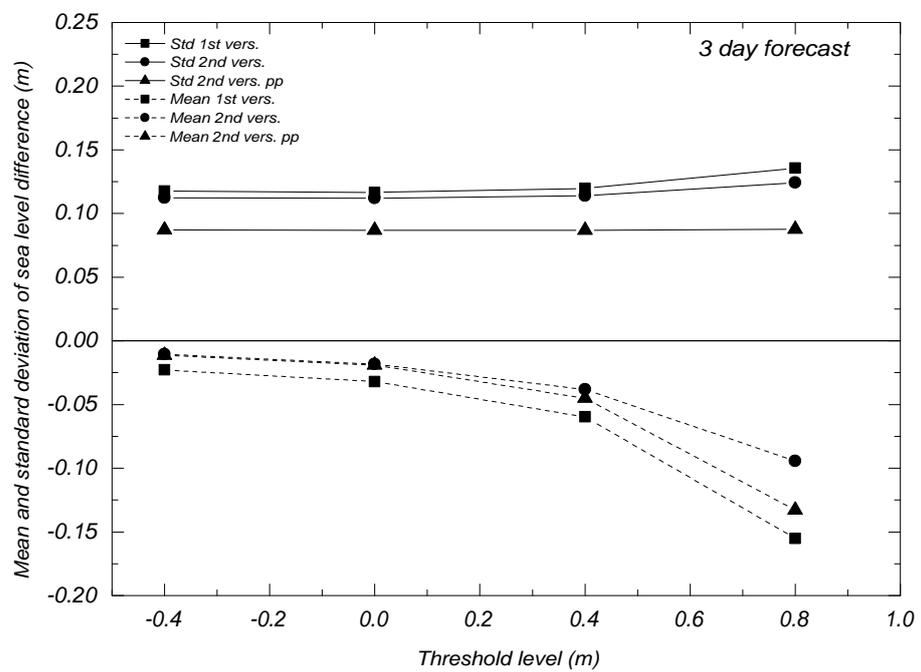


Figura 4.12: Deviazione standard e valor medio delle differenze tra il surge previsto a 3 giorni e quello estratto dalle osservazioni in funzione di un valore di soglia.

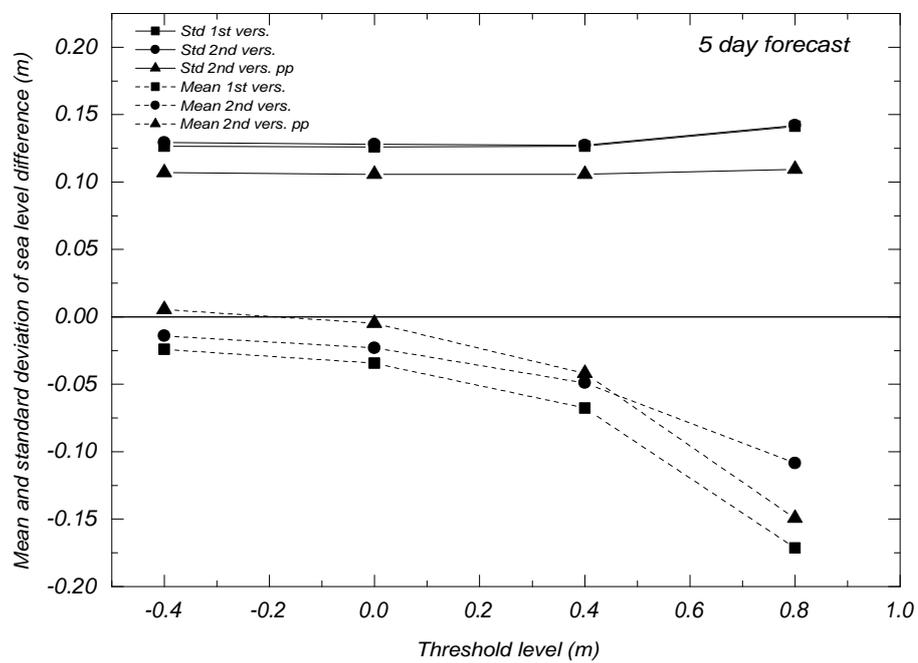


Figura 4.13: Deviazione standard e valor medio delle differenze tra il surge previsto a 5 giorni e quello estratto dalle osservazioni in funzione di un valore di soglia.

4.7.2 Casi di studio

Qui di seguito si riportano due casi di studio. I casi di studio confrontano la previsione del modello e quella migliorata dalla procedura di post-processing descritta al Cap. 4.6.2, ovvero quella effettuata tramite una regressione lineare.

5 maggio 2004

Le carte meteorologiche dei primi giorni di maggio 2004 mostrano un'area di bassa pressione in ingresso nel mar mediterraneo dalla Spagna e che muove verso il nord Italia. Il 4 maggio il centro depressionario si trova sopra il mar tirreno e genera un vento di scirocco sul mar adriatico. Le stazioni SYNOP misurano venti fino a 12 m/s. I venti di scirocco e la bassa pressione generano uno storm surge superiore a 50 cm a Venezia. Il giorno seguente una cella depressionaria si unisce a una profonda depressione centrata sull'Inghilterra. Di conseguenza la pressione atmosferica nella parte nord del mar adriatico diminuisce fino a raggiungere valori molto bassi, fino a 988 hPa. Si misura un gradiente di pressione di 12 hPa tra l'alto e basso adriatico. Lo storm surge a Venezia raggiunge ancora valori maggiori di 50 cm il 5 maggio e superiori a 40 cm il 6 maggio.

In Fig. 4.14 sono rappresentati i valori misurati di pressione atmosferica e intensità del vento in piattaforma del CNR. La pressione cala dal 3 maggio al 6 e il vento di scirocco aumenta la sua velocità fino a 17 m/s il 4 maggio. Inoltre continua a soffiare con una intensità media di circa 10 m/s fino all'inizio del 6 maggio.

In questi giorni di forte vento vengono registrati valori massimi per il livello marino di 103 cm in piattaforma e di 108 cm a Punta Salute. Tali livelli non sono da considerarsi eccezionali a Venezia. Se però il contributo della marea astronomica fosse stato maggiore e con i picchi coincidenti con lo storm surge, si avrebbe avuto un forte evento di allagamento. Ad ogni modo, dal punto di vista dello studio delle capacità del modello, quello che conta non è il livello totale ma solo il contributo meteorologico. In tal senso l'evento risulta significativo.

In Fig. 4.15 sono riportati i risultati del modello senza correzione di post-processing. Per ogni giorno sono riportate quattro stime del livello residuo, ad un giorno di anticipo (1st for), a due (2nd for), a tre (3rd for) e a quattro (4th for). Inoltre si riporta il livello residuo calcolato dalle osservazioni, sottraendo la marea astronomica (surge obs). In Fig. 4.16 sono riportati i livelli previsti dopo la correzione di post-processing. Come si può notare i valori dei picchi risultano attenuati rispetto a quelli iniziali, in Fig. 4.15. I valori massimi in questo caso risultano peggiorati, mentre si ha in generale una migliore previsione dei minimi.

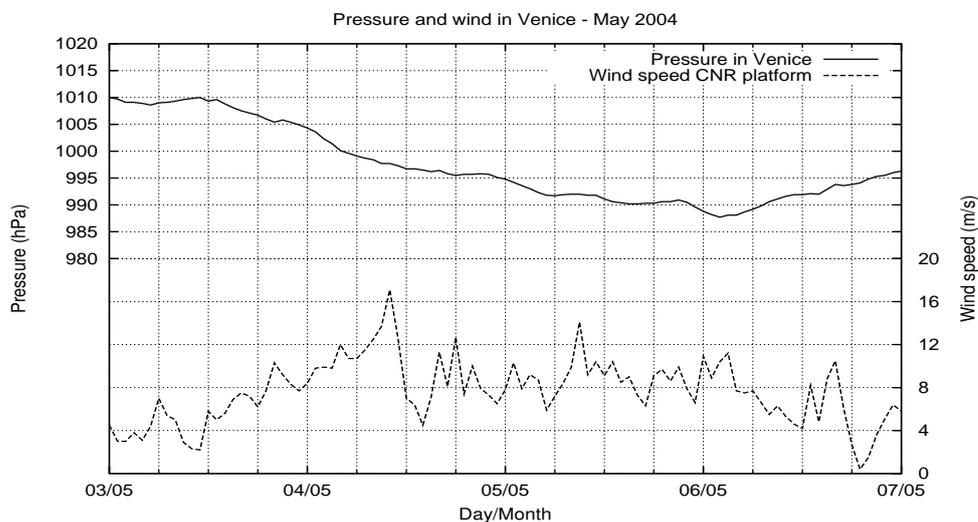


Figura 4.14: Situazione meteorologica. Viene riportata la pressione atmosferica e l'intensità media del vento, misurate alla piattaforma del CNR.

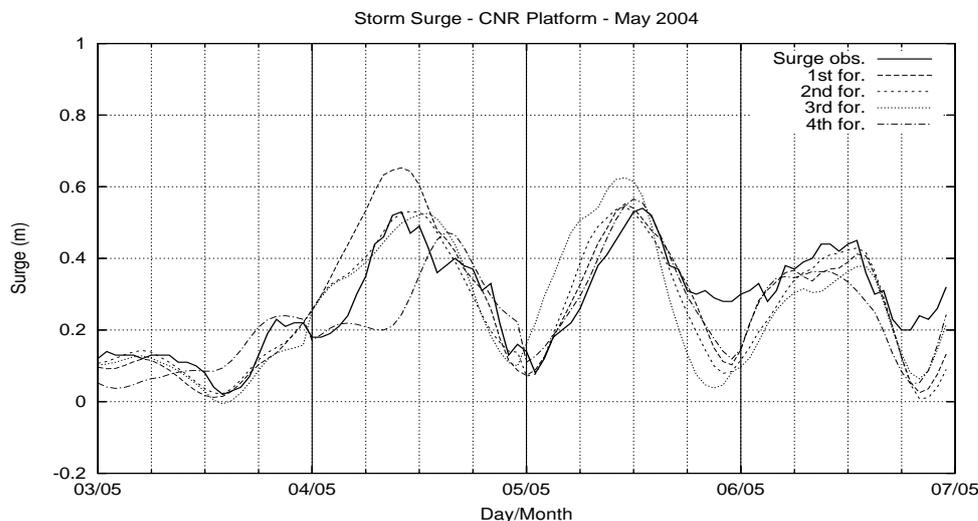


Figura 4.15: Maggio 2004. Previsione del modello senza procedura di post-processing.

3 dicembre 2005

La situazione meteorologica che ha causato l'allagamento è caratterizzata da una profonda depressione sull'Inghilterra. La depressione si nota anche

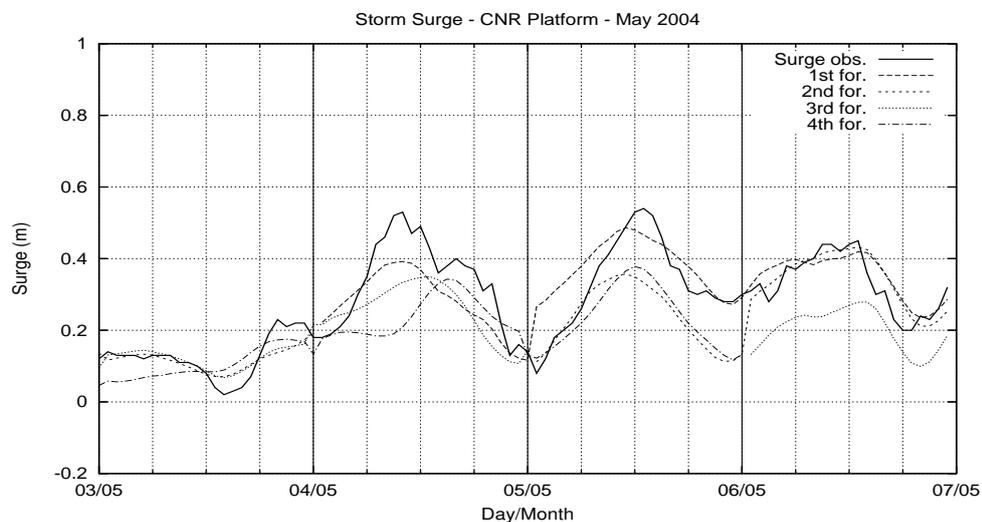


Figura 4.16: Maggio 2004. Previsione del modello con la procedura di post-processing.

i giorni precedenti e influenza la situazione nel mar mediterraneo centrale e orientale. Nella mattina del 3 dicembre 2 minimi locali di pressione si formano sull'alto adriatico e viene osservata una differenza di pressione di circa 15 hPa tra i due estremi del bacino. Come conseguenza viene generato un debole vento di scirocco (5-7 m/s) che si estende il 2 dicembre, sulla parte centrale e a sud del mar adriatico. Il 3 dicembre il vento si rafforza e si estende all'intero bacino.

In Fig. 4.17 vengono riportati la pressione atmosferica e l'intensità del vento in piattaforma del CNR. Si nota l'abbassamento della pressione nella mattinata del 3 dicembre, corrispondente all'allagamento e il vento di scirocco, che raggiunge i 17 m/s circa nello stesso istante. Il livello osservato a Venezia raggiunge i 132 cm il 3 dicembre alle ore 11. Questo è il valore massimo raggiunto nel 2005 e circa il 68% della città viene allagata. In piattaforma CNR si raggiunge un valore massimo di 125 cm circa un'ora prima.

Come nel caso precedente, in Fig. 4.18 vengono riportate le previsioni senza correzione, mentre in Fig. 4.19 quelle dopo la correzione di post-processing. In Fig. 4.18 le oscillazioni del surge previsto sono troppo ampie. I massimi sono sovrastimati e i minimi sottostimati. La fase e il periodo degli eventi sono invece predetti correttamente. In Fig. 4.19 si nota che l'ampiezza delle oscillazioni del surge è stata notevolmente ridotta e ora la previsione risulta abbastanza accurata, anche se si ha una leggera sottostima del picco maggiore.

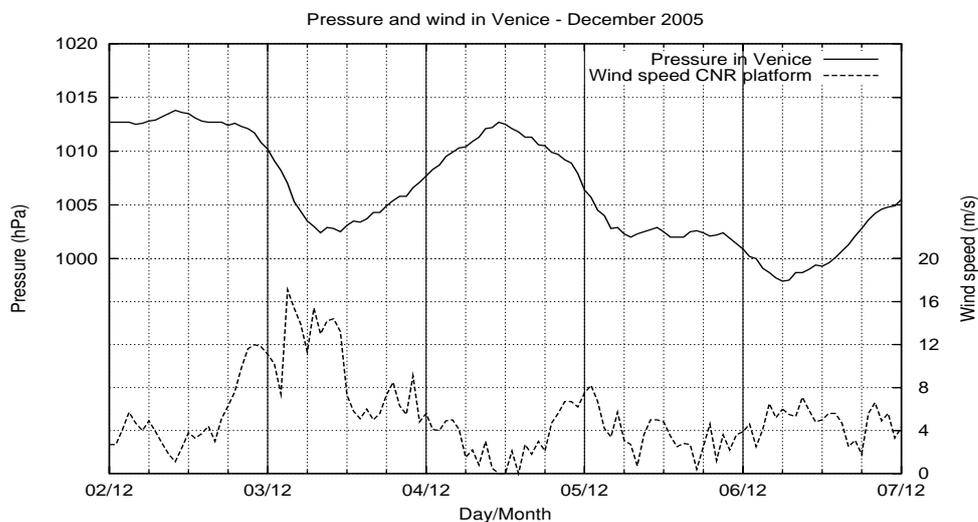


Figura 4.17: Situazione meteorologica. Viene riportata la pressione atmosferica e l'intensità media del vento, misurate alla piattaforma del CNR.

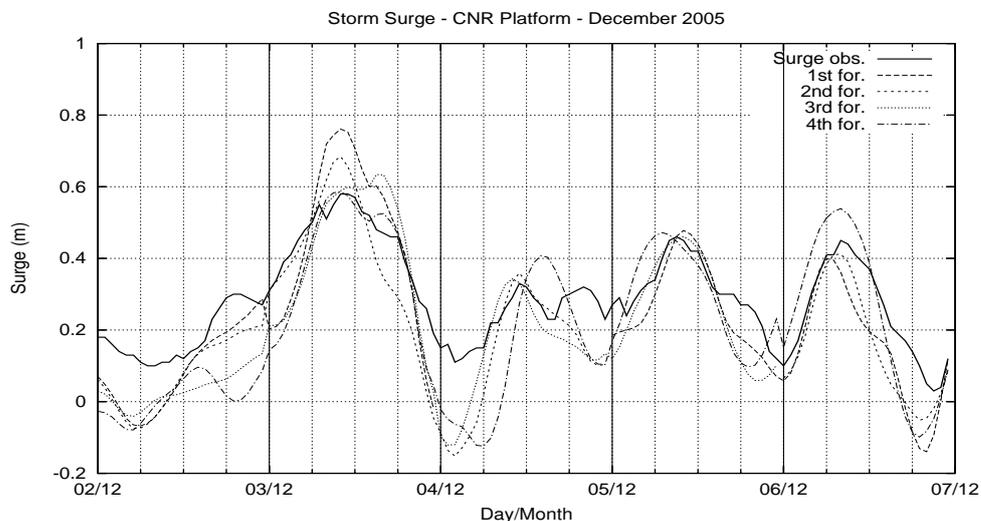


Figura 4.18: Dicembre 2005. Previsione del modello senza procedura di post-processing.

4.8 Conclusioni

Sono stati studiati e introdotti vari miglioramenti del sistema previsionale dell'alta marea operativo al ICPSM del comune di Venezia. I miglioramenti

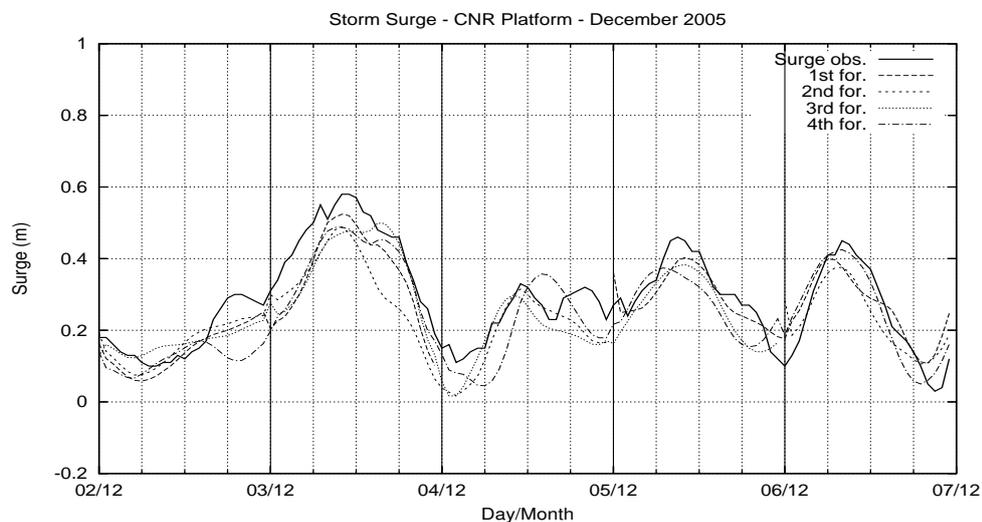


Figura 4.19: Dicembre 2005. Previsione del modello con la procedura di post-processing.

sono sempre stati introdotti creando nuove versioni da affiancare alle vecchie. Questo sia per non compromettere l'affidabilità del modello sia per poter confrontare direttamente le prestazioni delle varie versioni.

La correzione del vento forzante il sistema e la formulazione dello stress del vento sulla superficie marina sono i punti che maggiormente influenzano la qualità della previsione. In seguito al miglioramento di questi punti i risultati del modello hanno guadagnato in accuratezza (vedi Tab. 4.3). Tuttavia si è constatato che l'utilizzo di una semplice routine di assimilazione locale di dati osservati, come quella descritta precedentemente (Cap. 4.6.2), porta a miglioramenti maggiori. Per questo motivo ci si è concentrati soprattutto sullo sviluppo di ulteriori procedure, maggiormente complesse, che verranno presentate nel Cap. 5.

Capitolo 5

Applicazione di metodi di assimilazione locale di dati

I lavori riguardanti le reti neurali riportati in questo capitolo sono stati descritti in (Bajo and Umgiesser, 2009). Il paper è stato accettato ed attualmente è in fase di stampa e disponibile on-line. Inoltre è in fase di scrittura un articolo sull'applicazione del filtro di Kalman.

I risultati di un modello idrodinamico sono rappresentati da migliaia di variabili, stimate in ogni punto della griglia ad ogni istante. Il loro calcolo è necessario per il funzionamento del modello, ma spesso solo poche serie temporali di queste variabili interessano l'utente. Nel caso presente la variabile di maggior interesse è senza dubbio il livello residuo, detto surge, in prossimità di Venezia. In questo capitolo si espongono dei metodi sviluppati per migliorare la previsione locale sfruttando i dati osservati disponibili. Questi metodi di assimilazione dati vengono anche definiti metodi di post-processing.

5.1 Regressione lineare

Il metodo più semplice consiste nel creare un modello di regressione lineare come quelli descritti al Cap. 2.1, includendo tra i vari input i risultati del modello. Al Cap. 4.6.2 si è descritta una prima procedura di post-processing. La procedura è molto semplice ma, come esposto nel Cap. 4.7, è già in grado di apportare buone correzioni. Per questo motivo si è cercato di migliorarla sviluppando un modello di regressione lineare più complesso. Il primo metodo nella sua semplicità presentava alcune limitazioni. Il surge corretto è calcolato come combinazione lineare di due variabili più un termine costante (eq. 4.7). Le due variabili sono il surge modellato, $S_m(t)$, che viene stimato una volta all'ora, e il livello medio di surge tratto dalle osservazioni del giorno precedente, \bar{S}_o . Quest'ultimo tuttavia ha lo stesso valore per tutte le stime orarie di $S_m(t)$. Inoltre i coefficienti calibrati sono gli stessi per 24 ore

di previsione, e cambiano solo al cambiare del giorno di anticipo di previsione, come riportato nella Tab. 4.2. Da queste considerazioni si capisce che l'eq. 4.7 non ha un solo termine costante, ma due e, dato che il coefficiente relativo a $S_m(t)$ è minore di uno, si ha uno smorzamento della previsione iniziale con l'aggiunta di un termine costante.

Per risolvere questi problemi si è pensato di calibrare coefficienti diversi per ogni ora di forecast. Inoltre si sono aumentati gli input del modello di regressione. Alla previsione con un anticipo di n ore, $S_m^{(n)}$, viene cercata una correzione data dalla seguente:

$$S_p^{(n)}(\alpha_i, \beta) = \left[\sum_{i=1,24} \alpha_i (\Delta S)_i \right] + \beta S_m^{(n)}. \quad (5.1)$$

Dove $(\Delta S)_i$ sono gli scarti tra il valore previsto in analisi dal modello e il valore tratto dalle osservazioni, per ogni ora del giorno precedente alla previsione. I coefficienti da individuare sono gli α_i e β , ovvero 25 coefficienti per ogni ora di forecast. Come per il metodo precedente i coefficienti vengono trovati minimizzando una *funzione di costo* data, per l'ora di anticipo n , da:

$$J^{(n)}(\alpha_i, \beta) = \sum_{k \in K} [S_p^{(n)} - S_o]_k^2. \quad (5.2)$$

Con K l'insieme dei set di dati disponibili nel database di tre anni, dal 2003 al 2005, e S_o il surge ricavato dalle osservazioni e corrispondente alla previsione, $S_m^{(n)}$. La funzione può essere minimizzata ponendo a zero le derivate rispetto a ogni coefficiente. In definitiva, utilizzando la seguente notazione $\sum_{k \in K} (\cdot) \equiv \{\cdot\}_k$, per individuare i coefficienti $\alpha_1, \dots, \alpha_{24}$ e β , bisogna risolvere il seguente sistema lineare:

$$\begin{pmatrix} \{\Delta S_1^2\}_k & \cdots & \{\Delta S_1 \Delta S_{24}\}_k & \{\Delta S_1 S_m\}_k \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \{\Delta S_{24} \Delta S_1\}_k & \cdots & \{\Delta S_{24}^2\}_k & \{\Delta S_{24} S_m\}_k \\ \{\Delta S_1 S_m\}_k & \cdots & \{\Delta S_{24} S_m\}_k & \{S_m^2\}_k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_{24} \\ \beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \{\Delta S_1 S_o\}_k \\ \vdots \\ \{\Delta S_{24} S_o\}_k \\ \{S_m S_o\}_k \end{pmatrix}. \quad (5.3)$$

Un sistema simile si ha per ogni ora di forecast. Con 120 ore di forecast si devono trovare $120 \times 25 = 3000$ coefficienti.

In Fig. 5.1 si riportano vari istogrammi con il valore dei vari pesi per le ore di forecast 06, 12, 24, 48, 72 e 120. Come si può notare i coefficienti differiscono anche notevolmente tra un'ora e l'altra e possono avere valori sia positivi che negativi.

In Fig. 5.2 si riporta un confronto tra diverse correzioni per la seconda versione del modello. In alto si ha la previsione senza alcuna correzione, al centro quella corretta con il primo metodo di post-processing, introdotto nel Cap. 4.6.2, e in basso quella corretta con il metodo appena illustrato. Osservando la curva del surge, che è l'effettiva grandezza calcolata dal modello, si può notare l'appiattimento di quella della prima correzione. Nella seconda

correzione invece, grazie alla differente trattazione, che considera ogni ora

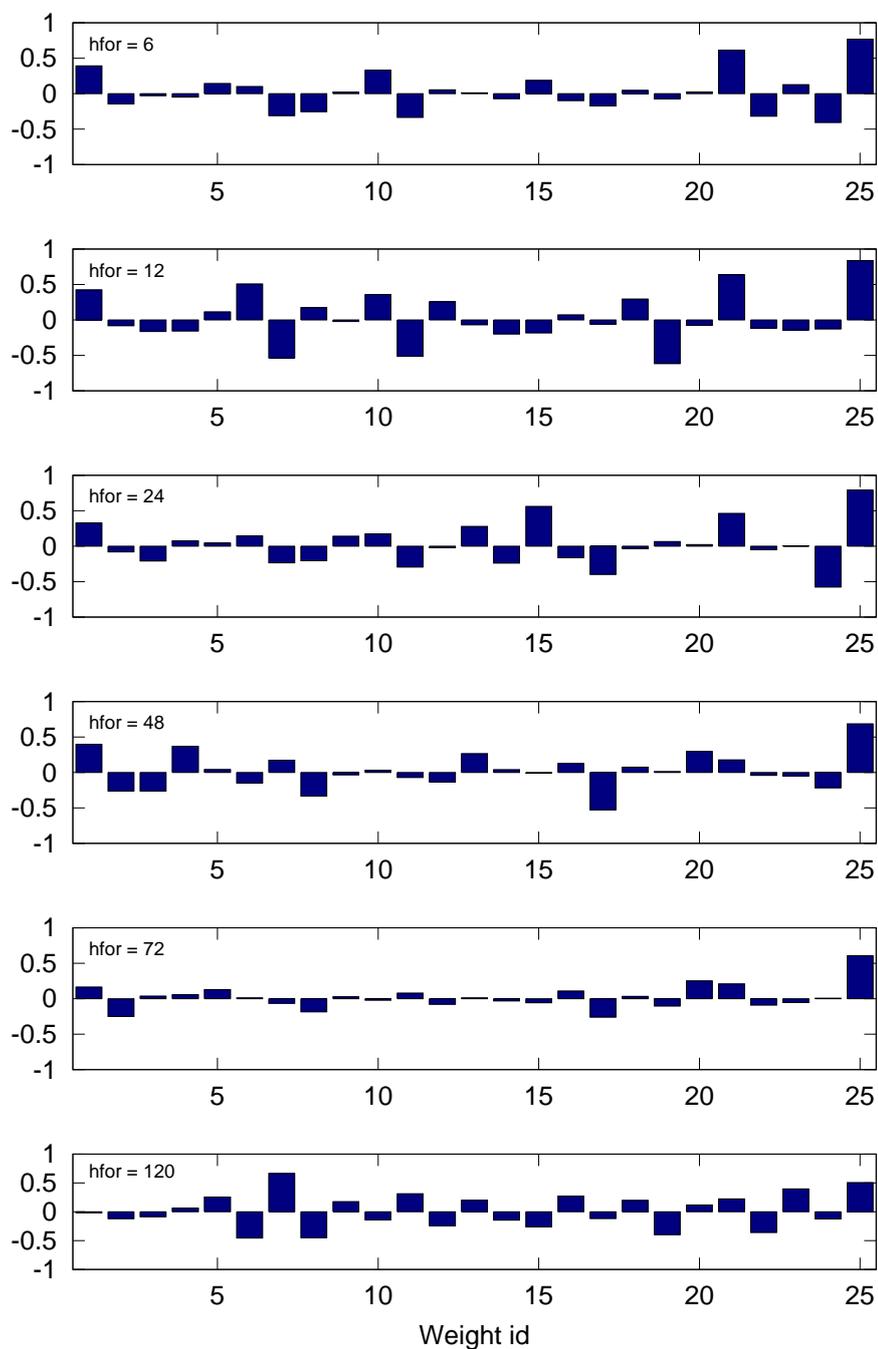


Figura 5.1: Valore dei coefficienti relativi ad alcune ore di forecast.

di previsione, le oscillazioni vengono mantenute. Dal confronto con i dati misurati (dati pcnr) si nota che entrambe le procedure apportano dei miglioramenti alla previsione e che questi sono maggiori per la seconda versione della correzione.

Un approccio simile è stato utilizzato nello sviluppo di un ulteriore metodo, più complesso, descritto nel paragrafo seguente.

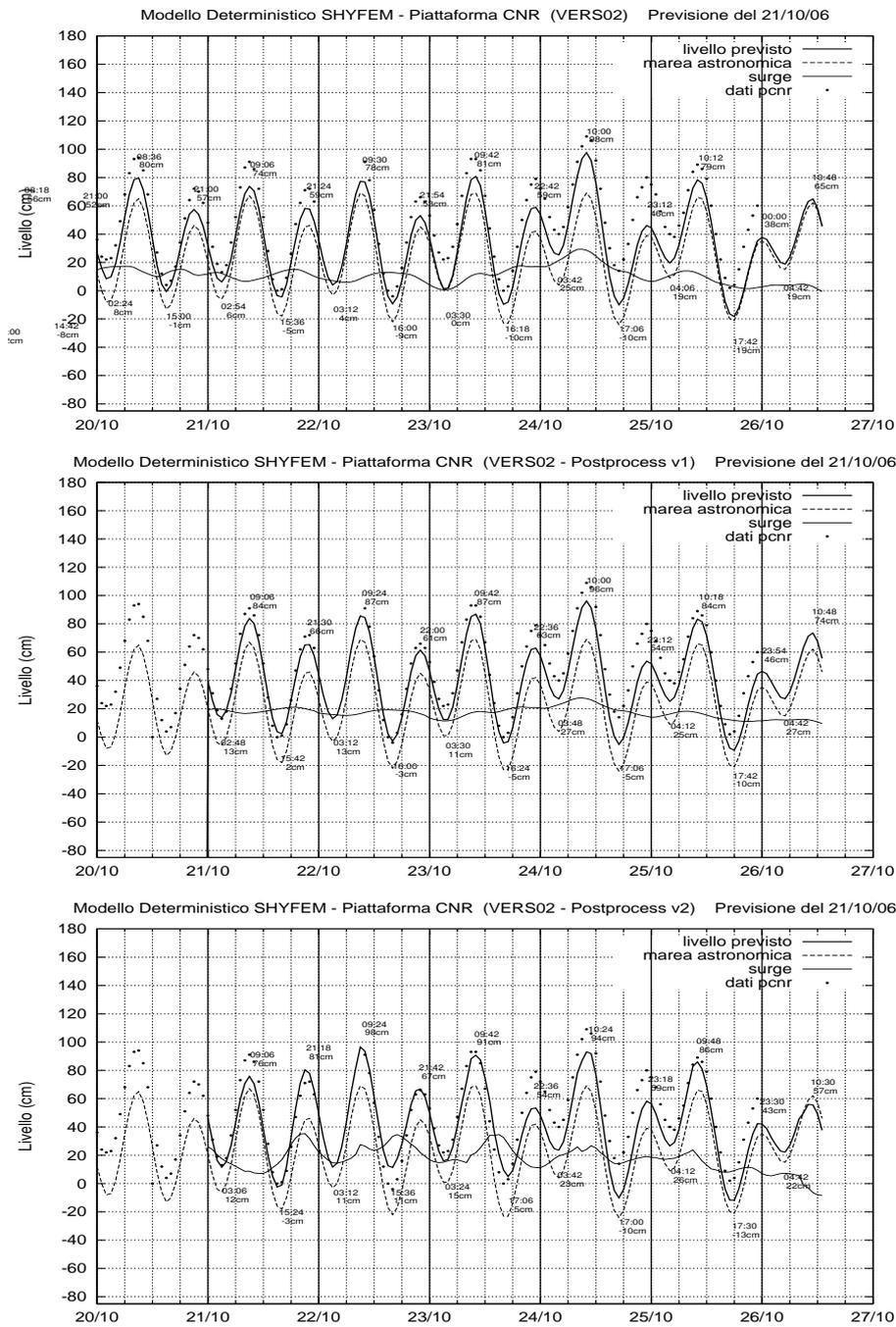


Figura 5.2: Confronto di previsioni del giorno 21/10/2006 per la seconda versione del modello. In alto la previsione senza alcuna correzione di post-processing. In centro la previsione corretta dalla prima procedura descritta al Cap. 4.6.2. In basso la previsione corretta dalla seconda procedura, qui descritta.

5.2 Reti Neurali

Le reti neurali sono uno strumento estremamente versatile e possono essere utilizzate negli ambiti più svariati. Nel Cap. 2.1.2 si è visto come le reti neurali siano ampiamente utilizzate per predire sia il surge che il livello totale. La loro capacità predittiva è quindi ampiamente dimostrata, ma rimane buona solo per brevi periodi. Le previsioni a più di un giorno di distanza calano drasticamente di precisione, in modo analogo ai modelli di regressione lineare. In questo capitolo si introduce una applicazione delle reti neurali come strumento di post-processing dei risultati del modello idrodinamico. Il sistema può essere visto come un accoppiamento dei due metodi di previsione, quello deterministico e quello statistico. Lo scopo è quello di ottenere la precisione di uno a breve termine e dell'altro a lungo termine.

5.2.1 Descrizione della rete neurale

In questo lavoro si è avviata inizialmente una collaborazione con l'Università di Venezia (comunicazione personale Andrea Borghesan) per lo sviluppo di una rete neurale (Bajo et al., 2008). In seguito, essendo alcuni problemi rimasti irrisolti, si è deciso di utilizzare una differente libreria di reti neurali, denominata FANN. La libreria FANN (Fast Artificial Neural Network) è stata creata da Steffen Nissen dell'università di Copenhagen (Nissen, 2003). Viene distribuita con licenza open source LGPL (Lesser General Public License) ed è scritta in C. Può essere utilizzata in vari ambienti di sviluppo e nel caso presente è stata chiamata all'interno di script di Octave e di Perl.

La rete ha una architettura multistrato e *feed-forward* (si veda per riferimento il Cap. 2.1.2) ed è possibile settare il valore di molti parametri. Si può decidere il numero di strati nascosti e il numero di neuroni in ogni strato. Altri parametri importanti sono il tipo di funzione di attivazione, la velocità di apprendimento e l'algoritmo utilizzato nella fase di training per la minimizzazione. Nel caso presente si è utilizzata una funzione di attivazione sigmoidea e un algoritmo di training detto di *back-propagation*.

5.2.2 Calibrazione della rete

Per calibrare la rete neurale si sono raccolti i dati di surge previsto dal modello e i livelli osservati nell'arco di cinque anni, relativi alla piattaforma del CNR. Si sono quindi creati tre set di dati. I dati del 2003, 2004 e 2005 sono stati utilizzati per la fase di training, quelli del 2006 per la fase di testing e quelli del 2007 per la validazione.

Come per il metodo descritto nel Cap. 5.1 ogni ora di previsione è stata trattata in modo indipendente. Per un'arbitraria ora di anticipo di previsione n si hanno 51 valori di input e 1 di output desiderato. L'output desiderato è dato dal surge ricavato dai dati osservati sottraendo la marea

astronomica, $S^o(t)$. I valori di input sono il surge previsto per quell'istante, $S_n^m(t)$ e per un'ora prima e un'ora dopo, $S_{n-1}^m(t-1)$, $S_{n+1}^m(t+1)$, con $t = t_0 + n\Delta t$, Δt di 1 ora e t_0 l'istante dell'ultima analisi. Si hanno poi 24 scarti tra il valore previsto e il valore osservato in analisi (come nel Cap. 5.1), $\Delta S_\sigma = S^m(t_0 - \sigma\Delta t) - S^o(t_0 - \sigma\Delta t)$, con σ che va da 0 a 23. Infine 24 valori del surge tratto dalle osservazioni per il giorno di analisi, $S^o(t_0 - \sigma\Delta t)$.

Bisogna specificare che l'ordine dei vari input non ha alcuna importanza per la rete e quindi non ha senso cercare diverse calibrazioni cambiandolo. Nella scelta dei valori di input della rete bisogna essere certi che i valori di input usati per il training siano effettivamente disponibili al momento dell'esecuzione della rete. Non ha senso ad esempio eseguire un training con valori osservati al momento della previsione, dato che non saranno ovviamente disponibili durante la corsa operativa del modello.

Le fasi eseguite durante il processo di calibrazione sono due. La fase di training, in cui si definiscono i pesi delle varie connessioni cercando di ridurre l'errore quadratico medio commesso dalla rete mentre cerca di riprodurre l'output desiderato per l'intero database fornito. La procedura è iterativa e può essere fermata o in base al valore dell'errore commesso o in base al numero di iterazioni, denominate *epoche*, eseguite. Alla fine della fase di training i pesi di ogni connessione vengono salvati e la rete è pronta per essere testata.

Nella fase di testing, eseguita con i dati del 2006, i pesi precedentemente salvati vengono utilizzati e la rete produce un output in base agli input forniti. L'output prodotto è il surge previsto, $S_n^n(t)$, corrispondente a quello previsto dal modello idrodinamico, $S_n^m(t)$, e a cui corrisponde quello tratto dalle osservazioni, $S^o(t)$. Confrontando questi valori si analizza i miglioramenti raggiunti ed eventualmente si decide il cambiamento di qualche parametro o della architettura della rete e la riesecuzione della fase di training.

Sono stati eseguiti vari test con svariate architetture e valori di parametri. Ad esempio come prima cosa si è tentato di calibrare un'unica rete che producesse come output tutte le ore di forecast. Purtroppo questo metodo non ha portato a buoni risultati e strutture con molti neuroni di output sono in generale sconsigliate per predire serie temporali (Masters, 1993). Si è testato anche l'utilizzo di due strati nascosti, ma anche questa struttura non ha dato buoni risultati. Alla fine si è quindi scelto di utilizzare una rete neurale con 51 neuroni di input, uno strato nascosto ed un neurone di output, per ogni ora di anticipo di previsione. Per la scelta del numero di neuroni nello strato nascosto si sono eseguite prove per diverse ore di forecast. Se il numero è troppo basso la rete risulta troppo semplice e non è in grado di riprodurre i diversi casi che si possono presentare. Se invece il numero di neuroni è troppo alto si può avere un problema di *over-fitting*, ovvero la rete è troppo specializzata a riprodurre i dati nel periodo di training, ma non è in grado di riprodurre correttamente dati al di fuori di esso. Si è scelto quindi

di utilizzare 13 neuroni nello strato nascosto e la rete finale risulta quindi composta da 51 x 13 x 1 neuroni. In Fig. 5.3 si riporta un diagramma della struttura della rete neurale.

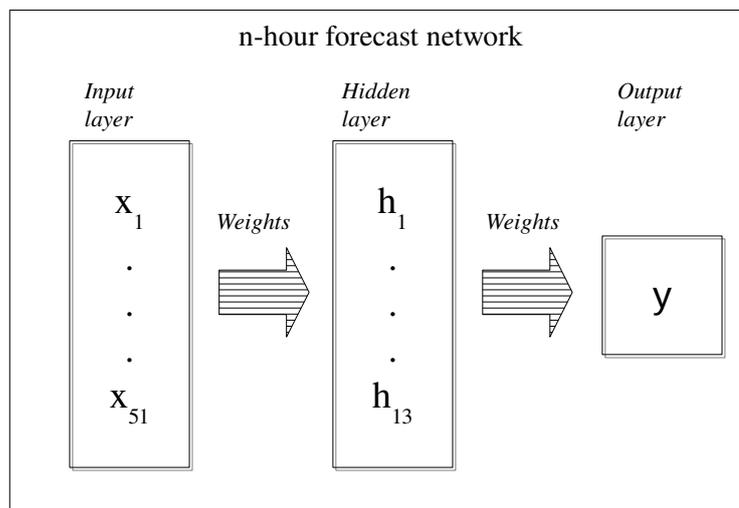


Figura 5.3: Struttura della rete neurale per un'arbitraria ora di previsione n . La rete è formata da 51 neuroni nello strato di input, 13 neuroni nello strato nascosto e 1 neurone nello strato di output. I pesi delle connessioni tra gli strati sono calibrati durante la fase di training.

La libreria FANN è in grado di lavorare con valori di qualsiasi grandezza ma si ottengono risultati migliori se i dati di input e l'output desiderato vengono normalizzati. Si sono quindi normalizzati tutti i valori tra 0 e 1. Dato che tutti i valori utilizzati sono espressi in metri, si è utilizzata una sola normalizzazione che li contenesse tutti. Al valore 0 si è associato un valore di -2 metri e al valore 1 un valore di 2 metri. I valori di output forniti dalla rete sono compresi tra questo intervallo e vengono alla fine riconvertiti in metri. Se fossero stati presenti altre grandezze non misurabili in metri o in un altro intervallo (ad esempio la pressione atmosferica), si sarebbe dovuto utilizzare una seconda normalizzazione per quei dati.

In Fig. 5.4 si riporta l'errore quadratico medio normalizzato commesso durante il training della rete all'aumentare delle epoche. Sono riportati i risultati per varie ore di previsione. Si può notare come all'aumentare della distanza temporale della previsione l'errore commesso aumenta. Tuttavia, l'andamento della calibrazione al passare delle epoche è regolare per tutte le ore di forecast, indicando la correttezza della fase di training.

5.2.3 Implementazione

Il sistema di assimilazione dati descritto è stato applicato alla versione operativa del modello, affiancando in tal modo il primo metodo descritto al Cap. 4.6.2. Si riassume qui la catena operativa che viene eseguita, con la nuova procedura all'interno. Il modello prevede il surge per 120 ore (5 giorni) ed è composto da due parti. Una simulazione sul mar Mediterraneo e una all'interno della laguna veneta. Il surge è calcolato dalla prima simulazione vicino alla laguna, in corrispondenza alla piattaforma del CNR 'Acqua Alta'. La serie temporale viene quindi corretta tramite la nuova procedura basata sulle reti neurali, e viene calcolato il livello totale sommando la marea astronomica, calcolata dalle costanti armoniche. Viene quindi avviata la seconda simulazione all'interno della laguna, forzando la griglia alle tre bocche di porto con il livello totale appena calcolato. Un diagramma della catena operativa è riportato in Fig. 5.5.

Si è sviluppato un altro metodo di assimilazione dati basato sull'utilizzo delle reti neurali, per avere una correzione alla previsione ogni 6 ore e non ogni 24, come per il metodo precedente. Il sistema utilizza quattro differenti set di calibrazione della rete. Si ha un set per la correzione con i dati osservati disponibili alle 00, uno per la correzione alle 06, uno per quella delle 12 e uno per le 18.

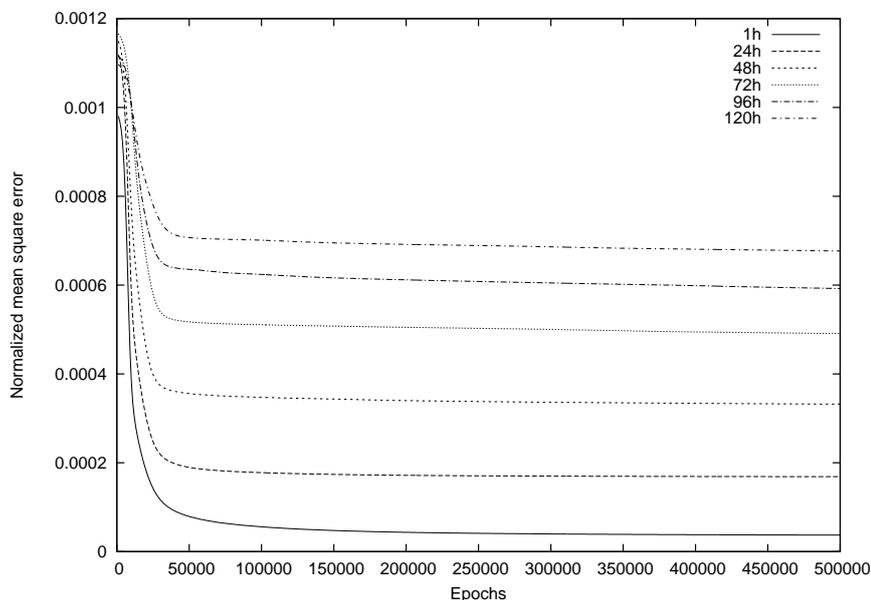


Figura 5.4: Errore quadratico medio normalizzato in funzione delle epoche di training per differenti ore di previsione.

5.2.4 Risultati

Correlazione tra input e output desiderato

Come descritto nel Cap. 5.2.2, vengono utilizzati 24 valori di livello residuo, S_σ^o , del giorno precedente ad ogni run del modello tra gli input e il livello residuo all'istante della previsione, $S^o(t)$, come output desiderato. La correlazione tra le variabili utilizzate come input alla rete e quella utilizzata come output desiderato è stata analizzata e viene esposta in Fig. 5.6. La mappa riporta il coefficiente di correlazione tra il valore desiderato per le varie ore di forecast, $S_n^o(t) = S^o(t_0 + n\Delta t)$, in ascisse, e i valori in input, $S_\sigma^o(t) = S^o(t_0 - \sigma\Delta t)$, nelle ordinate. Partendo dall'angolo in alto a sinistra si nota una forte correlazione (~ 0.9) tra i valori residui corrispondenti alle prime ore di previsione e gli ultimi valori del giorno prima. Questo fatto è normale, dal momento che i livelli sono vicini tra loro. Per le successive ore di forecast si nota come l'output desiderato diventa più correlato con i

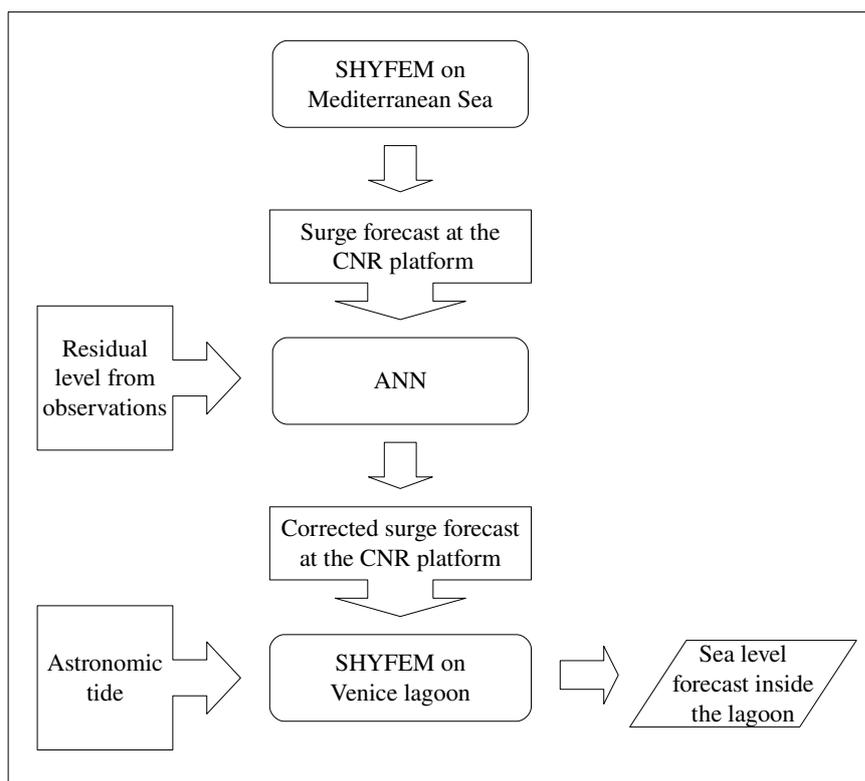


Figura 5.5: Diagramma della catena operativa della seconda versione del modello.

livelli residui misurati 22 ore prima. Questo fatto testimonia l'importanza delle sesse nel mar Adriatico, il cui periodo principale è di 22 ore. Questa correlazione si può notare anche i giorni successivi, come indica la presenza delle strisce verdi. La loro intensità diminuisce gradualmente, ma si possono notare anche l'ultimo giorno di forecast. La mappa in Fig. 5.6 potrebbe essere utilizzata per selezionare i migliori input per ogni ora, tuttavia si preferisce lasciare che la rete dia il giusto peso a tutti gli input durante la fase di training. Inoltre una regola generale per il training di una rete neurale dice: *Se in dubbio, tienilo* (Masters, 1993).

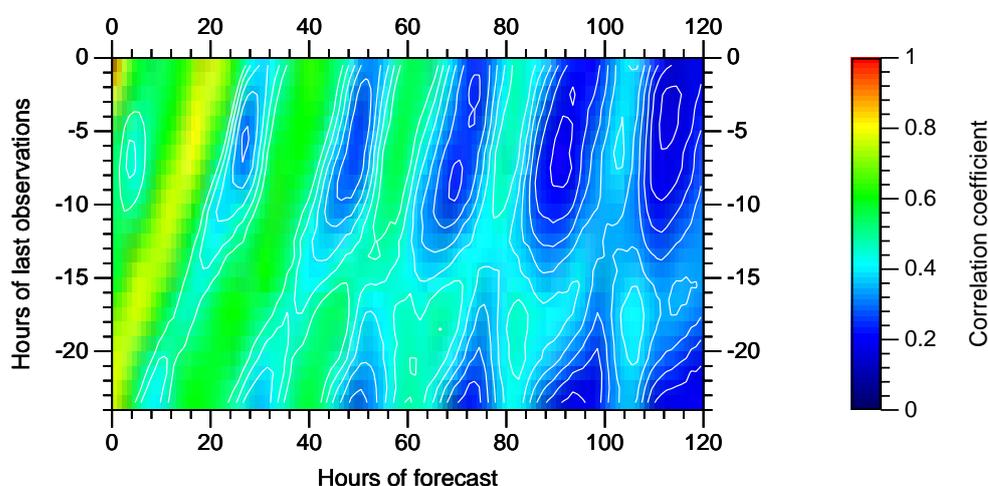


Figura 5.6: Correlazione tra i livelli residui un giorno prima la run del modello e i livelli residui corrispondenti alle varie ore di forecast.

Analisi statistica

Dopo la calibrazione delle reti neurali con le fasi di training e testing, le reti neurali sono state eseguite per l'anno 2007 con lo scopo di validare il sistema e controllare la sua generalità. Le reti neurali sono state eseguite anche per i periodi utilizzati per le fasi di training e testing, sebbene i risultati ottenuti durante il periodo di validazione siano i più significativi, dal momento che i dati non sono stati utilizzati nel processo di calibrazione.

Per ogni record di dati e ogni ora di previsione, si sono raccolti i valori di livello residuo osservato, $S^o(t)$, la stima fornita dal modello idrodinamico, $S^m(t)$, e quella data dalle reti neurali, $S^p(t)$. Da questi valori si sono calcolati gli scarti: $E^x(t_i) = S^x(t_i) - S^o(t_i)$, con x che indica o o p , per ogni record i . Infine si sono trovati i valori della media e della deviazione standard degli

scarti. I valori ottenuti sono plottati in Fig. 5.7 per il periodo di training, in Fig. 5.8 per il periodo di testing e in Fig. 5.9 per il periodo di validazione.



Figura 5.7: Fase di training. Media e deviazione standard degli scarti in funzione dell'ora di anticipo di previsione.

Osservando i valori medi calcolati per il modello idrodinamico, (Mean Mod) si nota un andamento simile in tutti e tre i periodi considerati. Si nota un'oscillazione con un periodo di circa 24 ore e un'ampiezza di circa 2 cm. Inoltre la curva non è centrata attorno allo zero. La periodicità è facile da spiegare: ogni livello di surge viene predetto cinque volte, per giorni seguenti, utilizzando campi meteorologici diversi ma ragionevolmente simili tra di loro. Più difficile è trovare la causa di questo errore. L'errore è maggiore durante le ore pomeridiane. Questo può essere dovuto a un regime locale di brezza, che non è risolto dal modello. Ad ogni modo sembra improbabile dal momento che dovrebbe essere abbastanza forte per causare un tale errore. Un'altra spiegazione può essere data considerando la variazione del coefficiente di stress durante la giornata. Ma tale variazione si dovrebbe notare maggiormente della deviazione standard, dal momento che dovrebbe influenzare sia il surge positivo che negativo.

Il valor medio delle differenze (Mean Fann) sono ridotti in modo considerevole. Il Fig. 5.7, per la fase di training, gli errori sono ridotti a valori

prossimi a zero ($\sim 10^{-5}$). Questo conferma una buona esecuzione della fase da parte della rete.

Buoni risultati sono rilevati anche nelle fasi di testing e validazione, riportate nelle Figg. 5.8 e 5.9. L'oscillazione dell'errore medio è ridotta a meno della metà ed è centrata attorno al valore nullo. L'errore è rimosso quasi totalmente per il primo giorno di previsione. Per i giorni successivi assume valori accettabili, minori di ± 0.02 m.

La deviazione standard delle differenze per i risultati del modello idrodinamico (Std Mod) mostrano un comportamento simile in tutti e tre i periodi utilizzati. In Fig. 5.7 la curva è più smussata che nelle Figg. 5.8 e 5.9. Questo è dovuto al numero di record disponibili, che è circa tre volte maggiore, dato che è relativo a tre anni. In tutte e tre le figure la deviazione standard mostra variazioni periodiche ma il suo andamento generale è circa costante fino alla 60-esima ora di forecast, dopo comincia a salire in modo lineare.

La deviazione standard delle differenze per i dati di post-processing (Std Fann) è considerevolmente minore in tutte e tre le fasi. Cresce quasi linearmente dopo le prime ore di previsione, nelle quali assume valori molto bassi. In particolare, per la fase di validazione in Fig. 5.9, cresce da un valore minore di 3 cm a un valore di circa 5 cm per le prime 24 ore. Il secondo

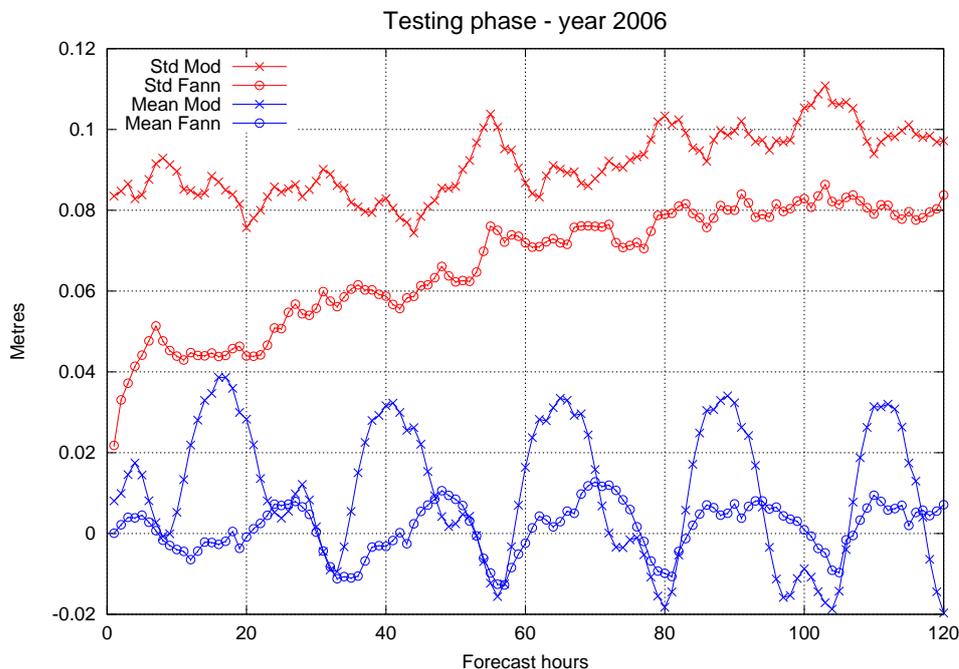


Figura 5.8: Fase di testing. Media e deviazione standard degli scarti in funzione dell'ora di anticipo di previsione.

giorno di forecast (dalla 25-esima alla 48-esima ora) la deviazione standard è quasi costante, con un valore di circa 6 cm. Questo rappresenta un forte miglioramento rispetto ai risultati del modello idrodinamico (Std Mod). Per forecast a lunga distanza, dopo 48 ore, si ha comunque un miglioramento medio di 2 cm.

Grandezze statistiche mediate sui giorni di previsione sono riportate in Tab. 5.1. Sono riportati la deviazione standard e il valor medio delle differenze, come per i grafici precedenti. Viene riportato anche il coefficiente di correlazione, relativo sia ai risultati del modello (Mod) che a quelli di post-processing (Fann). Tutte le quantità sono calcolate per la fase di validazione.

Sia la deviazione standard che il coefficiente di correlazione hanno una zona piatta nella prima parte del forecast, per i dati da modello. I dati di post-processing hanno invece un andamento lineare abbastanza regolare durante l'intero periodo. Questo fatto testimonia che la correzione prodotta dalla rete neurale è maggiore per il forecast breve, dal momento che la correlazione tra le osservazioni con l'output desiderato è maggiore (si veda Fig. 5.6). Comunque si ha un miglioramento buono anche per forecast a lunga distanza. Inoltre le capacità previsionali sono più regolari.

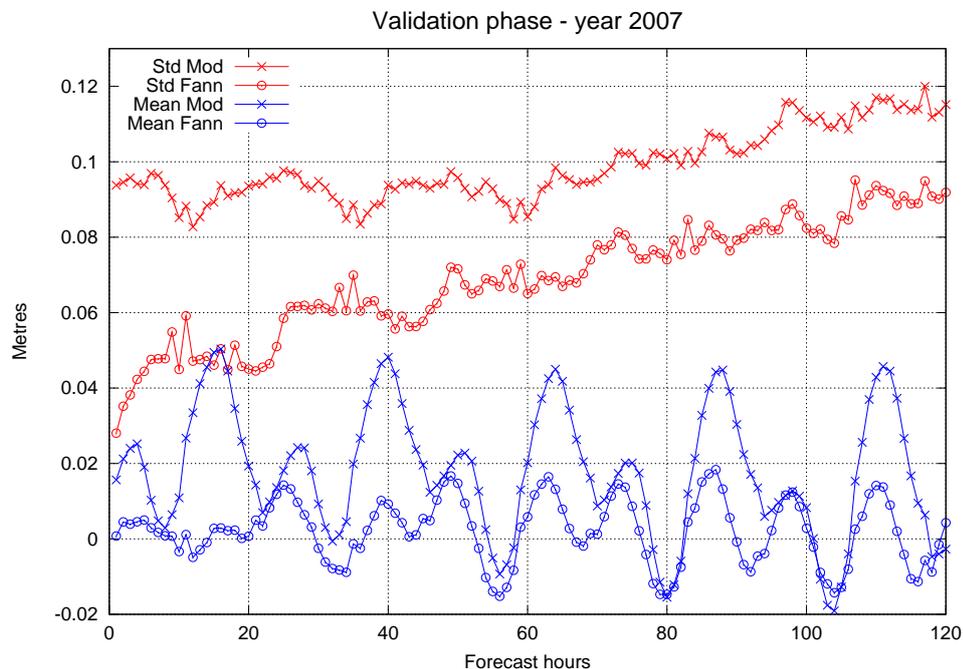


Figura 5.9: Fase di validazione. Media e deviazione standard degli scarti in funzione dell'ora di anticipo di previsione.

Tabella 5.1: Risultati per la fase di validazione, mediati sui giorni di forecast. I valori della deviazione standard e delle medie sono espressi in metri.

Forecast day	Std dev		Media		Correlazione	
	Mod	Fann	Mod	Fann	Mod	Fann
1-day	0.094	0.047	0.023	0.002	0.71	0.90
2-day	0.094	0.062	0.023	0.004	0.71	0.82
3-day	0.095	0.071	0.018	0.003	0.68	0.76
4-day	0.105	0.080	0.016	0.002	0.63	0.68
5-day	0.115	0.089	0.012	0.000	0.55	0.59

Caso di studio: 23 novembre 2007

Si espone di seguito la previsione di un evento di storm surge avvenuto il 23 novembre 2007. Generalmente gli eventi più significativi avvengono in autunno, quando il vento di Scirocco soffia più frequentemente lungo il mar Adriatico. Sfortunatamente nel 2007 non si sono registrati eventi eccezionali.

La previsione viene riportata con cinque, tre e uno giorni di anticipo in Fig. 5.10. Nel primo grafico, in alto, la previsione del modello (Mod) è buona per i primi tre giorni, confrontandola con i livelli residui calcolati dalle osservazioni (Res). Negli ultimi due giorni, a causa di una cattiva qualità delle previsioni meteorologiche, il livello di surge è fortemente sovrastimato. Il livello calcolato con la procedura di post-processing (Fann) mantiene una buona precisione durante i primi tre giorni, migliorando in alcune parti i risultati originali. Negli ultimi due giorni corregge la previsione dei picchi. Il picco maggiore predetto dal modello, per il 22 novembre, è ridotto a quasi metà del valore originale. Il picco più alto registrato il 23 novembre viene sottostimato di 10 cm, mentre il modello ne dava una sovrastima. Ad ogni modo una previsione a cinque giorni di distanza con un errore di 10 cm è da ritenersi buona.

Nel grafico centrale vengono esposti i risultati di due giorni dopo. La previsione è sempre di cinque giorni, ma vengono mostrati solo i primi tre, durante il periodo di interesse. Il primo giorno e mezzo si ha una buona previsione da parte del modello, che ad ogni modo viene migliorata dal post-processing. La seconda parte della previsione, dove si sono registrati i picchi maggiori, la previsione originale è peggiorata rispetto a quella di due giorni prima. I tre picchi registrati non sono più visibili e la forma della curva è sbagliata. La correzione neurale funziona egregiamente e fornisce una buona stima per i picchi anche se non localizza bene i minimi.

Il grafico in basso mostra la previsione ad un giorno. Solo il primo giorno dell'intera previsione viene esposto. La previsione del modello è ancora sbagliata ed ha un andamento simile a quella di due giorni prima. La correzione ora sovrastima i due picchi, ma riesce a localizzarli nel giusto istante

temporale.

In conclusione si può affermare che la correzione funziona per tutti i giorni di previsione.

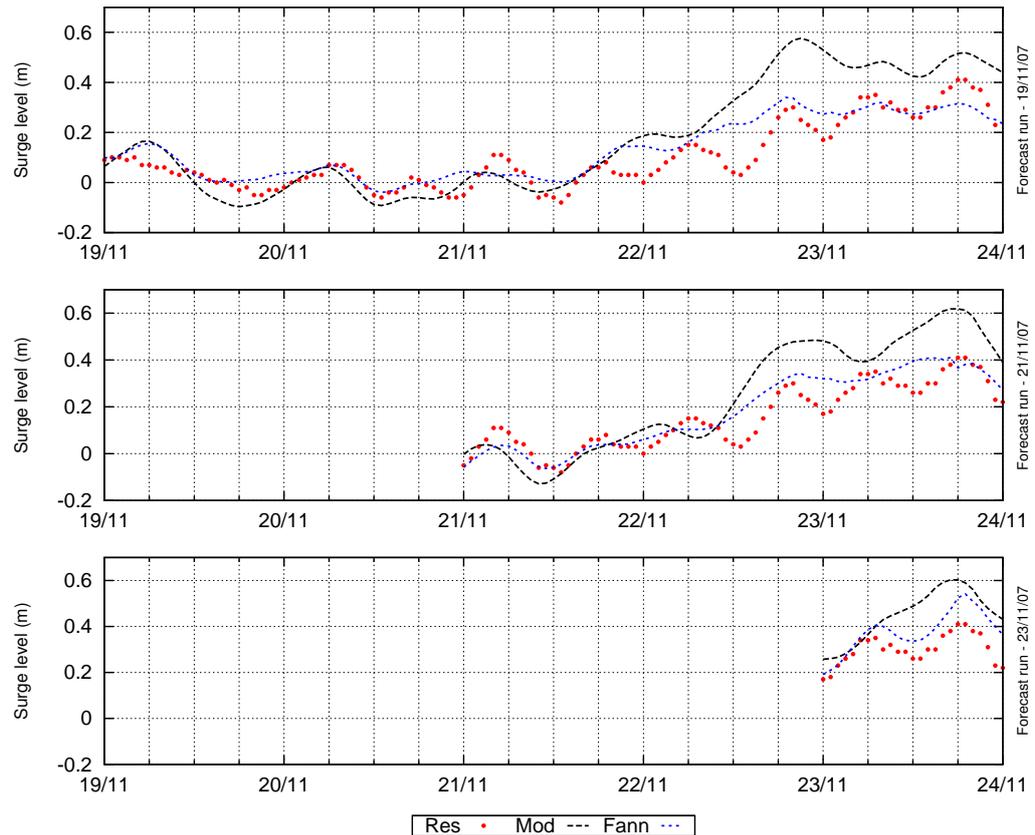


Figura 5.10: Run di forecast dei giorni 19, 21, 23 novembre 2007. Livello residuo osservato (Res), surge modellato (Mod) e livello di post-processing (Fann).

5.2.5 Discussione e conclusioni

Si è esposto un metodo di correzione dei risultati di un modello idrodinamico estratti in un luogo. La procedura è stata sviluppata, testata e validata. Una tale applicazione delle reti neurali è una cosa abbastanza nuova. I risultati di un modello idrodinamico sono stati utilizzati per eseguire il training di una rete neurale in Herman et al. (2007). Ma si utilizzava le componenti principali della PCA (Principal Component Analysis) e la rete forniva sem-

pre le componenti principali come output, in base ad un input composto da dati osservati.

La previsione qui ottenuta risulta buona se confrontata con altri modelli neurali (si veda il Cap. 2.1), ed è la migliore se confrontata con le statistiche degli altri modelli operativi al centro ICPSM.

Si è ottenuta una deviazione standard delle differenze di 4.7 cm per il primo giorno di forecast e di 8.9 cm per il quinto giorno. Se si confrontano questi risultati con quelli del modello originale, si nota che ora il quinto giorno di previsione ha un'accuratezza maggiore di quanto non aveva il primo giorno (si veda la Tab. 5.1). Il metodo ha ottenuto buoni risultati anche nel correggere la media delle differenze, che può essere definita una sorta di errore sistematico del modello. Inoltre il coefficiente di correlazione cala in modo più lineare rispetto a prima, dove era molto basso i primi giorni di previsione.

Sebbene non siano stati esposti risultati del modello operativo, attualmente il sistema è operativo da più di un anno e sembra confermare i risultati qui esposti.

Ulteriori miglioramenti si possono ottenere aggiungendo input alla rete neurale. Questi possono essere livelli residui relativi ad altre località del mar Adriatico, gradienti della pressione atmosferica e l'intensità e la direzione del vento. Le grandezze meteorologiche possono essere prese sia da osservazioni che da dati modellati di forecast. Un miglioramento si può ottenere anche da un training della rete con database più lunghi.

La miglior caratteristica delle reti neurali è in genere la facilità di aggiungere input e la loro adattabilità a qualsiasi problema. Il metodo qui descritto può essere applicato ai risultati di un qualsiasi modello idrodinamico. Il difetto peggiore di un metodo di post-processing basato su reti neurali, è la necessità di una calibrazione con un lungo set di dati. Nel caso infatti il modello idrodinamico subisca qualche variazione, ad esempio forzanti diverse o il cambiamento di alcuni parametri, tutto il set di dati utilizzati deve essere ricalcolato. Questo richiede un modello dinamico molto veloce e una buona routine automatica per rieseguire le run del modello.

5.3 Filtro di Kalman unidimensionale

Nel Cap. 3.4.2 si è descritto un sistema per utilizzare il Kalman filter come post-processing dei risultati del modello. Il metodo è tratto da Kalnay (2003).

Un altro metodo, basato sempre su di una formulazione unidimensionale, è stato utilizzato in (Pastres et al., 2003). Gli autori applicano un Extended Kalman Filter per correggere lo stato di un modello di ossigeno disciolto. Il modello è unidimensionale, ma lo stato del sistema considerato comprende alcuni parametri iniziali ed è detto *stato aumentato*.

Come si può capire dalla descrizione teorica data al Cap. 3.4.2, l'approccio seguito in questa applicazione è leggermente differente. Il metodo è stato sviluppato nell'ambito di un progetto di collaborazione tra l'istituto ISMAR-CNR di Venezia e l'ISPRA di Roma ed è attualmente utilizzato dal sistema operativo di previsione dell'ISPRA (Bajo et al., 2009).

Il sistema operativo presente all'ISPRA è composto da un modello atmosferico locale, il BOLAM (BOlogna Limited Area Model), che viene forzato da campi meteorologici dell'ECMWF. Al modello è accoppiato un modello delle onde, il WAM (WAve prediction Model) e un modello idrodinamico, il POM (Princeton Ocean Model), che girano sul bacino mediterraneo. I risultati di previsione del surge del POM vengono estratti in corrispondenza di varie località delle coste italiane. In particolare, per il caso di Venezia, viene estratto il surge previsto in piattaforma del CNR e alle tre bocche di porto. Al surge viene sommata la marea astronomica, calcolata per mezzo delle costanti armoniche. Il livello totale viene quindi applicato come condizione al contorno alle tre bocche di porto di una griglia agli elementi finiti della laguna veneta. La simulazione all'interno della laguna viene effettuata quindi con il modello SHYFEM.

Il filtro di Kalman viene applicato alla previsione del surge meteorologico previsto dal POM nei pressi della piattaforma del CNR *Acqua Alta*. Il sistema è stato testato con un database dell'anno 2008. I risultati del POM e i livelli residui osservati sono stati utilizzati per eseguire il filtro di Kalman.

Dato che il POM fornisce previsioni di 48 ore con spaziatura temporale di mezz'ora, il sistema descritto al Cap. 3.4.2 è stato impostato per ogni anticipo di previsione, una ogni mezz'ora. Come accennato precedentemente, sono necessari un po' di giorni perché i coefficienti siano completamente calibrati e i risultati incomincino ad essere affidabili. Inoltre, se i dati osservati e i risultati del modello differiscono troppo tra di loro, si possono riscontrare difficoltà di minimizzazione degli errori.

I parametri per *calibrare* l'algoritmo sono due: l'errore delle osservazioni, R_i , e l'errore del modello di regressione, Q_i . Più è grande Q_i più velocemente i vecchi dati perderanno di importanza e i coefficienti verranno modificati maggiormente. Ad ogni modo anche questi parametri vanno modificati con attenzione per non rendere il sistema instabile.

Le cause di un cattivo funzionamento del filtro possono anche essere legate alla qualità dei dati forniti. Va controllata in particolare la qualità dei dati osservati forniti al sistema. Se questi presentano degli errori troppo elevati questo si ripercuoterà sulla previsione. Inoltre se la previsione originale del POM si discosta troppo dai dati osservati, la correzione può essere instabile a causa della differenza troppo grande tra le due curve.

Al fine di testare il filtro su di un periodo statisticamente significativo, si è creato un programma per poter eseguire la correzione automaticamente su di un database annuale. Il programma crea un database annuale con i dati originali, quelli del post-processing e quelli realmente misurati. Con questi tre valori si possono calcolare gli scarti tra i dati previsti e quelli osservati. Si considerino gli scarti $\Delta E_i^m = Z_i^m - Z_i^o$ dei livelli predetti dal modello e quelli dei livelli post-processati $\Delta E_i^p = Z_i^p - Z_i^o$ per tutte le ore dell'anno.

Per controllare il corretto funzionamento del filtro, si possono calcolare le medie e le deviazioni standard di queste distribuzioni.

Il programma è stato eseguito sui risultati del 2008 e la statistica relativa viene riportata in Tab. 5.2. Come si può vedere il filtro riesce a ridurre la deviazione standard degli scarti da 16 cm a 8.9 cm per il primo giorno di forecast e da 16 cm a 12 cm per il secondo giorno. L'accuratezza della previsione migliora quindi di quasi il doppio per il primo giorno e di un quarto per il secondo. Questi risultati sono paragonabili con quelli ottenuti con la procedura basata sulle reti neurali e sono da ritenersi molto buoni.

Tabella 5.2: Valor medio e deviazione standard degli scarti per l'anno 2008. I valori riguardano i livelli residui previsti dal POM alla bocca di porto del Lido ('mod') e quelli dopo l'applicazione del post-process eseguito con il filtro di Kalman ('pp').

Anticipo di previsione	Media(m)		Dev. Standard(m)	
	mod	pp	mod	pp
1 giorno	-0.024	-0.002	0.161	0.089
2 giorno	-0.024	-0.004	0.163	0.120

Sempre dal database creato per il 2008 e da cui è stata elaborata la statistica presente nella Tab. 5.2, si sono estratti i risultati per due previsioni riportate nei grafici presenti nelle Figg. 5.11 e 5.12. Nei grafici vengono riportati il livello originariamente calcolato dal POM (Lido_mod), il livello effettivamente osservato (Lido_obs) e il livello derivante dall'applicazione del filtro di Kalman al livello del POM (Lido_post). In entrambi i casi la correzione è molto buona.

Il sistema operativo è stato impostato in modo da eseguire la correzione del livello col Kalman filter se i dati necessari sono presenti. In caso contrario il sistema utilizza i livelli originali previsti dal POM.

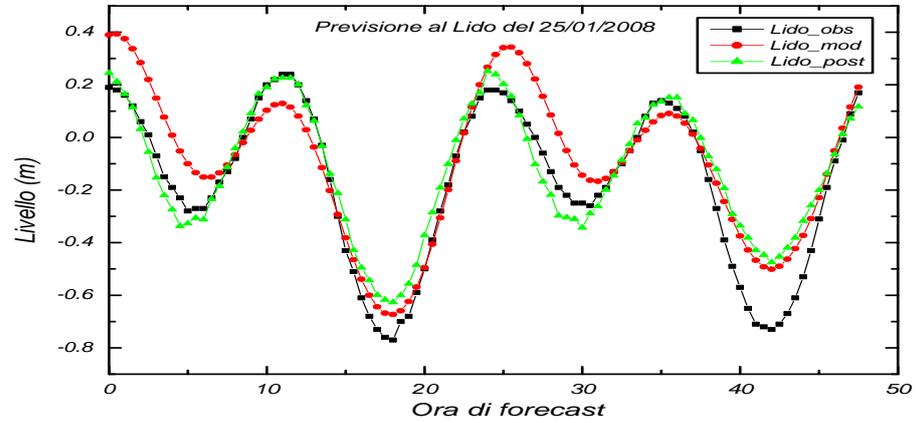


Figura 5.11: Previsione del livello (in metri) del giorno 25/01/2008 a Bocca di Lido. In funzione dell'ora di forecast vengono riportati il livello misurato (Lido_obs), previsto dal POM (Lido_mod) e previsto dal sistema di correzione col filtro di Kalman (Lido_post).

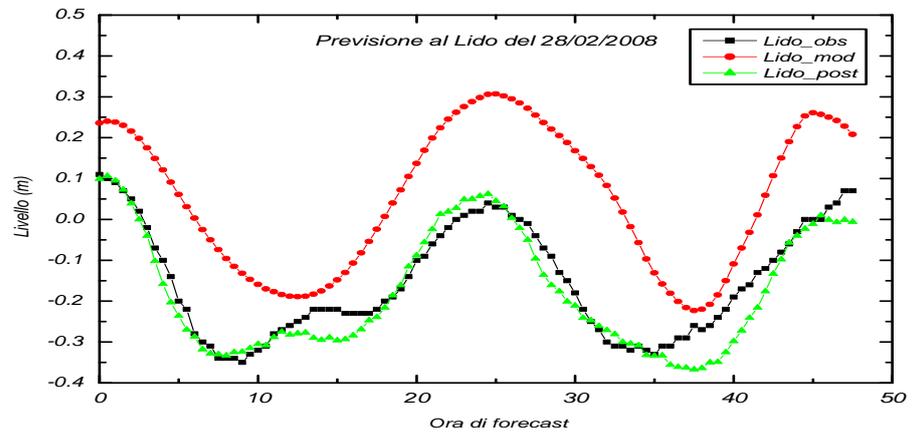


Figura 5.12: Previsione del livello (in metri) del giorno 28/02/2008 a Bocca di Lido. In funzione dell'ora di forecast vengono riportati il livello misurato (Lido_obs), previsto dal POM (Lido_mod) e previsto dal sistema di correzione col filtro di Kalman (Lido_post).

Capitolo 6

Ensemble forecast

I risultati esposti in questo capitolo, e ulteriori elaborazioni, saranno riportati in un articolo in fase di stesura.

La teoria dell'ensemble forecast si basa sulle scoperte fatte da Lorenz sulla predicibilità di un sistema fisico. Lorenz dimostrò che i sistemi dinamici descritti da equazioni non lineari, come ad esempio l'atmosfera o gli oceani, hanno un limitato grado di predicibilità e solo i sistemi dinamici periodici sono completamente predicibili (Lorenz, 1963b). Nei sistemi non lineari infatti, una piccola perturbazione dello stato iniziale può amplificarsi nel tempo e portare il sistema ad uno stato finale completamente diverso dallo stato ottenuto in assenza della perturbazione. La velocità con cui questo fenomeno accade dipende sia dalla non periodicità del sistema fisico sia dalla stabilità della traiettoria in cui il sistema si trova nello spazio delle fasi (Lorenz, 1963a). Se lo stato iniziale del sistema si trova su di una traiettoria instabile piccole variazioni possono condurre a stati molto diversi tra loro (ovvero distanti nello spazio delle fasi). Dal momento che lo stato di un sistema fisico idrodinamico non è mai conosciuto alla perfezione, la sua predicibilità è limitata e dipende dallo stato in cui si trova.

I metodi di ensemble forecast individuano delle direzioni preferenziali, nello spazio delle fasi dei vettori di stato, lungo le quali perturbare lo stato iniziale. Dai differenti stati iniziali perturbati si eseguono le simulazioni di forecast che possono differire notevolmente tra di loro.

Al centro meteorologico europeo ECMWF è operativo un modello atmosferico di ensemble forecast. Il modello esegue una run *deterministica*, e, tramite l'utilizzo di un sistema di assimilazione dati 4D-Var, trova lo stato iniziale ottimale, detto stato di analisi. Gli stati iniziali perturbati vengono ottenuti dallo stato di analisi applicando delle perturbazioni calcolate nel modo spiegato precedentemente. Dai vari stati iniziali vengono infine eseguiti i vari forecast.

Il sistema, oltre a essere operativo, è stato utilizzato anche per ricavare campi meteorologici del passato e per lo studio di particolari eventi. In

questo lavoro si sono utilizzati i campi meteorologici calcolati per il 1966 nel mar Adriatico. Nell'ambito di una collaborazione con l'Ing. Cavaleri del ISMAR di Venezia e con il personale del ECMWF, è stato possibile ottenere questi campi per delle simulazioni di previsione dell'inondazione storica di Venezia del 4 novembre 1966. In tale data una forte tempesta con venti di Scirocco investì il mar Adriatico e Venezia fu sommersa dal più alto surge meteorologico mai misurato in città, pari a 180 cm.

L'ECMWF ha fornito sia campi di analisi per l'intero periodo di ottobre e novembre 1966, che i relativi campi di forecast tradizionale, che vengono chiamati *deterministici*, che i campi di forecast di ensemble. Per le simulazioni si è utilizzato il modello idrodinamico SHYFEM con le stesse caratteristiche utilizzate per la versione operativa al Comune di Venezia. Si è fatta questa scelta anche per testare la validità del sistema operativo in caso di eventi così intensi. Sono stati analizzati i risultati ottenuti nei pressi della piattaforma del CNR, al di fuori della laguna senza correzioni di post-processing.

Si è eseguita una prima simulazione per l'intero periodo di ottobre e novembre utilizzando solo i campi meteorologici di analisi. Lo stato del sistema è stato salvato ogni 12 ore in un file di restart. Utilizzando questo file si sono avviate le simulazioni di forecast partendo da 7 giorni prima dell'evento del 4 novembre, ovvero dal 28 ottobre. Per ogni giorno si sono utilizzati sia i campi provenienti dal modello meteorologico deterministico T511, che quelli provenienti dal modello meteorologico deterministico T399, avente una risoluzione minore. Infine si sono utilizzati i 50 campi di ensemble forecast, che sono ottenuti utilizzando il modello T399. La simulazione deterministica effettuata con il modello T399 viene quindi detta di controllo.

In Fig. 6.1 si riportano le previsioni del livello di surge dei giorni 29, 30 e 31 ottobre 1966, e in Fig. 6.2 quelle dei giorni 01, 02 e 03 novembre 1966. In rosso sono riportati il livello di surge calcolato utilizzando i campi dell'ensemble come forzanti. In verde si ha il surge calcolato con i campi dal T511, in nero quello calcolato col forecast di controllo, in blu la media di tutte le curve di forecast dell'ensemble e in azzurro il surge effettivamente misurato a Punta Salute, in centro a Venezia. I livelli previsti si riferiscono tuttavia alla posizione della piattaforma del CNR 'Acqua Alta', che all'epoca non esisteva. Il confronto delle curve deve quindi tener conto dello sfasamento temporale causato dalle bocche di porto (di circa un'ora) e di una lieve modifica dell'ampiezza del picco. Quest'ultima differenza è difficile da stimare. Tuttavia, osservando i grafici, si nota come i livelli residui delle osservazioni siano sempre sfasati in avanti di un valore superiore ad un'ora, come invece dovrebbe essere.

Analizzando le capacità predittive del picco misurato il 4 novembre, si nota come già il giorno 29 la previsione basata sul forecast di controllo stimava un surge ben superiore a 1 m, valore già considerato eccezionale. Le previsioni di ensemble evidenziano l'alta instabilità del sistema fisico per

quel giorno e alcuni elementi dell'ensemble portano a stime del picco di surge superiori a 1.50 m. La previsione migliora i giorni successivi, già il 30 si ha una previsione deterministica di circa 1.60 m e molti elementi dell'ensemble sono compresi tra 1.5 e 2 m. Un lieve peggioramento si ha nelle previsioni del 01 novembre, in cui il forecast deterministico scende a 1.50 m. Tuttavia, la larghezza del fascio di previsioni dell'ensemble avverte che lo stato del sistema è fortemente instabile. Nei due ultimi giorni di previsione riportati si può notare come gli elementi dell'ensemble siano più concordi tra loro. Sebbene la previsione del picco presenti ancora una certa incertezza, questa è ridotta rispetto ai giorni precedenti e la previsione dei giorni dopo l'evento risulta più precisa, migliorando addirittura rispetto alla previsione del picco, che è più a breve termine.

In conclusione l'utilità delle previsioni di ensemble è soprattutto quella di fornire l'incertezza, che una previsione deterministica non può dare. Stimare un valore esatto per ogni ora non è facile dato che i campi dell'ensemble sono anche sfasati temporalmente tra di loro. Nelle figure si è riportato anche il loro valor medio ma, proprio per questa ragione, non è da ritenersi significativo. Sarebbe possibile dare una stima dell'altezza di un singolo picco individuando i massimi di ogni curva, anche se sfasati tra di loro. Un simile procedimento però è poco rigoroso e fortemente soggettivo.

Il metodo di previsione tramite i campi di ensemble qui descritto non è al momento operativo. Tuttavia, come dimostrato dal caso di studio appena esposto, il fatto di fornire l'incertezza di una previsione lo rende estremamente utile in ambito operativo. Si può ad esempio analizzare le distribuzioni spaziali e temporali di un singolo picco per fornire un errore e un'attendibilità sulla sua previsione.

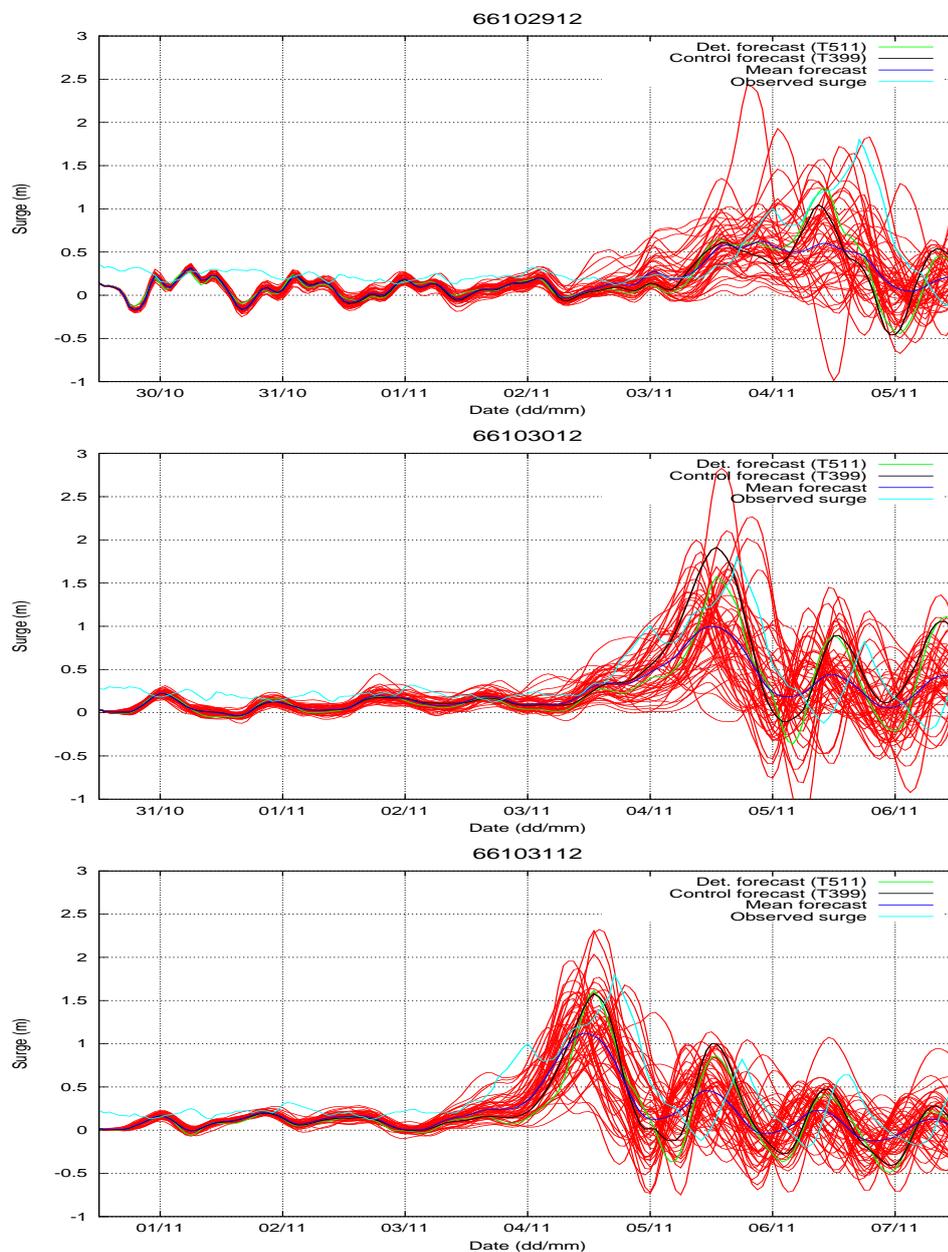


Figura 6.1: Previsione del surge basata sui campi meteorologici di ensemble forecast per i giorni 29, 30 e 31 ottobre 1966. Si sono utilizzati campi da modello T511 (verde), da modello T399 (in nero), di ensemble forecast (in rosso).

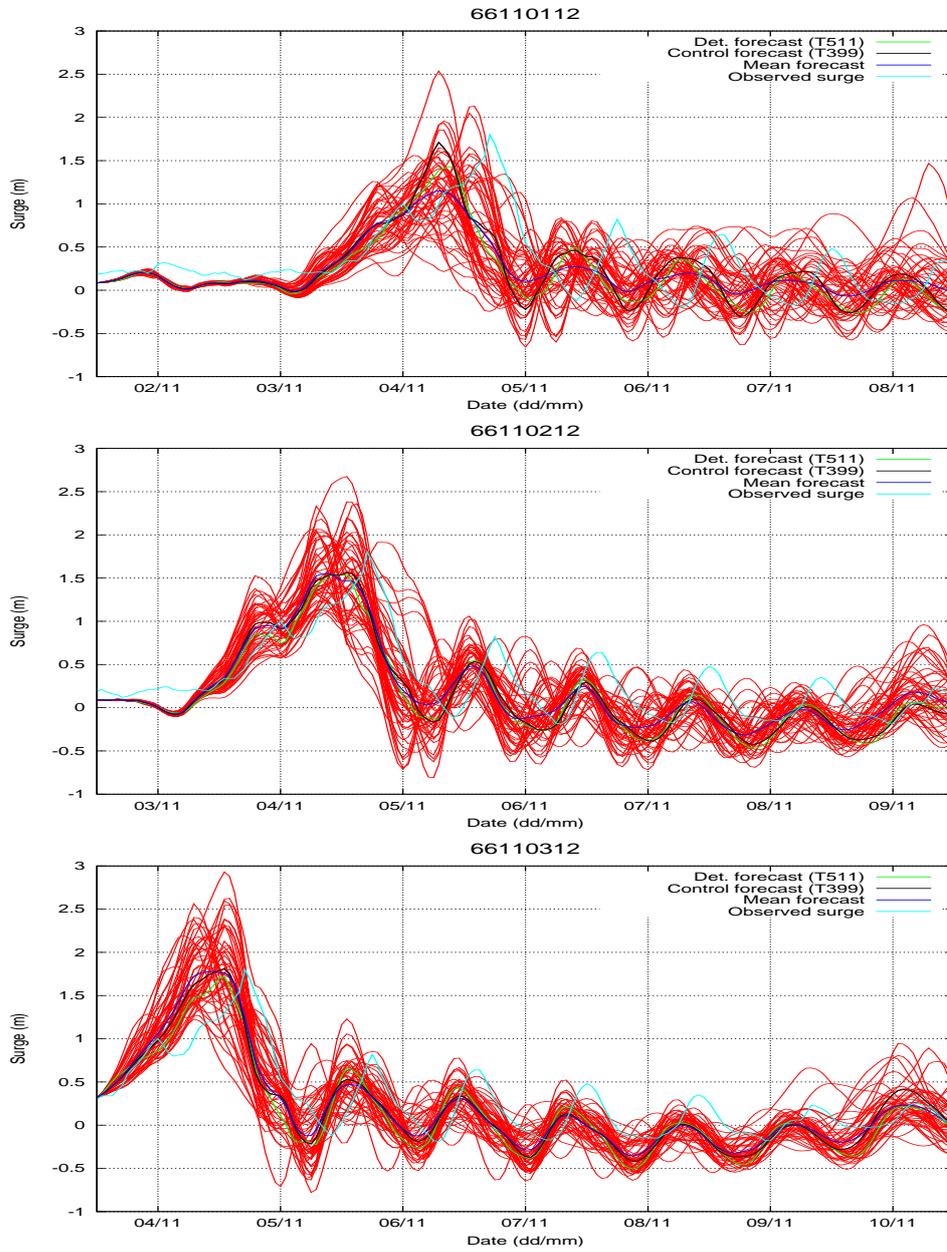


Figura 6.2: Previsione del surge basata sui campi meteorologici di ensemble forecast per i giorni 01, 02 e 03 novembre 1966. Si sono utilizzati campi da modello T511 (verde), da modello T399 (in nero), di ensemble forecast (in rosso).

Capitolo 7

Implementazione del 4D-Var

Come dimostrato dai risultati precedenti, le tecniche di assimilazione locale di dati producono un notevole miglioramento della previsione locale. Tuttavia sono delle procedure applicate dopo l'esecuzione del modello e non danno nessuna correzione alla simulazione effettuata. Per poter migliorare la simulazione del modello idrodinamico e aumentare quindi la qualità della previsione su tutto il dominio e per ogni variabile del modello, è necessario utilizzare una tecnica di assimilazione dati come quelle illustrate al Cap. 3. Le tecniche di assimilazione locale di dati possono comunque venire ancora utilizzate in seguito e portare ulteriori miglioramenti locali.

In questo capitolo si espone lo sviluppo di un sistema di assimilazione dati basato sul 4D-Var. Viene descritta la produzione del codice del modello aggiunto e la sua validazione.

7.1 Utilizzo di Tapenade

Come descritto nel Cap. 3.3.1, l'implementazione del 4D-Var richiede la creazione del codice del modello aggiunto. Da come si può dedurre dall'esempio riportato al Cap. 3.3.2 il codice prodotto supera in quantità il codice originale del modello. Il codice del modello deve essere analizzato riga per riga, partendo dalla sua fine e procedendo a ritroso, verso l'inizio. A ogni routine del codice originale deve corrispondere una routine nel codice aggiunto. Questa procedura risulta estremamente lunga e difficoltosa. Errori dovuti anche a semplice distrazione sono molto frequenti e il debug del codice è complesso.

Esistono tuttavia dei programmi per la creazione automatica del codice tangente e aggiunto di un modello idrodinamico. Tali programmi vengono detti di *differenziazione automatica* e sono in grado di analizzare il codice di un modello e differenziarlo, creando sia il codice tangente che quello aggiunto. La differenziazione viene eseguita rispetto alle variabili di controllo specificate dall'utilizzatore. I programmi di differenziazione automatica più

noti sono il TAMC (Tangent linear and Adjoint Model Compiler)¹ e il Tapenade². Nel corso di questo dottorato si è in parte utilizzato quest'ultimo per la creazione del codice tangente e aggiunto.

Tapenade è stato creato da un team di ricercatori dell'INRIA (Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique) e viene costantemente mantenuto e sviluppato. Il programma è in grado di leggere un codice sorgente in Fortran 77, Fortran 95 o C e di analizzare le dipendenze delle singole routine in base alle variabili di controllo definite dall'utente. Infine crea il codice dei modelli tangente e aggiunto. Spesso però il programma trova delle difficoltà nell'interpretazione del codice originale del modello, oppure individua delle parti non differenziabili. In questi casi Tapenade produce comunque dei messaggi dettagliati di avviso o errore. In tal caso si può decidere, a seconda del problema riscontrato, se modificare il codice originale del modello o eseguire manualmente la differenziazione della parte del codice in cui Tapenade trova difficoltà.

A titolo di esempio si riporta di seguito un pezzo di codice non differenziabile:

```
if (x.gt.0) then
  y = 2 * x
else
  y = -3 * x
end if
```

Analizzando la continuità di y rispetto a x , si trova che il codice non è differenziabile per $x=0$. In casi come questi si deve decidere, in base alla fisica del problema, che modifiche apportare al codice per renderlo differenziabile.

Il codice del modello è stato analizzato con Tapenade e i vari problemi riscontrati sono stati risolti di volta in volta. In genere si è modificato il codice originario per renderlo differenziabile in modo automatico. Solo alcune routine riguardanti la parte del risolutore del sistema di equazioni sono state differenziate manualmente per ottenere un codice maggiormente ottimizzato. Per poter differenziare in modo automatico il codice presente prima e dopo queste routine esse vanno sostituite da delle routine denominate 'dummy'. Queste routine non eseguono nessuna istruzione sensata, ma rispettano semplicemente la dipendenza delle variabili di output della routine da quelle di input. In questo modo Tapenade le differenzia insieme al resto del codice senza commettere errori dovuti a mancate dipendenze del codice che segue le routine da quello che le precede. Alla fine le routine 'dummy' vengono sostituite da quelle create manualmente e il codice creato è completo. Di seguito si descrive la differenziazione effettuata per le routine del solver.

¹<http://www.autodiff.com/tamc/>

²<http://www-sop.inria.fr/tropics/>

7.2 Differenziazione del solver

Il codice del modello idrodinamico al suo interno ha un loop temporale, che evolve lo stato del sistema dall'istante iniziale a quello finale. All'interno del loop vengono calcolati tutti i termini delle equazioni dinamiche e viene assemblata la matrice di un sistema per la risoluzione implicita dei livelli. In seguito, una volta ottenuti i livelli in ogni nodo della griglia per l'istante successivo, si calcolano in modo esplicito i trasporti barotropici. Le equazioni del modello sono riportate nel Cap. 4.1 (eq. 4.1). La matrice assemblata definisce un sistema con incognite i livelli z_n al tempo t_{i+1} e termini noti i livelli z_o al tempo t_i . I vettori possono avere dimensione dell'ordine di $10^4 \sim 10^5$. Per risolvere il sistema si sono testati vari risolutori, cercando di implementare tecniche sempre più efficaci. La matrice del sistema è una matrice a banda, sparsa e non simmetrica.

Il risolutore del sistema è stato cambiato per aumentare le performance computazionali per l'utilizzo dell'assimilazione dati. Come descritto al Cap. 3.3.1 il 4D-Var prevede l'esecuzione del codice diretto e aggiunto più volte all'interno di una finestra di assimilazione. Per ottenere risultati in tempi rapidi bisogna quindi avere un modello abbastanza veloce o parallelizzato in modo da poterlo eseguire su più processori.

In origine il sistema veniva risolto con un risolutore del pacchetto Linpack che sfrutta l'algoritmo di eliminazione di Gauss. Il metodo tuttavia è lento e non parallelizzato. Si è quindi testata una libreria, denominata Pardiso³, che utilizza un metodo di risoluzione diretto-iterativo alquanto complesso. La libreria è parallelizzata e più efficiente del metodo gaussiano per matrici di dimensione elevata. Purtroppo il codice della libreria non è fornito liberamente e non è quindi possibile ricavarne il codice tangente e aggiunto.

Infine si sono testati alcuni risolutori iterativi presenti nel pacchetto Sparskit⁴. La libreria ha licenza open source e quindi in questo caso il codice è disponibile. Inoltre, nonostante non sia parallelizzata, con essa si sono ottenute le migliori prestazioni.

Inizialmente il fatto di non avere a disposizione il codice della libreria Pardiso e per ottenere migliori performance computazionali si è deciso di differenziare la parte del codice con la risoluzione della matrice senza differenziare le routine interne del risolutore. In questo modo si può facilmente sostituire, senza grosse difficoltà, un solver con un altro anche in futuro.

Di seguito si riportano i passaggi necessari ad individuare il codice tangente e aggiunto. Il codice del modello idrodinamico all'interno del ciclo temporale può essere rappresentato da un operatore P , a sua volta costituito da tre operatori:

$$P = P_2 S P_1. \quad (7.1)$$

³<http://www.pardiso-project.org/>

⁴<http://www-users.cs.umn.edu/~saad/software/SPARSKIT/sparskit.html>

Il primo operatore P_1 prende un vettore di input, I , (le variabili di controllo, ovvero lo stato iniziale), e ritorna la matrice A e il termine noto B appena prima del risolutore. Il risolutore, S , trova x come soluzione del sistema:

$$Ax = B \quad (7.2)$$

e si può rappresentare come un operatore che, dati A e B , trova x :

$$x = S(A, B) \equiv S(P_1(I)). \quad (7.3)$$

La parte finale del codice, P_2 , trova da x il vettore di output O .

Per ricavare il codice tangente di S basta differenziare il sistema e si trova:

$$A_d x + Ax_d = B_d \quad (7.4)$$

Dove si è indicato con la lettera d in pedice le variabili differenziate. Da questa si ricava x_d :

$$x_d = A^{-1}[B_d - A_d x] \equiv S'(A, B)P_1'(I)I_d. \quad (7.5)$$

Il codice tangente, $S_d(A, A_d, B, B_d)$, corrispondente al codice rappresentato dall'operatore è composto da due applicazioni del risolutore S con termini noti differenti:

- Calcolo di $x = S(A, B)$;
- Calcolo di $x_d = S(A, C)$, con $C = B_d - A_d x$.

Per ricavare la routine aggiunta, $S_b(x, x_b)$, che trova (A_b, B_b) , si deve procedere in modo più complesso. Per prima cosa bisogna dimostrare la seguente uguaglianza:

$$\langle x_d | x_b \rangle = \langle A_d | A_b \rangle + \langle B_d | B_b \rangle \quad (7.6)$$

dove si è usata la notazione di Dirac, $\langle \cdot | \cdot \rangle$, per il prodotto tra operatori e con la lettera b in pedice le variabili aggiunte corrispondenti. Si consideri la seguente uguaglianza:

$$\begin{aligned} \langle O_d | O_b \rangle &= \langle P'(I)I_d | O_b \rangle \\ &= \langle P_2'(x)S'(A, B)P_1'(I)I_d | O_b \rangle \end{aligned} \quad (7.7)$$

$$\begin{aligned} &= \langle S'(A, B)P_1'(I)I_d | P_2'^T(x)O_b \rangle \\ &= \langle P_1'(I)I_d | S'^T(A, B)P_2'^T(x)O_b \rangle \end{aligned} \quad (7.8)$$

$$\begin{aligned} &= \langle I_d | P_1'^T(I)S'^T(A, B)P_2'^T(x)O_b \rangle \\ &\equiv \langle I_d | I_b \rangle. \end{aligned}$$

Come si vede dai passaggi il prodotto delle variabili tangenti e aggiunte in uscita è uguale a quello in ingresso. Questo è vero anche per le fasi

intermedie. L'eq. 7.7 non è altro che il prodotto $\langle x_d|x_b \rangle$, mentre l'eq. 7.8 è il prodotto $\langle A_d|A_b \rangle + \langle B_d|B_b \rangle$. L'uguaglianza espressa in eq. 7.6 risulta quindi dimostrata. Da questa si possono sviluppare i seguenti passaggi:

$$\begin{aligned} \langle x_d|x_b \rangle &= \langle A^{-1}(B_d - A_d x)|x_b \rangle \\ &= \langle A^{-1}B_d|x_b \rangle - \langle A^{-1}A_d x|x_b \rangle \\ &= B_d^T (A^{-1})^T x_b - x^T A_d^T (A^{-1})^T x_b \quad (7.9) \\ &\equiv \langle B_d|B_b \rangle + \langle A_d|A_b \rangle. \quad (7.10) \end{aligned}$$

Dall'uguaglianza tra i termini in eq. 7.9 e in eq. 7.10 si ha che:

$$B_b = (A^{-1})^T x_b. \quad (7.11)$$

La seconda parte dell'equazione richiede il calcolo dei singoli elementi, dal momento che si ha a che fare con delle matrici. Alla fine si ottiene:

$$A_b = -x B_b^T. \quad (7.12)$$

In conclusione la routine corrispondente all'operatore aggiunto corrispondente al risolutore deve essere composta nel seguente modo:

- Dall'eq. 7.11, calcolo dell'incremento di B_b : $\delta B_b = S(A^T, x_b)$;
- Incrementare la variabile aggiunta: $B_b = B_b + \delta B_b$;
- Dall'eq. 7.12, calcolo di $x = S(A, B)$;
- Sempre dall'eq. 7.12, incrementare A_b : $\delta A_b = -x \delta B_b^T$.

In realtà nel codice effettivo solo il primo punto è eseguito, dal momento che la variabile A_b non viene utilizzata in seguito (in questo caso si dice che la variabile non è attiva).

7.2.1 Creazione del codice tangente e aggiunto

Come già accennato si è utilizzato il programma Tapenade per la creazione di entrambi i modelli. Le routine del risolutore sono state sostituite con delle routine 'dummy'. Inoltre l'intero codice del modello è stato semplificato in modo da evitare parti non differenziabili o che non aveva senso differenziare. Il modello originale è composto infatti da numerose routine che non vengono chiamate nel caso lo si utilizzi in modo bidimensionale per la previsione del surge meteorologico. Il codice risultante è stato fornito come input a Tapenade e si sono specificate, come variabili di controllo, lo stato iniziale del sistema dinamico. Questo è composto dalle due componenti del trasporto barotropico, specificato in ogni elemento, $(U_m, V_m)_{m=1, M}$ con M il numero degli elementi, e dai livelli di surge in ogni nodo, $(Z_n)_{n=1, N}$ con N il numero dei nodi della griglia. La dimensione dello stato è quindi $2M + N \approx 40.000$.

Il codice prodotto per il modello tangente e il modello aggiunto è stato modificato, commentando le routine derivanti dalla differenziazione delle routine 'dummy' e aggiungendo le routine del risolutore, create con le indicazioni del paragrafo precedente. Tapenade utilizza un metodo di checkpointing misto tra l'SA e l'RA (si veda Cap. 3.3.1), in modo da ottimizzare il tempo necessario all'esecuzione del codice aggiunto. Il metodo è alquanto complesso, uno schema è riportato in Fig. 7.1. A sinistra si riporta il codice originale, in cui una routine A chiama al suo interno B e D . Inoltre B chiama C . A destra viene riportato il codice del modello aggiunto, in cui \vec{A} indica l'esecuzione con la memorizzazione del valore delle variabili prima della loro sovrascrittura. L'esecuzione del codice aggiunto con la lettura delle variabili memorizzate viene indicata con \overleftarrow{A} . Senza procedure di checkpointing l'esecuzione del codice sarebbe schematizzata solo dalla prima riga. Invece durante l'esecuzione di \vec{A} vengono salvate solo alcune variabili e durante l'esecuzione di \overleftarrow{A} alcune vengono richiamate e quelle non salvate in precedenza, corrispondenti alla routine C , vengono ricalcolate, memorizzate e chiamate al momento opportuno.

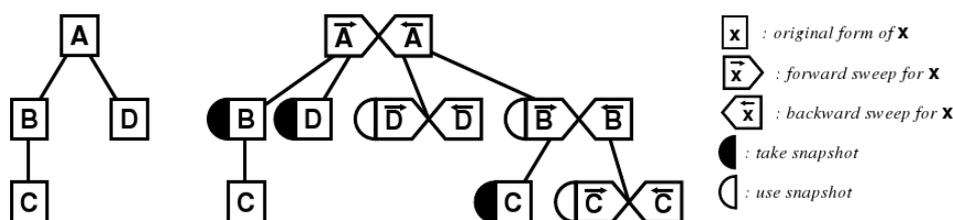


Figura 7.1: Strategia di checkpointing utilizzata da Tapenade. (Hascoet and Pascual, 2004).

Le *traiettorie* vengono salvate e richiamate dalla memoria RAM del computer tramite opportune routine. Nel caso di una normale griglia computazionale, con qualche migliaio di nodi, è facile che la memoria RAM si esaurisca velocemente dopo solo alcune ore di simulazione. Questo problema rende impossibile l'utilizzo del codice aggiunto per problemi reali su computer normali. Per ovviare questo problema si deve utilizzare ancora un metodo di Checkpointing. Esiste un pacchetto di software, denominato *Treeverse*⁵ che viene utilizzato per questo scopo ed è stato implementato nel codice prodotto.

Inizialmente il codice creato da Tapenade presentava alcuni errori dovuti a una cattiva interpretazione del codice sorgente o a problemi di differenziabilità. Grazie agli avvisi forniti dal programma è stato possibile modificare le parti del codice sorgente che presentavano i problemi e ottenere un codice

⁵<http://www.autodiff.org/?module=Tools&language=Fortran77>

prodotto corretto. Il codice prodotto può essere controllato attraverso il calcolo di alcune norme, come descritto nei paragrafi seguenti.

7.2.2 Validazione del codice tangente

Il codice tangente viene validato controllando il valore di alcune norme. Si supponga di avere uno stato iniziale del sistema fisico, \vec{x}_{00} , al tempo $t_0 = 0$. Nel caso presente il sistema è definito dai valori di livello e della corrente marina in ogni nodo ed elemento della griglia. Il modello idrodinamico si può allora rappresentare con un operatore non lineare M_t che agisce sullo stato fisico, evolvendolo nel tempo: $\vec{x}_{01} = M_t(\vec{x}_{00})$. Ovvero, dato lo stato iniziale trova lo stato, \vec{x}_{01} , al tempo t . Se allo stato iniziale si applica una variazione infinitesima ϵ nella direzione arbitraria \vec{k} si ha uno stato iniziale $\vec{x}_{10} = \vec{x}_{00} + \epsilon\vec{k} = \vec{x}_{00} + \delta\vec{x}_0$ e uno stato finale $\vec{x}_{11} = M(\vec{x}_{10})$. A questo punto si ha che la differenza tra i due stati finali è la seguente:

$$\delta\vec{x}_1 = M(\vec{x}_{10}) - M(\vec{x}_{00}) = L(\vec{x}_{00})(\delta\vec{x}_0) + O(\|\delta\vec{x}_0\|^2) \simeq \epsilon L(\vec{x}_{00})(\vec{k}) \quad (7.13)$$

Dove $\delta\vec{x}_1$ è la variazione infinitesima al tempo t propagata dalla variazione iniziale $\delta\vec{x}_0$ e $L(\vec{x}_{00}) = \left. \frac{\partial M(\vec{x})}{\partial \vec{x}} \right|_{\vec{x}_{00}}$ è l'operatore lineare che rappresenta il modello tangente.

Si possono quindi calcolare delle norme sommando i quadrati di ogni componente dei vettori presenti nell'equazione precedente e si ha:

$$\sum_i (M_i(\vec{x}_{10}) - M_i(\vec{x}_{00}))^2 \simeq \epsilon^2 \sum_i (L_i(\vec{x}_{00})(\vec{k}))^2 \quad (7.14)$$

L'equazione afferma che la norma calcolata della differenza dei due stati finali, trovati con le due simulazioni del modello diretto partendo da stati infinitesimalmente vicini, deve essere uguale alla norma dello stato finale del modello tangente, data la stessa variazione $\delta\vec{x}_0$ iniziale. Questo è vero solo per determinati valori di ϵ . Per valori troppo alti infatti gli stati differiscono troppo e la variazione non è infinitesima. Per valori troppo bassi la precisione di calcolo, anche se per eseguire questo test è stata aumentata (in fortran i reali in doppia precisione sono definiti come *double precision*), è troppo bassa e la norma differisce⁶. Questa tecnica per calcolare i differenziali è chiamata *Divided Differences*.

Per verificare l'uguaglianza, si esegue una prima simulazione partendo dallo stato \vec{x}_{00} e salvando lo stato finale \vec{x}_{01} , una seconda simulazione partendo dallo stato \vec{x}_{10} e salvando lo stato finale \vec{x}_{11} e una simulazione con il codice tangente, salvando la variazione finale $\delta\vec{x}_1$. Con i tre vettori si calcolano le due norme della eq.7.14. I loro valori dipendono dal tipo e dalla lunghezza della simulazione eseguita, ma devono essere molto simili per

⁶Proprio la limitata precisione dei calcolatori ha suggerito a E. N. Lorenz le ricerche sulla predicibilità di uno stato.

un valore di ϵ di circa 10^{-10} . La verifica è stata fatta con la griglia computazionale del mediterraneo e con delle forzanti reali di vento e pressione atmosferica. La simulazione ha avuto la durata di un giorno, che è la larghezza prevista per la finestra di assimilazione dati. Utilizzando $\epsilon = 10^{-10}$ si è ottenuta una norma per il metodo delle differenze di 8895554.29105719 e per il codice tangente di 8895553.48385923. Le due norme differiscono del $(9 \cdot 10^{-6})\%$.

7.2.3 Validazione del codice aggiunto

La verifica del codice aggiunto è analoga a quella del codice tangente. Indicando con $L(\vec{x}_{00})(\cdot) \equiv L$ l'operatore tangente calcolato in \vec{x}_{00} si ha:

$$\|\delta\vec{x}_1\|^2 = \langle \delta\vec{x}_1 | \delta\vec{x}_1 \rangle = \langle L\delta\vec{x}_0 | \delta\vec{x}_1 \rangle = \langle \delta\vec{x}_0 | L^T \delta\vec{x}_1 \rangle = \langle \delta\vec{x}_0 | \delta\vec{x}_0^* \rangle \quad (7.15)$$

dove $\delta\vec{x}_0^*$ è la variabile aggiunta associata a $\delta\vec{x}_0$ e si sono sfruttate le proprietà degli operatori aggiunti. Questa tecnica viene denominata anche *Dot Product test* (Kalnay, 2003). Per controllare il valore delle norme, bisogna eseguire il codice tangente per un determinato problema. A fine simulazione, si avrà la variazione $\delta\vec{x}_1$ di una perturbazione iniziale $\delta\vec{x}_0$. Si esegue quindi il codice aggiunto, che da $\delta\vec{x}_1$ si trova $\delta\vec{x}_0^*$, all'istante iniziale. A questo punto si può calcolare il prodotto indicato nell'eq. 7.15, che dev'essere uguale, entro un certo limite di precisione, alla norma trovata per il codice tangente e riportata nell'eq. 7.14. Per la simulazione impostata nello stesso modo della verifica della norma tangente, si è trovato un valore del dot product di 8895546.97601501. Il valore differisce del $(7 \cdot 10^{-5})\%$ da quello della norma del codice tangente. Questo conferma l'esattezza di entrambi i codici. In Tab. 7.1 si riportano i valori delle norme ottenute con la tecnica delle divided differences, col codice tangente e col codice aggiunto.

Tabella 7.1: Norme calcolate con il metodo delle Divided Differences (DD) con $\epsilon = 10^{-10}$, con il codice tangente (TNG) e con il codice aggiunto, tramite il dot product (ADJ).

DD	TNG	ADJ
8895554.29105719	8895553.48385923	8895546.97601501

Capitolo 8

Conclusioni

Nel corso di questo dottorato sono stati sviluppati vari metodi per la previsione della marea. I metodi presentati sono stati applicati per la previsione a Venezia e nella sua laguna, tuttavia essi sono facilmente applicabili ad altre zone, con le opportune modifiche.

Si è implementato un modello idrodinamico agli elementi finiti in grado di fornire la previsione della marea e delle correnti sia al di fuori che all'interno della laguna veneta (Cap. 4). Il modello viene attualmente utilizzato al Centro Maree del comune di Venezia e risulta essere l'unico del Centro a fornire una previsione dettagliata all'interno della laguna.

Inoltre sono stati sviluppati vari metodi di assimilazione locale di dati applicati sia al modello implementato che ad un sistema operativo dell'ISPRA di Roma (Cap. 5). I due metodi sviluppati più avanzati sono basati uno sull'utilizzo di una rete neurale e l'altro sull'utilizzo di un filtro di Kalman. Il primo ha ottenuto ottimi risultati (Bajo and Umgiesser, 2009), riuscendo a migliorare del doppio l'accuratezza di previsione ad un giorno, e ottenendo un'accuratezza a cinque giorni maggiore di quella a un giorno del modello senza assimilazione dati (Tab. 5.1). Il secondo metodo è stato applicato ai risultati di un modello POM ed è riuscito a incrementare l'accuratezza della previsione a un giorno a quasi il doppio dell'originale. I due metodi quindi si equivalgono quasi come qualità dei risultati ottenuti, sebbene il primo sia leggermente migliore. Il secondo tuttavia presenta dei vantaggi pratici di utilizzo dati dal fatto che non necessita di alcun database di calibrazione.

Ulteriori metodi di previsione e di assimilazione dati, sono stati sviluppati e utilizzati, anche se non ancora in fase operativa. Uno di questi è la previsione attraverso campi meteorologici di ensemble forecast. Questo metodo è stato applicato allo studio di un caso storico di inondazione, avvenuto in novembre dell'anno 1966. I risultati ottenuti sono stati confrontati con quelli ottenuti con un metodo tradizionale (deterministico) di previsione (Cap. 6). Si è trovato che la previsione di ensemble, a differenza di quella tradizionale, è in grado di fornire una stima dell'incertezza della previsione

e della stabilità dello stato in cui il sistema fisico si trova. Ulteriori metodi di analisi dei risultati in grado di evidenziare le informazioni maggiormente utili dalle simulazioni di ensemble devono essere sviluppati. Ad esempio l'incertezza sulla previsione di un picco di marea può essere stimata sia sul valore raggiunto dal picco, che sul momento in cui la marea raggiunge il valore massimo.

Infine si è iniziato lo sviluppo di un sistema di assimilazione dati basato sulla tecnica 4D-Var. Il codice dei modelli tangente e aggiunto del modello idrodinamico, necessari al 4D-Var, sono stati sviluppati e nel Cap. 7 si descrive le principali difficoltà affrontate e risolte. I codici sviluppati sono stati validati tramite utilizzando un metodo standard (Tab. 7.1). Il sistema 4D-Var per poter essere reso operativo necessita ora di un sistema di minimizzazione della funzione di costo e dell'individuazione delle matrici di covarianza degli errori. Inoltre il sistema finale va testato su casi di studio reali. Tuttavia si fa presente che il lavoro di maggiore complessità e lunghezza, ovvero la creazione del codice aggiunto, è stato già effettuato.

Molti dei lavori effettuati nel corso di questo dottorato sono stati sviluppati nel corso di progetti con Centro ICPSM del comune di Venezia o con ISPRA di Roma. I prossimi lavori potrebbero riguardare il miglioramento dei sistemi già utilizzati in ambito operativo e la resa operativa dei metodi che ancora non lo sono. Per quanto riguarda il miglioramento dei metodi già operativi, si prevede una ricalibrazione delle reti neurali e l'aggiunta di ulteriori input, sia per il sistema basato sulle reti neurali, che per quello basato su filtro di Kalman. Inoltre anche l'applicazione del modello idrodinamico potrebbe essere migliorata tramite l'utilizzo di griglie di calcolo più precise o altre modifiche al codice del modello.

I metodi non ancora operativi presentati in questa tesi sono il 4D-Var e la previsione con campi di ensemble forecast. Entrambi possono venire integrati ai metodi precedenti in modo complementare, senza escluderli. Con l'utilizzo di questi metodi si prevede di poter migliorare ancora di molto la qualità della previsione della marea. Allo stato attuale si è constatato infatti che in alcuni casi le previsioni fornite non risultano ancora sufficientemente precise per le necessità di un ambiente e una città estremamente complessa come Venezia.

Infine al modello idrodinamico si potranno accoppiare diversi modelli per la previsione di altre grandezze fisiche. Ad esempio un modello per la previsione delle onde, o per il trasporto dei sedimenti e modelli più semplici, come i modelli ecologici o di dispersione di inquinanti. Questi ultimi potranno fornire altri servizi utili in caso di emergenze.

Pubblicazioni riguardanti gli argomenti della tesi

Si riportano di seguito i lavori sviluppati nel corso del dottorato. Vengono riportati anche alcuni lavori personali sfruttati nella tesi, anche se precedenti ad essa.

- Bajo, M. and Umgiesser, G. (2009). Storm surge forecast through a combination of dynamic and neural network models. *Ocean Modelling*, In Press, Uncorrected Proof:–
- Bajo, M., Zampato, L., Umgiesser, G., Cucco, A., and Canestrelli, P. (2007). A finite element operational model for storm surge prediction in Venice. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 75(1-2):236 – 249. Biodiversity and Ecosystem Functioning in Coastal and Transitional Waters
- Bajo, M., Umgiesser, G., Borghesan, A., and Zuliani, A. (2008). Post-processing of numerical model output through a neural network. In *Scientific research and safeguarding of Venice, Proceedings of Corila Research programme 2004-2006*, volume VI. P. Campostrini (ed.)
- Bajo, M., De Pascalis, F., and Umgiesser, G. (2009). Aggiornamento ed implementazione del modello ad elementi finiti VL-FEM. Report ISPRA, ISMAR-CNR
- Bajo, M. and Umgiesser, G. (2007). Miglioramento e sviluppo del modello deterministico agli elementi finiti SHYFEM per la previsione del livello del mare a Venezia. fase III: Implementazione di una rete neurale. Rapporto finale. Report comune di Venezia, ISMAR-CNR
- Bajo, M., Umgiesser, G., Zampato, L., and Cucco, A. (2006). Modello deterministico agli elementi finiti per la previsione del livello del mare a Venezia. fase II: Miglioramento del sistema. Rapporto finale. Report comune di Venezia, ISMAR-CNR

- Umgiesser, G., Cucco, A., and Bajo, M. (2006a). Modello deterministico agli elementi finiti per determinare la destinazione di corpi caduti o sostanze versate in laguna. Rapporto finale, ICPSM, Venice Municipality, Venice, Italy
- Zecchetto, S., Biasio, F. D., and Bajo, M. (2005). Features of scatterometer wind observations in the Adriatic Sea. In Fletcher, C. and Spencer, T., editors, *Flooding and Environmental Challenges for Venice and its Lagoon: State of Knowledge*, Cambridge, UK. Cambridge University Press
- Zecchetto, S., Biasio, F. D., Zanchetta, A., and Bajo, M. (2004). Archive of satellite wind data for meso-scale meteorology of the Mediterranean Sea. CNR TR260, ISMAR-CNR Venice

Bibliografia

- Bajo, M., De Pascalis, F., and Umgiesser, G. (2009). Aggiornamento ed implementazione del modello ad elementi finiti VL-FEM. Report ISPRA, ISMAR-CNR.
- Bajo, M. and Umgiesser, G. (2007). Miglioramento e sviluppo del modello deterministico agli elementi finiti SHYFEM per la previsione del livello del mare a Venezia. fase III: Implementazione di una rete neurale. Rapporto finale. Report comune di Venezia, ISMAR-CNR.
- Bajo, M. and Umgiesser, G. (2009). Storm surge forecast through a combination of dynamic and neural network models. *Ocean Modelling*, In Press, Uncorrected Proof:-.
- Bajo, M., Umgiesser, G., Borghesan, A., and Zuliani, A. (2008). Post-processing of numerical model output through a neural network. In *Scientific research and safeguarding of Venice, Proceedings of Corila Research programme 2004-2006*, volume VI. P. Campostrini (ed.).
- Bajo, M., Umgiesser, G., Zampato, L., and Cucco, A. (2006). Modello deterministico agli elementi finiti per la previsione del livello del mare a Venezia. fase II: Miglioramento del sistema. Rapporto finale. Report comune di Venezia, ISMAR-CNR.
- Bajo, M., Zampato, L., Umgiesser, G., Cucco, A., and Canestrelli, P. (2007). A finite element operational model for storm surge prediction in Venice. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 75(1-2):236 – 249. Biodiversity and Ecosystem Functioning in Coastal and Transitional Waters.
- Bergamasco, A., Malanotte-Rizzoli, P., Thacker, W. C., and Long, R. B. (1993). The seasonal steady circulation of the eastern mediterranean determined with the adjoint method. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 40(6):1269 – 1298.
- Bouttier, F. and Courtier, P. (1999). Data assimilation concepts and methods. Technical report, ECMWF. Training course notes of ECMWF.

- Canestrelli, P., Cerasuolo, M., and Corte, C. (1997). L'alta marea a Venezia: il fenomeno e le strategie operative. Technical report, CPSM-Centro Previsioni e Segnalazioni Maree, Comune di Venezia, Venice, Italy.
- Canestrelli, P., Cucco, A., Umgiesser, G., and Zampato, L. (2003). An operational forecasting system for the sea level in Venice, based on a finite element hydrodynamic model. In *Proceedings of the Sixth European Conference on Applications in Meteorology ECAM 2003*, Roma, Italy. Ufficio Generale per la Meteorologia-Aeronautica Militare Italiana.
- Canestrelli, P. and Moretti, F. (2004). I modelli statistici del Comune di Venezia per la previsione della marea: valutazioni e confronti sul quinquennio 1997-2001. *Atti dell'Istituto Veneto di Scienze Lettere ed Arti*, Tomo CLXII:479–516.
- Canestrelli, P. and Pastore, F. (2000). Modelli stocastici per la previsione del livello di marea a Venezia. In *La ricerca scientifica per Venezia. Il Progetto Sistema Lagunare Veneziano. Vol. II, Tomo II*, pages 635–663. Ist. Ven. Sc. Lettere ed Arti, Venice, Italy.
- Canestrelli, P., Pastore, F., and Tomasin, A. (1986). Sviluppi di un modello operativo previsionale delle maree di Venezia e revisione di casi rilevanti. Technical report, CPSM, Venice Municipality, Venice, Italy.
- Canestrelli, P. and Tomasin, A. (1981). Sull'attendibilità di un modello empirico-statistico per la previsione dell'acqua alta a Venezia. Technical report, CPSM, Venice Municipality - ISDGM-CNR, Venice, Italy.
- Canizares, R., Madsen, H., Jensen, H. R., and Vested, H. J. (2001). Developments in operational shelf sea modelling in Danish Waters. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 53(4):595 – 605.
- Carbognin, L. and Taroni, G. (1996). Eustatismo a Venezia e Trieste nell'ultimo secolo. *Atti dell'Istituto Veneto di Scienze Lettere ed Arti*, Tomo CLIV:281–298.
- Carbognin, L., Tosi, L., and Teatini, P. (1995). Analysis of actual land subsidence in Venice and its hinterland. In Barends, B. and Schroeder, editors, *Land subsidence*, pages 129–137. Balhema, Rotterdam.
- Carter, G. M., Dallavalle, J. P., and Glahn, H. R. (1989). Statistical forecasts based on the National Meteorological Center's numerical weather prediction system. *Wea. Forecasting*, 4:401–412.
- Cavaleri, L. (2007). Valutazione dell'accuratezza del vento sull'Adriatico prodotto dall'ecmwf. Report interno, ICPSM.

- Cavaleri, L. and Bertotti, L. (1997). In search of the correct wind and wave fields in a minor basin. *Monthly Weather Review*, 125:1964–1975.
- Cavaleri, L. and Bertotti, L. (2004). Accuracy of the modelled wind and wave fields in enclosed seas. *Tellus*, 56A(2):167–175.
- Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., and Aiken, L. (2003). Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences. *Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates*.
- Cucco, A. and Umgiesser, G. (2003). Previsione deterministica della marea a Venezia mediante modello idrodinamico agli elementi finiti (F.E.M.). Relazione finale, ICPSM, Venice Municipality, Venice, Italy.
- De Pascalis, F. (2009). *Sviluppo di un modello tossicologico per lo studio della dispersione accidentale di sostanze tossiche nelle lagune costiere*. PhD thesis, Scienze Ambientali. Università di Ca' Foscari, Venezia.
- De Vries, H., Breton, M., de Mulder, T., Krestenitis, Y., Ozer, J., Proctor, R., Ruddick, K., Salomon, J. C., and Voorrips, A. (1995). A comparison of 2D storm surge models applied to three shallow European seas. *Environmental Software*, 10(1):23 – 42.
- Evensen, G. (1994). Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using monte carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geographical Research*, 99(C5):10,143 –10,162.
- Evensen, G. (2003). The Ensemble Kalman Filter: theoretical formulation and practical implementation. *Ocean Dynamics*, 53:343–367.
- Ferrarin, C., Umgiesser, G., Cucco, A., Hsu, T.-W., Roland, A., and Amos, C. L. (2008). Development and validation of a finite element morphological model for shallow water basins. *Coastal Engineering*, 55(9):716 – 731.
- Gill, E. A. (1982). *Atmosphere-ocean dynamics*. Academic Press, New York, international geophysics series edition.
- Glahn, H. R. and Lowry, D. A. (1972). The use of model output statistics in objective weather forecasting. *J. Appl. Meteor.*, 11:1203–1211.
- Hascoet, L. and Pascual, V. (2004). TAPENADE 2.1 user's guide. Technical Report 0300, INRIA.
- Herman, A., Kaiser, R., and Niemeyer, H. D. (2007). Modelling of a medium-term dynamics in a shallow tidal sea, based on combined physical and neural network methods. *Ocean Modelling*, 17:277–299.
- Janssen, P. (1989). Wave induced stress and the drag of the air-flow over sea wave. *J. Phys. Oceanogr.*, 19:745–754.

- Kalnay, E. (2003). *Atmospheric Modelling, Data Assimilation and Predictability*. Cambridge University Press, Cambridge, 1st edition.
- Kondo, J. (1975). Air-sea bulk transfer coefficients in diabatic conditions. *Boundary-Layer Meteorol.*, 9:91–112.
- Lee, T. (2006). Neural network prediction of a storm surge. *Ocean Engineering*, 33:483–494.
- Lionello, P., Sanna, A., Elvini, E., and Mufato, R. (2006). A data assimilation procedure for operational prediction of the storm surge in the northern Adriatic Sea. *Continental Shelf Research*, 26(4):539–553.
- Liu, W., Katsaros, K., and Businger, J. (1979). Bulk parameterization of air-sea exchanges of heat and water vapor including the molecular constraints at the interface. *J. Atmos. Sciences*, 36(9):1722–1735.
- Lorenz, E. N. (1963a). Deterministic non-periodic flow. *Journal of Atmospheric Sciences*, 20:130 – 141.
- Lorenz, E. N. (1963b). The predictability of hydrodynamic flow. *Trans. N.Y. Acad. Sci. Ser. II*, 25(4):409 – 432.
- Makarynska, D. and Makarynsky, O. (2008). Predicting sea-level variations at the cocos (keeling) islands with artificial neural networks. *Computers & Geosciences*, 34:1910–1917.
- Makarynsky, O., Makarynska, D., Kuhn, M., and Featherstone, W. (2004). Predicting sea level variations with artificial neural networks at hillarys boat harbour, western australia. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 61:351–360.
- Masters, T. (1993). *Practical Neural Network Recipes in C++*. Morgan Kaufmann.
- Nissen, S. (2003). Implementation of a Fast Neural Network Library (FANN). Technical report, Department of Computer Science, University of Copenhagen (DIKU), Copenhagen.
- Oliveira, M. M. F. D., Ebecken, N. F. F., Oliveira, J. L. F. D., and Santos, I. D. A. (2009). Neural network model to predict a storm surge. *Journal of applied Meteorology and Climatology*, 48:143–155.
- Orlic, M., Kuzmic, M., and Pasaric, M. (1994). Response of the Adriatic Sea to the bora and sirocco forcing. *Continental Shelf Research*, (14):91–116.
- Pastres, R., Ciavatta, S., and Solidoro, C. (2003). The Extended Kalman Filter (EKF) as a tool for the assimilation of high frequency water quality

- data. *Ecological Modelling*, 170(2-3):227 – 235. ISEM The third European Ecological Modelling Conference.
- Proudman, J. (1955). The propagation of tide and surge in an estuary. *Royal Society London*, A(231):8–24.
- Proudman, J. (1957). Oscillations of tide and surge in an estuary of finite length. *J. Fluid Mech.*, 2:371–382.
- Pugh, D. (1987). *Tides, surges and mean sea level*. Wiley, New York.
- Roland, A., Cucco, A., Ferrarin, C., Hsu, T.-W., Liao, J.-M., Ou, S.-H., Umgiesser, G., and Zanke, U. (2009). On the development and verification of a 2-D coupled wave-current model on unstructured meshes. *Journal of Marine Systems*. (In Press).
- Signell, R., Carniel, S., Cavaleri, L., Chiggiato, J., Doyle, J., Pullen, J., and Sclavo, M. (2005). Assessment of wind quality for oceanographic modelling in semi-enclosed basins. *J. Mar. Systems*, 53:217–233.
- Smith, S. and Banke, E. (1975). Variation of the sea surface drag coefficient with wind speed. *Quart. J. Roy. Meteorol. Soc.*, 101:665–673.
- Spiegelman, M. (2004). *Myths and Methods in Modeling*. G6943 Spring.
- Sztobryn, M. (2003). Forecast of storm surge by means of artificial neural network. *Journal of Sea Research*, 49:317–322.
- Tomasin, A. and Frassetto, R. (1979). Cyclogenesis and forecast of dramatic water elevations in Venice. In Nihoul, J., editor, *Marine Forecasting*, pages 427–437. Elsevier, Amsterdam.
- Tomasin, A. and Pirazzoli, P. A. (1999). The seiches in the Adriatic Sea. *Atti dell’Istituto Veneto di Scienze Lettere ed Arti*, Tomo CLVII:299–316.
- Umgiesser, G. and Bergamasco, A. (1993). A staggered grid finite element model of the Venice Lagoon. In Periaux, J., Morgan, K., Ofiate, E., and Zienkiewicz, O., editors, *Finite Element in Fluids*, pages 659–668. Pineridge Press, Swansea.
- Umgiesser, G., Chao, M., Bajo, M., Scroccaro, I., and Cucco, A. (2005). Modelling in the Nador Lagoon, Morocco. In *Proceedings of the First International Conference on Coastal Conservation and Management in the Atlantic and Mediterranean (ICCCM’05)*, pages 389–397. F. Veloso Gomes, F. Traveira Pinto, L. das Neves, A. Sena and O. Ferreira (eds).
- Umgiesser, G., Cucco, A., and Bajo, M. (2006a). Modello deterministico agli elementi finiti per determinare la destinazione di corpi caduti o sostanze

- versate in laguna. Rapporto finale, ICPSM, Venice Municipality, Venice, Italy.
- Umgiesser, G., De Pascalis, F., Ferrarin, C., and Amos, C. (2006b). A model of sand transport in Treporti channel: northern Venice lagoon. *Ocean Dynamics*, 56(3-4):339–351.
- Umgiesser, G., Melaku Canu, D., Cucco, A., and Solidoro, C. (2004). A finite element model for the Venice Lagoon. Development, set up, calibration and validation. *Journal of Marine Systems*, 51:123–145.
- Wolf, J. (1978). Interaction of tide and surge in a semi-infinite uniform channel, with application to surge propagation down the east coast of Britain. *Applied Math. Modelling*, 2:245–253.
- Zampato, L. (2005). Sea level forecasting: the case of Venice. Phd thesis, Università Ca' Foscari, Dipartimento di Scienze Ambientali, Venice, Italy.
- Zampato, L., Umgiesser, G., and Zecchetto, S. (2006). Storm surge in the Adriatic Sea: observational and numerical diagnosis of an extreme event. *Advances in Geosciences*, 7:371–378.
- Zampato, L., Umgiesser, G., and Zecchetto, S. (2007). Sea level forecasting in Venice through high resolution meteorological fields. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 75 (1-2):223–235.
- Zecchetto, S., Biasio, F. D., and Bajo, M. (2005). Features of scatterometer wind observations in the Adriatic Sea. In Fletcher, C. and Spencer, T., editors, *Flooding and Environmental Challenges for Venice and its Lagoon: State of Knowledge*, Cambridge, UK. Cambridge University Press.
- Zecchetto, S., Biasio, F. D., Zanchetta, A., and Bajo, M. (2004). Archive of satellite wind data for meso-scale meteorology of the Mediterranean Sea. CNR TR260, ISMAR-CNR Venice.
- Zuliani, A., Zaggia, L., Baruffi, F., Borghesan, A., and Todaro, R. (2006). Metodologia di misura della portata nel tratto terminale del fiume Piave. Technical report, ISMAR-CNR, Venice.