

# Calibrazione di dati telerilevati di biomassa e produttività fitoplanctonica nell'Oceano Australe.

Michele Scardi<sup>1,3</sup>, Sasha Tozzi<sup>1</sup>, Paola Di Dato<sup>1</sup> ed Eugenio Fresi<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Laboratorio di Oceanografia Biologica, Stazione Zoologica "A. Dohrn" di Napoli, Villa Comunale, 80121 Napoli

<sup>2</sup> Laboratorio di Ecologia Sperimentale ed Acquacoltura, Dipartimento di Biologia, Università di Roma "Tor Vergata", Via di Passolombardo 430, 00197 Roma

<sup>3</sup> email: mscardi@mclink.it

## Il problema

La produttività del fitoplancton nell'Oceano Australe gioca un ruolo di rilievo nel ciclo globale del carbonio. Secondo stime recenti essa corrisponde al 15-20% della produzione fitoplanctonica globale. Tale contributo, ovviamente, può influenzare in maniera significativa il bilancio degli scambi di anidride carbonica fra oceani ed atmosfera su scala planetaria.

La stima della produzione fitoplanctonica è basata principalmente su modelli empirici che utilizzano dati di biomassa fitoplanctonica, i quali, a loro volta, sono di solito ottenuti mediante telerilevamento (ad esempio, dal CZCS, Coastal Zone Color Scanner, e dal SeaWiFS, Sea-viewing Wide Field-of-view Sensor). Questa relazione è particolarmente vera per l'Oceano Australe, in cui gli studi basati su osservazione diretta sono di gran lunga meno abbondanti che in altre aree a causa dei ghiacci e delle difficili condizioni meteomarine.

Le prime stime della biomassa fitoplanctonica dell'Oceano Australe ottenute da dati telerilevati erano affette da errori notevoli, soprattutto perché erano basate su un algoritmo empirico calibrato su dati riferiti ad un numero limitato di stazioni, per di più

situate nell'emisfero boreale. Questo algoritmo tendeva a sottostimare la biomassa fitoplanctonica, restituendo valori che erano pari a circa il 50% di quelli rilevati *in situ*.

Recentemente sono stati sviluppati nuovi algoritmi regionali per l'Oceano Australe, (Sullivan *et al.*, 1993, Arrigo *et al.*, 1994) i quali forniscono stime molto più accurate della biomassa fitoplanctonica ed indicano come i problemi che erano stati incontrati fossero dovuti alle caratteristiche ottiche della colonna d'acqua (ad esempio, alle basse concentrazioni di particolato sospeso ed ai bassi tassi di assorbimento pigmento-specifici).

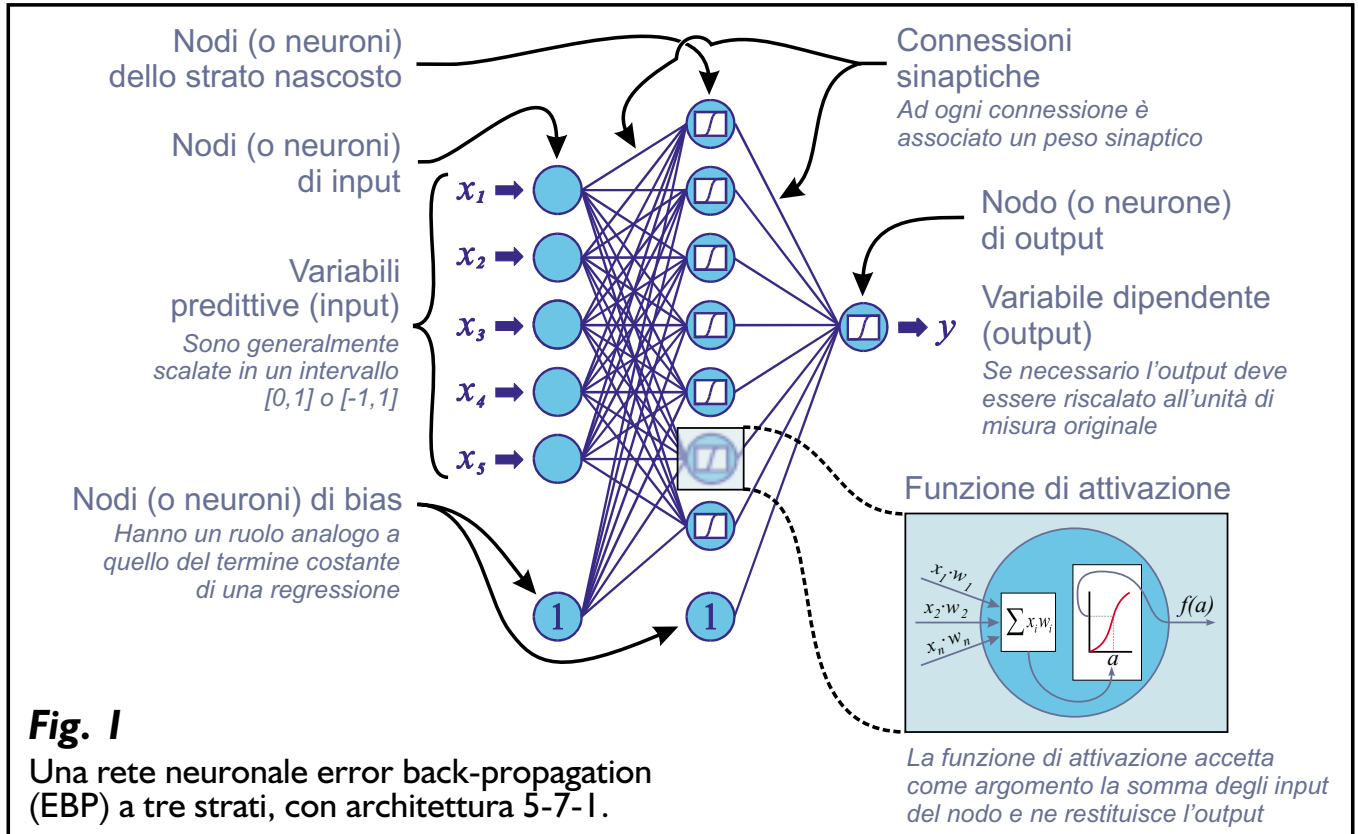
Questi algoritmi non sono importanti soltanto perché permettono di ottenere migliori stime di produzione, ma anche perché dimostrano che i problemi legati alla stima delle biomasse in quest'area non erano dovuti a vincoli di tipo fisico (come il piccolo angolo di incidenza della luce solare e gli effetti dello scattering), come era stato ipotizzato in un primo momento.

In questo scenario i modelli empirici di nuova concezione, come quelli basati su reti neurali, potranno giocare un ruolo molto importante (Scardi, 1996).

# Le reti neurali

Le reti neurali (fig. 1) sono strumenti di calcolo molto potenti e flessibili, che possono essere impiegati per svariate applicazioni, fra cui classificazione, riconoscimento di patterns, modellizzazione empirica, etc.

Le reti neurali (o, più propriamente, le reti neurali *artificiali*) possono essere addestrate a fornire un output qualitativo o quantitativo corretto, a condizione che siano disponibili abbastanza "esempi" pertinenti.



## L'algoritmo EBP

L'algoritmo EBP (Rumelhart et al., 1986) è di gran lunga il più diffuso fra gli algoritmi di training per le reti neurali e può essere schematizzato come segue:

- 1) le connessioni sinaptiche sono inizializzate in maniera casuale

$$w_{jk} = \text{rnd}[0,1] \quad \begin{cases} j = 1, \dots, n_i + 1 \\ k = 1, \dots, n_h \end{cases}$$

$$z_{kl} = \text{rnd}[0,1] \quad \begin{cases} k = 1, \dots, n_h + 1 \\ l = 1, \dots, n_o \end{cases}$$

- 2) un training pattern è immesso nella rete neurale

$$h_k = \sum_{j=1}^{n_i+1} i_j w_{jk} \quad (k = 1, \dots, n_h) \quad h_k = f(h_k) \quad h_{n_h+1} = 1$$

$$h_k = \sum_{j=1}^{n_i+1} i_j w_{jk} \quad (k = 1, \dots, n_h) \quad h_k = f(h_k) \quad h_{n_h+1} = 1$$

- 3) l'output della rete è confrontato con il valore atteso

$$E = \frac{1}{n_o} \sum_{l=1}^{n_o} (y_l - o_l)^2$$

- 4) tutti i pesi sinaptici vengono quindi modificati (error-backpropagation)

$$z_{kl} = z_{kl} + \eta \delta_l^o h_k \quad (k = 1, \dots, n_h + 1; l = 1, \dots, n_o)$$

$$\delta_l^o = (y_l - o_l) \cdot f'(o_l) = (y_l - o_l) \cdot o_l(1 - o_l)$$

$$w_{jk} = w_{jk} + \eta \delta_k^h i_j \quad (k = 1, \dots, n_h + 1; j = 1, \dots, n_i + 1)$$

$$\delta_k^h = f'(h_k) \cdot \sum_{l=1}^{n_o} \delta_l^o z_{kl} = h_k(1 - h_k) \cdot \sum_{l=1}^{n_o} \delta_l^o z_{kl}$$

- 5) se le condizioni di convergenza sono raggiunte si termina il training, altrimenti si torna al punto 2)

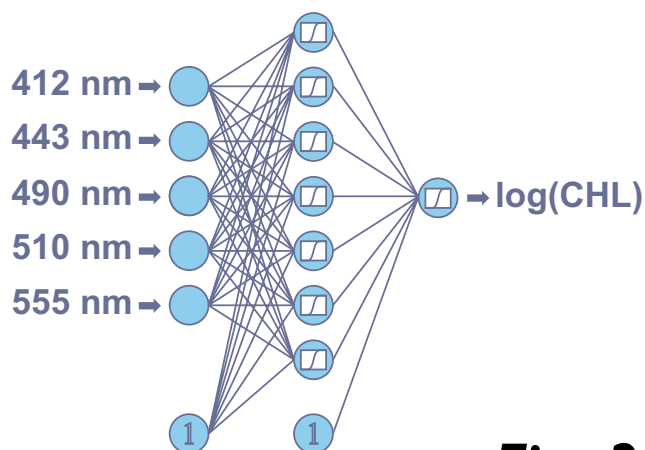
# Stime di biomassa fitoplanctonica

I dati telerilevati di biomassa fitoplanctonica attualmente disponibili sono stati ottenuti mediante l'impiego di algoritmi empirici più o meno complessi, come ad esempio l'algoritmo OC2, messo a punto per il SeaWiFS da O'Reilly e Maritorena (1997):

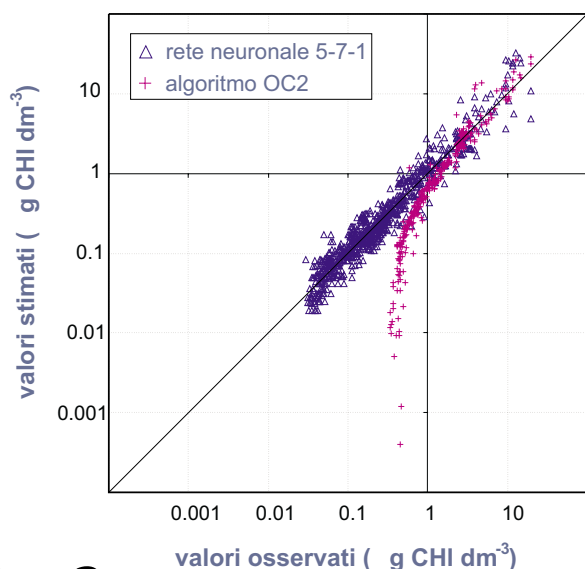
$$Chl = -0.040 + 10^{0.391 - 3.01x + 2.81x^2 - 2.01x^3}$$

$$x = \log_{10}[R_{rs}(490)/R_{rs}(555)]$$

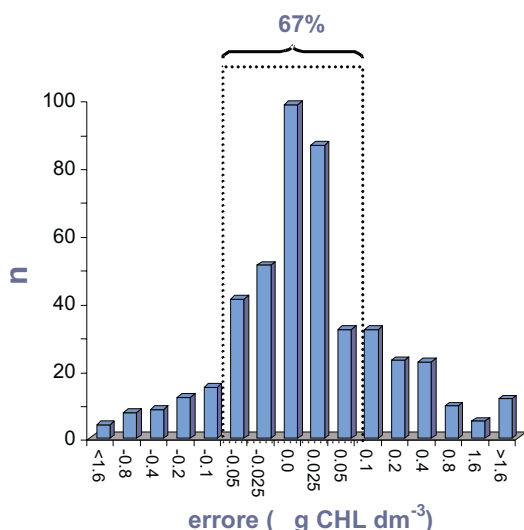
Un approccio basato sulle reti neurali è in grado di utilizzare direttamente tutti i dati relativi alle diverse bande, restituendo una stima di concentrazione dei pigmenti (fig. 2).



**Fig. 2**



**Fig. 3**



**Fig. 4**

I risultati ottenuti con una semplice rete neurale EBP (con un solo strato nascosto ed una architettura 5-7-1) sono di gran lunga più soddisfacenti di quelli forniti dagli algoritmi convenzionali, non solo in termini assoluti, ma soprattutto in termini di uniformità di accuratezza nell'intervallo dei valori rilevabili. In fig. 3 è mostrato un confronto con l'algoritmo OC2.

Le reti neurali permettono di ottenere risultati superiori anche in termini di distribuzione dell'errore della stima. Oltre all'assenza di errore sistematico, in ben 307 casi sui 459 utilizzati per la validazione l'errore della stima è stato inferiore, in valore assoluto, a  $0.05 \text{ g Chl dm}^{-3}$  (fig. 4), cioè nell'ordine di grandezza dell'errore delle misure analitiche utilizzate per la calibrazione.

Reti neurali con architetture leggermente più complesse possono facilmente integrare l'informazione telerilevata con dati relativi ad altre variabili utili per la corretta regionalizzazione del modello, come ad esempio le coordinate geografiche. Analogamente, è possibile la correzione di altri problemi, come quelli legati agli aspetti prettamente ottici dell'acquisizione, mediante l'uso di informazione pertinente e facilmente accessibile (es. giorno dell'anno).

# Stime di produzione primaria fitoplanctonica

L'applicazione delle reti neurali può essere efficacemente estesa anche alle stime di produzione primaria, in particolare per ciò che riguarda regioni dalle particolari caratteristiche ecologiche ed oceanografiche come l'Oceano Australe.

Un confronto fra un modello empirico tradizionale, il VGPM di Behrenfeld e Falkowski (1997), ed una rete neurale EBP, effettuato su un piccolo data set riferito a latitudini comprese fra 45°S e 62°S, mostra come quest'ultima sia nettamente superiore, soprattutto nella stima dei valori più elevati di produzione (fig. 5).

Oltre alle variabili predittive utilizzate dal VGPM (irradianza, clorofilla e temperatura superficiali e fotoperiodo), la rete neurale ha utilizzato anche la latitudine ed il giorno dell'anno e, più in generale, si presta con facilità ad incorporare informazione di natura eterogenea eventualmente disponibile.

## Conclusioni

Le esperienze effettuate su dati relativi ad altre aree geografiche suggeriscono che anche per l'Oceano Australe i dati forniti dalla missione SeaWiFS potranno essere sfruttati a fondo mediante l'uso di algoritmi regionali basati su reti neurali, sia per la biomassa che per la produzione primaria fitoplanctonica.

Al raggiungimento di quest'obiettivo si oppongono due ostacoli. Il primo è costituito dalla mancanza di dati telerilevati in vasti aree per problemi di copertura (vedi, ad esempio, fig. 6), mentre il secondo è determinato dalla scarsità di dati di campo per la calibrazione e la validazione regionale degli algoritmi.

Se per il primo ostacolo non sono possibili interventi diretti, bisogna sottolineare come le attività italiane in Antartide potranno giocare un ruolo di rilievo per il superamento del secondo.

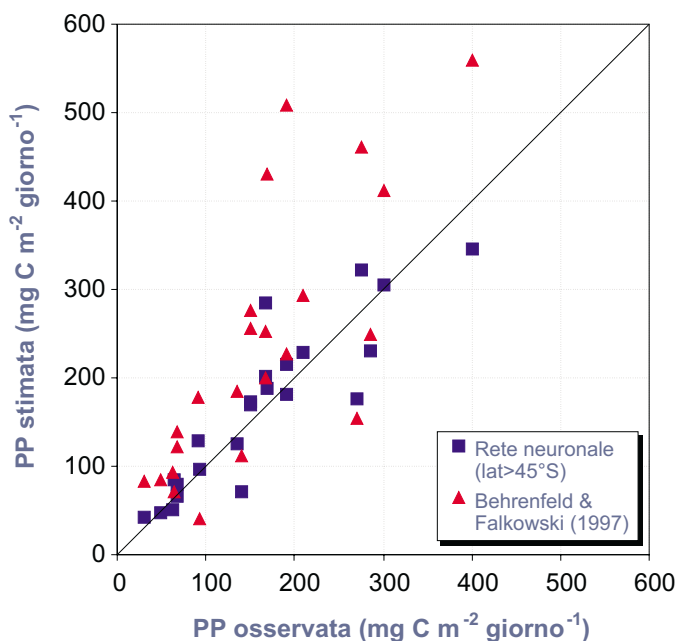


Fig. 5

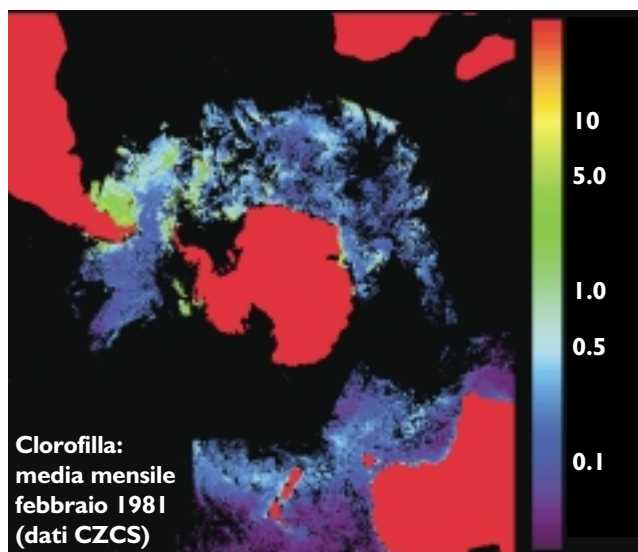


Fig. 6

## Bibliografia

- Arrigo, K.R., C.R. McClain, K.J. Firestone, C.W. Sullivan, e J.C. Comiso (1994), A Comparison of CZCS and *In Situ* Pigment Concentrations in the Southern Ocean, SeaWiFS Technical Report, 13, NASA
- Behrenfeld, M.J. e Falkowski, P.G. (1997), Photosynthetic rates derived from satellite-based chlorophyll concentration, *Limnol. Oceanogr.*, 42: 1-20.
- O'Reilly, J. e Maritorena S. (1997), SeaBAM Algorithm Evaluation, SeaBAM Technical Memo
- Rumelhart D.E., G.E. Hinton e R.J. Williams (1986), Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323: 533-536.
- Scardi, M. (1996), Artificial neural networks as empirical models of phytoplankton production. *Mar. Ecol. Prog. Ser.*, 139: 289-299.
- Sullivan, C.W., K.R. Arrigo, C.R. McClain, J.C. Comiso e J. Firestone (1993), Distributions of phytoplankton blooms in the Southern Ocean, *Science Wash*, 262 (5141): 1832-1837.