

Previsione della composizione della fauna ittica mediante reti neurali artificiali

Michele Scardi^{1*}, Stefano Cataudella¹, Eleonora Ciccotti¹, Paola Di Dato¹, Giuseppe Maio², Enrico Marconato², Stefano Salviati², Lorenzo Tancioni¹, Paolo Turin³, Marco Zanetti³

¹ Dipartimento di Biologia, Università di Roma "Tor Vergata", Via della Ricerca Scientifica - 00133 Roma

² Aquaprogram s.r.l., Via Borella 53 - 36100 Vicenza

³ Bioprogramm s.c.r.l., Via Tre Garofani 36 - 35124 Padova

* Referente per la corrispondenza: fax 06 2026189; mscardi@mclink.it

Riassunto

La previsione della struttura delle comunità ittiche dei fiumi è un obiettivo di sicuro interesse per la ricerca ecologica, sia da un punto di vista prettamente teorico, sia da un punto di vista applicato, ad esempio se è necessario definire strategie di gestione di un bacino fluviale o se si prende in considerazione l'attuazione della Direttiva 2000/60/CE. Modelli per la stima dell'abbondanza o della probabilità di presenza di specie ittiche sono stati sviluppati utilizzando diversi approcci. Pur avendo fornito risultati talvolta interessanti, i modelli basati su metodi statistici convenzionali sono stati ampiamente superati, in termini di accuratezza e di semplicità di sviluppo, dall'applicazione di reti neurali artificiali. Queste ultime sono particolarmente efficaci nel riprodurre le complesse relazioni non-lineari che legano le specie ittiche alle variabili ambientali. Alcuni recenti sviluppi delle applicazioni di reti neurali artificiali, mirati specificamente alla risoluzione di problemi ecologici, hanno consentito di ottimizzare la previsione della struttura delle comunità ittiche. Il miglioramento delle capacità previsionali non riguarda solo l'accuratezza dei modelli, ma anche la loro coerenza ecologica. In questo lavoro vengono presentati alcuni risultati relativi a modelli per la previsione della struttura della comunità ittica dei fiumi del Veneto (Italia Settentrionale) e ne vengono discusse le potenziali applicazioni.

PAROLE CHIAVE: comunità ittiche / reti neurali artificiali / modelli matematici / struttura di comunità / MED. Italy Veneto

Predicting fish assemblage composition by means of artificial neural networks

Predicting the structure of fish assemblages in rivers is a very interesting goal in ecological research, both from a purely theoretical point of view and from an applied one, for instance when river management strategies are to be defined or when the implementation of the Directive 2000/60/EC is taken into account. Models for estimating the abundance or the probability of presence of fish species have been developed using different approaches. Although some conventional statistical tools provided interesting results, the application of artificial neural networks has recently outperformed those techniques in terms of accuracy and ease of development. Artificial neural networks are especially effective in reproducing the complex, non-linear relationships that link fish species to environmental variables. Recent developments of the artificial neural network training procedures, specifically aimed at solving ecological problems, allowed to optimize the prediction of species assemblages. The improvement in prediction involves not only the accuracy of the models, but also their ecological consistency. Some results about models for fish assemblages in the rivers of the Veneto region (Northern Italy) are presented and their potential applications are discussed.

KEY WORDS: fish assemblages / artificial neural networks / mathematical models / community structure / MED. Italy Veneto

INTRODUZIONE

La previsione della struttura delle comunità in funzione delle caratteristiche ambientali rappresenta un obiettivo di grande interesse ecologico, sia in termini teorici, sia in termini applicativi. Per ciò che riguarda gli ecosistemi acquatici, questo obiettivo assume una rilevanza ancora maggiore alla luce della Direttiva 2000/

60/CE che ha istituito un quadro per l'azione comunitaria in materia di acque.

Lo sviluppo di modelli per la stima dell'abbondanza o della probabilità di presenza o di assenza di una o più specie non costituisce in assoluto una novità, essendo stato già affrontato nel recente passato, soprattutto

facendo ricorso a strumenti statistici di tipo convenzionale (es. OBERDORFF *et al.*, 2001). Nel corso degli ultimi anni, tuttavia, risultati di grande interesse sono stati ottenuti grazie all'impiego di metodi mutuati dal campo dell'Intelligenza Artificiale e, in particolare, grazie all'uso delle reti neurali artificiali (es. LEK e GUÉGAN, 2000; PUDMENZKY *et al.*, 1998; RECKNAGEL, 1997; SCARDI, 1996; SCHLEITER *et al.*, 1999).

Queste ultime sono particolarmente efficaci nel riprodurre le complesse relazioni, prevalentemente non-lineari, che legano le variabili ambientali alla presenza o all'abbondanza delle specie (LEK *et al.*, 1996). Anche se la procedura di sviluppo può essere poco familiare per molti ricercatori, essa non presenta particolari difficoltà e non richiede che siano rispettate condizioni particolari, come invece avviene nel caso dei modelli basati su metodi statistici. Inoltre, le reti neurali artificiali consentono di effettuare con successo anche analisi di sensibilità che permettono di comprendere il ruolo relativo delle diverse grandezze ritenute predittive nel determinare la presenza o l'abbondanza delle specie considerate. Pur essendo state sviluppate prevalentemente in altri settori applicativi, le reti neurali

artificiali possono essere adattate con successo alle particolarità delle applicazioni ecologiche. Infatti, alcuni recenti sviluppi hanno permesso di modificare gli algoritmi di calibrazione (in gergo, di *addestramento*) delle reti neurali artificiali in funzione delle specifiche problematiche legate alla previsione di liste di specie, ottenendo non soltanto modelli più efficaci, ma anche risultati ecologicamente più coerenti (SCARDI *et al.*, in stampa).

Al fine di dimostrare le metodiche proposte e le loro potenzialità, in questo lavoro viene presentata un'applicazione ad un insieme di dati relativi ad alcuni bacini della Regione Veneto. Maggiori dettagli su questo caso di studio sono riportati in SCARDI *et al.* (in stampa).

MATERIALI E METODI

Per lo sviluppo dei modelli è stato utilizzato un insieme di dati relativi ai fiumi delle province di Vicenza e Belluno (Veneto, Italia), che include 264 osservazioni effettuate sia per un insieme di 20 variabili ambientali (Tab. I), sia per la fauna ittica, composta da 34 taxa. Tuttavia, due dei taxa presenti nell'area, ovvero *Salmo (trutta) hybr. trutta/marmorata*

Tab. I. Variabili ambientali utilizzate dal modello per la previsione della composizione della fauna ittica del Veneto e relative unità di misura. Nei casi in cui quest'ultima è rappresentata da un intervallo numerico, la variabile è stata codificata utilizzando un punteggio semi-quantitativo.

altitudine (m)	sassi e ciottoli (%)	disturbo antropico (0-4)
profondità media (m)	ghiaia (%)	pH
correnti (%)	sabbia (%)	conducibilità ($\mu\text{S cm}^{-1}$)
pozze (%)	peliti (%)	gradiente (%)
raschi (%)	velocità del flusso (0-5)	superficie bacino versante (km^2)
larghezza media (m)	copertura vegetazionale (%)	distanza dalla sorgente (km)
massi (%)	ombreggiatura (%)	

Tab. II. Percentuale di casi di presenza o assenza di specie correttamente predetti dal modello. I valori riportati sono riferiti ad un insieme di dati ($n=67$) indipendente da quello utilizzato per lo sviluppo del modello ($n=197$). La percentuale media di casi correttamente predetti calcolata su tutte le specie è pari al 91,6%.

<i>Abramis brama</i>	98,5%	<i>Lepomis gibbosus</i>	91,0%
<i>Alburnus alburnus alborella</i>	91,0%	<i>Leuciscus cephalus</i>	88,1%
<i>Anguilla anguilla</i>	89,6%	<i>Leuciscus souffia</i>	92,5%
<i>Barbus meridionalis</i>	97,0%	<i>Micropterus salmoides</i>	95,5%
<i>Barbus plebejus</i>	91,0%	<i>Knipowitschia punctatissima</i>	85,1%
<i>Carassius auratus</i>	94,0%	<i>Padogobius martensii</i>	85,1%
<i>Chondrostoma genei</i>	94,0%	<i>Perca fluviatilis</i>	98,5%
<i>Cobitis taenia</i>	85,1%	<i>Phoxinus phoxinus</i>	82,1%
<i>Cottus gobio</i>	79,1%	<i>Rutilus erythrophthalmus</i>	89,6%
<i>Cyprinus carpio</i>	98,5%	<i>Sabanejewia larvata</i>	92,5%
<i>Esox lucius</i>	86,6%	<i>Salmo (trutta) marmoratus</i>	92,5%
<i>Gambusia holbrooki</i>	95,5%	<i>Salmo (trutta) trutta</i>	86,6%
<i>Gasterosteus aculeatus</i>	88,1%	<i>Salvelinus fontinalis</i>	98,5%
<i>Gobio gobio</i>	97,0%	<i>Scardinius erythrophthalmus</i>	91,0%
<i>Ictalurus melas</i>	98,5%	<i>Thymallus thymallus</i>	92,5%
<i>Lampetra zanandreae</i>	94,0%	<i>Tinca tinca</i>	92,5%

tus ed *Oncorhynchus mykiss*, non sono stati presi in considerazione ai fini dello sviluppo del modello, poiché la loro distribuzione non è verosimilmente legata ai soli fattori ambientali. I rimanenti 32 taxa sono quelli riportati nella tabella II.

Per quanto riguarda gli aspetti teorici riguardanti le reti neurali artificiali, non vengono forniti dettagli in questo contesto, ma si rimanda il lettore interessato ad altre fonti bibliografiche (es. LEK e GUÉGAN, 1999) o disponibili su Internet (es. <http://www.mare-net.com/mcardi/work/nn/nn.htm>).

Il tipo di rete neurale artificiale utilizzato in questo studio è quello più ampiamente utilizzato per applicazioni di vario genere. Si tratta, infatti, di un *perceptron* con un singolo strato nascosto, addestrato mediante l'algoritmo di *error back-propagation*. La sua struttura consiste di 20 nodi nello strato di input (a cui vengono passati i valori relativi alle variabili ambientali) e 32 nodi nello strato di output (che esprimono la probabilità di presenza di ciascun taxon). Questi due strati sono connessi fra loro dai 17 nodi dello strato nascosto, che svolgono una funzione essenziale nel governare la complessità delle risposte fornite dal modello. Sia nello strato di input che in quello nascosto è presente un nodo di *bias*, che svolge una funzione analoga a quella del termine costante in un modello regressivo.

Ai fini dello sviluppo del modello, che utilizza una funzione di attivazione sigmoide del tipo

$$f(a) = 1/(1 + e^{-a})$$

tutte le variabili sono state normalizzate in modo da ricadere nell'intervallo [0,1]. Inoltre, l'insieme dei dati è stato suddiviso in tre sottoinsiemi. I primi due, utilizzati rispettivamente per l'addestramento e per la validazione della rete neurale artificiale, comprendevano rispettivamente 131 e 66 osservazioni, mentre un terzo insieme, con 67 osservazioni, è stato utilizzato esclusivamente per saggiare il modello al termine del suo sviluppo e per effettuare *a posteriori* tutte le valutazioni sul suo funzionamento riportate in questo lavoro.

Al fine di ottimizzare la capacità di generalizzazione del modello sono state adottate simultaneamente due diverse strategie, note come *early stopping* e *jittering*. La prima consiste nell'interrompere la fase di addestramento non appena l'errore riferito al sottoinsieme di dati di validazione smette di decrescere ed inizia ad aumentare, mentre la seconda è basata sull'aggiunta di una piccola quantità di rumore (di tipo gaussiano nel caso di questa applicazione) ai dati di input. Quest'ultima strategia consente di generare un numero infinito di variazioni marginali intorno alle combinazioni di valori delle variabili ambientali effettivamente osservate, assumendo che ad esse sia sempre associata la medesi-

ma risposta biotica.

Una procedura di addestramento alternativa a quella convenzionale è stata basata sull'uso dell'indice di dissimilarità di ROGERS e TANIMOTO (1960):

$$D = 1 - \frac{a + d}{a + 2b + 2c + d}$$

dove *a* e *d* rappresentano rispettivamente il numero di taxa simultaneamente presenti ed assenti in due osservazioni, mentre *b* e *c* rappresentano il numero dei taxa presenti esclusivamente in ciascuna delle due osservazioni. Il doppio peso assegnato a questi ultimi valori enfatizza la frazione di dissimilarità determinata dalle differenze nella composizione della comunità nelle due osservazioni. Ai fini della procedura di addestramento alternativa, la somma dei valori di dissimilarità di Rogers e Tanimoto per le osservazioni incluse nel sottoinsieme di validazione del modello è stata usata come criterio di stima dell'errore invece del consueto errore quadratico medio.

Per il confronto fra la struttura della comunità osservata e quella prevista dai modelli sono stati utilizzati, fra l'altro, il Multidimensional Scaling Non-Metrico (NMDS, KRUSKAL, 1964) ed il test di MANTEL (1967).

RISULTATI

L'accuratezza della ricostruzione della struttura della comunità ittica fornita dal modello è molto elevata ed ha consentito di prevedere correttamente oltre il 90% dei dati di presenza o assenza. Nella tabella II sono indicate le percentuali di casi correttamente predetti per ciascuno dei 32 taxa considerati. Come si può notare, soltanto in un caso (*Cottus gobio*) tale percentuale è scesa sia pure di poco al di sotto dell'80%, mentre nella maggior parte dei casi (21 su 32) è stata osservata una percentuale di previsioni corrette superiore al 90%. Il valore medio, sempre riferito al solo sottoinsieme di osservazioni usato per saggiare il modello, è pari al 91,6%.

La coerenza delle previsioni fornite dal modello con la reale composizione della comunità ittica si può desumere nel suo complesso e con maggiore efficacia dal confronto fra le matrici di dissimilarità di Rogers e Tanimoto calcolate per il sottoinsieme di 67 osservazioni usato per saggiare il modello e per le corrispondenti previsioni fornite dallo stesso. Il test di Mantel ha permesso di rigettare l'ipotesi nulla di indipendenza fra tali matrici ed il relativo livello di probabilità è risultato addirittura pari all'unità se calcolato su 10000 permutazioni. Ciò implica una forte somiglianza nella struttura delle due matrici. Una visualizzazione efficace di questa stessa caratteristica è fornita nella figura 1, dove è mostrata la relazione fra le coordinate delle

single osservazioni ottenute sulla base di un NMDS monodimensionale effettuato sulla matrice relativa ai dati osservati (in ascissa) e su quella relativa ai dati predetti (in ordinata). I due insiemi di coordinate esprimono le caratteristiche delle singole osservazioni sotto l'ipotesi (semplificata) dell'esistenza di un unico cenocline. La correlazione di rango di Spearman fra tali insiemi è altamente significativa e pari a 0,717, a testimonianza dell'ottimo accordo fra il modello e la realtà.

Anche se la percentuale di casi correttamente predetti è la misura più intuitiva dell'accuratezza di un modello per la previsione della struttura della comunità, essa non esprime compiutamente le reali proprietà del modello stesso. Infatti, se si esamina la relazione fra la percentuale di casi correttamente predetti e la frequenza delle diverse specie, si può notare come le più alte percentuali di casi correttamente predetti si osservino per i taxa più rari. Questa caratteristica non dipende dal particolare tipo di modello, né dalla strategia utilizzata per il suo addestramento, ma piuttosto dalle limitazioni intrinseche di qualsiasi tipo di approccio modellistico basato su informazioni insufficienti.

Infatti, è evidente che le specie molto rare, così come quelle praticamente ubiquitarie, hanno una distribuzione che non risponde ai gradienti delle variabili ambientali e quindi risultano difficilmente prevedibili in base ai valori di queste ultime. Più precisamente, queste specie non rispondono alle variabili ambientali alla scala spazio-temporale delle osservazioni disponibili, poiché è evidente che questa affermazione non può essere vera in assoluto. Da un punto di vista pratico, comunque, i modelli tendono ad assumere come costante la condizione più frequente fra presenza e assenza, raggiungendo, nonostante ciò, livelli di errore molto bassi. In altre parole, il modello fornirà sempre o quasi sempre una previsione di assenza per una specie rara, indipendentemente dai valori delle variabili ambientali.

Questa situazione può essere osservata facilmente nella figura 2, dove si nota come la percentuale di casi correttamente predetti decresce all'aumentare della frequenza delle specie. Da un punto di vista pratico, nessuna soluzione computazionale può ricostruire l'informazione non disponibile e risolvere questo problema, ma è possibile adottare soluzioni che migliorano la risposta in quei casi in cui l'informazione, pur essendo scarsa, non è del tutto insufficiente.

Nel caso del modello appena presentato la soluzione adottata è stata quella di sostituire il calcolo dell'errore quadratico medio, comunemente utilizzato per guidare l'addestramento di una rete neurale artificiale, con una misura di dissimilarità totale fra il sottoinsieme delle osservazioni di validazione e le relative previsioni fornite

dal modello. In particolare, è stato utilizzato anche in questo caso l'indice di Rogers e Tanimoto.

Questa soluzione è più conforme al significato dei dati in un'applicazione ecologica ed assegna un peso diverso alla presenza o all'assenza di una specie in

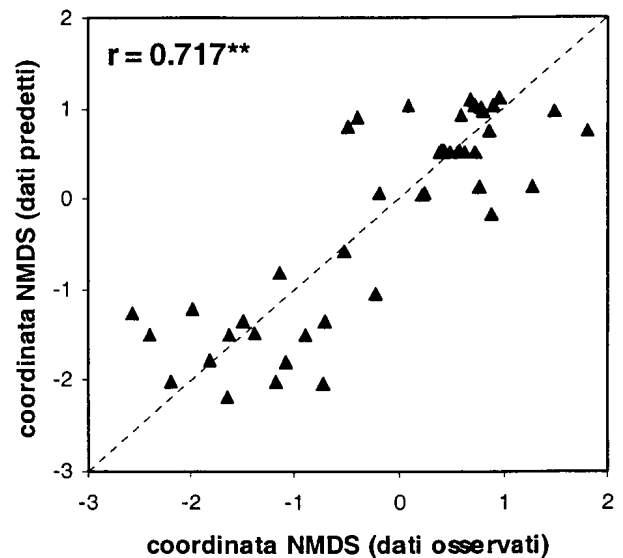


Fig. 1. Relazione fra le coordinate ottenute mediante NMDS monodimensionale su matrici di dissimilarità di Rogers e Tanimoto calcolate sui dati osservati (in ascissa) e su quelli predetti dal modello. La correlazione di rango di Spearman fra i due insiemi di coordinate ($r = 0,717$) è altamente significativa.

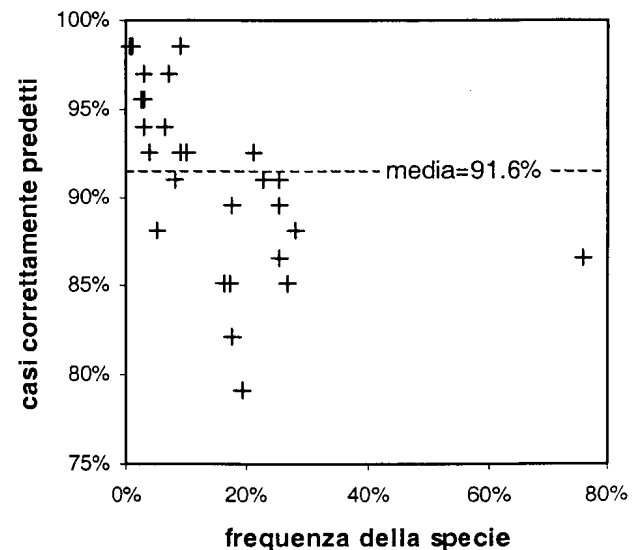


Fig. 2. La percentuale di casi correttamente predetti per ciascuna specie (in ordinata) tende a diminuire con la frequenza delle specie stesse (in ascissa). Il punto isolato all'estrema destra è quello relativo a *Salmo (trutta) trutta*, specie quasi ubiquitaria nell'area studiata.

funzione del contesto cenotico. In sintesi, un errore di stima per una data specie ha un peso maggiore se riguarda un sito in cui la ricchezza specifica è bassa. Questo approccio, che implica una modifica dell'algoritmo di addestramento della rete neurale artificiale, ha consentito di migliorare la risposta del modello in termini generali, ma soprattutto ha migliorato il modo in cui vengono trattate le specie più rare.

La relazione fra frequenze osservate e frequenze predette delle specie presenti in meno del 20% delle

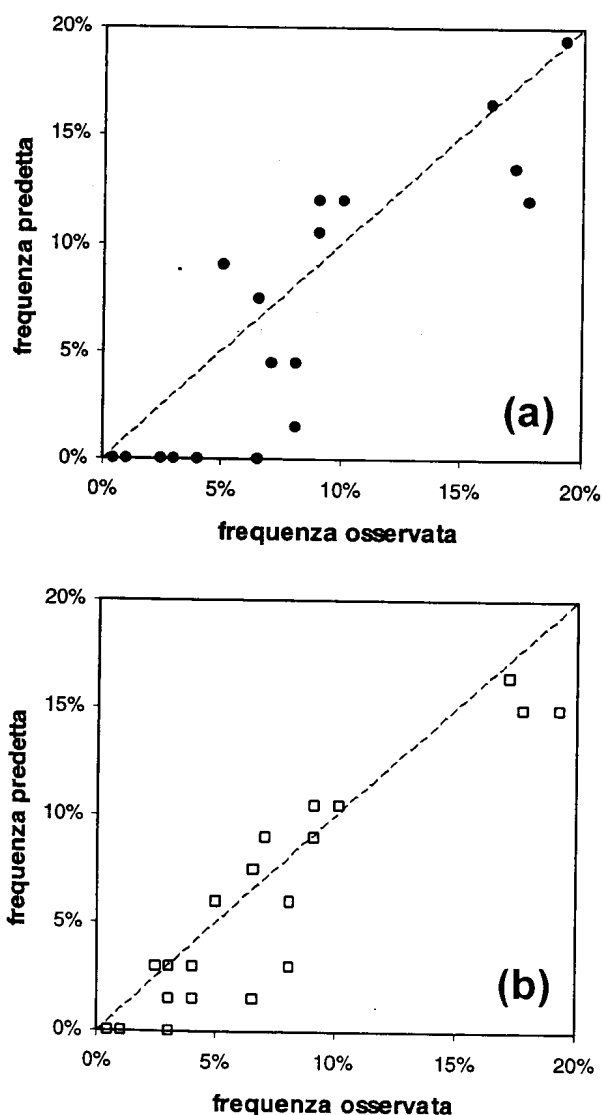


Fig. 3. Frequenze predette contro frequenze osservate per le specie presenti in meno del 20% delle osservazioni: (a) per il modello addestrato utilizzando l'errore quadratico medio e (b) per quello basato sulla dissimilarità totale di Rogers e Tanimoto. Nel secondo caso si nota un miglioramento nella capacità previsionali, soprattutto per ciò che riguarda le specie più rare.

osservazioni è visualizzata nelle figure 3a e 3b, rispettivamente per un modello basato su una rete neurale artificiale addestrata in maniera convenzionale e per uno a cui è stata applicata la procedura appena descritta. Si può notare come quest'ultima abbia consentito di migliorare considerevolmente l'accordo fra il modello e la realtà, evitando una previsione costante di assenza per molte delle specie più rare. Anche in termini generali l'accuratezza del modello è leggermente migliorata, come testimonia l'aumento della correlazione di rango ($r = 0,738$) fra le coordinate delle osservazioni ottenute mediante NMDS monodimensionali effettuati sulle matrici di dissimilarità di Rogers e Tanimoto per i dati osservati e predetti.

Un modello basato su una rete neurale artificiale, pur essendo espressione di un approccio assolutamente euristico, può consentire di analizzare il peso relativo delle diverse variabili ambientali. Se si assume che un modello correttamente sviluppato riproduca con un buon grado di accuratezza la realtà, ciò consente di formulare utili inferenze circa il ruolo che tali variabili giocano nel determinare la struttura delle comunità reali. In particolare, queste inferenze possono essere derivate da un'analisi di sensibilità della rete neurale artificiale.

In questo contesto è stata utilizzata, a puro a titolo di esempio, una versione semplificata dell'approccio proposto per l'analisi di sensibilità di reti neurali artificiali da SCARDI e HARDING (1999) ed il risultato ottenuto per un livello di perturbazione fisso dei valori di input pari al 50% del loro intervallo di variazione è mostrato nella figura 4. Le diverse variabili ambientali sono riportate in ordine decrescente di importanza e si determina quest'ultima in base alla variazione percentuale dell'errore (che in questo caso è basato sulla dissimilarità totale di Rogers e Tanimoto utilizzata per la procedura di addestramento modificata). Si può notare come la variabile ambientale alle cui variazioni il modello è più sensibile sia l'ombreggiatura, seguita dalla larghezza media e dalla distanza dalla sorgente, mentre sembrano giocare un ruolo minore la frazione di superficie a correnti, pozze e raschi e la percentuale di copertura vegetazionale. Tuttavia, è utile precisare ancora una volta che questo risultato costituisce un esempio molto semplificato, che non rende conto della complessità delle risposte del modello, ma fornisce solo un saggio estremamente sintetico delle potenzialità di questo tipo di analisi.

DISCUSSIONE

I risultati ottenuti nella modellizzazione della composizione della fauna ittica del Veneto, solo parzialmente riportati in questo lavoro, hanno mostrato come le reti neurali artificiali possano consentire di sviluppare solu-

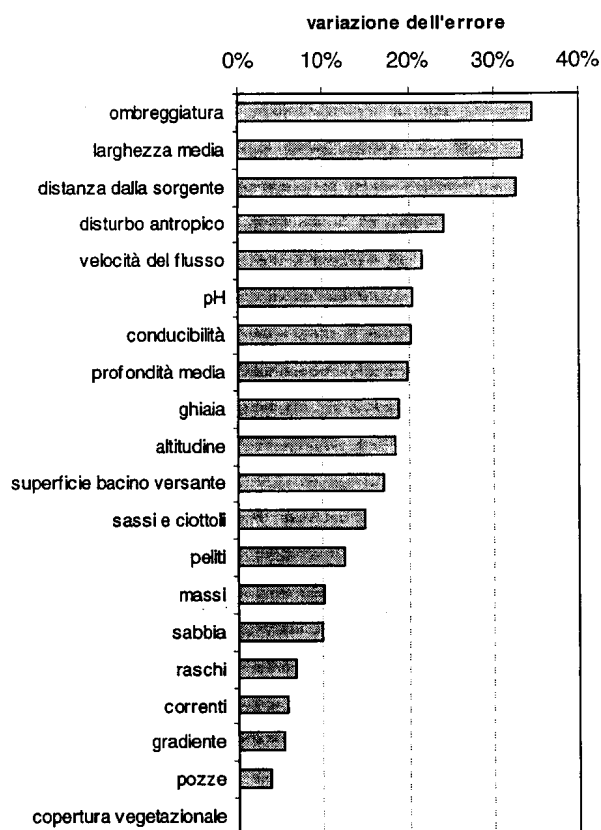


Fig. 4. Analisi di sensibilità del modello finale. Le barre rappresentano la variazione nell'errore, che in questo caso è rappresentato dalla dissimilarità totale di Rogers e Tanimoto fra dati osservati e dati predetti, in seguito ad una perturbazione dei valori osservati per ciascuna variabile pari a $\pm 50\%$ dell'intervallo di variazione. Il livello di influenza delle variabili nel determinare la risposta del modello è proporzionale alla lunghezza delle barre.

zioni accurate e flessibili, difficilmente ottenibili mediante un approccio convenzionale. Modelli analoghi a quello descritto avranno un ruolo di rilievo nella ricerca ecologica dei prossimi anni, come testimonia il crescente numero di applicazioni riportate in letteratura.

In particolare, essi saranno fondamentali per determinare l'assetto atteso delle comunità nelle situazioni in cui non è disponibile nessun sito realmente imperturbato da utilizzare come riferimento. Una condizione di questo genere, ad esempio, è tipica di gran parte del corso dei fiumi dell'Italia Settentrionale, in cui le perturbazioni antropiche ed il riassetto morfodinamico hanno effetti diffusi su tutto il territorio. Il confronto fra la comunità osservata e quella attesa su base modellistica può dunque costituire il punto di partenza per una valutazione di qualità ambientale che, ovviamente, deve essere supportata dalla scelta di una metrica opportuna e coerente con le finalità della valutazione

stessa.

Una possibilità di grande interesse è rappresentata anche dall'uso dei modelli come strumenti di simulazione di scenari di gestione ambientale, soprattutto laddove sia possibile utilizzare non soltanto dati di presenza o assenza di specie, ma informazioni quantitative o addirittura dati sulla struttura delle popolazioni. Infatti, è possibile ottenere dai modelli una previsione della struttura attesa della comunità, ed eventualmente delle popolazioni, in qualsiasi scenario ipotetico (ad esempio, in seguito ad un intervento di riqualificazione ambientale che comporti un riassetto degli argini).

L'uso di reti neurali artificiali consente anche di generare modelli di consenso, ovvero *metamodelli* (SCARDI, 2001). In particolare, ciò si può realizzare laddove siano disponibili non soltanto dati di campo, ma anche informazioni fornite da esperti o modelli matematici o concettuali preesistenti. Analogamente, in siti per i quali non sono disponibili dati di campo può essere nota la composizione della fauna ittica sulla base delle segnalazioni dei pescatori professionali e sportivi. Tutte queste fonti di informazione possono essere simultaneamente utilizzate per sviluppare un metamodello che integri le capacità previsionali supportate da ciascuna di esse. Le reti neurali artificiali, grazie alla loro flessibilità ed accuratezza nel riprodurre relazioni complesse, rappresentano lo strumento di elezione per la realizzazione di tali metamodelli.

Infine, va segnalata la possibilità, solo accennata in questo lavoro per motivi di spazio, di derivare utili inferenze sulle relazioni fra variabili ambientali e struttura delle comunità mediante analisi di sensibilità. Se si considera che le due reti neurali artificiali sviluppate in questo studio contengono oltre 12000 coefficienti (*pesi sinaptici*, in gergo) ciascuna, è evidente la loro capacità di incorporare nella loro stessa struttura l'insieme delle complesse relazioni ecologiche che determinano la composizione delle comunità. Procedure molto più articolate di quella esemplificata in questo lavoro sono disponibili ed applicabili con risultati di notevole interesse (si veda, ad esempio, DIMOPOULOS *et al.*, 1999).

Infine, è importante sottolineare come l'interesse applicativo di modelli del tipo di quelli presentati in questo lavoro non stia nella semplice previsione della struttura delle comunità, che per gli specialisti può risultare addirittura triviale, quanto piuttosto nei servizi che essi offrono come strumenti di supporto ad ulteriori studi ed analisi.

RINGRAZIAMENTI

Questo lavoro è stato realizzato con il contributo del progetto PAEQANN (contratto n. EVK1-CT1999-00026, URL: <http://aquaeo.ups-tlse.fr>) nell'ambito del 5^o Framework Programme dell'Unione Europea.

BIBLIOGRAFIA

- DIMOPOULOS I., CHRONOPOULOS J., CHRONOPOULOU SERELI A., LEK S., 1999. Neural network models to study relationships between lead concentration in grasses and permanent urban descriptors in Athens city (Greece). *Ecol. Model.*, **120** (2-3): 157-165.
- KRUSKAL J.B., 1964. Nonmetric multidimensional scaling: a numerical method. *Psychometrika*, **29**: 115-129.
- LEK S., DELACOSTE M., BARAN P., DIMOPOULOS I., LAUGA J., AULAGNIER S., 1996. Application of neural networks to modelling nonlinear relationships in ecology. *Ecol. Model.*, **90**: 39-52.
- LEK S., GUÉGAN J.F., 1999. Artificial neural networks as a tool in ecological modelling, an introduction. *Ecol. Model.*, **120**: 65-73
- LEK S., GUEGAN J-F [eds.], 2000. *Artificial Neuronal Networks: Application to Ecology and Evolution*, Springer-Verlag, Berlin/Heidelberg, 262 pp.
- MANTEL N., 1967. The detection of disease clustering and a generalized regression approach. *Cancer Res.*, **27**: 209-220.
- OBERDORFF T., PONT D., HUGUENY B., CHESSEL D., 2001. A probabilistic model characterizing fish assemblages of French rivers: a framework for environmental assessment. *Freshwater Biol.*, **46**: 399-415.
- PUDMENZKY A., MARSHALL J., CHOY S., 1998. Preliminary application of artificial neural networks model for predicting macroinvertebrates in rivers. *Freshwater Biological Monitoring Report No. 9*, The State of Queensland, Department of Natural Resources, 1-7.
- RECKNAGEL F., 1997: ANNA- artificial neural networks model for predicting species abundances and succession of blue-green algae. *Hydrobiologia*, **349**: 47-57.
- ROGERS D.J., TANIMOTO T.T., 1960. A computer program for classifying plants. *Science* (Wash. D.C.), **132**: 1115-1118.
- SCARDI M., 1996. Artificial neural networks as empirical models of phytoplankton production. *Mar. Ecol. Prog. Ser.*, **139**: 289-299.
- SCARDI M., 2001. Advances in neural network modeling of phytoplankton primary production. *Ecol. Model.*, **146** (1-3): 33-45.
- SCARDI M., HARDING L.W., 1999. Developing an empirical model of phytoplankton primary production: a neural network case study. *Ecol. Model.*, **120** (2-3): 213-223.
- SCARDI M., CATAUDELLA S., CICCOTTI E., DI DATO P., MAIO G., MARCONATO E., SALVIATI S., TANCIONI L., TURIN P., ZANETTI M. (in stampa). Predicting fish assemblages in rivers: a neural network case study. In: Lek S., Scardi M., Verdonshot P., Jorgensen S.E. (eds.), *Modelling community structure in freshwater ecosystems*. Springer-Verlag, Berlin
- SCHLEITER I.M., BORCHARDT D., WAGNER R., DAPPER T., SCHMIDT K., SCHMIDT H-H., WERNER H., 1999. Modeling water quality, bioindication and population dynamics in lotic ecosystems using neural networks. *Ecol. Model.*, **120**: 271-286.