

GIANFRANCO SCRINZI

Reti neurali. Intelligenza Artificiale e foreste

In questo momento, “da qualche parte” nel GIUK gap, lo “stretto” spazio di mare tra Groenlandia, Islanda e Regno Unito, il supervisore sonar del sottomarino d’attacco, classe Los Angeles “USS Providence” SSN-719, Marina degli Stati Uniti, è in servizio, in sonar room, davanti ai display “a cascata” dei sonar passivi. Laurea al Cal-Tech, corsi di specializzazione alla Naval Submarine School, Groton, Connecticut, potrebbe forse distinguere “ad orecchio” la firma acustica di una Balenottera comune (whale cry) da quella di una Megattera. Ma per “il nuovo contatto” che le centinaia di idrofoni dei “suoi” sonar (sferico, conforme e rimorchiato) IBM BQG-5D stanno captando sul rilevamento 320°, distanza 22 nM, occorre, se possibile, più dettaglio. Anche se la Guerra Fredda è stata già vinta, per lui i sottomarini balistici ex-Sovietici, armati con 20 nuovi vettori SS-N-24/26 a testate nucleari multiple, sono sempre brutti clienti ed è impensabile che uno di loro, uscito qualche giorno prima dalla base di Nerpichya, nel Litsa Fjord, (Penisola di Kola, Russia nord occidentale) possa passare nel GIUK senza che il Comando della Flotta sottomarina dell’Atlantico ne sappia niente. In questi casi,

lanciare il SAPS (Software for Algorithmical Processing of Signals) è procedura normale. La stampante batte il rapporto di analisi acustica SAPS dei segnali: “Russian Typhoon-class nuclear-powered Ballistic Missile Submarine”. Probabilmente la più recente delle 6 unità di classe Tifone, (secondo la nomenclatura Nato o, Project 941-Akula, secondo quella ex-Sovietica) della flotta Russa del Barents: il TK 20¹.

Ufficio concessioni crediti della nostra vecchia banca, ormai mastodontica e irriconoscibile dopo tre fusioni. Per ristrutturare l’appartamento chiediamo la concessione di un mutuo decennale. Ci fanno un sacco di domande sulla nostra occupazione, sui redditi, sulla struttura familiare ed altre molto più innocenti “per il nostro inquadramento socio-economico”. I dati confluiscono nel SbSDCP, Sistema bancario di Supporto alla Decisione nella Concessione Prestiti, il cui unico obiettivo è dare una semplice indicazione binaria: “concedere” o “non concedere”. Il sistema è stato costruito con migliaia di casi di crediti concessi e soprattutto con quelli che nei bilanci annuali sono andati a incrementare le “sofferenze”, nelle quali l’istituto di credito non è riuscito a farsi restituire il prestito.

¹ Le unità navali descritte nello scenario esistono veramente. Il *Providence* fa parte del Submarine Squadron Four (Atlantic Fleet Los Angeles Class Submarines), di base a Groton, Connecticut, USA. Il suo sito internet non ufficiale è reperibile all’indirizzo internet <http://members.aol.com/Daunt74658/>. Anche il TK 20 esiste (dei sottomarini russi classe Typhoon non si conoscono i nomi) ma nessuno si sorprende se non ha un sito internet. Forse il *Providence*, con i suoi 127 uomini di equipaggio e i 170 marinai del TK 20, sono veramente da quelle parti in questo momento.

A questo punto ci si chiederà cosa c'entra tutto questo con le foreste e comunque, che relazione ci sia tra questi due scenari così diversi. In entrambi i casi la risposta è: le Reti Neurali Artificiali (Artificial Neural Networks - ANN). Infatti, dietro il SAPS come alla base del SbSDCP esiste una procedura di classificazione basata su una Rete Neurale. In sostanza, benché poco o per nulla conosciuti alla maggior parte di noi, i sistemi a logica neurale si stanno rapidamente diffondendo. Ormai da tempo, tra gli scenari nemmeno tanto futuribili si parla di computer neurali che imparano da soli senza essere programmati e, a maggior ragione, di software neurale, che è già in corso di sviluppo per alcune applicazioni (Neural Agents).

Il collegamento tra Reti Neurali e foreste è il tema di questo breve articolo.

Le Reti Neurali Artificiali

Il settore della modellizzazione statistico²-matematica di sistemi complessi, siano essi economici, sociali, biologici o ambientali, ha assunto sempre maggiore importanza in ricerca di base e, soprattutto, applicata. Ciò in funzione della costante necessità delle Società avanzate di disporre di elementi previsionali attendibili praticamente in ogni settore. Dall'analisi finanziaria alla meteorologia, dal controllo automatico della navigazione al trattamento dei segnali nelle telecomunicazioni, dalle strategie di marketing alla robotica, le necessità di modellizzazione e previsione del comportamento dei sistemi complessi sotto stimoli variabili risponde ad esigenze informative strategiche.

Le ANN sono tra i modelli matematici più avanzati impiegabili in tale contesto e rappresentano forse il futuro prossimo in molti ambiti applicativi. Si tratta di sistemi computazionali nei quali la funzione che

lega l'*input* all'*output* del modello non viene programmata, come ad esempio nella Regressione o nei Sistemi Esperti, ma viene imparata da esempi reali, sottoposti alla Rete in una fase di apprendimento (MARCHESE, 1999). Condizione necessaria per l'impiego delle Reti è quindi quella di disporre di una casistica di realizzazioni reali del sistema da modellizzare o classificare. Tale casistica viene suddivisa in almeno due sottoinsiemi, l'uno (*training set*)³ utilizzato per l'addestramento della rete e l'altro (*test set*), per il controllo del grado di apprendimento e delle capacità di generalizzazione della Rete rispetto a casi che non facevano parte degli esempi di addestramento. Le ANN sono adatte sia in modellistica quantitativa che come classificatori di fenomeni in categorie ordinali o nominali. Sono quindi anche Sistemi di Supporto alle Decisioni. I modelli neurali hanno notevole propensione per l'interpretazione di problemi complessi a dinamica interna non lineare e resistenza al "rumore" e cioè alle imprecisioni non controllate dei dati in *input* e addirittura ad eventuali lacunosità di quest'ultimi. Tutte condizioni frequenti nella modellizzazione di moltissimi fenomeni, biologici e non.

"Ciò che ha portato alla ideazione delle reti neurali è stato il tentativo di realizzare delle simulazioni delle strutture nervose del tessuto cerebrale. Un neurone del tessuto cerebrale può essere visto come una cella (corpo cellulare) che ha molti ingressi (dendriti) e una sola uscita (assone); una rete neurale biologica è composta di molti neuroni dove gli assoni di ogni neurone vanno a collegarsi ai dendriti di altri neuroni tramite un collegamento (sinapsi, la cui forza varia chimicamente in fase di apprendimento)" (MARCHESE, 1999). Secondo Sarle (1997) "alcune ANN sono modelli delle reti neurali biologiche (cerebrali) e altre non lo sono, ma, storicamente, molta ispirazione nel campo delle ANN è derivata dal desiderio di produrre sistemi artifi-

² Il riferimento alla statistica è in realtà improprio, perchè le Reti, pur se impiegabili nei contesti della stima statistica, hanno genesi completamente estranee a questa scienza.

³ Nel seguito, ai termini neurali specifici in italiano verrà affiancato il corrispettivo in inglese, dal momento che, come accade in altri settori, sono quest'ultimi che costituiscono lo standard terminologico nel campo delle Reti Neurali.

ciali capaci di sofisticati e, forse, "intelligenti" comportamenti, simili a quelli che evidenzia il cervello umano. Molte ANN hanno qualche tipo di regola di addestramento con la quale il peso delle connessioni viene aggiustato sulla base dei dati. In altre parole le ANN imparano dagli esempi (come i bambini imparano a riconoscere i cani da esempi di cane) e mostrano certe capacità di generalizzazione al di là dei dati di esempio".

Le ANN nascono e si sviluppano nel settore specialistico di studi sull'Intelligenza Artificiale (AI), ambiente scientifico nel quale vengono ideate già nel primo dopoguerra, ma dove rimangono confinate fino alla metà degli anni '80, sia per l'assenza di metodi pratici di algoritmizzazione degli assunti teorici, sia per le potenze di calcolo che richiede il trattamento di tali modelli, sia infine perché lo sviluppo di software verticale commerciale nel settore neurale si verifica solo di recente.

Per quanto attiene all'impiego delle Reti Neurali nel settore forestale, solo dalla fine degli anni '80 in Nord-America sono in corso sperimentazioni per la costruzione di sistemi di classificazione neurale con finalità applicative. La gran parte di tali sperimentazioni è rivolta alla classificazione multivariata del territorio e delle tipologie vegetazionali, alla valutazione del rischio di incendio boschivo e all'analisi di immagini multispettrali riprese da satelliti. In Europa ed in Italia, invece, se si eccettua qualche studio nel settore specialistico del telerilevamento territoriale, non si può dire che tali metodi siano molto diffusi, ma, a giudizio di chi scrive, si affermeranno molto presto.

Dal 1999, alla sezione Assestamento forestale Isafa è stato aperto un progetto di ricerca sulle applicazioni della modellistica neurale in campo forestale, nell'ambito del quale sono state acquisite conoscenze di base e operative che hanno portato ad alcune applicazioni pilota cui si accennerà. In questo ambito è stato anche sviluppato software specifico per l'addestramento e la simulazione di reti MLP/EBP (vedi oltre) nell'ambiente di programmazione-elaborazione MATLAB[®] (toolbox Neural Networks, The Mathworks).

ANN: tipi, struttura, funzionamento

Obiettivo di questo articolo è soltanto quello di fornire un breve inquadramento sommario sulle ANN e sui loro impieghi. A chi volesse approfondire convenientemente la conoscenza di tali modelli si consigliano innanzitutto testi propedeutici come quelli di Carella (1995) e di Sangalli (2000), ma soprattutto le FAQ *on-line* di Sarle (1997) e il testo di Hagan *et al.* (1996). Per quanto riguarda alcune applicazioni concrete di modelli ANN nel campo forestale si rinvia a Scrinzi *et al.* (1999), alla pagina <http://www.isafa.it/scientifica/retineurali/reti%20-per%20sitoHTML.htm> e ad uno studio dello scrivente di prossima pubblicazione (*Reti Neurali Artificiali: oltre la Regressione e i Sistemi Esperti nella modellizzazione e nella classificazione applicate al settore forestale*. Monti e Boschi 1/2001, Edagricole).

Nella prosecuzione del paragrafo, si riassumeranno quindi molto sommariamente soltanto i principali concetti riguardanti il modello neurale più diffuso e impiegato: l'MLP/EBP o Perceptron multistrato a retropropagazione dell'errore (*error back-propagation*). Il nome Perceptron fu dato, nel '58, da Franck Rosenblatt, uno dei padri dell'AI cosiddetta "connessionista", ad un modello neurale da lui ideato del quale l'MLP è una sostanziale evoluzione.

Come anticipato non si tratta dell'unico tipo di Rete (anzi), ma forse della più potente tra le cosiddette *feedforward supervised NN* o reti predittive supervisionate. Questo tipo di reti, nella fase di apprendimento, ha bisogno di esempi nei quali, accanto ai dati in *input*, siano forniti i rispettivi *output* reali corretti (*targets*). Tale condizione non è necessaria nelle reti *unsupervised*, che sono in grado di estrarre delle informazioni di similitudine tra i dati forniti in *input* come esempio (senza associazioni con *output* reali o desiderati) al fine di classificarli in categorie in numero predefinito o meno.

In figura 1 viene sintetizzata l'architettura di una rete MLP/EBP. Da un punto di vista pratico si tratta di una unità computazionale costituita da nodi (*nodes*) organizzati in strati (*layers*). Ogni nodo è colle-

gato a tutti i nodi dello strato precedente e dello strato successivo (architettura ordinaria *full-connected*) tramite una connessione (*connection*). I nodi dello stesso strato non sono invece collegati. Normalmente ad ogni nodo ordinario è connesso un nodo "parallelo" detto *bias*. Tutte le connessioni "trasportano" pesi (*weights*), costituiti da numeri reali normalmente piuttosto piccoli. E' proprio nei pesi che viene immagazzinata "l'intelligenza" acquisita dalla rete. Infatti, l'addestramento (*training*) non è altro che il processo orientato di modifica dei pesi che, dalla configurazione iniziale di numeri casuali piccoli, vengono modificati in vari passi (*epochs*) sulla base degli esempi, fino a raggiungere i valori che, nel loro insieme, meglio riproducono, in media, il valore (o i valori) di *output* degli esempi, a partire dai rispettivi valori in *input*.

Più in particolare, in una rete ogni nodo viene ad assumere un proprio valore numerico che, moltiplicato per il peso delle specifiche connessioni viene trasmesso, identico a

tutti i nodi dello strato successivo; tale valore è dato dal cosiddetto *input* netto del nodo (*net input*), che è pari alla sommatoria dei valori di tutti i nodi dello strato precedente, ciascuno moltiplicato per il peso della rispettiva connessione, più il valore del nodo *bias* per il rispettivo peso della connessione *bias/nodo* ordinario. L'*input* netto viene poi modificato opportunamente da una funzione di trasferimento (*activation function*), che determina il valore definitivo del nodo (quello che effettivamente il nodo esporterà, secondo quanto detto in precedenza).

In una rete esiste sempre un *layer* di *output* (di uno o più nodi) e di solito uno o più strati nascosti (*hidden layers*). Il vettore dei valori in *input* non viene considerato strato, in quanto i nodi trasmettono direttamente a tutti i nodi del primo *hidden layer* il loro valore reale, senza *bias* e funzioni di trasferimento. Non essendo elemento "decisionale" del modello, quello dei valori di *input* non viene quindi considerato *layer*. I vettori dei valori in *input* e i rispettivi

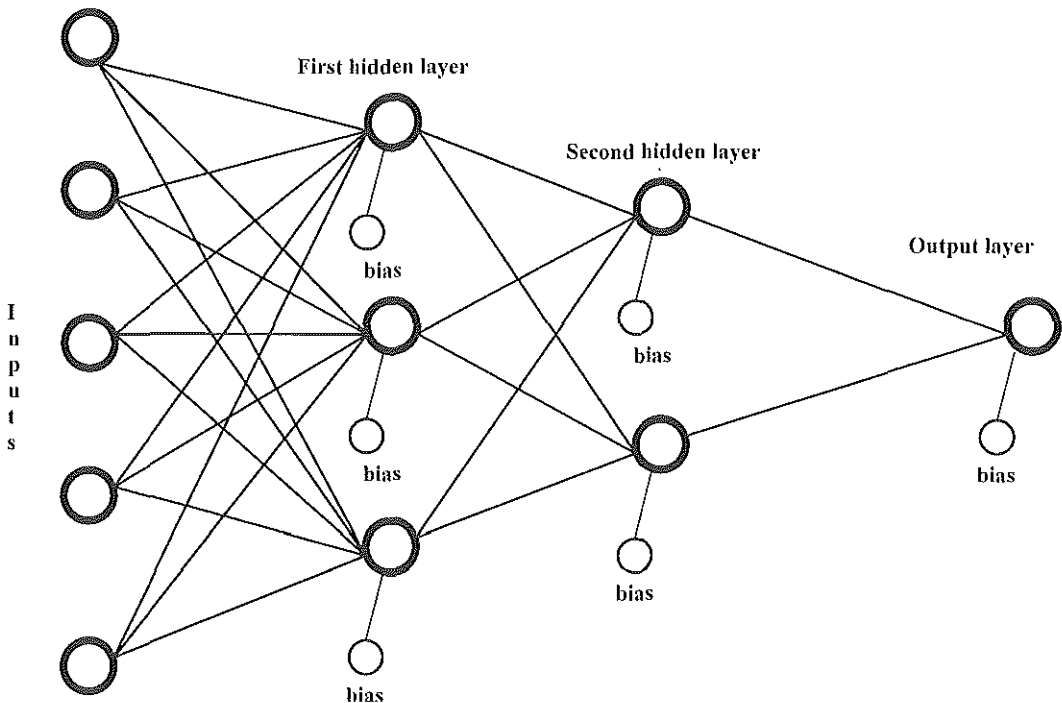


Fig. 1 - Architettura di una Rete Neurale MLP/EBP 3-2-1 con identificazione degli strati di nodi, delle connessioni e della relativa nomenclatura.

targets vengono normalizzati agli intervalli 0,1 o -1,+1 prima della fase di addestramento; le funzioni di trasferimento vengono scelte in modo congruente con il tipo di normalizzazione adottata. Dell'insieme di esempi (*cases*) disponibili, viene riservata al *training set* una aliquota variabile dal 50 all'80 - 90%; i casi residui vanno a costituire il *test set* per la verifica delle capacità di generalizzazione della rete e cioè delle sua adeguatezza nel produrre stime corrette dell'*output* rispetto ad esempi che non sono entrati nella fase di addestramento. E' naturalmente proprio questa caratteristica che si sfrutta come risultato operativo.

Da quanto detto si desume quella che è la caratteristica peculiare della rete e cioè il suo modo di operare "in parallelo". Infatti, lo stimolo dato da un *input* si propaga, appunto, in parallelo a tutte le zone della rete e determina "stati di attivazione o di disattivazione" differenziati dei nodi, secondo un meccanismo complesso reso possibile dalla presenza combinata dei nodi-*bias* e delle funzioni di trasferimento. Gli stimoli raggiungono infine il/i nodi di *output*. Si possono così evocare concrete similitudini con il cervello umano, dove i neuroni inattivi (anche oggi, tutti noi, "adulti", abbiamo dovuto assistere impotenti alla morte di 50-100 mila dei nostri neuroni cerebrali) vengono superati dalla propagazione parallela degli stimoli cerebrali. È forse così che quel nome che non ricordiamo ma che "abbiamo sulla punta della lingua", improvvisamente ci torna in mente?

È da notare infine la grande plasticità che risiede nella struttura dei modelli neurali: si pensi che una "semplice" MLP/EBP come quella di figura 1 può adattarsi al problema attraverso "l'aggiustamento" di ben $5*3+3+3*2+2+2*1+1=30$ gradi di libertà e cioè pesi di connessione.

ANN: potenzialità, campi applicativi nel settore forestale

L'impiego dei modelli neurali in campo forestale, si estende a vari problemi:

- di modellizzazione dendro-alsometrica, come tavole di cubatura, tavole alsometriche e altre funzioni biometriche arboree e non (SCRINZI, 2000);
- in generale, di modellizzazione di funzioni complesse ove un certo numero di variabili, solo quantitative, oppure sia quantitative che qualitative, influiscono sulla risposta in *output* del fenomeno, che può essere a sua volta quantitativa o qualitativa, singola o plurima, soprattutto laddove l'approccio classico di regressione multipla non consente spiegazioni soddisfacenti a causa di comportamenti non lineari delle variabili in input nell'influenzare la/le variabili in *output* (SCRINZI, 2000);
- di interpolazione-estrapolazione di serie storiche;
- nella classificazione automatica supervisionata delle immagini da telerilevamento;
- di classificazione qualitativa multivariata (SCRINZI *et al.*, 1999).

Quest'ultimo settore di applicazione appare particolarmente interessante in riferimento alla valutazione e alla classificazione qualitativa del territorio, con particolare riferimento, per il settore forestale, alla classificazione funzionale dei complessi assestamentali, soprattutto in relazione alle funzioni non materiali (funzione ricreativa, idrogeologica, faunistica). Nella valutazione di valori non materiali qualitativi, che si traduce in *output* su scala nominale - tipi - od ordinale - gradi o livelli, i metodi di stima deterministica non possono essere impiegati. In tale settore vengono spesso utilizzati "sistemi a punteggio" arbitrari, che però si rivelano spesso inadeguati per l'incapacità di cogliere i comportamenti non lineari delle variabili che quasi sempre caratterizzano i problemi di classificazione e comunque per definirne oggettivamente il peso con il quale influiscono singolarmente. D'altra parte, l'approccio mediante Sistemi Esperti, altra tecnica di AI che ha avuto molto successo in passato, ora abbastanza ridimensionato, si scontra con la necessità di esplicitare e di tradurre in algoritmi matematici la conoscenza dell'esperto. Ciò limita anche l'ampiezza e la pluralità di conoscenza esperta recepitibile dal sistema.

I modelli artificiali a logica neurale non hanno tale necessità, ma devono disporre invece di valutazioni o classificazioni sintetiche su un congruo numero di casi reali. Una volta individuato un set di variabili che presumibilmente l'esperto considera implicitamente nel formulare la sua valutazione e definite le modalità o i livelli di manifestazione di tali variabili in ogni singolo caso, il modello neurale "impara" sulla casistica fornitagli ad associare l'esito reale della classificazione ai valori contingenti delle variabili. In tal modo è poi in grado di produrre classificazioni congruenti su nuovi casi per i quali non sia nota la classificazione esperta, sulla sola base dei valori manifestati dalle variabili esplicative. Ciò può consentire di generalizzare la valutazione esperta ad altri casi qualora siano note le modalità assunte dalle sole variabili esplicative. Il modello neurale può quindi far emergere, rendere riproducibile e, in un certo senso, oggettivizzare la conoscenza esperta.

Riassumendo, vale la pena di sottolineare i principali vantaggi che i modelli neurali offrono:

- facilità nell'integrare, sia in *input* che in *output*, variabili continue, ordinali (ad esempio liv. 1, 2, 3, ...) o nominali (ad esempio tipo A, tipo B, ...), praticamente in qualunque combinazione;
- capacità di fornire contestualmente *output* multipli (ad esempio massa principale, massa intercalare, diametro medio di massa principale, ...); naturalmente, nel caso di *output* ordinali o nominali, l'*output* è "intrinsecamente plurimo"; normalmente, in tali casi l'*output* di rete è 1 per la modalità corretta e 0 per le altre;
- resistenza al "rumore" nei dati in *input* e cioè alla variabilità incontrollata o errore;
- propensione per l'interpretazione di comportamenti non lineari delle variabili in *input* nell'influenzare quelle in *output*.

Quest'ultimo aspetto è cruciale in molti casi. Per fare un esempio, se pensiamo a come influisce la pendenza del terreno sulla frequentazione turistico-ricreativa di un sito forestale o la presenza di viabilità di accesso, possiamo intuire che determinismi non lineari si possono spesso riscontrare sia

nei comportamenti di variabili continue che di variabili nominali. All'aumentare della pendenza del terreno, la frequentazione turistico-ricreativa non decresce linearmente, ma, prima molto lentamente, poi rapidamente fino a valori elevati di pendenza, oltre i quali non ha praticamente più alcuna influenza (CARRIERO *et al.*, 1998). Allo stesso modo il valore turistico-ricreativo "potenziale" di un sito, dovuto alla presenza di caratteristiche forestali e topografiche particolarmente favorevoli, viene bruscamente ridotto a livelli "reali" esigui in assenza di viabilità di accesso. Tra parentesi, in tali casi, uno dei tanti sistemi di classificazione "a punteggio" sarebbe costretto a potenziare il peso deterministico della variabile nominale "accessibilità viabile" (presenza/assenza), ottenendo il risultato di deprimere irrimediabilmente il valore esplicativo delle altre variabili nei casi in cui non esiste viabilità di accesso al sito.

Nel prossimo paragrafo esamineremo un caso concreto di interpretazione convenzionale e neurale di un problema a dinamica interna non lineare. Per quanto estraneo al contesto forestale e, se vogliamo, anche un po' stravagante, il problema è emblematico della potenza interpretativa e previsionale dei modelli a logica neurale.

Un esempio didattico. Sydney 2000: l'interpretazione neurale del Medagliere Olimpico

Nello scorso mese di settembre, il tormentone del Medagliere Olimpico era all'ordine del giorno, come in ogni Olimpiade. Quante stanotte? Come siamo messi? Rispetto ad Atlanta? Le giornate di settembre di noi sportivi, o forse meglio, tifosi, si aprivano invariabilmente così.

Il Medagliere è l'elenco ordinato (*ranking*) delle Nazioni partecipanti i cui atleti hanno vinto medaglie. La posizione (*rank*) di un Paese nell'elenco è determinata dal noto criterio: "le nazioni vanno ordinate in ordine decrescente di medaglie conseguite, posto che a tal fine si tenga conto in primo luogo delle medaglie d'oro,

subordinatamente delle medaglie d'argento e, infine, in via doppiamente subordinata, delle medaglie di bronzo". Conseguenza di tale criterio è il fatto che se la nazione B ha conseguito anche una sola medaglia d'oro in meno della nazione A, indipendentemente dalle medaglie d'argento vinte da B, che potrebbero essere anche il doppio di quelle di A, il rango di B sarà inferiore a quello di A. Allo stesso modo per le medaglie di bronzo. Giusto o meno che sia, è così da sempre. Il numero totale di medaglie vinte non ha quindi, in assoluto, molto rilievo, anche se è evidente che la posizione di una nazione è "abbastanza" correlata a quante medaglie ha vinto globalmente.

In alternativa a quello descritto si potrebbe introdurre un criterio di *ranking* del tipo: "si diano ad ogni nazione 3 punti per ogni oro, 2 per ogni argento, 1 per ciascun bronzo; si faccia la somma dei punti e si dispongano le nazioni in ordine decrescente di punteggio, assegnando il *rank* 1 alla nazione con punteggio più alto, 2 alla seconda e così via".

Posto che il nostro stravagante problema previsionale sia quello di stimare il *rank* r di ogni nazione a partire dal numero g , di ori, s , di argenti, b , di bronzi e t , n° totale di medaglie conquistate, il problema è molto diverso nei due casi. Con questo secondo sistema, che, tra l'altro, ha il difetto dell'incapacità di discriminare i pari merito, le influenze delle variabili indipendenti g, s, b, t sulla dipendente r sono lineari, proporzionali e inverse, ed anzi, t , non apporta capacità esplicativa, dato che è una semplice combinazione lineare (somma) di $g, s, e b$. In tal caso quindi, una interpretazione del modello mediante una regressione multipla ordinaria del tipo $r = f(g, s, b)$, sarebbe più che adeguata.

Il fatto è che dobbiamo misurarci con un sistema reale di *ranking* che comporta frequenti casi come il seguente (Sydney 2000):

Nation	g	s	b	t	r
Ethiopia	4	1	3	8	20
Ukraine	3	10	10	23	21

Come si possano definire in tal caso le influenze delle variabili esplicative g, s, b, t, su

r è forse difficile da esprimere formalmente, ma quello che è certo è che tale influenza non può certo essere definita lineare.

Il problema è stato sottoposto a interpretazione neurale con una rete MLP/EBP 3-2-1 a due strati nascosti di 3 e 2 nodi, un *layer* di *output* di 1 nodo (*rank*), un vettore di 4 valori in *input* (g, s, b, t). Il Medagliere olimpico di Sydney 2000, 80 nazioni che hanno conseguito medaglie, una per ogni riga di una matrice 80*5 nelle quali erano riportate nell'ordine g, s, b, t , (*inputs*), r (*target*), è stato dapprima casualizzato per riga e poi suddiviso in 56 (70%) esempi *training* e 24 (30%) casi *test*. Con gli esempi *training* è stato eseguito l'addestramento di rete. La rete addestrata è poi stata applicata ai dati di *input* dei casi *test* per la verifica delle sue capacità di generalizzazione.

Sugli 80 casi totali è stato eseguito anche un approccio convenzionale di interpretazione per regressione multipla del tipo:

$$r = a_0 + a_1 \cdot g + a_2 \cdot s + a_3 \cdot b + a_4 \cdot t$$

dove le variabili g, s, b, t hanno i significati noti e a_0, \dots, a_4 sono i coefficienti di regressione incogniti.

Nelle figure 2, 3, 4, sono riportati gli esiti previsionali del modello neurale sui dati di

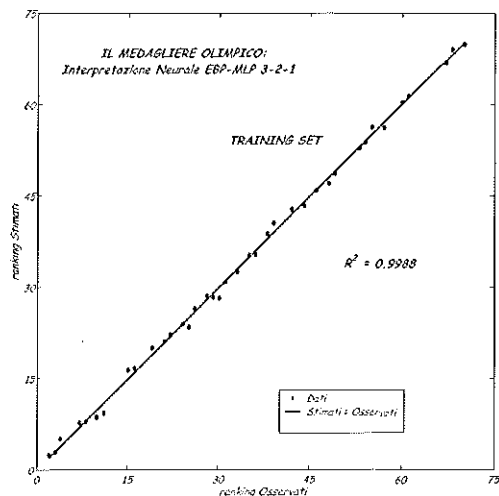


Fig. 2 - Interpretazione neurale didattica del Medagliere Olimpico di Sydney 2000: corrispondenza tra valori osservati e stimati dalla Rete per gli esempi appartenenti al *training set*.

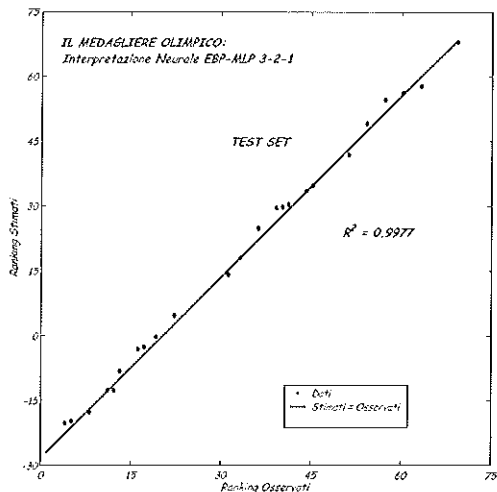


Fig. 3 - Interpretazione neurale didattica del Medagliere Olimpico di Sydney 2000: corrispondenza tra valori osservati e stimati dalla Rete per gli esempi appartenenti al test set.

training e di test (fig. 2 e 3) e del modello regressivo (fig. 4). L'esito del confronto delle performance previsionali dei due approcci è, con tutta evidenza, estremamente favorevole all'approccio neurale. Si notino i valori di R^2 che, si ricorda, esprimono l'aliquota di variabilità spiegata dal modello rispetto alla variabilità totale del fenomeno ($=1$). L' R^2 del test set può essere considerato valore di riferimento per la precisione di stima dei ranks in un ipotetico impiego previsionale della Rete. Si noti anche come il modello regressivo multiplo ordinario, pur avendo utilizzato l'informazione presente nell'intero set di dati (non nel 70% di questi, casualmente selezionati, come nel caso della Rete) non avrebbe capacità interpretative di molto superiori al 50% e evidenzerebbe propensioni di stima di ranks addirittura negativi per le nazioni posizionate ai ranghi più elevati del Medagliere.

Conclusioni

Benché totalmente estraneo al contesto forestale, l'esempio è emblematico di situazioni decisamente complesse sotto il profi-

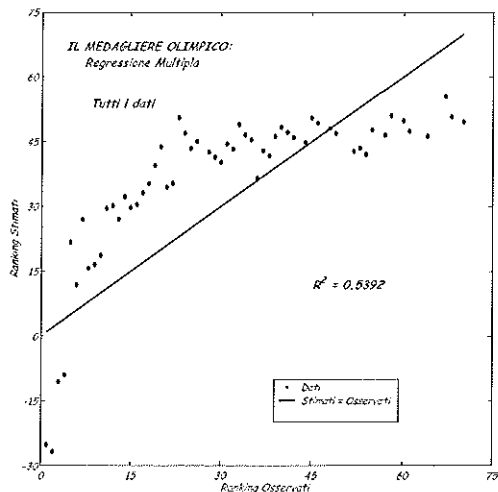


Fig. 4 - Interpretazione convenzionale didattica del Medagliere Olimpico di Sydney 2000: corrispondenza tra valori osservati e stimati dalla Regressione multipla ordinaria per l'intero set di esempi.

lo dell'interpretazione statistico-matematica a fini previsionali.

Probabilmente, gli ambiti dendrometrici ordinari (tavole di cubatura, alsometriche, ecc.) pongono problemi molto minori e, in un approccio neurale, si offre l'opportunità di integrare facilmente i modelli con variabili qualitative che potrebbero sensibilmente aumentarne la precisione rispetto agli approcci convenzionali della dendrometria. Situazioni forse più complicate si riscontrano nella costruzione di sistemi neurali di valutazione qualitativa territoriale (vocations, rischio, ecc.), anche se alcune sperimentazioni da noi effettuate (SCRINZI, 1999) ed altre in corso, danno risultati molto positivi e quanto mai promettenti. Un sicuro campo di impiego delle reti appare essere la dendrocronologia ed in generale quello degli studi sulle variazioni climatiche, dal momento che l'interpretazione delle serie storiche offre, per definizione, ampie casistiche di training. In ogni caso è difficile pensare ad un settore forestale nel quale si impieghino modelli matematici o sistemi di classificazione che non sarebbe suscettibile di un approccio ANN.

Va segnalato che la presenza di una congrua casistica reale è cruciale per la co-

struzione di modelli interpretativi neurali, anche se, in verità, lo è un po' per qualsiasi metodo. Esiste però un'area di criticità nell'impiego delle Reti che si evidenzia tanto più quanto la casistica è ridotta e la complessità del modello neurale è alta. In questa area si rischia la condizione di sovrapprendimento della rete (*overtraining*) nella quale essa impara magari perfettamente un comportamento corretto sui dati del *training*, ma perde completamente la sua capacità di generalizzazione su altri dati e quindi la sua utilità pratica. Proprio per questo viene individuato il *test set* e si impiegano anche altre tecniche specifiche.

dott. Gianfranco Scrinzi

Direttore Sezione Assestamento Forestale
Istituto Sperimentale per l'Assestamento Forestale
e per l'Alpicoltura
piazza Nicolini 6, 38050 Villazzano (TN)
e-mail: scrinzi@isafa.it

BIBLIOGRAFIA

CARELLA G., 1995 - *L'officina neurale. Viaggio tra la teoria e la pratica delle reti neurali*. Franco Angeli, Milano, 331.

CARRIERO A., SCRINZI G., TABACCHI G., TOSI V., WEGER W., 1998 - *GARDEN: procedura di integrazione tra GIS e Sistema esperto per la stima del valore turistico-ricreativo degli ambienti naturali*. Comunicazioni di ricerca dell'ISAFSA, 97/1, Trento, 34.

HAGAN M. T., DEMUTH H. B., BEALE M., 1996 - *Neural Network Design*. Boston: PWS, 300.

MARCHESE L., 1999 - *Reti Neurali su personal computer + fuzzy logic*. (<http://www.ulisse.it/~marchese/book1/neurbook.html>)

SANGALLI A., 2000 - *L'importanza di essere fuzzy*. Bollati Boringhieri, Torino.

SARLE W. S. ed., 1997 - *Neural Network FAQ*. Periodic posting to the Usenet newsgroup comp.ai.neural-nets, URL: <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html>

SCRINZI G., 2000 - *Le Reti Neurali Artificiali (ANN) in campo forestale: dalla modellizzazione di fenomeni complessi alla classificazione qualitativa multivariata*. (<http://www.isafa.it/scientifica/retineurali/reti%20per%20sitoHTML.htm>)

SCRINZI G., PICCI M., FLORIS A., 1999 - *Prospettive di impiego delle Reti Neurali nella zonazione funzionale del bosco a fini assestamentali*. Atti II Congresso SISEF, ottobre 1999, Bologna, 161-166.

Riassunto

Con le Reti Neurali Artificiali (*Artificial Neural Networks* - ANN) si apre un'alternativa interessante alla Regressione e ai Sistemi Esperti nella modellizzazione statistico-matematica e nella classificazione multivariata dei fenomeni biologici. Benché i modelli neurali siano stati ideati già nel primo dopoguerra negli ambienti scientifici dell'Intelligenza Artificiale, solo dai primi anni '90 si assiste allo sviluppo del loro impiego operativo nelle tecnologie avanzate e in molti settori dove sussistono esigenze di previsione, simulazione e classificazione. In ambito forestale i modelli neurali stanno facendo le loro prime apparizioni operative quasi esclusivamente in nord America.

La Sezione Assestamento forestale ISAFSA ha attivato nel '99 un programma di ricerca specifico sulle possibili applicazioni della modellistica neurale in campo forestale. Gli studi finora condotti e una serie di applicazioni sperimentali in pianificazione forestale e biometria, depongono per ottime prospettive di impiego delle Reti nel nostro settore.

L'articolo, di carattere informativo-divulgativo, traccia un quadro sulle ANN che, per quanto sommario, potrà forse risultare utile ai tecnici forestali che saranno probabilmente chiamati ad utilizzare operativamente questo "nuovo" tipo di modelli.

Summary

Artificial Neural Networks (ANN) open an interesting alternative to Regression and Expert Systems in mathematical and statistical modelling, and in multivariate classification of biological phenomena. Although the first neural models were devised since the early post-war period, within the scientific environments of Artificial Intelligence, only in the early nineties it saw a development of their use in advanced technologies and in several sectors in which exigencies of forecast, simulation and classification do exist. In the forest context neural models are having their first operative applications almost exclusively in North-America.

In 1999 The ISAFSA Forest Management department has started up a specific research project on possible applications of neural modeling in the forest sector. The studies so far carried out, in addition to some experimental applications in forest planning and biometrics, give evidence of very good perspectives for the neural networks usage in forest environment.

This paper, featured keeping in mind a popular purpose, draws a framework of the ANN that, even if brief and perfunctory, could maybe result useful to foresters who will probably be required to know and properly use this new kind of models.