



IL VINO ALLA PROVA DEL FUTURO

13 Settembre 1996
ASTI - Camera di Commercio

Coordinamento GIUSI MAINARDI



30° SALONE NAZIONALE DI VINI SELEZIONATI

POSSIBILITÀ DI IMPIEGO DELLE RETI NEURALI ARTIFICIALI NEL SETTORE VITIVINICOLO

INCENZO GERBI - GIUSEPPE ZEPPA

I.V.A.P.R.A. - via L. da Vinci 44 - 10095 Grugliasco - To - Italia

EMPLOYMENT POSSIBILITIES OF ARTIFICIAL NEURAL NETS IN THE WINE GROWING AND PRODUCING SECTOR

1- LE RETI NEURALI ARTIFICIALI

L'informatica tradizionale è in grado di risolvere ogni problema purché questo sia traducibile in un preciso algoritmo che, eseguito da una macchina, ne assicura una soluzione esatta in tempi proporzionali alla sua complessità, ma agevole.

L'informatica tradizionale può quindi risolvere esclusivamente problemi ben definiti e ben strutturati basati su dati oggettivi, quantitativi, completi e certi, soprattutto che prevedano una soluzione unica.

È così possibile coprire una vasta gamma di problematiche di calcolo del mondo reale, ma vengono esclusi molti problemi di interesse scientifico, industriale, commerciale, ecc., quali quelli di aerodinamica (oggetti di forma non semplice che si muovono in flussi tridimensionali originati da fluidi reali e quindi viscosi), quelli di tipo combinatorio, quelli basati sul ragionamento approssimato e quelli di tipo associativo.

Di particolare interesse risultano proprio i problemi di tipo associativo la cui soluzione non è basata sul ragionamento bensì sull'associazione "informazione disponibile/soluzione" sulla base di un precedente processo di apprendimento.

Esempi tipici di questo tipo di problemi sono quelli relativi al riconoscimento visivo od acustico di forme e segnali complessi e la loro interpretazione.

Per poter riconoscere un suono od una forma è però necessario averne prima una descrizione con cui confrontarli. Tuttavia non è possibile descrivere forme complesse (ad esempio un albero od un animale) con un numero finito di frasi in quanto occorrerebbe enumerare tutte le infinite varianti. Di qui l'impossibilità di sviluppare una procedura di riconoscimento di forme complesse attraverso il puro ragionamento.

Per cercare di risolvere i problemi sopra esposti gli sviluppi attuali dell'intelligenza artificiale seguono due direttrici: l'una verso nuove architetture hardware quali i calcolatori paralleli, l'altra verso metodologie di elaborazione più potenti quali i paradigmi connessionistici.

Tralasciando le architetture parallele, concentriamo l'attenzione sui sistemi connessionistici.

In genere la soluzione di un problema, sia da parte di un uomo che da parte di una macchina o, più in generale, da parte di un qualunque altro sistema intelligente, implica sempre due passaggi successivi:

- la rappresentazione mediante dei simboli (lettere, numeri, ecc.) degli og-

getti facenti parte del problema e delle relazioni che intercorrono tra di loro;

- la manipolazione di questi simboli con opportune procedure per ottenerne altri che rappresentano la soluzione al problema posto.

Questo approccio al problema viene indicato come "simbolico" ed è alla base dell'intelligenza di tipo classico. Esistono però delle limitazioni nell'utilizzo dell'approccio simbolico. In alcuni casi infatti il numero di simboli da manipolare può crescere a dismisura con l'aumento di complessità dei concetti da elaborare e questo impedire di fatto l'elaborazione stessa dei simboli.

Molto spesso il significato reale di un concetto dipende anche dal "contesto" in cui viene espresso e pertanto la sua sola comprensione non è sufficiente. Ad esempio la frase "Come va Maria?" potrebbe, in un certo contesto significare "Come sta Maria?" ed in un altro "Con quale mezzo va Maria?"

In altri casi infine non è sufficiente capire il concetto o la frase per poter dare una risposta corretta, ma occorre possedere conoscenze di "senso comune" spesso estranee all'argomento di conversazione. Ad esempio alla domanda "Mi sai dire che ora è?" la risposta corretta non è "Sì!" ma "Sono le 9 e 30".

È pertanto evidente che l'approccio simbolico sia adatto a processi di intelligenza conscia, ma che non rifletta la natura di molti processi di intelligenza inconscia come quelli legati al riconoscimento di immagini e di suoni ed al coordinamento senso-motorio.

Infatti se osservando una fotografia individuiamo subito l'immagine di un gatto distinguendola da quella di una

statua-di-gatto o di un gatto-di-pelouche, è poco plausibile che ciò sia il frutto di una lunga concatenazione di deduzioni quanto piuttosto si tratti di un meccanismo simile a quello di una struttura che ad una certa informazione o *input* associa automaticamente una risposta od *output*.

L'approccio ideale alla soluzione dei problemi legati alla percezione pare quindi non essere quello "simbolico", ma quello "connessionista" in cui un qualunque sistema, naturale od artificiale può manifestare comportamenti intelligenti se:

- ha un numero elevato di componenti elementari (neuroni naturali od artificiali);
- ogni componente è interconnesso con un numero elevato di altri componenti;
- le connessioni non sono rigide, ma plastiche e modificabili da processi di apprendimento che si sviluppano per interazione con il mondo esterno;
- non è necessario che il neurone abbia comportamenti complessi.

È evidente il legame tra il connessionismo ed il funzionamento del cervello umano. Altri esempi eclatanti di struttura connessionistica possono essere il formicaio o l'alveare. Una singola formica od una singola ape (il neurone) presentano comportamenti di scarso interesse o apparentemente casuali men-

tre la cooperazione tra un grande numero di formiche od api origina un sistema (il formicaio o l'alveare) che risolve problemi complessi di ecologia, sopravvivenza, crescita, ecc.

In un sistema connessionistico un ruolo di primo piano è svolto dall'apprendimento, e le connessioni tra i neuroni non sono stabilite a priori, ma si sviluppano con l'apprendimento ed il sistema neuronale si dovrà comportare quindi come un "sistema adattivo".

Con tale particolare definizione si indica un sistema (fig. 1) in grado di apprendere ad emulare il comportamento di un sistema reale operando in parallelo a questo per un certo periodo ed automodificando progressivamente la propria struttura interna in funzione dell'errore comportamentale, sino a minimizzare e possibilmente annullare ogni differenza tra il suo comportamento e quello del sistema reale.

Fra i sistemi adattivi più diffusi e conosciuti vi sono i robot od automi, largamente utilizzati in tutti quei settori in cui l'utilizzo dell'uomo risulterebbe impossibile o troppo oneroso, e le Reti Neurali Artificiali o Neuronali (ANNs), sul cui funzionamento si basa spesso anche il funzionamento degli stessi automi.

Un interesse particolare stanno rivestendo in questi ultimi anni proprio le ANNs in relazione alla loro applicabilità ai settori più diversi:

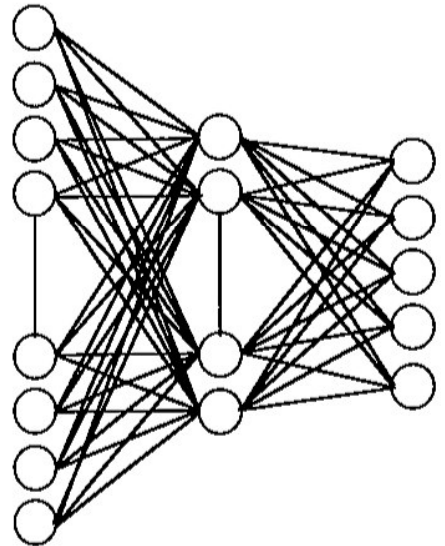


Fig. 2 - Schema di una Rete Neuronale Artificiale.

- diagnostica medica,
- visione e riconoscimento di forme grafiche,
- riconoscimento vocale,
- sintesi vocale e riconoscimento della voce,
- robotica,
- interpretazione di segnali,
- modellazione di processo.

Ma che cos'è una Rete Neuronale Artificiale? È un software che, operando all'interno di un elaboratore, è in grado di costruire un'architettura di tipo numerico formata da strutture elementari logiche di calcolo (i neuroni) strettamente interconnesse (fig. 2).

I neuroni di una ANN sono disposti in strati successivi di cui i due più esterni vengono indicati rispettivamente come strato di *input* (lo strato a cui vengono fornite le informazioni) e strato di *output* (lo strato che fornisce le risposte) mentre tutti i restanti strati vengono indicati come strati intermedi o *hidden*.

Ad ognuno dei neuroni degli strati intermedi è associato un valore numerico (il valore di soglia), così come ad ogni connessione è associata un'intensità di collegamento (il peso sinattico) di valore sia positivo che negativo.

Durante il funzionamento della rete,

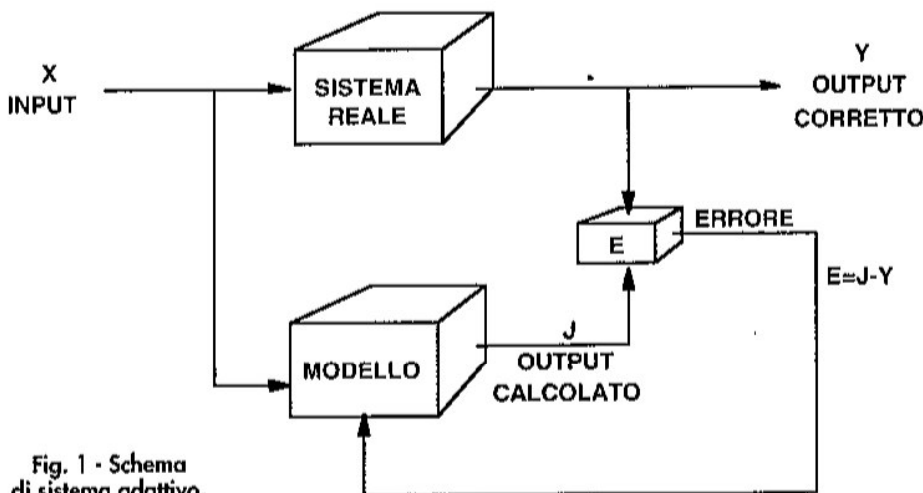


Fig. 1 - Schema di sistema adattivo.

ad ogni neurone appartenente ad un certo strato viene applicato un valore numerico pari alla sommatoria algebrica dei pesi sinattici delle connessioni che si dipartono dai neuroni dello strato precedente e che terminano sul neurone stesso.

Se detto valore supera un pre-determinato valore-soglia, il neurone si attiva e quindi tutte le connessioni che si dipartono da quel neurone trasmetteranno un valore pari al prodotto fra il peso sinattico proprio della connessione ed il coefficiente di peso del neurone.

Se detto valore non supera il valore-soglia, il neurone non si attiva e quindi tutte le connessioni che si dipartono da quel neurone trasmetteranno un valore pari al solo peso sinattico dalla connessione stessa.

In piena rispondenza ai dettati del connessionismo, le singole unità presentano quindi un funzionamento molto semplice, ma la struttura che ne deriva risulta estremamente complessa.

Di particolare interesse i neuroni degli strati di *input* e di *output*.

Come si è avuto modo di vedere, le ANNs sono strumenti utilizzati in genere per il riconoscimento e quindi la classificazione di forme e strutture. Detta classificazione viene effettuata sulla base di variabili descrittive del fenomeno da classificare ed ad esso correlate. Ad esempio, per classificare delle malattie ereditarie si possono utilizzare i dati riportati sulle cartelle cliniche dei pazienti, o per classificare degli alimenti i relativi parametri chimico-fisici ed organolettici. I neuroni di *input* rappresentano pertanto le variabili utilizzate per la descrizione del prodotto o della struttura o del fenomeno in esame. Il valore di soglia di ogni neurone non è altro che il valore assunto dalla variabile che rappresentano per i diversi casi esaminati.

I neuroni di *output* rappresentano invece le categorie a cui devono essere attribuiti i casi in esame e quindi il loro numero è pari a quello delle categorie su cui si opera.

Caratteristica fondamentale di una ANN è la sua adattabilità, ovvero la

capacità di apprendere e quindi di funzionare come un perfetto "sistema adattivo".

Pertanto inizialmente la rete neurale viene costruita attribuendo arbitrariamente dei valori numerici sia alle connessioni che ai neuroni intermedi dopodiché, utilizzando un campione di dati estratti casualmente dalla popolazione da esaminare, la rete "impara" ad effettuare la classificazione dei campioni. Questo processo può essere più o meno lungo in relazione al numero di neuroni di *input* ed al numero di neuroni degli strati intermedi nonché al numero degli strati intermedi.

Durante questa fase di apprendimento la rete modifica via via i valori attribuiti ai neuroni nonché quello attribuito alle connessioni con l'obiettivo di annullare, od almeno ridurre al minimo l'errore di classificazione.

La rete così costruita è ora in grado di essere utilizzata nella classificazione di nuovi campioni e, in relazione alla sua esportabilità, potrà essere utilizzata da altri utilizzatori anche fisicamente lontani da colui che ha messo a punto la rete neurale e, soprattutto, privi dei dati che hanno dato origine alla rete stessa.

2 - INTERESSE DELLE RETI NEURALI ARTIFICIALI PER IL SETTORE VITIVINICOLO

Anche nel settore agrario, ed in quello vitivinicolo in particolare, si possono ricordare molti esempi di necessità di tipo previsionale di interesse scientifico, ma anche di interesse pratico ed immediatamente applicativo.

Nel campo viticolo si può citare ad esempio la valutazione della vocazionalità di un terreno vitato sulla base delle caratteristiche pedologiche, climatiche ed agronomiche del vitigno interessato, oppure l'attribuzione di piante di vite ad una varietà, sottovarietà o clone sulla base delle caratteristiche ampelografiche rilevate sugli organi vegetativi e sul frutto.

In campo enologico valga per tutti

l'esempio dell'attribuzione di un vino ad una determinata categoria, denominazione di origine o sottozona. Se ciò fosse possibile, oltre che sulla base della documentazione cartacea, anche sulla base di un certo numero di parametri enochimici e sensoriali, ci troveremo ad avere più strumenti nell'importante settore della valorizzazione delle produzioni tipiche.

Questi problemi vanno ovviamente affrontati trattando i dati con la statistica di tipo inferenziale, ma i metodi statistici convenzionali, di tipo lineare, non sempre consentono di ottenere i risultati attesi.

In effetti frequentemente i modelli matematici elaborati forniscono adeguate risposte con gli stessi dati utilizzati per il calcolo del modello, ma sono difficilmente esportabili ad altre osservazioni.

Inoltre le funzioni utilizzate normalmente non sono particolarmente adatte all'elaborazione di dati di tipo non lineare, come sono quelli ad esempio della valutazione sensoriale, nei quali l'attribuzione di un valore numerico ad un livello qualitativo non segue una proporzionalità precisa: un vino che merita 80/100 non vale il doppio di quello che prende 40/100.

Le ANNs paiono offrire nuove possibilità di elaborazione dei dati e consentire di individuare in grandi set di dati delle regolarità che possono essere sfruttate nella classificazione di campioni esterni al gruppo di quelli che ha originato la rete neurale.

3 - UN ESEMPIO DI APPLICAZIONE DELLE ANNS NEL SETTORE ENOLOGICO

Le possibilità potenzialmente offerte dalle ANNs sono state saggiate nell'individuazione dei parametri cromatici che fossero in grado di discriminare fra più tipologie di vino e nella costruzione di un modello matematico predittivo

per l'attribuzione di campioni sconosciuti ad una delle suddette tipologie.

L'indagine è stata svolta nel 1993 su cinque vini rossi piemontesi, tre derivati dal vitigno Nebbiolo (Barolo, Barbaresco e Roero) e due dal Barbera (Barbera d'Alba e Barbera d'Asti).

Complessivamente sono stati considerati 283 campioni dei diversi vini. Nella tab. 1 sono riportati il numero di campioni e la relativa annata di produzione.

Sui campioni di vino sono stati determinati i principali parametri analitici per la caratterizzazione merceologica del prodotto ($d_{20,20}$ vino, titolo alcolometrico volumico, estratto secco totale, pH, acidità totale, anidride solforosa libera). I protocolli adottati sono stati quelli previsti dai metodi ufficiali comunitari o dall'O.I.V.

La determinazione dei valori di tristimolo che caratterizzano un colore (X, Y, Z) e dei corrispondenti parametri CIE e CIELAB è stata eseguita utilizzando le misure di trasmittanza nel range da 380 a 770 nm con letture ogni 10 nm.

Gli indici di Sudraud sono stati calcolati mediante la misura delle assorbanze a 520 ed a 420 nm, mentre il contenuto in antociani totali e monomeri è stato determinato per via spettrofotometrica.

Tabella 1 - Ripartizione per vino ed annata dei 283 campioni di vino rosso piemontese esaminati.

Vino	Annata	N° campioni
Barbera d'Alba	1989	1
	1990	46
	1991	19
Barbera d'Asti	1989	2
	1990	26
	1991	16
Barbaresco	1988	25
	1989	21
Barolo	1987	35
	1988	60
	1989	7
Roero	1989	7
	1990	14
	1991	11

Tabella 2 - Tabella di riclassificazione per una delle 15 reti neurali calcolate.

	N° vini	Barolo	Barbaresco	Barbera Alba	Barbera Asti	Roero
Barolo	24	21	3	0	0	0
Barbaresco	15	10	5	0	0	0
Barbera Alba	12	1	0	10	1	0
Barbera Asti	10	1	0	2	6	1
Roero	8	2	0	0	2	4

Le ANNs sono state costruite mediante il software Neuro Shell (Ward System Group, USA) utilizzando come neuroni di *input* le variabili analitiche e come neuroni di *output* le cinque categorie di vini. L'architettura delle reti utilizzate è del tipo a tre livelli (*input*, *hidden*, *output*).

Al fine di poter verificare le capacità discriminanti dei parametri cromatici, questi sono stati ripartiti in tre gruppi omogenei: indici di Sudraud, parametri CIE e parametri CIELAB.

Il contenuto in antociani totali e frazionati ed i parametri chimico-fisici sono stati invece raccolti, rispettivamente, in un quarto ed in un quinto gruppo, ed addizionati di volta in volta agli altri gruppi per verificare se la loro presenza avesse o meno degli effetti sulle capacità previsionali dei soli parametri cromatici.

Prima dell'analisi il set di dati è stato suddiviso in un *training set* ed in un *validation set* a cui sono stati assegnati, in modo casuale, rispettivamente l'80% ed il 20% dei casi a disposizione.

Il processo di costruzione delle ANNs dall'estrazione dei due set di dati all'apprendimento è stato ripetuto cinque volte, e nella tab. 2 è riportata la riclassificazione calcolata mediante una delle 15 reti neurali ipoteticamente calcolabili. I dati si riferiscono al *validation set* e la ANN è stata calcolata utilizzando i seguenti parametri: estratto secco totale, pH, titolo alcolometrico volumico, acidità totale, assorbanza a 420 ed a 520 nm.

È evidente come le ANNs individuino la presenza di tre tipologie di vino, una costituita dal Barolo e dal Barbaresco, una dalle Barbere ed una dal Roero.

Nessuno dei parametri cromatici considerati, anche se utilizzati unitamente ai parametri chimico-fisici, risulta in grado di discriminare un Barolo da un Barbaresco od una Barbera d'Alba da una Barbera d'Asti.

Il risultato ottenuto può essere determinato da diversi fattori. La diversa età dei vini riveste senz'altro un ruolo fondamentale tanto è vero che rianalizzando i campioni di Barbera dopo 4-5 anni di invecchiamento non vi è più alcuna possibilità di discriminarli dai campioni di Barolo.

L'età da sola però non può interpretare l'individuazione delle tre tipologie di vini in quanto i campioni di Barbera e quelli di Roero risultano ben discriminati pur con età uguale.

Un altro fattore di discriminazione può essere quindi il vitigno utilizzato che, da solo od in interazione con l'età del vino, può determinare l'impossibilità di distinguere il Barolo dal Barbaresco o le due Barbere e contribuire invece all'individuazione delle tre tipologie di vini.

Tutti i parametri cromatici utilizzati, anche i più semplici quali gli indici di Sudraud, evidenziano dei poteri di riclassificazione simili il che sembrerebbe rendere superfluo, ai fini di una caratterizzazione cromatica, il ricorso ai ben più complessi parametri CIE e CIELAB.

L'analisi discriminante lineare effettuata sugli stessi campioni, pur partendo da un approccio matematico molto diverso, ha fornito risultati sostanzialmente simili confermando la presenza fra i campioni di tre tipologie di vini, l'una riferentesi al Barolo, una alla Barbera ed una al Roero.

La più facile esportabilità delle ANNS rispetto alle funzioni discriminanti le rende un potente strumento di classificazione nelle mani dei ricercatori, ancora poco conosciuto ed utilizzato.

BIBLIOGRAFIA

- S., Roggero J.P. (1989) - Composition anthocyanique des cépages. II - Essai de classification sur trois ans par analyse en composantes principales et étude des variations annuelles de cépages de même provenance. Rev. Française d'Oenologie, 121, 7.
- Margarita S., Beltramo R., Giomo A. (1994) - Le reti neurali quale strumento di classificazione: l'esempio del formaggio Montasio. Atti XVI Congresso Nazionale di Merceologia, Pavia.
- Mattivi F., Romano F., Scienza A., Villa P. (1989) - Approccio chemotassonomico per la classificazione di 120 cultivars di *Vitis vinifera* L. in base al profilo antocianico. Atti Convegno Nazionale di Chemiometria, Venezia.
- Piracci A. (1984) - Determinazione computerizzata delle caratteristiche cromatiche dei vini bianchi. Riv. Vitic. Enol., 37, 4, 139.
- Ribéreau-Gayon P. (1973) - Interprétation chimique de la couleur des vins rouges. Vitis, 12, 119.
- Rivas-Gonzalo J.C., Guitierrez Y., Hebrero E., Santos-Buelga C. (1992) - Comparison of methods for the determination of anthocyanins in red wines. Am. J. Enol. Vitic., 43, 2, 210.
- Roggero J.P., Larice J.L., Rocheville-Divorne C., Archier P., Coen S. (1966) - Composition anthocyanique des cépages. I - Essai de classification par analyse en composantes principales et par analyse factorielle discriminante. Rev. Française d'Oenologie, 112, 41.
- Romeo F. (1992) - Valutazione delle caratteristiche qualitative delle merci. Simulazione di giudizi soggettivi mediante reti neurali. Rivista di Merceologia, 31, 1, 5-24.
- Romeo F. (1993) - Simulazione di giudizi soggettivi su oli di oliva mediante reti neurali. Rivista di Merceologia, 32, 2, 109-121.
- Sakellariades H.C., Luh B.S. (1974) - Anthocyanins in barbera grapes. Food Sci., 39, 329-333.
- Somers T.C. (1971) - Pigment profiles of grapes and wine. Vitis, 7, 303.
- Somers T.C., Evans M.E. (1979) - Grape pigment phenomena: interpretation of major colour losses during vinification. Sci. Food Agric., 30, 623.
- SPSS (1993) - Statistical Package for Social Science. Version 5.0.2. SPSS Inc., Chicago, IL.
- Sudraud P. (1958) - Interpretation des courbes d'absorption des vin rouge. Ann. Technol. Agric., 2, 203.
- Ussegio-Tomassiet L., Di Stefano R. (1980) - Osservazioni sull'evoluzione del colore dei vini rossi. Vini d'Italia, 22, 118.
- Winkler A.J., Amerine M.A. (1938) - Color in California Wines. I - Methods for misurement of color. Food Research, 3, 429.
- Cagnasso E. (1994) - Applicazioni della colorimetria tristimolo nella moderna tecnologia enologica. Tesi di laurea. Università di Torino.
- Cammarrata S. (1990) - Reti neuronali. Una introduzione all'"altra" intelligenza artificiale. Etas Libri, Milano.
- Di Stefano R., Cravero M.C. (1989) - I composti fenolici e la natura del colore dei vini rossi. L'Enotecnico, 25, 10, 81.
- Di Stefano R., Cravero M.C., Gentilini N. (1989) - Metodi per lo studio dei polifenoli del vino. L'Enotecnico, 25, 5, 83.
- Glories Y. (1984) - La couleur des vins rouges. 1^o partie. Conn. Vigne-Vin, 18, 195.
- Heredia F.J., Guzman Chozas M. (1992) - Proposal of a novel formula to calculate dominant wavelength for colour of red wines. Food Chem., 43, 125.
- Larice J.L., Archier P., Rocheville-Divorne C., Coen