

## DEFINIZIONE DELL'ORIGINE DI FORMAGGI DI ALPEGGIO MEDIANTE RETI NEURALI ARTIFICIALI

Giuseppe ZEPPA<sup>1</sup>, Manuela GIORDANO, Simona BELVISO

### INTRODUZIONE

L'informatica di tipo tradizionale è in grado di risolvere ogni problema purché questo sia traducibile in un preciso algoritmo che, eseguito su di una macchina sequenziale, ne assicuri una soluzione esatta in tempi ragionevoli. In altre parole è possibile risolvere mediante l'informatica tradizionale solo problemi ben definiti, con dati quantitativi ed oggettivi, completi ed aventi una soluzione unica [1]. Questo implica che molti problemi di interesse scientifico od industriale non possono trovare una soluzione mediante un approccio informatico tradizionale in quanto di grande complessità o perché basati su ragionamenti approssimati. Un esempio tipico di problema non risolvibile mediante l'informatica tradizionale è la diagnosi medica in cui i sintomi non sono sempre chiari e definiti ed il medico oltre ad avvalersi delle proprie conoscenze anche di tipo empirico deve spesso trovare la soluzione mediante un metodo esplorativo in cui si susseguono ipotesi e verifiche suffragate da risultati oggettivi. Non trovano altresì soluzione nell'informatica tradizionale i problemi di tipo associativo ossia quelli in cui l'associazione dati/soluzione avviene non per ragionamento, ma sulla base di conoscenze pregresse acquisite in un precedente processo di apprendimento. E' questo il caso del riconoscimento visivo di forme complesse in quanto per riconoscere una forma si deve avere prima una sua descrizione con cui confrontarla, ma spesso non si possono descrivere forme complesse, quale può essere un albero od un animale, con un numero finito di definizioni e quindi diventa impossibile sviluppare una procedura più o meno automatizzata che consenta il riconoscimento di queste forme sulla base del solo ragionamento [2].

Al fine di risolvere questo tipo di problemi si è operato negli ultimi anni in due direzioni, quella del calcolo parallelo, in cui più processori svolgono simultaneamente parti diverse del programma aumentando quindi la capacità complessiva del sistema, oppure quella del connessionismo in cui si tenta di simulare l'intelligenza biologica riproducendo su di un calcolatore la struttura e le capacità di un cervello. Benché tutte e due gli approcci abbiano fornito significativi risultati, sono comunque i sistemi connessionistici che stanno riscuotendo il maggiore interesse in quanto possono operare anche su macchine di piccole

\* *Corrispondenza ed estratti:* giuseppe.zeppa@unito.it

<sup>1</sup> Microbiologia Agraria e Tecnologie Alimentari - Dipartimento di Valorizzazione e Protezione delle Risorse Agroforestali - Università degli Studi di Torino. Via Leonardo da Vinci 44, 10095 Grugliasco (TO).

dimensioni ed adattarsi ad ogni tipo di problema in modo indipendente dalla sua complessità e dai dati a disposizione.

Alla base dei sistemi connessionistici vi è la Rete Neurale Artificiale (o Artificial Neural Network o ANN), un sistema di calcolo costituito da unità semplici interconnesse fra di loro così come i neuroni del cervello. Ciascuna unità riceve attivazione (od inibizione) dalle unità da cui le arrivano connessioni ed a sua volta invia attivazione (od inibizione) alle unità verso cui ha delle connessioni. Ogni connessione ha un suo "peso" ossia un valore che può essere positivo o negativo (Fig. 1). Ciascuna unità integra mediante una funzione specifica (una semplice somma algebrica, una sigmoide, *etc.*) i valori dei pesi che le arrivano ed in funzione del risultato ottenuto definisce se inviare, ed in quale quantità, della attivazione o della inibizione alle altre unità poste a valle mediante le sue connessioni. In questo modo l'attivazione si propaga nella rete in base a numerosi fattori quali i pesi sulle connessioni, la funzione matematica utilizzata dalle unità per il calcolo della attivazione e così via.

Nella sua struttura più semplice, il sistema a strati o *layers*, vi sono più strati di unità interconnesse. Si parte dalla rete lineare in cui il primo strato, detto di input, è collegato direttamente a quello di uscita od output sino a quelli a uno o due strati detti *hidden* oltre a quelli di input ed output. Lo strato di input sarà costituito da tante unità quante sono le variabili a disposizione mentre quello di output da tante unità quante sono le categorie o gruppi da riconoscere (Fig. 2). La struttura di funzionamento di una ANN è quindi simile a quella del cervello e come questo apprende con l'esperienza cioè nasce senza conoscenza (con i pesi

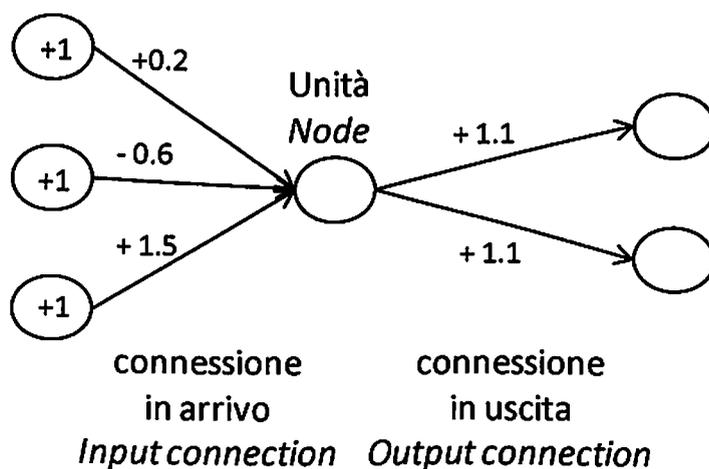


Figura 1 – Struttura delle connessioni e dei pesi sulle varie unità della ANN.  
 Figure 1 – Connections and weights for each unit of ANN.

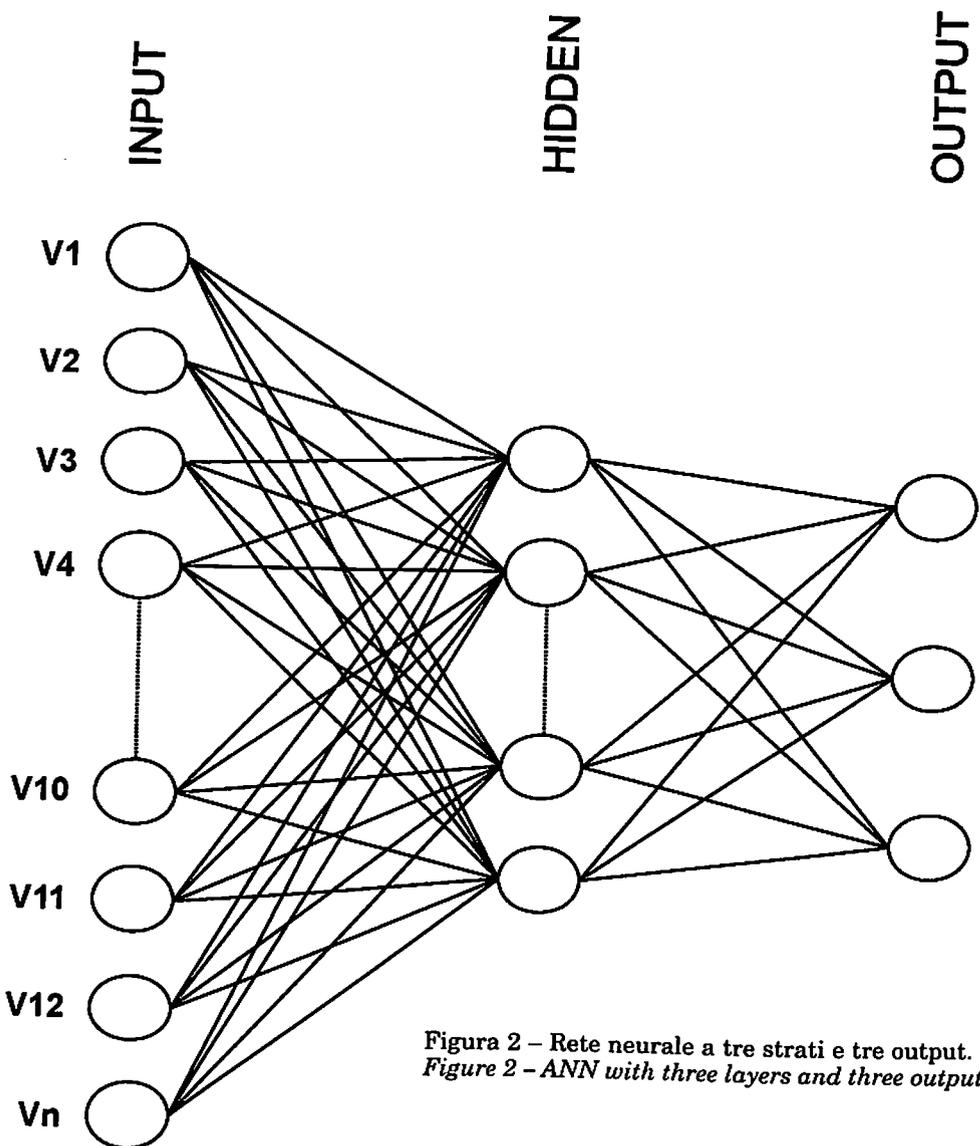


Figura 2 - Rete neurale a tre strati e tre output.  
 Figure 2 - ANN with three layers and three output.

attribuiti in modo casuale) per poi trovare mediante una serie di tentativi i valori ottimali dei pesi delle connessioni ossia quei valori che consentono alla rete di raggiungere le prestazioni volute. Il funzionamento della rete prevede quindi due momenti. Nel primo, quello di apprendimento, la rete, esaminando un set sufficientemente ampio di dati, attribuisce alle connessioni dei pesi casuali, calcola l'errore rispetto al risultato atteso e mediante un algoritmo iterativo modifica i pesi delle connessioni cercando di ridurre al minimo l'errore rispetto al risultato atteso. Raggiunto il valore minimo dell'errore la rete è "addestrata" ad uno specifico compito ed è quindi possibile utilizzarla sui set di dati di lavoro.

Le ANNs sono quindi dei sistemi in grado di apprendere dai propri errori ed imparare un comportamento in modo simile ad un cervello umano e questo spiega la grande diffusione che hanno avuto per la soluzione di innumerevoli problemi scientifici e tecnici [3-10]. Un ulteriore vantaggio delle ANNs rispetto a molti degli approcci tradizionali quali l'analisi discriminante, soprattutto nell'ambito dei problemi di classificazione ossia laddove si renda necessario attribuire un campione incognito ad una categoria predefinita, è la possibilità di costruire un sistema autonomo eseguibile in modo indipendente dai dati sorgente con cui è stato preparato. E' questo il caso ad esempio dei controlli per individuare le contraffazioni dei prodotti. Dato un prodotto "vero" ed uno "falso" è possibile addestrare una ANN a riconoscere i due prodotti sulla base di un insieme di parametri fisico-chimici quindi fornire questa rete così addestrata agli organismi di controllo che sulla base degli stessi parametri definiti precedentemente potranno classificare i campioni incogniti.

In relazione alle potenzialità delle ANNs ed alla loro diffusione lo scopo di questo lavoro è stato quindi quello di valutare la possibilità di un loro utilizzo anche nella discriminazione di formaggi provenienti da quattro aree pascolive montane utilizzando quali parametri compositivi discriminanti i rispettivi contenuti terpenoidici valutati mediante tecnica HS-SPME-GC/MS. Le reti neurali così come i composti terpenoidici sono già stati utilizzati per la discriminazione dei formaggi, soprattutto quelli di alpeggio [3, 11-14], ma è la prima volta che la discriminazione viene effettuata in funzione della formazione pascoliva utilizzata dalle mandrie.

## MATERIALI E METODI

### *Campioni*

Lo studio è stato effettuato su 164 campioni di formaggio vaccino prodotti in quattro formazioni pascolive alpine durante i periodi di alpeggio del 2007 e del 2008. Due formazioni pascolive erano poste nell'altopiano di Asiago (Festuceto magro - FM e Festuceto pingue - FP) e due nella Valle Stura di Demonte in provincia di Cuneo (Trifoglieto - T e Festuceto - F). La distribuzione dei campioni è la seguente: FM: 43; FP: 41; T: 39; F: 41. I campioni di Asiago sono stati prelevati

dopo una stagionatura di 90 giorni mentre quelli di Valle Stura dopo 60 giorni, immediatamente congelati e conservati a -20 °C sino al momento delle analisi.

#### *Analisi dei costituenti volatili terpenoidici*

I campioni sono stati sottoposti ad una distillazione sotto vuoto in presenza di uno standard interno (TIPB, 1,3,5- triisopropilbenzene). Il distillato acquoso ottenuto è stato quindi posto in un vial da 10 mL, riscaldato mediante blocco di alluminio termostato a 45°C e dopo 5 minuti di equilibrio la componente volatile è stata estratta per 30 min con una fibra trifasica StableFlex 2 cm-50/30 mm divinilbenzene/carboxen/polidimetilsilossano (DVB/CAR/PDMS). Gli estratti sono stati quindi analizzati con un gascromatografo Shimadzu GC-17A accoppiato a uno spettrometro di massa a quadrupolo Shimadzu QP-5000 dotato di una colonna capillare DB-WAX, 30m\_0,25mm id, 0,25 mm spessore del film e iniettore split/splitless. Il gas carrier è stato elio con un flusso di 1 mL/minuto. E' stata usata la seguente programmata di temperatura: 35 °C per 5 minuti, 2 °C/min fino a 173 °C, 173°C per 1 minuto, 15 °C/min fino a 210 °C, 210 °C per 5 minuti. Gli spettri di massa sono stati registrati tra 33 e 300 uma con una energia di ionizzazione a impatto elettronico di 70 eV. La sorgente e l'interfaccia sono stati mantenuti a 230°C e la velocità di scansione è risultata essere di 500 amu/sec. L'acquisizione è stata impostata a partire da 1 minuto dallo start up. L'identificazione dei singoli composti è stata effettuata paragonando gli spettri di massa con quelli presenti nei database NIST 12, NIST 62 ed Adams, con quelli di standard autentici, quando disponibili. Sono stati inoltre calcolati gli indici di ritenzione lineari (LRI) mediante l'iniezione di una serie omologa di idrocarburi (da C8 a C25) operando nelle stesse condizioni cromatografiche. Gli LRI sono stati paragonati con quelli pubblicati in letteratura. La semiquantificazione di ciascun componente è stata effettuata integrando l'area (unità arbitraria) del picco corrispondente allo ione caratteristico o più abbondante in corrente ionica totale (TIC) rapportata allo ione caratteristico dello standard interno.

#### *Costruzione delle reti neurali*

Le reti neurali e la selezione delle variabili sono state sviluppate mediante il software Trajan 6.0 (Trajan Software Ltd, Homcastle, UK). Nel corso della sperimentazione sono state applicate quattro tipologie di architetture, una lineare, un Multilayer Perceptron con back-propagation a tre e quattro strati ed una rete non lineare (Radial Basis Function Network - RBFN). Ciascuna architettura è stata valutata almeno cinque volte utilizzando il 80% dei casi a disposizione (scelti ogni volta in modo casuale) per la costruzione della rete, il 10% per la valutazione interna della rete ed il restante 10% per la valutazione esterna della rete. Per la scelta delle variabili e delle architetture migliori è stata applicata la routine "Trajan's Intelligent Problem Solver" presente nel software.

## RISULTATI E DISCUSSIONE

L'analisi gas-cromatografica ha permesso di evidenziare nei campioni di formaggio esaminati la presenza in totale di 59 composti terpenoidici.

Sui valori delle aree normalizzate di questi composti sono state costruite le quattro tipologie di reti neurali. Per ciascuna di esse è stata predisposta una rete con tutte le variabili a disposizione, una con le sole variabili selezionate in automatico dal sistema durante la costruzione della rete stessa ed una con le variabili selezionate mediante una apposita procedura presente nel software e basata su di un approccio forward. Per ciascuna tipologia di selezione delle variabili sono stati quindi effettuati cinque cicli di costruzione completa della rete con assegnazione casuale dei casi a disposizione. Nella tabella 1 sono riportati le strutture delle reti così costruite ed i risultati ottenuti in termini di riclassificazione media dei casi calcolata sulle cinque reti predisposte.

E' evidente come la struttura RBFN non risulti idonea per questo tipo di problema, raggiungendo al massimo il 72% di riclassificazione totale dei casi. Più performante risulta la rete lineare ossia quella in cui non sono presenti strati di neuroni *hidden*. In questo caso la riclassificazione sale all'85% con una piccola riduzione delle variabili. Si tratta probabilmente di variabili ridondanti e/o che determinano problemi in fase di addestramento della rete stessa. La riduzione a 28 variabili determina una significativa semplificazione del modello, ma altresì una altrettanto significativa riduzione della capacità di classificazione della rete che scende al 72%.

Tabella 1 - Tipologie di reti neurali testate e rispettivi valori riclassificazione (%).  
 Table 1 - Artificial neural network examined and classification values (%).

Rete neurale <i>Neural network</i>	Modalità di selezione delle variabili <i>Variable selection</i>	Struttura della rete <i>Network architecture</i>	Valori medi di riclassificazione (%) <i>Mean values of classification (%)</i>
Linear	All	59:4	84
	Subset	52:4	85
	Forward	28:4	72
Three layer	All	59:26:4	93
	Subset	52:22:4	91
	Forward	30:18:4	79
Four layer	All	59:26:26:4	80
	Subset	43:23:17:4	92
	Forward	22:16:13:4	79
Radial Basis Function	All	59:1:4	34
	Subset	7:1:4	35
	Forward	28:1:4	72

Migliori risultati si hanno con le reti multistrato, con uno o due livelli di neuroni *hidden* in cui si arriva al 93% di classificazione. La riduzione delle variabili ha un comportamento apparentemente contraddittorio per le due tipologie di rete. Nel caso della rete a tre livelli la riduzione comporta inizialmente un mantenimento della capacità di classificazione per eliminazione di variabili ridondanti o di “disturbo” a cui segue una significativa riduzione della capacità di classificazione della rete stessa che arriva al 79% quando le variabili utilizzate scendono a solo 30.

Nel caso della rete a quattro livelli con quindi due livelli *hidden* il passaggio da 59 a 43 variabili determina un significativo incremento della capacità di classificazione che però scende al 79% quando le variabili sono solo 22. E' probabile quindi che la struttura multistrato di questa rete si avvantaggi della eliminazione di alcune variabili ridondanti o eccessivamente “rumorose”, ma che anch'essa, quando il numero di variabili scende al di sotto di un certo limite non sia più in grado di apprendere in modo corretto.

Passando ad esaminare i risultati ottenuti in termini di capacità di riclassificazione dalla rete maggiormente performante a tre strati con struttura 59:26:4 (59 neuroni input, 26 *hidden* ed ovviamente 4 output) si evidenziano significative differenze fra i campioni provenienti dalle quattro formazioni (Tab. 2). In particolare, mentre per i formaggi ottenuti dal Festuceto magro di Asiago (FM) si raggiunge il 98% di riclassificazione e per quelli dal Trifoglieto di Valle Stura il 97%, a conferma della peculiarità aromatica dei formaggi ottenuti su queste formazioni pascolive e quindi della relativa composizione vegetazionale, nel caso del Festuceto di Valle Stura la capacità di riclassificazione scende al 95% e per il Festuceto pingue di Asiago all'80% con sette campioni che vengono erroneamente attribuiti al Festuceto magro evidenziando la minore caratterizzazione di queste formazioni.

#### CONCLUSIONI

Pur con i limiti derivanti dal ristretto numero di architetture e soprattutto di tipologie pascolive esaminate la sperimentazione ha messo comunque in evidenza la grande potenzialità delle ANNs nella discriminazione di formaggi provenienti da differenti formazioni pascolive.

	Formazioni <i>Pastures</i>			
	FP	FM	F	T
FP	33	0	0	0
FM	7	42	0	0
F	0	1	39	1
T	1	0	2	38
<b>Totale</b>	<b>41</b>	<b>43</b>	<b>41</b>	<b>39</b>
<i>Total</i>				

Tabella 2 – Valori di riclassificazione dei formaggi provenienti dalle quattro formazioni pascolive per la rete a tre strati con struttura 59:26:4.

*Table 2 – Classification value for cheeses produced in the four pastures according to the three layers ANN with structure 59:26:4.*

Questo risultato è stato possibile sia per l'utilizzo di composti terpenoidici la cui presenza e concentrazione è strettamente correlata all'areale di produzione sia alle particolari modalità di funzionamento delle ANNs che le rendono meno sensibili rispetto ad altre tecniche alla variabilità che può caratterizzare le variabili di input.

E' peraltro evidente che questa possibilità dipende dalla peculiarità vegetazionale e quindi aromatica delle formazioni considerate e quindi nel caso di un elevato numero di formazioni si possono raggiungere risultati migliori integrando la composizione terpenoidica con altri parametri compositivi quali i rapporti isotopici anch'essi strettamente correlati sia alla formazione che all'areale geografico.

Uno dei principali vantaggi delle ANNs resta comunque l'esportabilità dei risultati raggiunti grazie alla creazione di routine di calcolo indipendenti il che rende le ANNs uno strumento estremamente efficace ai fini della tracciabilità dei prodotti e della garanzia dell'origine degli stessi.

**RIASSUNTO** – Le Reti Neurali Artificiali o Artificial Neural Network (ANN) sono particolari strutture matematiche che mediante un approccio connessionistico consentono di risolvere problemi non affrontabili con l'informatica di tipo tradizionale. Sono quindi ampiamente utilizzate in molte discipline scientifiche per eseguire quei compiti per i quali non sono disponibili modelli matematici o tali modelli, se esistono, presentano una complessità eccessiva che li rende inutilizzabili. Lo scopo di questo studio è stato quello di valutare la possibilità di utilizzare delle ANNs nella tracciabilità di formaggi di alpeggio provenienti da differenti formazioni pascolive alpine. In particolare le ANNs sono state applicate alla componente terpenica valutata mediante HS-SPME-GC/MS di formaggi provenienti da quattro aree pascolive alpine, due nel Veneto e due nel Piemonte. I risultati ottenuti applicando quattro tipologie di ANN hanno evidenziato come sia possibile mediante la componente terpenica, nonostante la sua variabilità intrinseca, ed un sistema di calcolo "dinamico" quale le ANNs, discriminare i prodotti e costruire un modello esportabile ed utilizzabile nel controllo di origine dei prodotti.

*Parole chiave:* Reti Neurali Artificiali, formaggio, terpeni

**SUMMARY** – *Origin discrimination of mountain cheeses by means of Artificial Neural Networks.* – Artificial Neural Networks (ANNs) are mathematical structures that can solve with a connectionist approach problems without solution on traditional informatics. Are therefore widely used in many scientific fields where there are no mathematical models or these models, if any, have an excessive complexity that makes them unusable. The purpose of this study was to evaluate the using of ANNs in the traceability of alpine cheeses obtained in different alpine highlands. In particular, ANNs have been applied to

terpene component evaluated by HS-SPME-GC/MS of cheeses from Alpine pastures of four areas, two in the Veneto region and two in the Piedmont region. The results obtained applying four types of ANNs showed that it is possible through terpenic profile, despite its variability, and a "dynamic" system as the ANNs, discriminate against products and build an exportable model useful in the control of origin

**Keywords:** Artificial Neural Network, cheese, terpenes

**Ringraziamenti:** La ricerca è stata eseguita nell'ambito del progetto di ricerca FISR ' Pro-Alpe' con il supporto finanziario di MEF, MIUR, MiPAAF e MATT. Coordinatore E. Piano, CRA-ISCF.

#### BIBLIOGRAFIA

- 1) Cammarata S (1994). *Reti neurali*. Ed. EtasLibri, Milano.
- 2) Parisi D (1989). *Intervista sulle reti neurali*. Ed. Il Mulino, Bologna.
- 3) Pillonel L, Butikofer U, Schlichtherle-Cerny H, Tabacchi R, Bosset JO (2005). *Geographic origin of European Emmental. Use of discriminant analysis and artificial neural network for classification purposes*. *Int. Dairy J.*, 15, 557-562.
- 4) Cortes O, Urquiza G, Hernandez JA (2009). *Optimization of operating conditions for compressor performance by means of neural network inverse*. *Applied Energy*, 86, 2487-2493.
- 5) Kruzlicova D, Mocak J, Balla B, Petka J, Farkova M, Havel J (2009). *Classification of Slovak white wines using artificial neural networks and discriminant techniques*. *Food Chem.*, 112, 1046-1052.
- 6) Liu D, Yuan Y, Liao S (2009). *Artificial neural networks for optimization of gold-bearing slime smelting*. *Expert Systems Appl.*, 36, 11671-11674.
- 7) Mostafa MM, Billor N (2009). *Recognition of Western style musical genres using machine learning techniques*. *Expert Systems Appl.*, 36, 11378-11389.
- 8) Rajan K, Ramalingam V, Ganesan M, Palanivel S, Palaniappan B (2009). *Automatic classification of Tamil documents using vector space model and artificial neural network*. *Expert Systems Appl.*, 36, 10914-10918.
- 9) Romano M, Liong SY, Vu MT, Zemskey P, Doan CD, Dao MH, Tkalic P (2009). *Artificial neural network for tsunami forecasting*. *J. Asian Earth Sci.*, 36, 29-37.
- 10) Kurt H, Kayfeci M (2009). *Prediction of thermal conductivity of ethylene glycol-water solutions by using artificial neural network*. *Applied Energy*, 86, 2244-2248.
- 11) Zeppa G, Giordano M, Bertolino M, Gerbi V (2005). *Application of artificial neural network on mono- and sesquiterpenes compounds determined by head-space solid-phase microextraction-gas chromatography-mass spectrometry for the Piedmont ricotta cheese traceability*. *J. Chromat A*, 1071, 247-253.

- 12) Ziino M, Condurso C, Romeo V, Giuffrida D, Verzera A (2005). *Characterization of "Provola dei Nebrodi", a typical Sicilian cheese, by volatiles analysis using SPME-GC/MS*. Int. Dairy J., 15, 585-593.
- 13) De Noni I, Battelli G (2008). *Terpenes and fatty acid profiles of milk fat and "Bitto" cheese as affected by transhumance of cows on different mountain pastures*. Food Chem., 109, 299-309.
- 14) Revello Chion A, Tabacco E, Giaccone D, Peiretti PG, Battelli G, Borreani G (2010). *Variation of fatty acid and terpene profiles in mountain milk and "Toma piemontese" cheese as affected by diet composition in different seasons*. Food Chem., 121, 393-399.