

Food Fingerprinting Supportato da Tecniche di Intelligenza Artificiale per la Valorizzazione dei Prodotti Agroalimentari Italiani

Maurizio Triggiani¹, Tommaso Di Noia¹, Vito Gallo^{2,3}

¹ Dipartimento di Ingegneria Elettrica e dell'Informazione, Politecnico di Bari

² Dipartimento di Ingegneria Civile, Ambientale, del Territorio, Edile e di Chimica, Politecnico di Bari

³ Innovative Solutions srl

maurizio.triggiani@poliba.it, tommaso.dinoia@poliba.it, vito.gallo@poliba.it

Abstract

Una necessità peculiare che si impone sulla filiera alimentare è quella del controllo della qualità al fine di garantire ai consumatori prodotti sicuri e controllati. In questo ambito diventa particolarmente interessante l'esplorazione di tecniche e approcci propri dell'intelligenza artificiale per l'identificazione automatica della tipologia specifica di ciascun alimento di base, come uva da tavola, grano, farina, ecc. e della sua provenienza. Per raggiungere tale scopo, si propone di affiancare i classici metodi di indagine analitica di natura chimico-fisica, come la Risonanza Magnetica Nucleare (NMR), con dei sistemi di classificazione basata sui dati. I risultati proposti si riferiscono principalmente ad uva da tavola, grano e farina e dimostrano come questo tipo di approccio sia perfettamente applicabile a varie tipologie di prodotto agroalimentare.

1 Introduzione

Nel mondo dell'Agri-food gran parte dei prodotti di qualità viene valorizzata sul mercato tramite una serie di denominazioni, come ad esempio la *Denominazione di Origine Protetta* (DOP), che garantiscono e certificano l'applicazione di determinate pratiche agronomiche e specifiche origini territoriali. Nonostante queste denominazioni siano ampiamente diffuse ed abbiano anche un generale riconoscimento da parte del consumatore, esse basano principalmente la loro affidabilità su procedure documentali. In caso di sospette frodi o irregolarità commerciali, effettuare controlli su prodotti già in distribuzione risulta piuttosto complesso poiché non è più possibile effettuare verifiche in azienda sul prodotto e quindi nella maggior parte dei casi ci si deve necessariamente riferire ai soli documenti. Per l'Italia il mercato dell'export nel solo 2017, secondo Federalimentare, ha portato ricavi di 137 miliardi di euro [De Ceglia, 2018], ed è facile immaginare come questo mercato possa essere soggetto a sofisticazioni e frodi.

In questo lavoro si propone uno strumento di screening basato sull'utilizzo di classificatori supervisionati che sia in grado di determinare l'origine di un prodotto agroalimentare sulla base delle sue caratteristiche spettroscopiche ricavate dalla risonanza magnetica (NMR). Lo scopo di questo strumento è

quello di supportare le tradizionali procedure di tracciabilità documentale con sistemi innovativi di tracciabilità analitica. Come caso di studio è stato considerato quello della discriminazione di alcune caratteristiche dell'uva da tavola in continuità con altre attività di ricerca finalizzate alla valorizzazione dei prodotti agroalimentari [Gallo *et al.*, 2019] [Rizzuti *et al.*, 2015] [Gallo *et al.*, 2014] [Ferrara *et al.*, 2014] [Ferrara *et al.*, 2013].

2 Materiali e Metodi

Al fine di procedere alle operazioni di classificazione, le uve da tavola sono state classificate in base a diverse classi quali:

cultivar : Superior Seedless, Red Globe, Italia, Black Magic, Crimson Seedless, Victoria, Apulia Rose Seedless, Princess Melissa Seedless, Calmeria e Palieri;

origine geografica : Conversano, Turi, Rutigliano, Adelfia, Acquaviva, Mola, Palagianò, Palagianello, Castellaneta, Ferreira do Alentejo (Portogallo);

annata : 2009, 2010, 2011;

pratica agronomica : Per quanto riguarda quest'ultima, grande attenzione è stata rivolta alla pratica dell'incisione anulare del tralcio (Inc.) e all'utilizzo di fitoregolatori (PGR) come CPPU (*Forchlorfenuron*), citochinine, GAS (*Gibberellins*), Eth (*Ethephon*), MJ (*Methyl Jasmonate*), ABA (*Abscisic acid*) ed estratti d'alga.

Il numero complessivo di campioni di uva analizzati è stato di 830.

La spettroscopia NMR, grazie alla sua riproducibilità, è sempre più utilizzata nella analisi degli alimenti come dimostrato anche dalla letteratura prodotta a tal riguardo [Larive *et al.*, 2014]. Gli spettri NMR forniscono una rappresentazione della componente chimica delle matrici analizzate e variano in base al prodotto. In figura 1 è riportato un tipico spettro ¹H-NMR di uva da tavola con evidenziate le regioni 10 – 6 ppm (*parti per milione*) dei composti aromatici, 6 – 3 ppm degli zuccheri e 3 – 0 ppm per gli amminoacidi.

Eseguita l'analisi in laboratorio, lo spettro ottenuto viene messo in fase e sottoposto alla correzione della linea di base. Lo spettro quindi viene quantizzato tramite il processo di bucketing nell'intervallo 0.5 – 10 ppm con passo 0.04 e le risultanti bucket vengono utilizzate tal quali (procedura NS) oppure vengono rapportate all'intensità totale dei segnali (STI).

	Anno	PGR	Inc.	Origine	Cultivar
C4.5 STI	97,1	79	90,7	85	96,73
	NS	97	74,7	91,2	94,2
RF STI	99,81	84,7	95,93	93,75	99,27
	NS	99,06	84,9	95,34	92,18
ANN STI	99,81	94,6	97,67	95,7	99,63
	NS	99,8	95,1	98,25	85,93

Tabella 1: Risultati di accuratezza % nel riconoscimento di 5 diverse proprietà dell’uva da tavola in rapporto all’algoritmo utilizzato e al processing dello spettro, i risultati fanno riferimento ad una validazione di tipo 10-fold $^1\text{H-NMR}$. (**Inc.**: Incisione, **PGR**: Fitoregolatori)

Queste procedure generano dataset con circa 200 features utilizzate per addestrare i classificatori. Sono state eseguite delle operazioni preliminari tramite PCA per rimuovere i dati ridondanti e successivamente sono stati testati tre classificatori supervisionati (C4.5, Random Forest e Artificial Neural Network) e misurata la loro accuratezza sia in caso di procedura NS che STI. I risultati sono mostrati nella Tabella 1.

3 Discussione dei Risultati

Dall’analisi della Tabella 1, anno di produzione e varietà risultano essere altamente discriminanti, in quanto queste caratteristiche influiscono maggiormente sul profilo metabolico del prodotto. In base alle proprietà prese in esame vediamo come i classificatori basati su regole presentano, in generale, ottimi risultati. I PGR fanno eccezione e solo l’ANN riesce ad ottenere, in questo caso, buone prestazioni, anche se visto il basso numero di campioni per l’addestramento dell’ANN si rischia che questi risultati non presentino una forte caratteristica di generalizzazione.

Le performance positive dei classificatori basati su regole come il C4.5 sono molto incoraggianti in quanto, diversamente dagli altri classificatori, permettono di interpretare l’albero decisionale generato dall’addestramento e di studiare le decisioni prese dall’algoritmo per confrontarle con i risultati teorici di natura chimico-fisica. Visti i risultati ottenuti si sono svolti ulteriori test, qui accennati per ragioni di spazio; in accordo con la teoria, la regione $3 - 0\text{ ppm}$, quella degli amminoacidi, concorre maggiormente alla definizione delle caratteristiche discriminanti nelle diverse cultivar. Riducendo il dataset alla sola regione degli amminoacidi (figura 1), passando quindi da 200 a 75 features, e riaddestrando i classificatori su questo subset sono state ottenute, in linea generale, performance confrontabili o superiori a quelle riportate in tabella 1.

4 Conclusioni

Dall’osservazione dei risultati mostrati si può concludere che un approccio di tipo supervisionato permette una precisa discriminazione delle uve da tavola esaminate. Inoltre la coincidenza tra proprietà chimiche e performance dei classificatori, stimola ulteriori sperimentazioni su altri prodotti agroalimentari di elevato interesse commerciale.

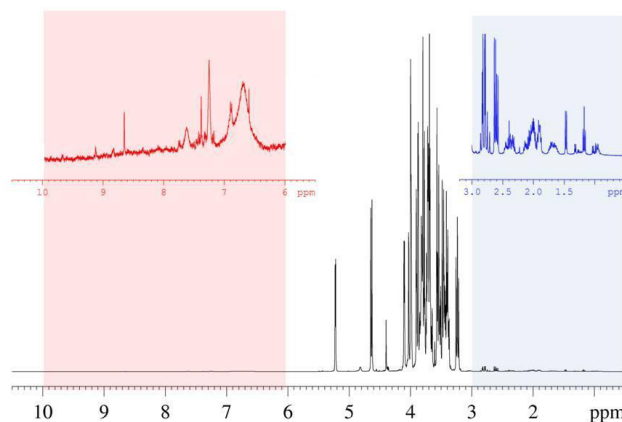


Figura 1: Spettro $^1\text{H-NMR}$ con le regioni $10 - 6\text{ ppm}$ (composti aromatici), $6 - 3\text{ ppm}$ (zuccheri) e $3 - 0\text{ ppm}$ (amminoacidi) evidenziate.

Riferimenti bibliografici

- [De Ceglia, 2018] Vito De Ceglia. Food, 2017 anno della svolta: cresce il fatturato, vola l’export. In *Economia e Finanza - La Repubblica*, page <http://bit.ly/2GGosDM>. larepubblica.it, 2018.
- [Ferrara *et al.*, 2013] Giuseppe Ferrara, Andrea Mazzeo, et al. Application of abscisic acid (s-aba) to ‘crimson seedless’ grape berries in a mediterranean climate: effects on color, chemical characteristics, metabolic profile, and s-aba concentration. *Journal of plant growth regulation*, 32(3):491–505, 2013.
- [Ferrara *et al.*, 2014] Giuseppe Ferrara, Andrea Mazzeo, Giuseppe Netti, et al. Girdling, gibberellic acid, and forchlorfenuron: effects on yield, quality, and metabolic profile of table grape cv italia. *American Journal of Enology and Viticulture*, pages ajev–2014, 2014.
- [Gallo *et al.*, 2014] Vito Gallo, Piero Mastrotrilli, Isabella Cafagna, et al. Effects of agronomical practices on chemical composition of table grapes evaluated by nmr spectroscopy. *Journal of Food Composition and Analysis*, 35(1):44–52, 2014.
- [Gallo *et al.*, 2019] Vito Gallo, Rosa Ragone, and Biagia Musio. From statistical equivalence of scaled nmr signals to validation of non-targeted methods in food analysis. In *Analytica Chimica Acta - Submitted*, 2019.
- [Larive *et al.*, 2014] Cynthia K Larive, Gregory A Barding Jr, and Meredith M Dinges. Nmr spectroscopy for metabolomics and metabolic profiling. *Analytical chemistry*, 87(1):133–146, 2014.
- [Rizzuti *et al.*, 2015] Antonino Rizzuti, Luis Manuel Aguilera-Sáez, Vito Gallo, et al. On the use of ethephon as abscising agent in cv. crimson seedless table grape production: Combination of fruit detachment force, fruit drop and metabolomics. *Food chemistry*, 171:341–350, 2015.