



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Anno accademico 2023/2024

**Tecniche di Riconoscimento Visivo per il Controllo Qualità
nell'Industria Agroalimentare Secondaria: applicazioni
nell'industria vinicola**

Relatori:

Professor Maurizio Galetto
Professoressa Elisa Verna

Candidato:

Fabio Viso

Sommario

ABSTRACT.....	6
1. INTRODUZIONE ALL'ARGOMENTO.....	8
1.1. ANALISI DELLE TENDENZE DI SETTORE	10
1.2 OBIETTIVI DELLA RICERCA.....	12
2. BACKGROUND	15
2.1 L'INDUSTRIA ALIMENTARE	15
2.1.1 <i>L'importanza Del Controllo Qualità Nel Settore Alimentare.....</i>	<i>17</i>
2.2 SETTORE VINICOLO E FILIERA PRODUTTIVA.....	22
2.3 TECNICHE DI MACHINE VISION NELL'INDUSTRIA ALIMENTARE.....	30
2.3.1 <i>Meccanismi di Acquisizione delle Immagini.....</i>	<i>31</i>
2.3.2 <i>Elaborazione delle Immagini.....</i>	<i>37</i>
3. METODOLOGIA DI RICERCA	39
3.1 ELEGIBILITY CRITERIA	40
3.2 INFORMATION SOURCES.....	42
3.3 SEARCH.....	44
3.4 STUDY SELECTION	50
3.5 DATA COLLECTION PROCESS	52
3.6 DATA ITEMS.....	54
3.7 SUMMARY MEASURES AND SYNTHESIS OF RESULTS.....	57
4. RISULTATI.....	59
4.1 TASSONOMIA PER TECNOLOGIA.....	59
4.2 TASSONOMIA PER FASE DI PROCESSO.....	66
4.3 ANALISI STATISTICHE DEI RISULTATI	72
4.4 BIBLIOMETRICO	81
5. DISCUSSIONE.....	86
5.1 HYPERSPECTRAL E REMOTE SENSING.....	86
5.1.1 <i>Near Infrared (NIR) Spectroscopy.....</i>	<i>87</i>
5.1.2 <i>La Spettroscopia A Trasformata Di Fourier Nell'infrarosso (FTIR).....</i>	<i>90</i>
5.1.3 <i>Hyperspectral Imaging (HSI)</i>	<i>91</i>
	1

5.1.4 Raman Spectroscopy (RS).....	93
5.2 STEREO VISION	94
5.2.1 RGB	96
5.3 IMAGING TERMICO NELL'INDUSTRIA VINICOLA	99
5.4 MULTISPECTRAL IMAGING	101
5.5 LA TECNOLOGIA A RAGGI X.....	103
5.6 MRI	105
5.7 E-NOSE	107
5.8 LIVELLO DI PROCESSAMENTO.....	108
5.8.1 Digital Image Analysis	109
5.8.2 Deep Learning-Based Techniques (Cnns, FCN, ANN).....	111
5.8.3 PLS Regression.....	113
5.8.4 PCA	114
5.8.5 Computer Vision.....	115
6. CONCLUSIONI.....	117
7. BIBLIOGRAFIA.....	118
8. RINGRAZIAMENTI.....	131
RINGRAZIAMENTI PERSONALI.....	131

Indice delle figure

Figura 1: Quote di mercato MVS negli Stati Uniti. Fonte: Statista	10
Figura 2: Market Size del mercato MVS negli Stati Uniti. Fonte: Statista.....	11
Figura 3: Ricavi del mercato alimentare 2018-2028 in trilioni di dollari. Fonte: (Phuong Pham, 2023)	16
Figura 4: Revenues annuali per il mercato vinicolo globale. Fonte: (Henning Vuo, 2023)	23
Figura 5: Confronto di market size tra continenti con previsione per il 2028 (miliardi di dollari). Fonte: (Henning Vuo, 2023).....	24
Figura 6: Confronto di market size tra Stati con previsione per il 2028 (miliardi di dollari). Fonte: (Henning Vuo, 2023)	24
Figura 7: Schema delle fasi comuni a tutte le produzioni del vino. Fonte: ('Corzani_Valentina_tesi', 2018).....	26
Figura 8: Schema del funzionamento generico delle tecnologie di Machine Vision. Fonte: (Zhu et al., 2021).....	30
Figura 9: Differenti livelli di elaborazione dell'immagine nei meccanismi di Machine Vision. Fonte: (Zhu et al., 2021).....	38
Figura 10: Frequenza assoluta di accadimento per categoria tecnologica	72
Figura 11: Frequenza assoluta di accadimento per livello di elaborazione.....	73
Figura 12: Frequenza assoluta di accadimento per fase del processo produttivo	74
Figura 13: Frequenza relativa di accadimento per categoria tecnologica	76
Figura 14: Frequenza relativa di accadimento per livello di elaborazione	77
Figura 15: Frequenza relativa di accadimento per processo produttivo.....	79

Indice delle tabelle

Tabella 1.1: Tassonomia per tecnologia.....	59
Tabella 1.2: Tassonomia per fase di processo.....	66
Tabella 1.3: Numero di articoli e citazioni per paese di origine dell'articolo.....	81
Tabella 1.4: Numero di articoli e citazioni per fonte	82
Tabella 1.5: Articoli con il maggior numero di citazioni.....	84

ABSTRACT

La presente tesi si propone di affrontare il tema delle tecniche di riconoscimento visivo per il controllo di qualità applicate all'industria della lavorazione degli alimenti, con un particolare interesse per l'industria vinicola. Il settore agroalimentare, allo scopo di garantire e mantenere elevati standard di qualità, sostenibilità e sicurezza, necessita di sistemi di Machine Vision (MVS) per continuare a far fronte ad una crescita del mercato e della competitività al proprio interno. Impiegando sensori, telecamere, robot e sistemi di elaborazione delle immagini, le tecnologie MVS contribuiscono all'ottimizzazione dei processi e al miglioramento della qualità dei prodotti. Rispetto agli approcci tradizionali, l'utilizzo del sistema MVS può garantire un controllo più accurato e veloce, ridurre al minimo gli errori umani e aumentare la produttività. Inoltre, caratteristiche comuni alle varie applicazioni sono la non-distruibilità del controllo e la vantaggiosità in termini di costi grazie all'adozione di economie di scala.

L'elaborato è stato sviluppato partendo dalla realizzazione di un quadro introduttivo del settore alimentare, per poi passare ad una generale introduzione circa le pratiche comuni di controllo qualità all'interno del settore. È stata inclusa una breve overview del settore vinicolo, concludendo così la panoramica del contesto. In seguito, un capitolo guida ha spiegato il funzionamento delle tecnologie di Machine Vision, prima in modo generale e poi applicato al settore alimentare, includendo esempi pratici tratti dalla letteratura.

Successivamente, sono stati rilevati i sistemi di visione artificiale maggiormente utilizzati nell'industria vinicola, basandosi su un'analisi di articoli scientifici selezionati. In seguito a tale selezione è stato possibile realizzare due tassonomie aventi come criterio di classificazione nel primo caso le macrocategorie di acquisizione ed elaborazione delle immagini e nel secondo la fase del processo produttivo del vino alla quale faceva riferimento la casistica esaminata. Infine, nelle sezioni di discussione e conclusione hanno trovato spazio le considerazioni inerenti ai risultati.

Da una prima analisi introduttiva è emerso che gli MVS trovano ampio utilizzo nell'industria della trasformazione alimentare in contesti come il controllo di qualità della carne, dei latticini e della frutta. Restringendo il quadro di ricerca all'industria vinicola è stato possibile constatare che le casistiche più frequenti di applicazione nell'industria della lavorazione del vino riguardano le fasi di raccolta dell'uva, del monitoraggio della fermentazione e del controllo dell'imbottigliamento. I sistemi consentono un controllo multiparametrico di aspetti quali il livello di maturità delle uve, la temperatura e l'umidità di fermentazione e la presenza di contaminanti nel prodotto finale. Un ulteriore esito riguarda la valutazione circa la categoria tecnologica più frequentemente adottata nelle varie fasi produttive. Infatti, tecniche come la spettroscopia nel vicino infrarosso, l'imaging iperspettrale e la visione termica risultano quelle più frequentemente impiegate per la fase di acquisizione di immagini, mentre applicazioni deep learning come Convolutional Neural Network, Artificial Neural Network, e più in generale algoritmi di machine learning riscontrano un'adozione più consistente per l'elaborazione delle immagini acquisite.

1. INTRODUZIONE ALL'ARGOMENTO

L'industria agroalimentare è un settore caratterizzato da una catena di produzione complessa e integrata che va dalla produzione primaria a quella della trasformazione e processamento di materie prime e bevande. Questo mercato, noto come "from field to fork" (F2F), è considerato uno dei settori più importanti al mondo grazie al contributo al progresso economico e sociale delle nazioni. La tipologia settoriale è robusta e complessa, ricca di sfide processuali e operative. (Konfo *et al.*, 2023)

Per migliorare la produzione agricola, la qualità del prodotto, e mantenere il passo di un'umanità in continua crescita, l'industria agroalimentare ha costante necessità di sviluppare soluzioni innovative e sostenibili. Per tali motivi, la tecnologia gioca un ruolo chiave nei processi produttivi del settore.

All'interno di questo campo trovano spazio gli strumenti di Machine Vision.

Si tratta di strumenti di automazione inseriti all'interno della filiera produttiva che hanno come caratteristica la rilevazione e l'elaborazione delle immagini finalizzata all'ottimizzazione del processo in termini di efficienza.

Un esempio pratico è quello del settore agricolo. In tale contesto, infatti, i computer vengono impiegati in tutti i processi correlati all'agricoltura mediante l'uso di robot, sensori e tecnologie di sistemi cibernetici. L'impiego di sistemi integrati di supporto decisionale in congiunzione con avanzate reti e servizi internet aumenta il potenziale di miglioramento del settore in termini di intelligenza, efficienza, sostenibilità e prestazioni. Questo potenziale, a sua volta, si traduce in un vantaggio legato alla gestione del territorio, alla qualità della vita e alla competitività.

Una tipologia generica di sistema integrato può essere la combinazione tra dispositivi di raccolta dati, come droni e sensori, e tecnologie Internet delle cose (IoT). I primi possono comunicare con software di supporto decisionale per informare gli attori coinvolti nella supply chain e, mentre i secondi possono contribuire ad una migliore gestione delle risorse. Nel caso

dell'agricoltura, un'applicazione pratica consentirebbe l'elaborazione di strategie di controllo delle infestanti o di raccolta o irrigazione.

L'uso di tecnologie digitali, come l'Internet delle cose (IoT), i Big Data, l'intelligenza artificiale (IA) e Blockchain, offre nuove opportunità per affrontare le sfide del settore. Tali tecnologie concorrono al cambiamento in atto dell'universo aziendale, poiché influenzano le routine operative e creano nuovi modi di interagire con clienti, fornitori, stakeholder e, chiaramente, prodotti. Le tecniche di Machine Vision nell'ambito alimentare hanno l'obiettivo ultimo di affrontare le sfide di sostenibilità, andando ad ottimizzare i ricavi e riducendo la "pressione" sugli attori coinvolti. Quest'ultima spesso è causata da complessi fattori esogeni, che sfuggono al controllo di chiunque interagisca all'interno della supply chain (come le condizioni meteorologiche, epidemie agricole, i comportamenti di mercato e le politiche). Le tecnologie digitali possono quindi costituire un valido aiuto per prevenire danni ed eventualmente reagire con prontezza ad eventi aleatori, aiutare a reagire in tempo visualizzando ed anticipando le esigenze e i trend.

1.1. Analisi Delle Tendenze Di Settore

Come brevemente anticipato, l'applicazione di tecnologie di Machine Vision è diventata sempre più frequente nel corso degli anni. La tendenza applicativa è crescente ed è un fenomeno riscontrabile in tutti i settori presenti nel grafico riportato, in grigio, il quale tiene conto dei dati del mercato US.

Per chiarezza, sono stati messi in evidenza unicamente i valori relativi al settore food and beverage per il mercato degli Stati Uniti degli ultimi 10 anni, con la presenza di un dato previsionale per il 2025.

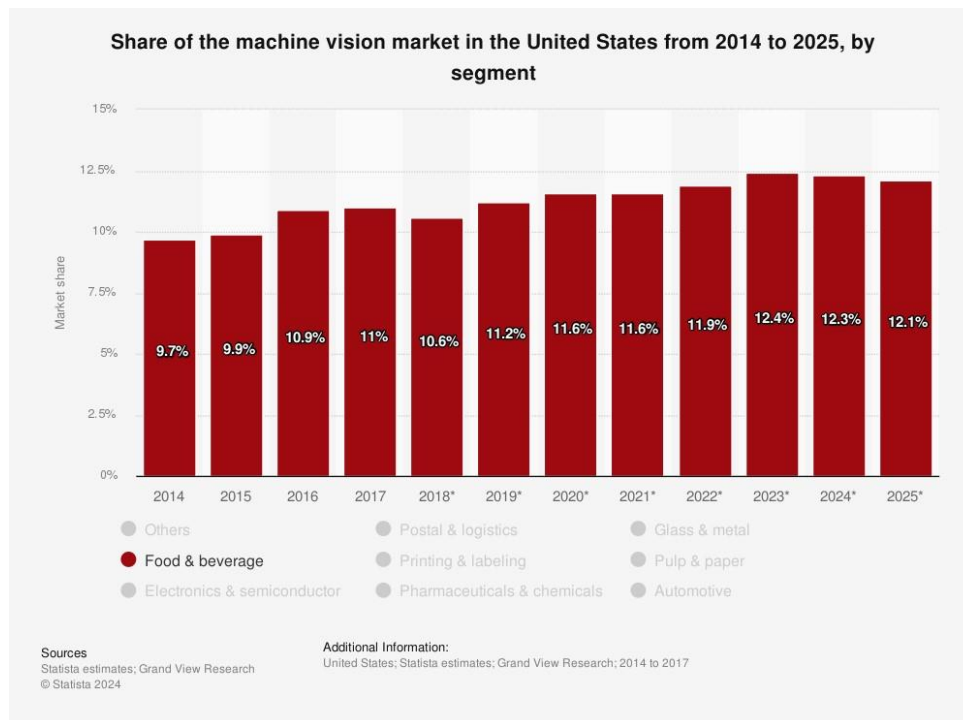


Figura 1: Quote di mercato MVS negli Stati Uniti. Fonte: Statista

In figura 1.1 viene riportata la statistica relativa alla quota di mercato per le tecnologie di machine vision nel settore food and beverage. Dal 2014 al 2024 si è registrato un passaggio dal 9,7% al 12,3%, un aumento di 2,6 punti percentuali.

La stessa tendenza è riscontrabile esaminando i dati di Market Size (figura 1.2) sempre per il mercato statunitense. I valori sono espressi in miliardi di dollari. Il grafico conferma la tendenza crescente già riscontrata nella figura 1.1, ovvero di un aumento progressivo dell'impiego di tecnologie di Machine Vision. Nello specifico, l'aumento negli ultimi 10 anni è stato del 172%, passando da 0,11Mld a 0.29mld di dollari.

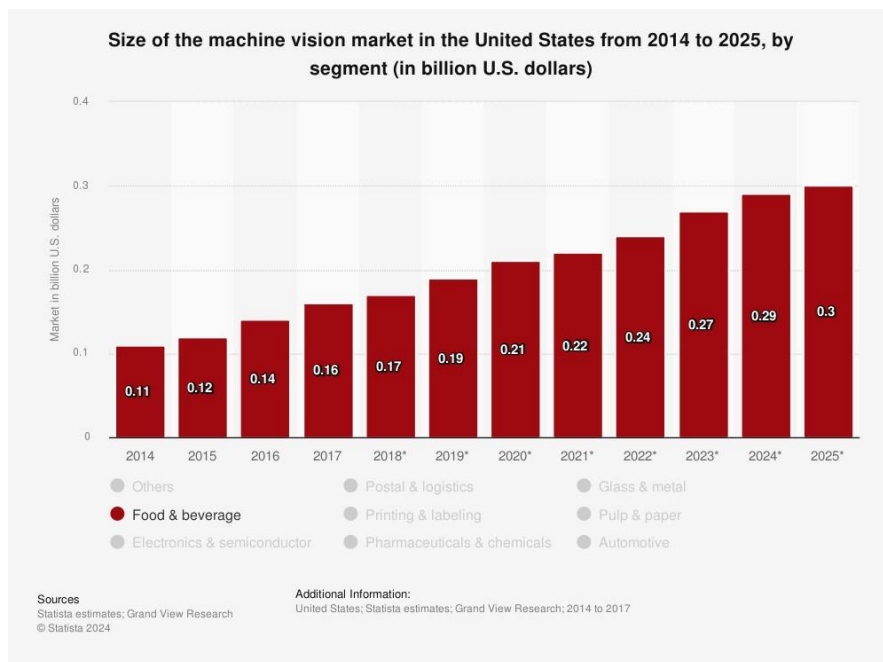


Figura 2: Market Size del mercato MVS negli Stati Uniti. Fonte: Statista

Entrambi i grafici dimostrano come l'impiego delle soluzioni di machine vision sia in sempre più frequente e, per tale ragione, il settore alimentare deve aggiornarsi e raccogliere positivamente le sfide innovative che esse portano con sé.

1.2 Obiettivi Della Ricerca

Il seguente elaborato ha come obiettivo principale quello di redigere una review dello stato della tecnica per ciò che concerne l'applicazione di tecnologie di machine vision all'interno dell'industria di trasformazione del cibo, con specifico riferimento all'industria di produzione del vino.

L'obiettivo della ricerca è quello di realizzare una tassonomia delle tecnologie di machine vision più frequentemente adottate nel contesto dell'industria alimentare, verificando in quali fasi della produzione vengono adottate e se esistono schemi di utilizzo ricorrenti.

La motivazione della ricerca risiede nella necessità di comprendere la natura delle tecnologie per padroneggiarle e preferibilmente rendere meno onerosi e più efficaci i controlli qualità. Infatti, le metodologie tradizionali applicate all'industria alimentare richiedono un massiccio utilizzo distruttivo di campioni di prodotti e di un controllo manuale eseguito personalmente da un addetto, causando quindi sprechi di materiali e time consuming per le risorse. Le motivazioni storiche dietro questo approccio possono essere diverse. Una di queste ha senza dubbio a che fare con la natura del settore, fortemente influenzato da parametri soggettivi come gusto, immagine e percezione della qualità del prodotto. Si tratta di parametri che influiscono sul risultato di mercato di una determinata azienda. La seconda, invece, è che in relazione a parametri qualitativi e difficilmente parametrizzabili l'impiego di strumenti seppur automatici ma obsoleti in termini di capacità decisionale rende il verdetto in merito alla conformità di un prodotto soggetto ad errori e, quindi, a perdita di valore. La capacità decisionale è ciò che rende le tecnologie di machine vision un potenziale game changer perché hanno dimostrato di portare a risultati più efficienti rispetto a meccanismi automatici tradizionali e hanno consentito di aumentare l'efficienza del controllo umano lavorando ed estendendo sinergicamente le qualità operative degli addetti.

La necessità di una standard literature review sui meccanismi di machine vision in ambito alimentare per migliorare il controllo qualità può derivare da diverse motivazioni.

In primo luogo, poiché la tecnologia di machine vision evolve rapidamente, con nuovi algoritmi, sensori e tecniche di apprendimento automatico che vengono continuamente sviluppate, risulta necessaria una mappatura delle innovazioni per stabilire uno standard di conoscenze attuali.

Inoltre, l'industria alimentare richiede livelli elevati di sicurezza e qualità, e una review standardizzata può fornire una fotografia dei contesti più frequenti di implementazione del machine vision, riducendo le discrepanze nei metodi di controllo qualità tra diverse aziende e settori. Sempre in termini di sicurezza alimentare, migliorare il controllo qualità con machine vision può prevenire contaminazioni e difetti, garantendo che gli alimenti siano sicuri per il consumo. Parallelamente, l'adozione di machine vision può aumentare l'efficienza delle linee di produzione riducendo gli errori umani e automatizzando processi complessi. A tale scopo, una review potrebbe aiutare le aziende a comprendere come implementare queste tecnologie per massimizzarne i benefici operativi.

Un ulteriore aspetto concerne le normative in ambito alimentare, solitamente stringenti e in continua evoluzione. In questo contesto, una review della letteratura potrebbe fornire una base solida per garantire che le tecnologie di machine vision siano conformi alle normative vigenti e possano adattarsi ai futuri cambiamenti regolatori. A livello produttivo, utilizzare machine vision per il controllo qualità può aiutare a identificare difetti di produzione e migliorare la qualità complessiva del prodotto finale, e una review può evidenziare le tecniche più efficaci e comunemente impiegate per rilevare difetti specifici e migliorare gli standard qualitativi.

Implementare tecnologie avanzate di machine vision può avere un impatto economico. Come indicato nelle motivazioni iniziali, le tecnologie potrebbero ridurre i costi associati al controllo qualità manuale e agli scarti di produzione. La review potrebbe diventare una base per una ricerca volta alla quantificazione dei benefici. Inoltre, una review della letteratura può

identificare lacune nelle conoscenze attuali e suggerire direzioni per future ricerche innovazioni nel campo della machine vision applicata all'industria alimentare. Infine, le aspettative dei consumatori riguardo alla qualità degli alimenti stanno crescendo, e una review può aiutare le aziende a comprendere come le tecnologie di machine vision possono essere utilizzate per soddisfare queste aspettative in modo efficace.

In sintesi, una standard literature review sui meccanismi di machine vision per il controllo qualità in ambito alimentare è fondamentale per mappare lo stato dell'arte, uniformare le pratiche, migliorare la sicurezza e l'efficienza, conformarsi alle normative, ridurre i costi, promuovere la ricerca e rispondere ai cambiamenti del mercato.

2. BACKGROUND

All'interno del capitolo verrà fornita un'overview circa il contesto generale nel quale viene inquadrata la review.

2.1 L'industria Alimentare

Settore che comprende al proprio interno una varietà elevata di aziende, con peculiarità e caratteristiche uniche, viene comunemente suddiviso in primario e secondario (Bianchi et al., 2024).

L'industria alimentare primaria si occupa della produzione di materie prime come grano, frutta, verdura, carne e pesce. Queste attività comprendono l'agricoltura, la pesca, l'allevamento e la silvicoltura. Le materie prime prodotte vengono poi fornite alle industrie di trasformazione alimentare.

L'industria alimentare secondaria, invece, si focalizza sulla trasformazione di materie prime in prodotti alimentari finiti o semi-finiti che possono essere consumati direttamente o utilizzati come ingredienti in ulteriori processi di produzione alimentare. Esempi di prodotti dell'industria secondaria includono pane, pasta, conserve, latticini, snack e dolci. Questo settore è responsabile della lavorazione, confezionamento e distribuzione dei prodotti alimentari trasformati. (Phuong Pham, 2023)

Secondo il raggruppamento presente in (Phuong Pham, 2023), il mercato alimentare include tutti i prodotti commestibili acquistati e consumati a scopo nutrizionale, sia freschi che trasformati. È suddiviso in 13 segmenti diversi: latticini e uova, carne, pesce e frutti di mare, frutta e noci, verdure, prodotti da forno e cereali, oli e grassi, salse e spezie, cibo pronto, spalmabili e dolcificanti, dolci e snack, cibo per bambini e cibo per animali domestici. Esclude gli integratori alimentari e il consumo fuori casa.

Il fatturato del mercato alimentare è stato di 8,7 trilioni di dollari nel 2022, con una crescita annuale prevista del 6,74% dal 2023 al 2028. Il segmento più grande è quello dei dolci e snack, con un volume di mercato di 1,6 trilioni di dollari nel 2022. La Cina è il paese con il maggior ricavo nel mercato alimentare, mentre il ricavo per persona a livello globale è stato di 1.148 dollari nel 2022. Il volume di mercato previsto per il 2028 è di 3.118 miliardi di chilogrammi, con una crescita del volume del 4,3% nel 2024. Il consumo medio per persona previsto nel 2023 è di 340,7 kg. Nell'immagine viene riportato un grafico a barre che rappresenta il fatturato in trilioni di dollari dal 2018 al 2028. Si osserva una crescita costante del mercato alimentare, che passa da 7,1 trilioni di dollari nel 2018 a 13 trilioni di dollari nel 2028. La crescita annuale composta (CAGR) è del 6,2%.

Queste informazioni evidenziano un mercato alimentare in espansione, con segmenti diversificati e una crescente importanza delle vendite online e della domanda globale, soprattutto in paesi come la Cina.

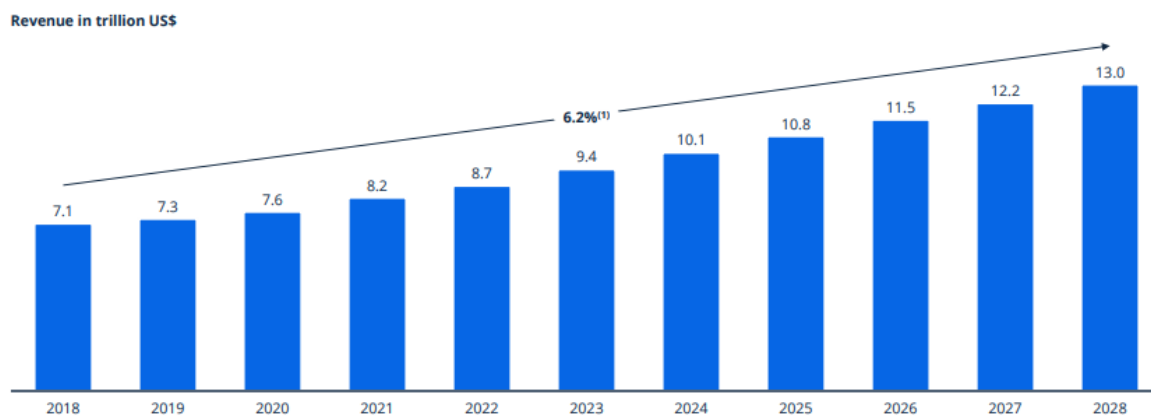


Figura 3: Ricavi del mercato alimentare 2018-2028 in trilioni di dollari. Fonte: (Phuong Pham, 2023)

2.1.1 L'importanza Del Controllo Qualità Nel Settore Alimentare

Come anticipato, il controllo qualità gioca un ruolo cruciale all'interno del settore.

Lo scopo per il quale viene incluso nella filiera produttiva è quello di garantire che i prodotti siano sicuri, di alta qualità e che rispettino i requisiti normativi. Di seguito una overview delle casistiche all'interno delle quali il controllo qualità ha importanza centrale:

- *Sicurezza alimentare*: Il controllo qualità è essenziale per prevenire la trasmissione di malattie potenzialmente presenti negli ingredienti che compongono un alimento. Identificando e controllando potenziali irregolarità all'interno del processo produttivo, il controllo qualità può contribuire a prevenire la contaminazione dei prodotti alimentari;
- *Conformità alle normative*: Il controllo qualità consente la certificazione di rispetto delle normative e degli standard locali e internazionali. Il mancato rispetto di tali normative può comportare multe, reclami di prodotti e danni alla reputazione;
- *Consistenza del prodotto*: Il controllo qualità è importante per mantenere la consistenza del prodotto e assicurare che i clienti ricevano lo stesso livello di qualità ogni volta che lo acquistano. In tal caso l'impatto è sulla fedeltà e fiducia nei confronti di un determinato marchio e sulla costanza del livello assicurato;
- *Risparmio nei costi*: il controllo qualità può contribuire a identificare ed eliminare i prodotti non conformi, il che può portare a risparmi per l'azienda, riducendo in anticipo non conformità che possono generare reclami e penali. Può anche aiutare a individuare aree per il miglioramento dei processi, che possono portare a maggiore efficienza e riduzione degli sprechi, migliorando quindi le economie di scala;

Le tipologie di controllo qualità si differenziano a seconda dell'azienda, del prodotto e del processo. Si tratta di procedure ad hoc studiate su misura per ogni specifico contesto nel quale vengono applicate. Nonostante le peculiarità, una delle classificazioni macroscopiche è quella che lo suddivide in controllo qualità proattivo e reattivo.

Il *controllo qualità proattivo*, noto anche come controllo qualità preventivo, è un approccio che si concentra sulla prevenzione dei problemi di qualità prima che questi possano verificarsi. È un processo sistematico e continuo di individuazione dei potenziali problemi di qualità, analisi delle loro cause radicate e adozione di azioni preventive per eliminarli. Si basa sul principio secondo il quale la prevenzione migliore sarebbe meglio della correzione e che è più efficiente ed economico prevenire i problemi di qualità anziché correggerli dopo che questi si sono verificati.

Alcuni degli elementi chiave del controllo qualità proattivo includono:

- a. *Valutazione del rischio*: identificare rischi e pericoli potenziali nel processo produttivo e nella filiera di approvvigionamento valutando probabilità e impatto;
- b. *Analisi delle cause radici*: identificare le cause profonde dei problemi di qualità e adottare azioni correttive e preventive per eliminarle, dimodoché possano evitare di ripetersi;
- c. *Miglioramento continuo*: rivedere e migliorare continuamente il processo di controllo qualità in base al feedback e all'analisi dei dati;
- d. *Formazione e istruzione*: fornire formazione e istruzione al personale riguardo le procedure di controllo qualità, le “best practices” e i requisiti normativi;
- e. *Standardizzazione*: sviluppare e implementare procedure e processi standardizzati per garantire coerenza e qualità;
- f. *Collaborazione*: favorire la collaborazione e la comunicazione tra diversi dipartimenti e stakeholder per individuare e prevenire i problemi di qualità.

Il controllo di tipo proattivo è fondamentale per ridurre e in determinate circostanze eliminare del tutto il rischio di accadimento di una non conformità. Tuttavia, non è sufficiente a garantire assenza di difetti o una tendenza allo zero. Per tale ragione occorre predisporre misure di controllo qualità *reattivo*.

Il *controllo qualità reattivo*, noto anche come controllo qualità correttivo, è un approccio che si concentra sulla correzione dei problemi di qualità dopo che si sono verificati. Comporta il rilevamento e la risoluzione dei problemi di qualità attraverso l'ispezione, il test e l'analisi dei prodotti non conformi, delle lamentele dei clienti e di altri incidenti correlati alla qualità.

Per le ragioni sopracitate, viene spesso utilizzato come backup al controllo qualità preventivo, Alcuni degli elementi chiave del controllo qualità reattivo includono:

- a- *Ispezione e test*: ispezionare e testare i prodotti non conformi e analizzare i risultati per identificare problemi di qualità;
- b- *Documentazione e tracciamento*: documentare problemi di qualità, azioni intraprese e risultati, e tracciare l'efficacia delle azioni correttive;
- c- *Comunicazione e collaborazione*: rendere di dominio pubblico all'interno dell'azienda problemi di qualità e azioni correttive;
- d- *Miglioramento continuo*: revisione ed aggiornamento delle procedure in base a quanto appreso dalla risoluzione di precedenti anomalie

Sebbene il controllo qualità reattivo possa aiutare le industrie alimentari ad affrontare i problemi di qualità e prevenirne la ricorrenza, è generalmente più costoso del controllo qualità proattivo. Ciò perché il controllo qualità reattivo comporta il costo dell'analisi dei prodotti non conformi, dell'adozione di azioni correttive e potenzialmente del richiamo o dello smaltimento dei prodotti non conformi. A questo possono aggiungersi penali previste da contratti di fornitura e, in casi estremi, risarcimento per danni ai clienti finali.

Come già riportato, il rispetto delle conformità è legato al controllo qualità ma ha un'incidenza legale; infatti, ha a che fare con i requisiti normativi imposti dagli enti regolatori del settore. Alcune delle principali normative e standard a cui le industrie alimentari devono conformarsi includono:

- *Normative sulla sicurezza alimentare*: Le industrie alimentari devono conformarsi alle normative sulla sicurezza alimentare come il Food Safety Modernization Act (FSMA)

negli Stati Uniti, la Legge generale sull'alimentazione dell'Unione Europea e gli standard sulla sicurezza alimentare del Codex Alimentarius;

- *Standard di gestione della qualità*: gli standard di gestione della qualità come l'ISO 9001 forniscono un quadro per l'implementazione e il mantenimento dei processi di controllo qualità;
- *Buone Pratiche di Produzione (GMP)*: forniscono linee guida per garantire che i prodotti alimentari siano realizzati, processati e confezionati in condizioni igieniche e rispettino gli standard di qualità;
- *Analisi dei Pericoli e Controllo dei Punti Critici (HACCP)*: identifica, valuta e controlla i rischi significativi della sicurezza alimentare. Il sistema assicura che ogni fase del processo produttivo, dalla fabbricazione alla distribuzione, sia monitorata e gestita in modo da prevenire la contaminazione e garantire la salubrità del prodotto finale.

Per concludere il quadro introduttivo legato al controllo qualità nell'industria alimentare, vengono elencate alcuni dei pattern più comuni nel settore all'interno dei quali le procedure di controllo e le conformità finora trattate trovano impiego:

1. *Specifiche degli Ingredienti*: documenti scritti che forniscono informazioni dettagliate sugli ingredienti utilizzati nei prodotti alimentari. Includono informazioni come il nome dell'ingrediente, la sua origine, gli standard di qualità, le proprietà fisiche e chimiche ed eventuali restrizioni o limitazioni d'uso;
2. *Elenco Fornitori Approvati*: contiene la lista dei suppliers approvati per fornire ingredienti o altri materiali. Il criterio che garantisce l'approvazione dipende generalmente dalla capacità del fornitore di rispettare gli standard di qualità e conformità;
3. *Formulazione/ricetta del prodotto*: è un documento dettagliato che descrive gli ingredienti, le quantità e le fasi di lavorazione necessarie per produrre un determinato prodotto alimentare. Viene tipicamente sviluppata da tecnologi alimentari o team di

sviluppo prodotti ed è fondamentale per garantire la coerenza nella qualità del prodotto e per prevenire errori nella selezione degli ingredienti e nella lavorazione;

4. *Procedure di Produzione*: documenti scritti che forniscono istruzioni dettagliate sui passaggi necessari alla produzione di un determinato prodotto. Queste procedure includono informazioni come la sequenza delle fasi di lavorazione, le specifiche dell'attrezzatura e i controlli di controllo qualità.
5. *Documenti di tracciabilità*: registrano informazioni sulla lavorazione di un prodotto alimentare durante la produzione. Queste registrazioni includono informazioni come i tempi di lavorazione, le temperature e altri parametri chiave del processo. Consentono di risalire ad un lotto di produzione e a tutto ciò che ne ha determinato la realizzazione, non conformità comprese;
6. *Confezionamento ed Etichettatura*: aspetti critici del controllo qualità alimentare poiché forniscono informazioni importanti ai clienti, incluse informazioni sugli ingredienti, informazioni nutrizionali e istruzioni per la manipolazione e la conservazione;
7. *Monitoraggio Ambientale*: coinvolge il test dell'ambiente di produzione per evitare potenziali fonti di contaminazione, come microrganismi, allergeni e materiali estranei.

Quelli esaminati sono solo alcune delle procedure di controllo qualità. Nonostante ciò, quelle appena elencate sono procedure che trovano spazio in quasi tutti i contesti alimentari, adattandosi alle specifiche richieste dalle normative e alla natura dei prodotti.

2.2 Settore Vinicolo E Filiera Produttiva

In questa sezione viene fornito un inquadramento del settore vinicolo. In accordo con il report (Henning Vuo, 2023) ricavato dalla repository Statista, è osservabile come il mercato del vino abbia visto una crescita significativa negli ultimi anni, influenzata dalle preferenze dei consumatori, tendenze di mercato, circostanze locali particolari e fattori macroeconomici. I consumatori, soprattutto la generazione più giovane, stanno dimostrando un maggiore interesse per il vino, considerandolo non più come un lusso ma come una bevanda accessibile. Tale comportamento ha influenzato la domanda rendendola più diversificata in termini di varietà.

Le tendenze principali includono un crescente interesse per i vini biologici e sostenibili, prodotti senza pesticidi sintetici, e il turismo enologico, con sempre più turisti che cercano esperienze legate al vino in regioni rinomate come Bordeaux, Toscana e Napa Valley. Fattori macroeconomici come l'espansione della classe media a livello globale e l'aumento dei redditi disponibili hanno ulteriormente sostenuto la crescita del mercato.

Per riuscire a restituire una fotografia del mercato del vinicolo sono state prese in considerazione le bevande alcoliche derivate dall'uva fermentata, suddivise in tre categorie principali: vino fermo (senza aggiunta di anidride carbonica), vino spumante (con aggiunta di anidride carbonica) e vino fortificato (con aggiunta di alcol). Il mercato include solo le vendite per consumo domestico e i prezzi al consumo comprendono tutte le tasse di vendita e consumo.

Il fatturato globale del mercato del vino è previsto crescere a un tasso annuale composto del 3,4% dal 2018 al 2028, come illustrato nel grafico seguente, con ricavi attuali di circa 182 miliardi di dollari.

Revenue forecast in billion US\$

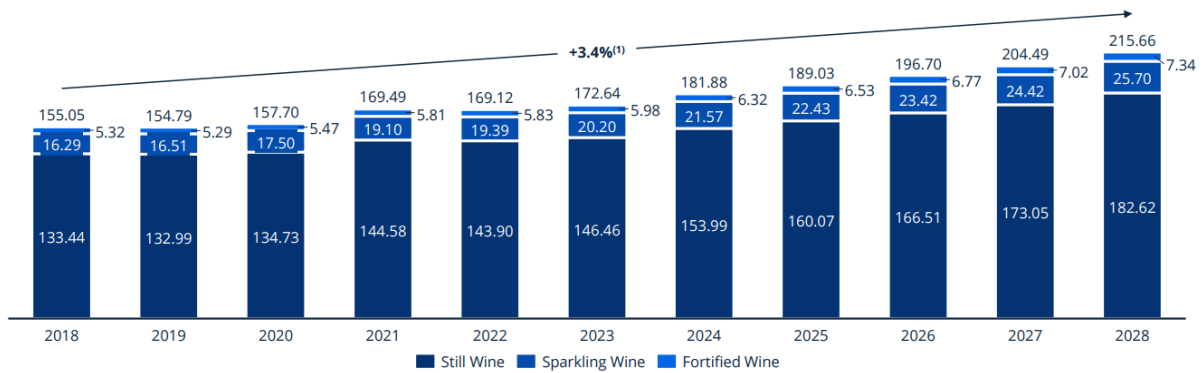


Figura 4: Revenues annuali per il mercato vinicolo globale. Fonte: (Henning Vuo, 2023)

Il grafico mostra l'andamento previsto del fatturato del vino, con un aumento costante che passa da 155,05 miliardi di dollari nel 2018 a 215,66 miliardi di dollari previsti nel 2028, passando dai 181,88 del 2024. La crescita è suddivisa tra vino fermo, vino spumante e vino fortificato, con una prevalenza del vino fermo.

In termini di confronto regionale, è emerso che il mercato più grande è presente nella zona europea, con un fatturato di 74,1 miliardi di dollari nel 2022, previsto crescere a 89,1 miliardi di dollari entro il 2028. Seguono in ordine decrescente America, Asia, Australia e Africa.

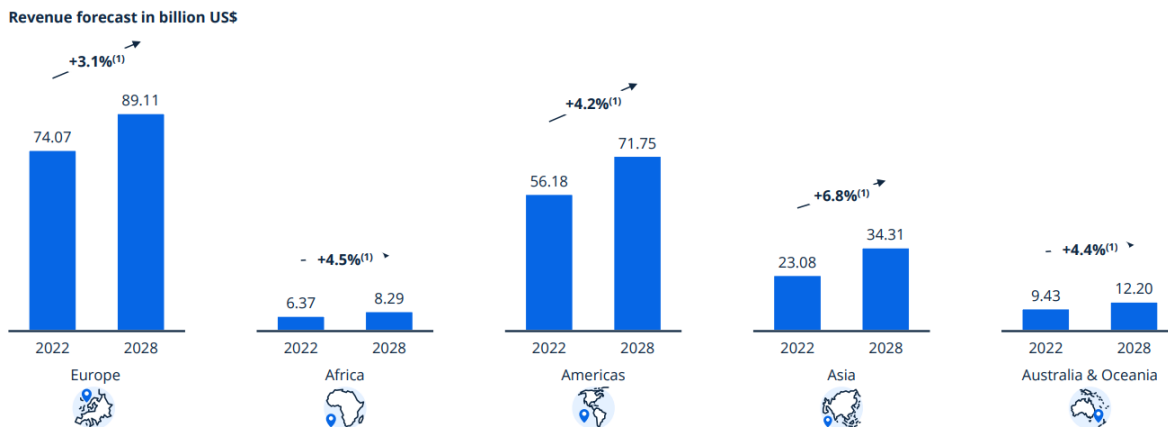


Figura 5: Confronto di market size tra continenti con previsione per il 2028 (miliardi di dollari). Fonte: (Henning Vuo, 2023)

Nel grafico l'Europa appare come il mercato principale per il vino, seguita dalle Americhe, dall'Asia, dall'Africa e dall'Australia e Oceania. Ciascuna di queste regioni mostra una crescita prevista, con l'Asia che presenta il tasso di crescita annuale composto più alto.

Focalizzandosi sui singoli paesi, invece, gli Stati Uniti emergono come il mercato più grande, con un fatturato di 35,8 miliardi di dollari nel 2022, previsto crescere a 46 miliardi di dollari entro il 2028.

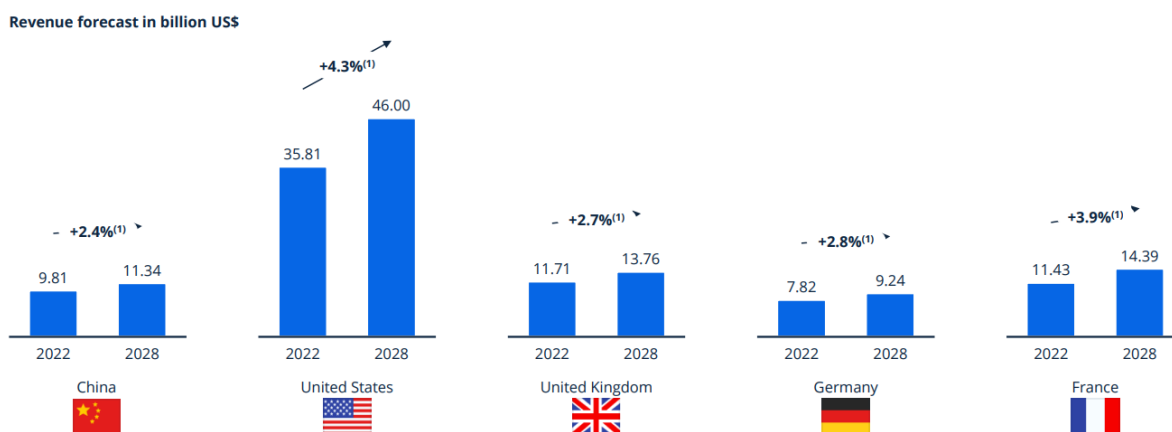


Figura 6: Confronto di market size tra Stati con previsione per il 2028 (miliardi di dollari). Fonte: (Henning Vuo, 2023)

Dal grafico emerge che, oltre gli Stati Uniti, anche la Cina, il Regno Unito, la Germania e la Francia rappresentano mercati significativi per il vino, con previsioni di crescita in ciascun paese.

In conclusione, il mercato del vino è in espansione grazie a cambiamenti nelle preferenze dei consumatori, tendenze emergenti come i vini biologici e il turismo enologico, e fattori macroeconomici favorevoli. L'Europa e le Americhe rimangono i mercati principali, mentre l'Asia mostra una crescita promettente. Gli Stati Uniti si distinguono come il singolo mercato nazionale più grande, con previsioni di crescita continua nei prossimi anni.

Dal punto di vista produttivo, il settore vinicolo non risulta univocamente classificabile secondo (Bianchi *et al.*, 2024). Infatti, possiede la caratteristica di posizionarsi trasversalmente rispetto ai settori alimentari primario e secondario poiché, nella maggior parte dei casi, le aziende vinicole tendono ad internalizzare la maggior parte delle attività della filiera produttiva, dalla raccolta delle uve sino all'imbottigliamento, passando per la fermentazione. La motivazione di questa scelta è dovuta al controllo accurato delle fasi del processo poiché, come emergerà di seguito, ogni fase gioca un ruolo determinante nella determinazione del risultato qualitativo del vino. Per comprendere al meglio, seguirà una breve descrizione delle fasi della produzione del vino comuni a tutte le varietà.

La produzione del vino avviene attraverso una serie di operazioni fondamentali: la vendemmia, la pigiatura, la diraspatura, la sgrondatura, la pressatura e la vinificazione vera e propria, seguite eventualmente dall'affinamento e dall'imbottigliamento. Queste operazioni sono descritte di seguito.

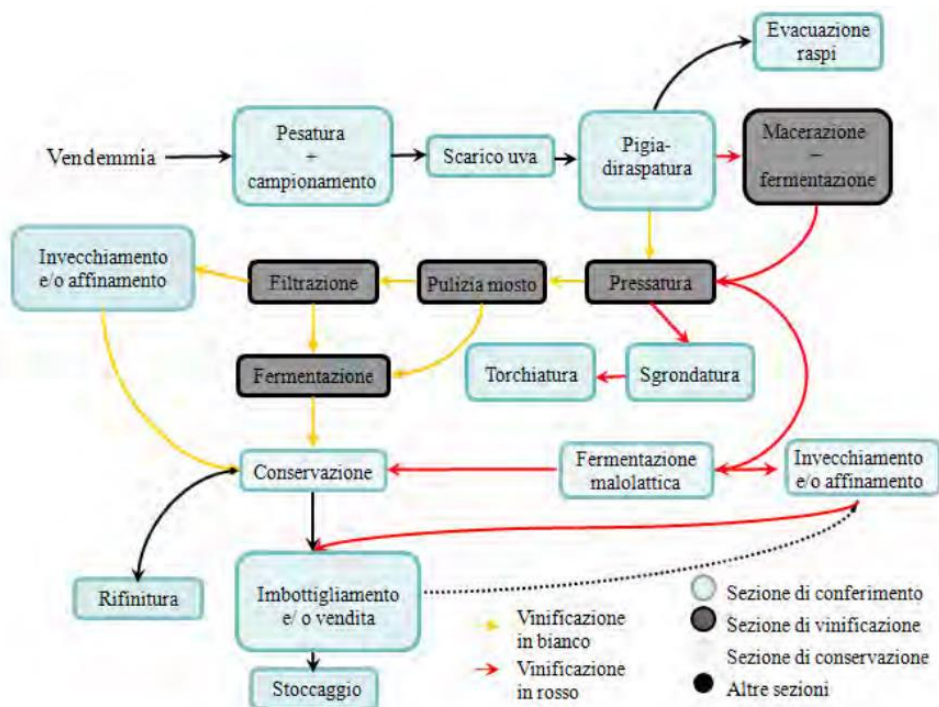


Figura 7: Schema delle fasi comuni a tutte le produzioni del vino. Fonte: ('Corzani_Valentina_tesi', 2018)

La prima fase è quella della vendemmia. Processo che avviene tra luglio e ottobre nell'emisfero settentrionale al termine della procedura di coltivazione delle viti. Il momento esatto della raccolta dipende dal grado di maturazione dell'uva richiesto. Un parametro utile per questa fase è il rapporto tra zuccheri e acidi presenti all'interno dell'acino. Un altro indicatore chiave è il rapporto glucosio-fruttosio. Per entrambi gli indicatori i valori ideali empiricamente ricavati si attestano intorno rispettivamente a 0.75 e 0.9 ('Corzani_Valentina_tesi', 2018). quando i rapporti raggiungono quei valori si dice che l'uva è matura. Il periodo di vendemmia varia in base al tipo di vino da produrre: per i bianchi prima della maturità, dopo la maturità per i rossi, a surmaturazione per i liquorosi e con uva acida per i vini effervescenti.

I metodi di raccolta delle uve sono due: manuale, solitamente per vini di qualità e spumanti, e meccanico, con l'uso di macchine vendemmiatrici. Queste ultime possono essere agevolatrici, che velocizzano il lavoro manuale, o vendemmiatrici vere e proprie, trainate o semoventi, che operano a scuotimento verticale o laterale. Durante la raccolta, l'uva deve essere protetta

dall'acqua, dalle alte temperature e dagli schiacciamenti e deve essere trasportata rapidamente alla cantina per evitare fermentazioni indesiderate. All'arrivo, l'uva viene pesata, analizzata e scaricata in una tramoggia con coclea per la lavorazione successiva.

I metodi di raccolta delle uve sono due: i) manuale, solitamente per vini di qualità e spumanti, ii) meccanico, mediante l'uso di macchine vendemmiatrici. Durante la raccolta, l'uva deve essere protetta dall'acqua, dalle alte temperature e dagli schiacciamenti e deve essere trasportata rapidamente alla *barroom* per evitare fermentazioni indesiderate. All'arrivo, l'uva viene pesata, analizzata e scaricata in una tramoggia con coclea per la lavorazione successiva

Dopo la vendemmia solitamente avviene la fase di pigiatura, nella quale il mosto viene estratto dagli acini d'uva. Storicamente eseguita pigiando gli acini con i piedi, attualmente è una procedura che è stata meccanizzata tramite l'impiego di pigiatrici. Un esempio possono essere le cosiddette "pigiadiraspatrici" che separano gli acini dai raspi, mentre i torchi continui effettuano ammostatura e torchiatura delle vinacce. Dalla pigiatura si ottiene una parte solida (bucce e vinaccioli) e una liquida (mosto). La macerazione, o contatto tra feccia e mosto, varia a seconda del tipo di vino: nella vinificazione in rosso si effettua con tutto il grappolo, mentre nella vinificazione in bianco o rosato si utilizza solo il mosto liquido.

Dopo la pigiatura si passa alla sgrondatura, grazie alla quale si ottiene la separazione del mosto fiore dalle parti solide. Anche in questo caso, l'operazione può essere condotta manualmente o meccanicamente, con l'uso di sgrondatori meccanici che utilizzano gabbie cilindriche rotanti. La sgrondatura permette di ottenere oltre il 50-60% del mosto fiore.

Durante la torchiatura estrae la maggior parte del mosto e del vino dalle vinacce, che possono essere non fermentate, fermentate o uva. È importante torchiare immediatamente le vinacce fermentate per evitare acidificazioni. I torchi idraulici comprimono le vinacce, mentre i torchi continui elicoidali combinano compressione e sfregamento.

Di seguito vengono eseguiti i travasi, utili a rimuovere i residui e le impurità dal vino, migliorandone le caratteristiche organolettiche. Il primo travaso viene effettuato circa 15 giorni

dopo la fermentazione lenta. Per questo processo si utilizzano inizialmente filtri a sacco con elettropompa, seguiti da filtri a cartoni di fibra di cellulosa, che contribuiscono a chiarificare il vino, preparandolo per l'invecchiamento in botte o per l'imbottigliamento.

Dopodichè viene l'imbottigliamento, procedura che deve rispettare rigorose norme igieniche. Le condizioni ideali per lo svolgimento sono le giornate soleggiate con alta pressione atmosferica. Per questo processo si utilizzano riempitrici a caduta e tappatrici manuali, a pressione o semi-automatiche. Le bottiglie devono essere conservate in un ambiente fresco e buio, inizialmente in posizione verticale e successivamente coricate su un fianco per mantenere i tappi umidi e prevenire alterazioni.

Per quanto riguarda poi lo stoccaggio, il vino imbottigliato deve essere conservato a circa 15°C, in un ambiente fresco, buio e con scarsa umidità, lontano da odori nocivi. Dopo dieci giorni, le bottiglie vanno distese su un fianco per mantenere i tappi umidi e prevenire alterazioni.

La fase cardine della catena di produzione di vino è sicuramente la fermentazione. Si tratta infatti del processo di trasformazione degli zuccheri in alcool e anidride carbonica. La fermentazione alcolica è un processo ossidativo anaerobico che coinvolge vari organismi e si svolge in contenitori chiamati fermentini o tini. Il mosto è un liquido zuccherino semidensso che contiene il 65-80% di acqua e il 15-30% di zuccheri, trasformati in alcool durante la fermentazione(‘Corzani_Valentina_tesi’, 2018). Per controllare il processo, vengono aggiunti lieviti selezionati. L’uva può subire due tipi di fermentazione:

- alcolica, sotto l'azione dei lieviti; e una
- malolattica, sotto l'azione dei batteri.

La prima trasforma gli zuccheri del mosto in alcool etilico, anidride carbonica e calore. Si articola in due fasi: una fermentazione tumultuosa, con sviluppo di calore e gas, e una fermentazione lenta, che può durare fino a 20-30 giorni. Durante il macro-processo, si formano prodotti secondari come il glicerolo, l'acido acetico e l'acido lattico. La temperatura è uno dei parametri fondamentali da monitorare al fine di evitare l’insorgenza di fermentazioni anomale

e per tale ragione, viene eseguita mediante l'uso di recipienti a temperatura controllata, con la possibilità di riscaldare o refrigerare il contenuto.

La fermentazione malolattica, invece, è un processo che porta il vino a maturazione, successivamente alla fermentazione alcolica. In seguito a quest'ultima, nel vino può apparire un intorbidimento, segnale di un abbassamento dell'acidità totale, causato dai batteri lattici. Questi trasformano l'acido malico in acido lattico e anidride carbonica, rendendo il vino più morbido e modificandone il colore. Questa fermentazione avviene solo in ambiente favorevole e può verificarsi nei due anni successivi alla fermentazione alcolica.

La fermentazione maloalcolica consiste nella fermentazione alcolica dell'acido malico, in anaerobiosi, ad opera di lieviti, che fermentano gli zuccheri producendo alcool etilico, anidride carbonica, glicerina, butilenglicole ed acidi. I fermenti maloalcolici producono un minimo incremento di alcool, a totale discapito della fermentazione malolattica e delle caratteristiche organolettiche dei vini.

2.3 Tecniche Di Machine Vision Nell'industria Alimentare

I sistemi di visione artificiale (o machine vision systems, MVS) vengono tipicamente utilizzati in ambienti industriali o di produzione e possono utilizzare una o più telecamere per osservare, catturare, valutare e riconoscere automaticamente oggetti fermi o in movimento. Il sistema utilizza poi i dati ottenuti per controllare le procedure di produzione successive.

Un MVS solitamente include telecamere digitali, software di elaborazione delle immagini in esecuzione su computer e sistemi meccanici. Il dispositivo di illuminazione fornisce luce sufficiente all'oggetto affinché la telecamera possa catturare immagini di alta qualità. Il software sul computer elabora le immagini per gli scopi preposti. I risultati elaborati vengono utilizzati dal sistema meccanico per prendere la decisione operativa successiva.

Un MVS suddivide la propria funzione in due parti o fasi principali per consentire una valutazione alimentare oggettiva e non distruttiva: acquisizione ed elaborazione. La prima determina la qualità e le informazioni contenute nelle immagini. È la base sulla quale verrà eseguita l'elaborazione. Quest'ultima, invece, guida le operazioni svolte dalla macchina e ha un ruolo chiave nel processo decisionale che coinvolge i meccanismi di machine vision.

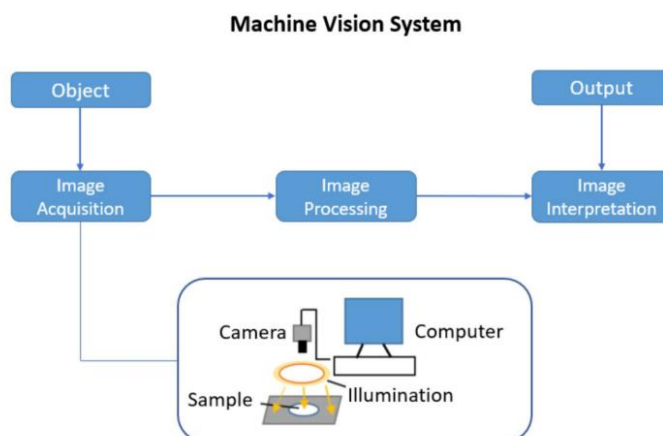


Figura 8: Schema del funzionamento generico delle tecnologie di Machine Vision. Fonte: (Zhu et al., 2021)

2.3.1 Meccanismi di Acquisizione delle Immagini

Come anticipato, la raccolta delle immagini di un sistema di Machine Vision può avvenire secondo diverse modalità. Infatti, è possibile acquisire immagini in tempo reale attraverso foto, video e altre tecnologie tridimensionali (3D). Le immagini verranno poi trasmesse all'unità di elaborazione tramite diversi canali di connessione, tra i più comuni è possibile trovare connessione via cavo, Internet/Ethernet, identificazioni a radiofrequenza, reti di sensori wireless (Zhu et al., 2021).

Di seguito viene proposto un elenco delle macrocategorie di meccanismi di acquisizioni immagini applicati nelle tecnologie di Machine Vision. La scelta delle categorie di clustering delle tecnologie è stata fatta in ottica della trattazione. Tra le categorie di MVS più comunemente utilizzate nell'industria alimentare si trovano:

1. *Sistemi stereo*: I sistemi stereo si riferiscono a un set di telecamere che possono misurare la distanza (profondità) di un oggetto rispetto alla telecamera. Rispetto alle telecamere tradizionali bidimensionali (2D), il sistema stereo aumenta la profondità di una dimensione, con l'obiettivo di migliorare la rappresentazione del mondo reale. Tali tecnologie consentono di raccogliere informazioni di profondità dell'ambiente utili per eseguire il riconoscimento degli oggetti e la modellazione degli stessi.

2. *Remote sensing*: si riferisce a film o foto che registrano l'intensità delle onde elettromagnetiche emesse dagli oggetti. A differenza delle normali immagini che includono solo bande rosse, verdi e blu, le tecnologie di RS includono più bande di colore. Tale numerosità consente di selezionarne un sottinsieme compatibilmente con lo scopo dell'analisi. Questo fenomeno è reso possibile dalla proprietà intrinseca degli oggetti materiali di mantenere le proprie caratteristiche spettrali.

Esempi di queste pratiche sono la selezione della luce visibile, le spettroscopie ad infrarosso vicino (NIR), quelle ad infrarosso termico (TIR) e l'infrarosso a onde corte (SWIR). La spettroscopia nel vicino infrarosso (NIR) è una tecnica analitica rapida che lavora sfruttando

l'assorbimento della luce nella regione NIR dello spettro elettromagnetico, coprendo le lunghezze d'onda tra 780 nm e 2500 nm (Blanco & Villarroya (n.d.)). Questa tecnica permette di ottenere informazioni chimiche e fisiche sui campioni analizzati senza la necessità di una preparazione preliminare.

Quando la luce NIR colpisce un campione, alcune lunghezze d'onda della luce vengono assorbite dalle molecole del campione. Queste lunghezze d'onda corrispondono a specifiche transizioni vibrazionali nelle molecole, descritte utilizzando modelli di oscillatori armonici e anarmonici. Il modello dell'oscillatore armonico descrive le vibrazioni delle molecole come se fossero ideali, ma non riesce a spiegare completamente il comportamento reale delle molecole. Pertanto, si utilizza un modello di oscillatore anarmonico, che considera livelli di energia non equidistanti, portando alla presenza di bande di combinazione.

Gli strumenti utilizzati nella spettroscopia NIR sono progettati per registrare rapidamente gli spettri dei campioni, offrendo flessibilità nell'adattarsi a diversi stati dei campioni, come solidi, liquidi ed emulsioni. Un tipico spettrofotometro NIR include una sorgente di luce, solitamente lampade al tungsteno o alogenuro di idrogeno, che emette luce nell'intervallo NIR. Monocromatori o filtri selezionano specifiche lunghezze d'onda della luce NIR da dirigere verso il campione, utilizzando reticoli di diffrazione, filtri acusto-ottici o diodi a emissione di luce. Il campione è posizionato in un campionatore progettato per analisi in riflettanza, trasmittanza o transflettanza.

Il rilevatore registra l'intensità della luce NIR assorbita dal campione. Un sistema di elaborazione dati utilizza software e algoritmi di chemometria per interpretare i dati spettrali e fornire informazioni utili sulla composizione del campione. La spettroscopia NIR offre diversi vantaggi, come la non invasività e la non distruttività, permettendo l'analisi senza alterare o distruggere il campione. Le misurazioni e i risultati sono ottenuti rapidamente, senza necessità di preparazione del campione. Inoltre, gli strumenti portatili consentono analisi direttamente sul campo o sulla linea di produzione.

La spettroscopia NIR è solo una delle tecniche di Remote sensing. Occorre specificare come questo MVS non sia unicamente classificabile come RS, ma anche come meccanismo di immagine iperspettrale;

3. *Hyperspectral Imaging*: è una tecnica che opera su diversi canali e ciascuno di essi cattura la luce di una specifica lunghezza d'onda. I dati acquisiti dal dispositivo iperspettrale contengono le informazioni sull'immagine e possono anche essere espansi nella dimensione spettrale (ElMasry and Sun, 2010). Di conseguenza, è possibile ottenere sia i dati spettrali di ogni punto sull'immagine che le informazioni sull'immagine di qualsiasi spettro. Viene utilizzato per generare una mappa spaziale delle variazioni spettrali di un campione. Integra tecniche spettroscopiche e di remote sensing imaging, permettendo l'identificazione diretta di diversi componenti e la loro distribuzione spaziale nel campione testato. Un sistema di imaging iperspettrale produce un array spaziale bidimensionale di vettori che rappresentano lo spettro in ciascuna posizione del pixel. Questo genera un dataset tridimensionale noto come datacube o hypercube.

Il principio alla base dell'imaging iperspettrale è la misurazione dell'intensità della luce riflessa o trasmessa da una superficie a diverse lunghezze d'onda con bande relativamente strette. La tecnologia acquisisce sia informazioni spettrali che spaziali da un oggetto contemporaneamente, andando oltre le tecniche di imaging convenzionali. Le immagini iperspettrali contengono informazioni dettagliate da numerose bande spettrali, permettendo di ottenere un "fingerprint" unico per ogni pixel.

Un sistema-tipo di imaging iperspettrale include una sorgente di luce, un obiettivo, un dispersore di lunghezze d'onda (come un reticolo di diffrazione o un prisma) e un rilevatore bidimensionale. Questo sistema cattura immagini spaziali a diverse lunghezze d'onda, che vengono combinate per formare il datacube iperspettrale. Il datacube può essere analizzato per identificare le caratteristiche chimiche e fisiche del campione, permettendo la creazione di mappe chimiche dettagliate.

Grazie alla sua capacità di fornire informazioni qualitative e quantitative simultaneamente, l'imaging iperspettrale è una tecnologia promettente per l'analisi non distruttiva e in tempo reale dei prodotti alimentari;

4. *Raggi X*: i raggi dell'omonima categoria spettrale vengono generati e proiettati per rilevare oggetti estranei metallici o oggetti estranei non metallici con una densità maggiore rispetto alla matrice circostante. Infatti, la tecnologia offre uno strumento per rilevare contaminanti negli alimenti. Può identificare oggetti estranei come metallo, vetro, osso calcificato, pietra e plastica ad alta densità, garantendo così la sicurezza alimentare;

5. *Imaging termico*: è una tecnica che rileva il calore senza contatto e la converte in un segnale elettrico, per generare un'immagine termica degli oggetti e determinarne la temperatura. L'imaging termico ha varie applicazioni nell'industria alimentare (Vadivambal et al., 2011). Può monitorare e controllare la temperatura degli alimenti durante il pretrattamento, il preriscaldamento e la disinfezione. Può anche rilevare danni ai prodotti freschi, come dimostrato per i frutti di guava, in diverse condizioni di temperatura, dove i danni alla guava sono stati rilevati basandosi sui dati di termografia a infrarossi (IR) (Gonçalves et al., 2016).

Il sistema tipico di imaging termico a infrarossi è composto principalmente da due componenti: una telecamera termica con unità ottiche (lenti di messa a fuoco, lenti di collimazione e filtri) e un array di rilevatori termici come i microbolometri con unità di raffreddamento o stabilizzazione della temperatura. L'altro componente è un'unità di controllo e visualizzazione dotata di strumenti per l'elaborazione e l'analisi delle immagini (Blanco & Villarroya, n.d.; ElMasry et al., 200)

A differenza di altri sistemi di imaging a colori o spettrali, il sistema di imaging termico non necessita di un'unità di illuminazione. L'unità di elaborazione del segnale è responsabile della traduzione e visualizzazione dei segnali elettrici ricevuti in registrazioni termiche che mostrano la distribuzione della temperatura sulla superficie dell'oggetto inquadrato. L'immagine termica ottenuta è una matrice di molti livelli di colore, ciascuno dei quali indica una specifica

temperatura. La velocità di scansione dei dispositivi di imaging termico nella valutazione della qualità dei semi è di circa 30 immagini al secondo, con una sensibilità che varia da -20 a 1500 °C, che può essere ulteriormente aumentata applicando filtri ottici specifici.

Il sistema di imaging termico può essere valutato in termini di velocità di scansione, sensibilità termica, risoluzione delle immagini e risoluzione dell'intensità. Il componente principale della telecamera termica è il rilevatore a infrarossi, che assorbe la radiazione infrarossa emessa dall'oggetto e la converte in segnali elettrici proporzionali alla quantità di radiazione incidente. La qualità della funzione di trasduzione del rilevatore determina in gran parte le prestazioni del sistema di imaging.

I rilevatori termici possono essere classificati in rilevatori termici o fotonici. Nei rilevatori termici, la radiazione infrarossa emessa dall'oggetto target riscalda l'elemento del rilevatore, provocando un aumento della temperatura che può essere successivamente misurato da un meccanismo dipendente dalla temperatura come la tensione termoelettrica, la tensione di resistenza o la tensione piroelettrica. Nei rilevatori fotonici, l'assorbimento dei fotoni dalla radiazione infrarossa provoca un cambiamento nella distribuzione dell'energia elettronica in un semiconduttore, portando a cambiamenti nella concentrazione o nella mobilità dei portatori di carica liberi nell'elemento del rilevatore tramite un processo chiamato effetto fotoelettrico.

Un componente complementare di tutte le telecamere utilizzate nell'imaging termico è l'obiettivo, che consente alla luce di entrare nella telecamera e di raggiungere il rilevatore. Gli obiettivi utilizzati con le telecamere termiche sono generalmente realizzati in materiali come il silicio o il germanio, in grado di consentire il passaggio della luce infrarossa;

6. *Imaging a risonanza magnetica (MRI)*: è un metodo di imaging non distruttivo basato sulla risonanza magnetica nucleare. Si tratta di un metodo che consente di determinare le caratteristiche degli oggetti di interesse (inclusi gli alimenti) tracciando il movimento dei protoni al loro interno con una buona risoluzione spaziale. Poiché molti alimenti crudi e trasformati sono sistemi eterogenei, i metodi di ricerca tradizionali non possono stimare il

trasferimento di calore, la migrazione dell'umidità e la distribuzione della temperatura all'interno dell'alimento (Brian Hills).

MRI è una tecnica avanzata di imaging basata sull'associazione di ciascuna regione spaziale di un campione con una frequenza caratteristica di risonanza magnetica nucleare. Applicando gradienti di campo magnetico lineari esterni, è possibile trasformare il picco di risonanza nello spettro dei protoni dell'acqua in un'immagine proiettata unidimensionale della distribuzione dell'acqua. La maggior parte delle immagini MRI degli alimenti si basa sulle risonanze dei protoni, provenienti dall'acqua o dai lipidi. Questa tecnica consente di ottenere immagini dettagliate della struttura anatomica interna di frutta e verdura intere e non lavorate.

La MRI produce mappe spaziali di vari parametri, come la densità del numero di spin, i tempi di rilassamento longitudinale e trasversale, i tassi di trasferimento di magnetizzazione, i coefficienti di auto-diffusione e i profili di velocità. Questi parametri possono essere convertiti in mappe di quantità utili come il contenuto di umidità, la temperatura e la qualità degli alimenti, necessarie per ottimizzare le condizioni di lavorazione e conservazione degli alimenti. La MRI è particolarmente utile per monitorare operazioni di processo come l'essiccazione, la reidratazione, il riscaldamento, la fermentazione.

2.3.2 Elaborazione delle Immagini

L'obiettivo di questa seconda macrofase operativa di un MVS è quello di estrarre o migliorare informazioni ricavate dalle immagini e la caratterizzazione di una regione di interesse (ROI). Questo processo può essere visto come elaborazione di segnali digitali e non implica l'interpretazione del contenuto o del significato dell'immagine. L'elaborazione delle immagini comprende elaborazione di basso livello, di livello intermedio e di alto livello.

La prima si occupa di pre-processare le immagini (Senni et al., 2014). Nella fase di raccolta, diversi dispositivi di imaging e di rilevamento possono essere utilizzati contemporaneamente per acquisire immagini di campioni e convertirle in forme digitali leggibili da un computer. Le immagini acquisite possono essere imperfette a causa di diverse ragioni, tra cui illuminazione insufficiente, lunga distanza o bassa risoluzione del dispositivo di imaging, mirino instabile e altre interferenze. Pertanto, è solitamente necessario pre-processare l'immagine originale per migliorare l'analisi dell'immagine finale. Metodi comuni di preelaborazione delle immagini includono l'enhancement delle immagini, come la regolazione della luminosità o dei colori delle immagini, il ritaglio delle immagini per concentrarsi sulla ROI e la rimozione del rumore o degli artefatti digitali da livelli di luce bassa.

L'elaborazione a livello intermedio include segmentazione, rappresentazione e descrizione delle immagini (Shih, 2010). La segmentazione delle immagini è uno dei passaggi essenziali nell'elaborazione delle immagini, poiché ha l'obiettivo di individuare e separare il target da altre informazioni indesiderate dell'immagine, riducendo così il costo computazionale dell'analisi e migliorando l'accuratezza. La rappresentazione dei contorni è utilizzata per descrivere le caratteristiche di dimensione e forma, mentre la rappresentazione regionale è applicata per descrivere la texture e i difetti dell'immagine (Shih, 2010). Le descrizioni delle immagini possono estrarre informazioni quantitative dalle immagini elaborate nei passaggi precedenti.

Infine, *l'elaborazione di alto livello*: include il riconoscimento delle immagini e l'interpretazione delle immagini. In questo passaggio, metodi statistici o di deep learning sono

comunemente utilizzati per classificare il target, basandosi sull'applicazione di interesse. I risultati dell'analisi determinano l'elaborazione richiesta nei passaggi successivi. Algoritmi come K-nearest neighbour (KNN), Support Vector Machine (SVM), rete neurale, logica fuzzy e un algoritmo genetico possono aiutare a interpretare le informazioni ottenute dall'immagine. Le reti neurali e i metodi di logica fuzzy sono stati applicati con successo ai MVS nell'industria alimentare.

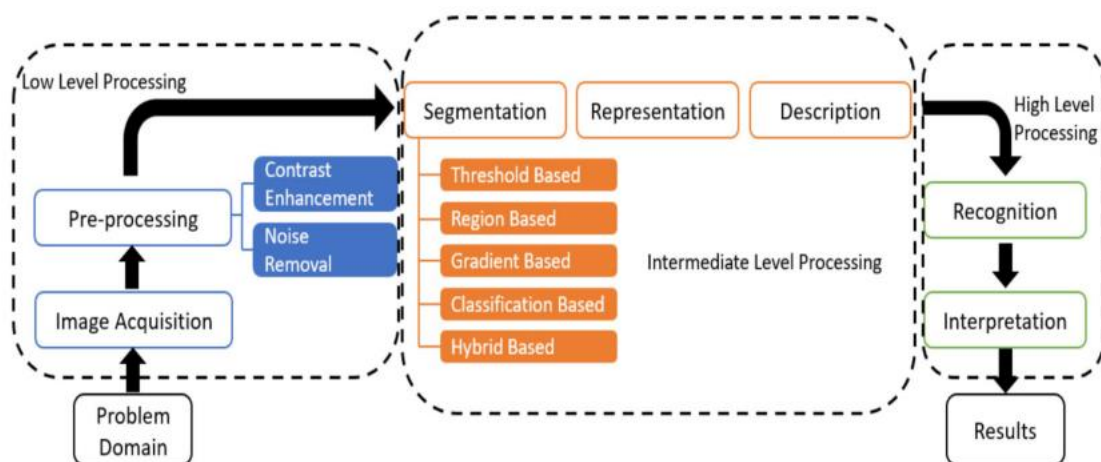


Figura 9: Differenti livelli di elaborazione dell'immagine nei meccanismi di Machine Vision. Fonte: (Zhu et al., 2021)

Per citare un esempio di applicazione nel ramo alimentare, Siswanto (2013) ha previsto il volume di un prodotto alimentare di forma irregolare, estraendo le sagome dei target da cinque diversi aspetti e utilizzando il metodo Monte Carlo per calcolare il volume del target. L'autore ha utilizzato una scatola di delimitazione con un sistema di coordinate del mondo reale per coprire l'oggetto e successivamente ha generato punti casuali 3D nella scatola di delimitazione. Il metodo Monte Carlo è stato utilizzato per calcolare il volume tramite le coordinate di quei punti 3D.

3. METODOLOGIA DI RICERCA

In questo capitolo vengono esposti e descritti i metodi seguiti per la stesura della review. La metodologia seguita segue il modello PRISMA (Page *et al.*, 2021), adattandolo alla natura ibrida della ricerca, in parte quantitativa e in parte qualitativa.

Nello specifico, sono stati estratti i MVS maggiormente impiegati e i più frequenti contesti produttivi nei quali trovano impiego, restringendo il campo all'industria del vino. I meccanismi più frequenti sono stati ricavati in seguito all'analisi delle fonti all'interno di repository di articoli scientifici, selezionati tramite query. Tale sezione si concentra su casi studio di applicazioni digitali utilizzate nella trasformazione alimentare e si propone di citare fonti al fine di creare una tassonomia analizzata in maniera critica, presentando caratteristiche ed applicazioni. Seguono poi le sezioni di discussione e conclusione, nelle quali gli argomenti vengono rispettivamente analizzati e commentati concludendo la trattazione.

Come anticipato ad inizio capitolo, l'elaborato segue il modello PRISMA. Pertanto, conterrà alcuni degli elementi presenti nella checklist aggiornata al 2020. La scelta della metodologia è dovuta alla sistematicità e alla schematicità del metodo, che consente una definizione teorica dei metodi tale da rendere la ricerca ripetibile nella maniera più affidabile possibile.

La metodologia PRISMA funge anche da guida alla stesura rendendo agevole l'organizzazione del lavoro e la divisione in punti dell'elaborato consentendo di creare un piano con milestones già definite.

Nei sottocapitoli seguenti saranno contenuti i punti della checklist che sono stati utilizzati e/o portati a termine per ottenere i risultati della review.

3.1 Eligibility Criteria

L'analisi delle fonti è stata eseguita mediante la lettura ad opera di un singolo individuo. La scelta di inclusione ed esclusione è stata basata su diversi criteri. I primi verranno denominati con la terminologia EC_i , che sta per criteri di eleggibilità. I criteri di esclusione o di non eleggibilità sono stati definiti come NEC_i . Si tratta rispettivamente dei parametri che hanno regolato l'inclusione e l'esclusione dei documenti che sono stati utilizzati per la stesura della standard literature review.

Di seguito un elenco di criteri secondo i quali le fonti sono state filtrate.

Per selezionare documenti inerenti ai meccanismi di machine vision per l'industria vinicola, gli eligibility criteria includono:

1. *Pertinenza Tematica*: il documento deve trattare l'applicazione della visione artificiale (machine vision) specificamente nell'industria vinicola;
2. *Rilevanza Temporale*: pubblicazioni recenti (ultimi 10 anni) per garantire tecnologie e metodi aggiornati.
3. *Fonti Accademiche*: preferenza per articoli pubblicati in riviste scientifiche, conferenze accademiche o tesi di ricerca;
4. *Completezza e Dettaglio*: documenti che offrono una descrizione dettagliata dei metodi, algoritmi e tecnologie utilizzati;
5. *Applicazioni Pratiche*: implementazioni reali o simulazioni nell'industria vinicola;
6. *Validazione e Risultati*: inclusione di esperimenti, risultati quantitativi e valutazioni delle prestazioni dei sistemi di visione artificiale;

7. *Multidisciplinarietà*: documenti che integrano conoscenze di enologia, informatica, ingegneria;

8. *Disponibilità della fonte*: presenza della fonte ed accessibilità del contenuto all'interno delle banche dati dell'ateneo.

Questi criteri aiutano a garantire la selezione di documenti rilevanti, aggiornati e scientificamente validi per lo studio e l'applicazione della machine vision nell'industria vinicola.

Per definire i criteri di esclusione per selezionare documenti inerenti ai meccanismi di machine vision per l'industria vinicola, possiamo considerare i seguenti punti:

1. *Assenza di Validazione*: documenti che non includono esperimenti, casi studio o valutazioni delle prestazioni dei sistemi di visione artificiale;

2. *Focalizzazione su Teorie Generali*: pubblicazioni che trattano di machine vision in modo generico senza applicazioni specifiche all'industria vinicola;

3. *Ripetitività del Contenuto*: documenti che ripetono informazioni già abbondantemente coperte in altre pubblicazioni più autorevoli o dettagliate;

4. *Opinioni Non Supportate da Evidenze*: articoli basati principalmente su opinioni o speculazioni senza dati empirici a supporto;

5. *Bassa Qualità del Contenuto*: documenti con evidenti errori metodologici, mancanza di rigore scientifico o *pubblicati* su riviste con scarsa reputazione accademica.

Questi criteri di esclusione aiutano a filtrare le fonti meno rilevanti o di bassa qualità, garantendo la selezione di documenti scientificamente validi e specifici per il contesto dell'industria vinicola.

3.2 Information Sources

Nel periodo compreso tra marzo e metà aprile dell'anno 2024, è stata intrapresa una ricerca approfondita e sistematica utilizzando i principali motori di ricerca accademici, tra cui Scopus, Web of Science e Google Scholar.

Questa fase è stata incentrata su un'analisi dettagliata e rigorosa dei database disponibili, con l'obiettivo di raccogliere informazioni esaustive riguardo specifici argomenti di interesse. In particolare, sono stati esaminati database pertinenti ai temi del controllo qualità, alle tecnologie di machine vision e alla combinazione di queste tecnologie applicate all'industria alimentare, con un'attenzione particolare rivolta al settore viticolo. Questo focus specifico è stato scelto per la sua rilevanza nel miglioramento dei processi produttivi e nella garanzia di qualità all'interno della filiera vitivinicola.

Parallelamente alle ricerche nei database accademici, è stata effettuata un'ampia consultazione di risorse disponibili su internet per esplorare le tematiche di contesto e arricchire ulteriormente la comprensione del tema trattato. Questo processo ha incluso la revisione di articoli, report, e altre pubblicazioni disponibili online, che hanno fornito una panoramica completa e approfondita delle tecnologie emergenti e delle migliori pratiche adottate in vari settori dell'industria alimentare. L'integrazione di queste fonti ha permesso di ottenere una visione più completa e integrata delle potenziali applicazioni delle tecnologie di machine vision nel controllo qualità del settore viticolo.

Verso la fine di aprile, la ricerca su Google Scholar è stata ulteriormente aggiornata e sono state condotte ricerche supplementari sui siti web di diverse organizzazioni rilevanti, tra cui dipartimenti governativi, enti di beneficenza, think-tank e istituti di ricerca.

Infine, dopo una valutazione ponderata dei risultati ottenuti, è stato deciso di utilizzare principalmente Scopus come motore di ricerca per la ricerca definitiva.

Questa decisione è motivata dal fatto che i risultati ottenuti da Web of Science erano spesso ridondanti, presentando un elevato numero di duplicati e di rumore, che complicavano l'identificazione degli studi rilevanti. Similmente, i risultati provenienti da Google Scholar includevano numerosi articoli dispersivi, che nella maggior parte dei casi non rispettavano i criteri di eleggibilità stabiliti per questa ricerca.

Scopus, invece, ha dimostrato di offrire un equilibrio ottimale tra la numerosità e la rilevanza dei risultati, facilitando l'individuazione di studi pertinenti e di alta qualità per il tema trattato.

3.3 Search

Come anticipato nel sottocapitolo precedente, l'analisi e la ricerca sono state condotte su documenti presenti nel database di Scopus.

La prima query di ricerca raccoglie un'overview generica delle tecniche di machine vision nell'industria alimentare. Tuttavia, il risultato della prima è stato poco soddisfacente, da qui la motivazione di restringere il campo ad un singolo settore all'interno dell'industria alimentare, per l'appunto quello del vino.

Per questa ragione viene riportata la spiegazione della realizzazione della seconda, come è stata strutturata e i filtri applicati per affinarla. A fini di completezza della trattazione viene altresì riportata anche la query non più utilizzata.

Di seguito, le due query e a seguire una spiegazione di entrambe passo passo.

- QUERY GENERICA

```
TITLE-ABS-KEY (((("Visual recognition" OR "Machine vision" OR "Image analysis" OR "Food inspection" OR "Optical inspection" OR "Automated inspection" OR "Computer vision" OR "Non-destructive") AND ("Secondary agri-food" OR "Meat pro*" OR "Dairy pro*" OR "Fruit pro*") AND ("Quality control" OR "Pro* monitoring" OR "Finished products" OR "Semi-finished products")))) AND PUBYEAR > 2013 AND PUBYEAR < 2025 AND ( EXCLUDE ( SUBJAREA,"PHYS" ) OR EXCLUDE ( SUBJAREA,"MATH" ) ) AND ( LIMIT-TO ( DOCTYPE,"ar" ) OR LIMIT-TO ( DOCTYPE,"re" ) OR LIMIT-TO ( DOCTYPE,"ch" ) ) AND ( EXCLUDE ( LANGUAGE,"Dutch" ) OR EXCLUDE ( LANGUAGE,"German" ) OR EXCLUDE ( LANGUAGE,"Chinese" ) OR EXCLUDE ( LANGUAGE,"Russian" ) OR EXCLUDE ( LANGUAGE,"Serbian" ) )
```

QUERY INDUSTRIA DEL VINO

La seconda query è stata impostata in maniera simile alla prima: TITLE-ABS-KEY ((("Visual recognition" OR "Machine vision" OR "Image analysis" OR "Food inspection" OR "Optical inspection" OR "Automated inspection" OR "Computer vision" OR "Non-destructive") AND ("Wine pro*" OR "Wine") AND ("Quality" OR "control"))) AND PUBYEAR > 2013 AND PUBYEAR < 2025 AND PUBYEAR > 2013 AND PUBYEAR < 2025

Si tratta della prima bozza della query di ricerca. L'unico filtro presente era quello temporale. La rilevanza degli articoli è stata decisa essere di 10 anni, quindi nello spettro compreso tra il 2014 e il 2024.

Di seguito viene riportata la query definitiva, spiegata passo passo

```
TITLE-ABS-KEY ( ( ( "Visual recognition" OR "Machine vision" OR "Image analysis" OR "Food inspection" OR "Optical inspection" OR "Automated inspection" OR "Computer vision" OR "Non-destructive" ) AND ( "Wine pro*" OR "Wine" ) AND ( "Quality" OR "control" ) ) ) AND PUBYEAR > 2013 AND PUBYEAR < 2025 AND PUBYEAR > 2013 AND PUBYEAR < 2025 AND ( EXCLUDE ( SUBJAREA , "PHYS" ) OR EXCLUDE ( SUBJAREA , "MATH" ) ) AND ( LIMIT-TO ( DOCTYPE , "ar" ) OR LIMIT-TO ( DOCTYPE , "re" ) OR LIMIT-TO ( DOCTYPE , "ch" ) ) AND ( EXCLUDE ( LANGUAGE , "Dutch" ) OR EXCLUDE ( LANGUAGE , "German" ) OR EXCLUDE ( LANGUAGE , "Chinese" ) OR EXCLUDE ( LANGUAGE , "Russian" ) OR EXCLUDE ( LANGUAGE , "Serbian" ) )
```

Per la seconda è stato riportato anche il primo tentativo, seguito dalla definitiva.

Segue ora un'analisi complessiva delle stringhe di ricerca, analizzate per punti in comune e differenze.

Come facilmente riscontrabile, entrambe le query condividono i seguenti filtri:

1. TITLE-ABS-KEY

La ricerca è effettuata nei titoli, negli abstract e nelle parole chiave degli articoli. Questo garantisce una copertura completa delle sezioni principali del documento, dove solitamente sono indicati gli argomenti chiave.

2. Parole Chiave Comuni:

La query cerca articoli contenenti una qualsiasi delle seguenti parole chiave o frasi: "Visual recognition", "Machine vision", "Image analysis", "Food inspection", "Optical inspection", "Automated inspection", "Computer vision" e "Non-destructive". L'uso dell'operatore OR permette di includere articoli che menzionano almeno una di queste frasi, ampliando il raggio della ricerca.

3. Anno di Pubblicazione:

La ricerca è limitata agli articoli pubblicati dopo il 2013 e prima del 2025, assicurando che i risultati siano recenti e rilevanti per il periodo specificato.

4. Esclusione di Aree Tematiche:

La query esclude gli articoli appartenenti alle aree tematiche di "PHYS" (fisica) e "MATH" (matematica). Questo filtro serve a evitare contenuti non pertinenti al contesto della ricerca, concentrandosi su argomenti più rilevanti per la visione artificiale applicata all'industria alimentare e vinicola.

5. Tipo di Documento

La ricerca è limitata a specifici tipi di documenti: articoli di ricerca ("ar"), recensioni ("re") e capitoli di libri ("ch"). Questo filtro garantisce l'inclusione di documenti accademici di alta qualità e rilevanza.

6. Esclusione di Lingue:

Infine, la query esclude gli articoli scritti in olandese, tedesco, cinese, russo e serbo. Questo filtro è utile per concentrarsi su articoli scritti in lingue più comprensibili per il ricercatore, presumibilmente l'inglese.

Le parti in comune sopracitate hanno una funzione di pulizia del risultato e, chiaramente, oltre a filtri “accademici” contiene il focus comune sulle tecnologie di machine vision.

Passando ora ai filtri puntuali, vengono trattate le differenze di ricerca utili a specificare con precisione i perimetri del settore di ricerca.

Per la prima query sono stati utilizzate combinazioni per limitare i risultati rispetto a:

a) *Settore Industriale*

Filtri Specifici: ("Secondary agri-food" OR "Meat pro*" OR "Dairy pro*" OR "Fruit pro*")

Dopo aver trovato gli articoli che menzionano una delle frasi chiave relative alla visione artificiale, questa parte della query restringe ulteriormente i risultati a quelli che contengono parole chiave specifiche per l'industria alimentare secondaria. Le parole chiave "Meat pro*", "Dairy pro*", "Fruit pro*" indicano rispettivamente "produzione di carne", "produzione lattiero-casearia" e "produzione di frutta", con l'asterisco (*) che serve come carattere jolly e include nella ricerca qualunque termine con il prefisso descritto prima del simbolo '*'.

b) *Qualità e Controllo*

Filtri Specifici: ("Quality control" OR "Pro* monitoring" OR "Finished products" OR "Semi-finished products")

Questa parte della query restringe ulteriormente i risultati a quelli che trattano di "controllo qualità", "monitoraggio del processo", "prodotti finiti" o "prodotti semilavorati", indicando un focus sulla qualità e sul controllo dei prodotti alimentari.

I filtri personalizzati per la seconda query sono i seguenti:

a) *Settore Industriale:*

Filtri Specifici: ("Wine pro*" OR "Wine")

Questa parte della query restringe i risultati a quelli che contengono parole chiave specifiche per l'industria vinicola. Le parole chiave "Wine pro*" e "Wine" indicano rispettivamente "produzione di vino" e "vino", con l'asterisco anche in questo caso utilizzato come carattere jolly.

b) *Qualità e Controllo*

Filtri Specifici: ("Quality" OR "control")

Gli articoli devono inoltre contenere le parole "Qualità" o "Controllo", restringendo ulteriormente i risultati a quelli che trattano anche della qualità del vino e dei suoi processi di controllo.

Entrambe le query sono progettate per trovare articoli accademici che trattano della visione artificiale applicata alla qualità dei prodotti alimentari e vinicoli, rispettivamente. Condividono diversi filtri comuni per garantire che i risultati siano pertinenti e di alta qualità, concentrandosi su pubblicazioni recenti e rilevanti. Entrambe le query escludono articoli non pertinenti per area tematica e lingua, e limitano i risultati a documenti accademici di alta qualità. Nonostante ciò, i risultati hanno mostrato una maggiore efficacia della seconda. Il motivo è legato alla natura dell'argomento. Infatti, pur essendo dedicata ad un singolo settore, non contiene lo stesso

numero di vincoli della prima. Questa, per far fronte ad un'ampia ricerca, richiedeva vincoli che ottenevano il risultato opposto, ovvero un minor numero di articoli rilevanti e molti di essi risultavano generici e poveri di informazioni qualitativamente rilevanti. Tale analisi ha portato ad una rifinitura del tema, passando dall'obiettivo iniziale di una tassonomia estesa a tutta l'industria alimentare ad uno specifico settore utilizzato come campione rappresentativo.

3.4 Study Selection

La selezione degli articoli è avvenuta attraverso un processo principalmente manuale, accuratamente organizzato in diverse fasi per garantire l'accuratezza e la pertinenza dei risultati ottenuti. Inizialmente, i risultati delle query eseguite sui motori di ricerca accademici sono stati esaminati titolo per titolo. Questo passaggio preliminare ha permesso di valutare la rilevanza di ciascun articolo rispetto ai criteri di eleggibilità stabiliti per la ricerca.

Una volta completata l'analisi dei titoli, i dati sono stati ulteriormente gestiti esportando i file in formato CSV da Scopus. Questi file contenevano informazioni dettagliate sugli articoli, inclusi titoli, autori, abstract e parole chiave. Gli articoli sono stati quindi raggruppati per parole chiave, facilitando l'identificazione e la rimozione di articoli che, pur contenendo termini presenti nella query, si riferivano a contesti diversi e non pertinenti alla ricerca in questione. Un esempio tipico di tale esclusione è rappresentato dagli articoli che trattavano di "port-wine", che, pur contenendo parole chiave rilevanti, si riferivano a una malattia e non al contesto vinicolo.

Dopo aver completato l'analisi dei titoli, si è passati alla lettura degli abstract. Questa fase è stata essenziale per confermare l'effettiva pertinenza degli articoli con gli obiettivi e i criteri della ricerca. L'analisi degli abstract ha permesso di escludere ulteriormente gli articoli non rilevanti e di concentrarsi su quelli che rispondevano pienamente alle esigenze del progetto.

Successivamente, i risultati rimanenti, filtrati attraverso le fasi precedenti, sono stati esportati e gestiti utilizzando il software Mendeley. Questo strumento ha facilitato la rimozione dei duplicati, assicurando che ogni articolo fosse unico e che non vi fossero ripetizioni tra i dati. L'uso di Mendeley ha ottimizzato il processo di selezione, garantendo una raccolta di articoli coerente e priva di ridondanze.

Infine, per i risultati rimanenti, è stata eseguita una verifica approfondita circa la disponibilità del testo completo. Questo passaggio finale ha garantito l'effettivo accesso al contenuto dei documenti selezionati, permettendo di disporre di tutte le informazioni necessarie per una revisione dettagliata e completa della letteratura. La disponibilità del testo completo è stata un criterio cruciale per assicurare che ogni articolo potesse essere integralmente analizzato e utilizzato nella ricerca.

Seguendo quanto riportato sopra si è passati dagli iniziali 112 documenti restituiti dalla query agli 80 selezionati ed utilizzati per le tassonomie.

3.5 Data Collection Process

La raccolta dei dati è stata eseguita seguendo una procedura rigorosa e strutturata per garantire l'accuratezza e la completezza delle informazioni. Questo processo si è articolato in diverse fasi, seguendo le linee guida della metodologia PRISMA.

1. **Identificazione delle Fonti:** La fase iniziale ha coinvolto l'identificazione delle fonti rilevanti utilizzando i motori di ricerca accademici Scopus, Web of Science e Google Scholar. Le query di ricerca sono state progettate per coprire una vasta gamma di termini relativi al controllo qualità, alle tecnologie di machine vision e alla loro applicazione nell'industria alimentare, con un focus particolare sulla produzione vinicola.
2. **Selezione degli Articoli:** La selezione degli articoli è stata condotta in modo manuale e sistematico. I risultati delle query sono stati esaminati titolo per titolo per verificarne la pertinenza rispetto ai criteri di eleggibilità predefiniti. Gli articoli pertinenti sono stati esportati in file CSV da Scopus e raggruppati per parole chiave. Questo approccio ha permesso di identificare e rimuovere gli articoli che, pur contenendo termini presenti nella query, si riferivano a contesti non pertinenti (es. articoli su "port-wine", una malattia).
3. **Revisione degli Abstract:** Dopo l'iniziale selezione basata sui titoli, si è passati alla lettura degli abstract per verificare ulteriormente l'effettiva pertinenza degli articoli rispetto agli obiettivi della ricerca. Questa fase ha consentito di escludere articoli che, nonostante fossero stati selezionati in base al titolo, non rispondevano ai criteri di eleggibilità stabiliti.
4. **Eliminazione dei Duplicati:** Gli articoli selezionati sono stati importati in Mendeley, un software di gestione delle referenze, per procedere con l'eliminazione dei duplicati. Questa fase ha garantito che ogni articolo fosse unico, evitando ridondanze nei dati raccolti.
5. **Verifica della Disponibilità del Testo Completo:** Per gli articoli rimanenti, è stata eseguita una verifica circa la disponibilità del testo completo. Questo passaggio finale

era cruciale per assicurare che i documenti selezionati fossero accessibili integralmente, consentendo una revisione dettagliata e approfondita del contenuto.

6. **Sintesi dei Dati:** I dati degli articoli selezionati sono stati quindi sintetizzati e organizzati in tabelle e diagrammi per facilitarne l'analisi. Ogni articolo è stato valutato per la sua rilevanza, qualità metodologica e contributo alla domanda di ricerca. La classificazione è avvenuta segnalando per ogni categoria di appartenenza una “X” in corrispondenza della voce di interesse. La X è stata segnata secondo i criteri di appartenenza totale o parziale. In caso di totale è stata crocettata solo la categoria di appartenenza della tecnologia/fase del processo. In caso di situazioni intermedie, ovvero di tecnologie ibride o di fasi del processo condivise da uno specifico caso di studio sono state crocettate entrambe.

Il processo di raccolta dei dati, eseguito come descritto sopra, ha garantito un approccio sistematico e rigoroso alla selezione e all'analisi degli articoli. In tal modo ha assicurato che la revisione sistematica potesse risultare quanto più completa, trasparente e riproducibile possibile e con lo scopo parallelo di fornire una solida base per le conclusioni tratte dalla ricerca.

3.6 Data Items

La ricerca è finalizzata alla realizzazione di una tassonomia. In questo caso le tassonomie identificate come valide per la classificazione sono due e si basano rispettivamente su:

- macrocategorie di machine vision systems;
- fase del processo di realizzazione del vino.

Dunque, le categorie per il clustering seguono quanto trattato nel cap.2, rispettivamente nei sottocapitoli, 2.3 e 2.2. nella trattazione vengono elencati i data items, ovvero tutte le variabili utili alla classificazione degli articoli per entrambe le tassonomie.

Ogni data item sarà seguito da una breve spiegazione e una breve introduzione di quelle che sono le possibili funzioni delle tecnologie ad esse correlate con riferimento all'industria vinicola.

Cominciando con la prima, i data items includono:

- *Stereo Systems*: solitamente impiegati per il rilevamento della profondità, quindi per creare mappe 3D dei vigneti, migliorando la gestione e la pianificazione delle coltivazioni; per tridimensionale per identificare malattie o stress delle piante sempre tramite l'analisi tridimensionale e per guidare i robot impiegati nella vendemmia nella corretta direzione e in una raccolta di precisione;
- *Remote Sensing Image (RS)*: impiegato nella valutazione delle condizioni delle piante a livello del campo tramite immagini a distanza, per identificare le condizioni del suolo al fine di rendere più efficace l'utilizzo di fertilizzanti e irrigazione e per analizzare con anticipo rendimenti delle viti prima della coltura;
- *Hyperspectral Image*: trova impiego nell'analisi della composizione chimica degli acini, valutando anche possibili fattori infettivi come funghi o batteri e nel controllo dei parametri

chimici durante la fermentazione, contribuendo a tenere sotto controllo la futura qualità del vino;

- *X-ray*: utilizzato per la rilevazione di anomalie o corpi “estranei” rispetto a quelli normalmente previsti per una determinata fase. Trova spazio nella rilevazione di difetti delle bottiglie di vino, nel controllo dell’integrità dei tappi di sughero e nell’ispezione delle vinacce, per l’appunto per rilevare l’assenza di materiali estranei;

- *Thermal Imaging*: tecnologia che permette di valutare cambiamenti di temperatura. Risulta particolarmente utile in tutte quelle fasi durante le quali il parametro del calore diventa un fattore cruciale, ad esempio, durante la coltura dell’uva consente di rilevare in tempo il possibile sbalzo termico al quale sono sottoposte le vigne e di tenere la temperatura a valori adeguati durante il delicato processo di fermentazione;

- *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*: grazie alla capacità di valutazione della struttura chimica, viene applicata laddove i parametri chimici diventano fattori rilevanti. Esempi di utilizzo si trovano per l’analisi del suolo dei vigneti, per il controllo qualità del vino e per osservarne caratteristiche potenzialmente modificabili al fine di ricavarne nuove varietà;

- *Low Level Processing*: tecnica di processamento delle immagini che trova spazio dove è richiesta la rimozione di incertezze e “nebulosità” nelle immagini, ad esempio migliorando la precisione dei dettagli degli acini, per l’ispezione del vigneto o per aumentare la precisione della raccolta automatizzata durante la vendemmia, migliorando la definizione del contorno degli acini;

- *Intermediate Level Processing*: utile in contesti nei quali è richiesta la segmentazione delle immagini, il tracking degli oggetti o il riconoscimento di forme e pattern. Esempi delle tre casistiche possono essere la segmentazione del grappolo, la loro movimentazione durante la vendemmia e il riconoscimento di malattie che colpiscono le colture e che hanno forme ricorrenti;

- *High Level Processing*: livello di processamento che consente di giungere ad una quasi completa automazione del processo in quanto consente l'identificazione autonoma di oggetti e di caratteristiche chiave come il momento della raccolta per gli acini. Inoltre, in combinazione con sistemi di intelligenza artificiale possono essere impiegati nel decision-making, valutando ad esempio la necessità in un determinato momento di utilizzare pesticidi e/o irrigare;

Passando alla seconda tassonomia, viene riportato l'elenco delle fasi di processo utilizzate per il raggruppamento. In questo caso la descrizione delle applicazioni viene omessa perché verrà trattata nella discussione in maniera approfondita. Inoltre, al fine di evitare ridondanze, per chiarimenti circa i perimetri di ogni fase del processo si rimanda il lettore al capitolo 2.2.

Le categorie selezionate per la classificazione per processo sono:

- *Vendemmia*;
- *Pigiatura*;
- *Sgrondatura*;
- *Torchiatura*;
- *Travasi*;
- *Imbottigliamento*;
- *Stoccaggio*;
- *Fermentazione*.

Grazie a questa categorizzazione è possibile classificare le tecnologie per la loro sfera di influenza nella filiera produttiva.

3.7 Summary Measures and Synthesis of Results

Vista la natura parallelamente qualitativa e quantitativa dell'analisi, la scelta delle metriche di misura adatte è ricaduta su quelle di frequenza.

Per il bibliometrico è stata scelta la “word cloud”, nuvola dei termini più comuni ricavata che ha grandezza direttamente proporzionale alla frequenza.

Per il medesimo contesto è stata inserita anche la “Mappa di connessione tra citazioni”, per dimostrare l'interdipendenza dei lavori ed eventualmente osservare in quali aree la tematica è trattata con un maggiore interesse, realizzata tramite VOS VIEWER.

Infatti, si è assunto come campione significativo quello degli articoli come casistiche casuali per valutare con che frequenza una determinata categoria di machine vision trova spazio e in che fase è più probabile che lo faccia. Per tale ragione, le metriche che sono state scelte sono:

- frequenza di accadimento assoluta
- frequenza relativa

Le metodologie di sintesi dei risultati più opportune selezionate per rappresentare in maniera più intuitiva l'esito della ricerca sono istogramma e pie-chart.

1. *Istogramma*: grafico che utilizza barre per rappresentare la distribuzione delle frequenze di una variabile. In questo caso, l'istogramma mostra la frequenza di occorrenza della lettera "X" nelle diverse colonne di un dataset.

La metrica di misura presente nel grafico è la *frequenza assoluta*. La frequenza assoluta è il conteggio del numero di volte che il simbolo “X” appare in una colonna. La presenza del simbolo indica che all'interno dell'articolo esaminato è presente almeno una tecnologia classificabile nella categoria che descrive la colonna o che la tecnologia oggetto dell'articolo viene impiegata in una determinata fase del processo vinicolo che

intitola la colonna. Questo valore viene utilizzato per determinare l'altezza delle barre nell'istogramma.

X) Le etichette sull'asse delle X rappresentano i nomi delle colonne del dataset, esclusa la colonna "Title".

Y) L'asse delle Y rappresenta la frequenza assoluta delle occorrenze di "X" in ciascuna colonna.

2. *Grafico a torta*: grafico circolare che mostra le proporzioni di un intero diviso in sezioni. Ogni sezione rappresenta una categoria di dati e la sua dimensione è proporzionale alla percentuale che quella categoria rappresenta del totale.

La metrica di misura presente nel grafico è la *frequenza percentuale*.

La frequenza percentuale è calcolata come la percentuale delle occorrenze di "X" in una colonna rispetto al totale delle occorrenze di "X" in tutte le colonne considerate. Ogni sezione rappresenta una colonna del dataset. La dimensione di ciascuna sezione è proporzionale alla frequenza percentuale di "X" in quella colonna. Il grafico a torta mostra la distribuzione percentuale delle occorrenze di "X" tra le diverse colonne. È utile per visualizzare come la totalità delle occorrenze di "X" è suddivisa tra le colonne, permettendo di vedere rapidamente quale colonna ha la maggior parte o la minor parte delle occorrenze.

4.RISULTATI

All'interno del capitolo vengono riportati i risultati ottenuti tramite l'analisi delle fonti.

4.1 Tassonomia Per Tecnologia

Di seguito la classificazione per tecnologia degli articoli esaminati

Tabella 1.1: Tassonomia per tecnologia

Autori (anno)	Titolo	Tipologia di Tecnologia
(Modesti <i>et al.</i> , 2024)	Destructive and non-destructive early detection of postharvest noble rot (<i>Botrytis cinerea</i>) in wine grapes aimed at producing high-quality wines	Stereo systems Remote sensing image (RS) ALTRO
(Aquino <i>et al.</i> , 2018)	Automated early yield prediction in vineyards from on-the-go image acquisition	Stereo systems Hyperspectral image Low level processing Intermediate level processing High level processing
(Mermiga <i>et al.</i> , 2023)	An Aptamer-Based Lateral Flow Biosensor for Low-Cost, Rapid and Instrument-Free Detection of Ochratoxin A in Food Samples	Low level processing
(Sandra Marín-San Román <i>et al.</i> , 2023)	Application of near-infrared spectroscopy for the estimation of volatile compounds in Tempranillo Blanco grape berries during ripening	Remote sensing image (RS) High level processing
(Oberti <i>et al.</i> , 2014)	Automatic detection of powdery mildew on grapevine leaves by image analysis: Optimal view-angle range to increase the sensitivity	Hyperspectral image High level processing
(Benelli <i>et al.</i> , 2021)	In-field and non-destructive monitoring of grapes maturity by hyperspectral imaging	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image Intermediate level processing
(Pismenskaya <i>et al.</i> , 2021)	A review on ion-exchange membranes fouling during electro dialysis process in food industry, part 2: Influence on transport properties and electrochemical characteristics, cleaning and its consequences	
(Carmona <i>et al.</i> , 2016)	Comparative proteome analysis of <i>Brettanomyces bruxellensis</i> under hydroxycinnamic acid growth	Stereo systems High level processing ALTRO

(Zhu, Zhu and Sun, 2023)	Application of GC-IMS coupled with chemometric analysis for the classification and authentication of geographical indication agricultural products and food	High level processing ALTRO
(Espinoza <i>et al.</i> , 2017)	High resolution multispectral and thermal remote sensing-based water stress assessment in subsurface irrigated grapevines	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image Thermal imaging High level processing
(Herrero-Latorre <i>et al.</i> , 2019)	Detection and quantification of adulterations in aged wine using RGB digital images combined with multivariate chemometric techniques	Intermediate level processing ALTRO
(Vyviurska <i>et al.</i> , 2023)	Wine age prediction using digital images and multivariate calibration	Intermediate level processing High level processing
(Oliveira, Knapic and Pereira, 2015)	Classification modeling based on surface porosity for the grading of natural cork stoppers for quality wines	X-ray High level processing ALTRO
(Tomada <i>et al.</i> , 2022)	Non-destructive fluorescence sensing for assessing microclimate, site and defoliation effects on flavonol dynamics and sugar prediction in Pinot blanc grapes	High level processing ALTRO
(Fernández- Novales <i>et al.</i> , 2019)	On-The-Go VIS + SW - NIR Spectroscopy as a Reliable Monitoring Tool for Grape Composition within the Vineyard	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Croce <i>et al.</i> , 2020)	Prediction of quality parameters in straw wine by means of FT-IR spectroscopy combined with multivariate data processing	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Summerson <i>et al.</i> , 2021)	Assessment of volatile aromatic compounds in smoke tainted cabernet sauvignon wines using a low-cost e-nose and machine learning modelling	High level processing ALTRO
(Baca-Bocanegra <i>et al.</i> , 2020)	Valorization of American barrel-shoot wastes: Effect of post fermentative addition and readdition on phenolic composition and chromatic quality of Syrah red wines	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Lopo <i>et al.</i> , 2018)	Near infrared spectroscopy as a tool for intensive mapping of vineyards soil	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Lyu, Grafton, Ramilan, Irwin, Wei, <i>et al.</i> , 2023)	Using Remote and Proximal Sensing Data and Vine Vigor Parameters for Non-Destructive and Rapid Prediction of Grape Quality	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image Thermal imaging High level processing

(González-Fernández <i>et al.</i> , 2015)	Using field spectrometry and a plant probe accessory to determine leaf water content in commercial vineyards	Remote sensing image (RS) Thermal imaging Intermediate level processing High level processing
(Prat-García <i>et al.</i> , 2020)	Customized oxygenation barrels as a new strategy for controlled wine aging	Stereo systems High level processing
(Williams <i>et al.</i> , 2023)	Modelling wine grapevines for autonomous robotic cane pruning	Stereo systems High level processing
(Brink, Calitz and Fourie, 2016)	Spray deposition and control of Botrytis cinerea on grape leaves and bunches: Part 2 (wine grapes)	Hyperspectral image High level processing
(Oliveira <i>et al.</i> , 2015)	Influence of cork defects in the oxygen ingress through wine stoppers: Insights with X-ray tomography	X-ray High level processing
(Geffroy <i>et al.</i> , 2022)	The SIFT-MS fingerprint of Vitis vinifera L. cv. Syrah berries is stable over the second part of maturation under warm conditions of climate	High level processing ALTRO
(Wu <i>et al.</i> , 2016)	A Feasibility Study on the Evaluation of Quality Properties of Chinese Rice Wine Using Raman Spectroscopy	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Viskić <i>et al.</i> , 2021)	NMR in the service of wine differentiation	Magnetic resonance imaging (MRI) High level processing
(Condé, Fuentes, <i>et al.</i> , 2017)	Development of a robotic and computer vision method to assess foam quality in sparkling wines	Stereo systems Low level processing Intermediate level processing
(Sanmartin <i>et al.</i> , 2021)	Postharvest water loss of wine grape: When, what and why	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image Magnetic resonance imaging (MRI) Low level processing Intermediate level processing High level processing ALTRO
(Ivorra <i>et al.</i> , 2015)	Assessment of grape cluster yield components based on 3D descriptors using stereo vision	Stereo systems
(Previti <i>et al.</i> , 2022)	The “Hygiene Package”: Analysis of Fraud Rates in Italy in the Period before and after Its Entry into Force	
(Pérez-Bernal <i>et al.</i> , 2017)	The smartphone as an economical and reliable tool for monitoring the browning process in sparkling wine	Stereo systems Low level processing High level processing

(Sánchez <i>et al.</i> , no date)	Chemical Characterization of Wine Vinegars Belonging to the Vinagre de Montilla-Moriles Protected Designation of Origin, Using Near-Infrared Spectroscopy	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Tardaguila <i>et al.</i> , 2021)	Smart applications and digital technologies in viticulture: A review	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image Thermal imaging Low level processing Intermediate level processing High level processing
(Cubero <i>et al.</i> , 2014)	A new method for pedicel/peduncle detection and size assessment of grapevine berries and other fruits by image analysis	Low level processing Intermediate level processing High level processing
(Jiang <i>et al.</i> , 2023)	Rapid In-Field Volatile Sampling for Detection of Botrytis cinerea Infection in Wine Grapes	Intermediate level processing High level processing ALTRO
(Yang, Yu and Chen, 2023)	Design Of Drug And Wine Bottlecap Defect Detection System Based On Machine Vision	Stereo systems Intermediate level processing High level processing
(Trivella and Richard, 2014)	New insights into pesticide photoprotection	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image Intermediate level processing High level processing
(Kasimati <i>et al.</i> , 2021)	Investigating a Selection of Methods for the Prediction of Total Soluble Solids Among Wine Grape Quality Characteristics Using Normalized Difference Vegetation Index Data From Proximal and Remote Sensing	Remote sensing image (RS) High level processing
(Suchara, Kameoka and Hashimoto, 2016)	Spectral features characterizing rice wine “Sake” variety using mid-infrared spectroscopy	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Littarru <i>et al.</i> , 2024)	Optimizing the winemaking process: NIR spectroscopy and e-nose analysis for the online monitoring of fermentation	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing ALTRO
(Beghi <i>et al.</i> , 2015)	Rapid monitoring of grape withering using visible near-infrared spectroscopy	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(González-Álvarez <i>et al.</i> , 2014)	Sensory description of sweet wines obtained by the winemaking procedures of raisining, botrytisation and fortification	High level processing ALTRO
(Benelli <i>et al.</i> , 2022)	Reprint of: In-field and non-destructive monitoring of grapes maturity by hyperspectral imaging	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing

(Ríos-Reina <i>et al.</i> , 2017)	ATR-FTIR as a potential tool for controlling high quality vinegar categories	Remote sensing image (RS) High level processing
(Urraca <i>et al.</i> , 2016)	Estimation of total soluble solids in grape berries using a hand-held NIR spectrometer under field conditions	Remote sensing image (RS) Low level processing High level processing
(Condé, Bouchard, <i>et al.</i> , 2017)	Soluble Protein and Amino Acid Content Affects the Foam Quality of Sparkling Wine	Low level processing High level processing
(MacDonald <i>et al.</i> , 2016)	Remote hyperspectral imaging of grapevine leafroll-associated virus 3 in cabernet sauvignon vineyards	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Feng, Yuan and Ye, 2019)	Grading bunch tightness for grape by multiperspective imaging approach coupled with multivariate classification methods	High level processing
(Shen <i>et al.</i> , 2022)	Identifying veraison process of colored wine grapes in field conditions combining deep learning and image analysis	Intermediate level processing High level processing
(Ríos-Reina <i>et al.</i> , 2018)	NIR spectroscopy and chemometrics for the typification of Spanish wine vinegars with a protected designation of origin	
(Tello <i>et al.</i> , 2016)	Application of 2D and 3D image technologies to characterise morphological attributes of grapevine clusters	Stereo systems Low level processing Intermediate level processing High level processing
(Lyu, Grafton, Ramilan, Irwin and Sandoval, 2023)	Assessing the Leaf Blade Nutrient Status of Pinot Noir Using Hyperspectral Reflectance and Machine Learning Models	Hyperspectral image High level processing
(Cancela <i>et al.</i> , 2017)	Discrimination of irrigation water management effects in pergola trellis system vineyards using a vegetation and soil index	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image ALTRO
(Palacios <i>et al.</i> , 2020)	Automated grapevine flower detection and quantification method based on computer vision and deep learning from on-the-go imaging using a mobile sensing platform under field conditions	Intermediate level processing High level processing
(Mohimont <i>et al.</i> , no date)	AI-based quality control system at the pressing stages of the champagne production	High level processing
(Crumpton <i>et al.</i> , 2018)	The effect of sucrose addition at dosage stage on the foam attributes of a bottle-fermented English sparkling wine	High level processing
(dos Santos Costa <i>et al.</i> , 2019)	Development of predictive models for quality and maturation stage attributes of wine grapes using vis-nir reflectance spectroscopy	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing

(Rabot <i>et al.</i> , 2017)	A combined approach using chemical and image analysis to estimate seed maturity for Bordeaux area grapevine	Stereo systems Low level processing High level processing
(Hosu, Danciu and Cimpoi, 2015)	Validated HPTLC fingerprinting and antioxidant activity evaluation of twenty-seven Romanian red wines	High level processing
(García-Fernández <i>et al.</i> , 2021)	Vineyard pruning weight prediction using 3D point clouds generated from UAV imagery and structure from motion photogrammetry	Remote sensing image (RS) Low level processing Intermediate level processing
(Swe, Takai and Noguchi, 2023)	Novel approaches for a brix prediction model in Rondo wine grapes using a hyperspectral Camera: Comparison between destructive and Non-destructive sensing methods	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Agati <i>et al.</i> , 2018)	Management Zone Delineation for Winegrape Selective Harvesting Based on Fluorescence-Sensor Mapping of Grape Skin Anthocyanins	High level processing
(Baca-Bocanegra <i>et al.</i> , 2022)	Feasibility study on the use of ATR-FTIR spectroscopy as a tool for the estimation of wine polysaccharides	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Majeed <i>et al.</i> , 2021)	Development and performance evaluation of a machine vision system and an integrated prototype for automated green shoot thinning in vineyards	High level processing
(Poni <i>et al.</i> , 2018)	Grapevine quality: A multiple choice issue	
(Cejudo-Bastante <i>et al.</i> , 2021)	Assessment of sensory and texture profiles of grape seeds at real maturity stages using image analysis	Stereo systems High level processing
(Lagorce-Tachon <i>et al.</i> , 2015)	The cork viewed from the inside	X-ray High level processing
(Murru <i>et al.</i> , 2019)	Artificial Neural Network and Attenuated Total Reflectance-Fourier Transform Infrared Spectroscopy to identify the chemical variables related to ripeness and variety classification of grapes for Protected. Designation of Origin wine production	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Baca-Bocanegra <i>et al.</i> , 2018)	Influence of oak wood chips–grape mix maceration on the extraction of anthocyanins from low-extractable anthocyanin content red grapes	Hyperspectral image Intermediate level processing
(Mac <i>et al.</i> , 2023)	Current Techniques for Fruit Juice and Wine Adulterant Detection and Authentication	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image Magnetic resonance imaging (MRI) High level processing
(Zhang <i>et al.</i> , 2024)	Rapid Detection of Tannin Content in Wine Grapes Using Hyperspectral Technology	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing

(Viejo <i>et al.</i> , 2019)	Bubbles, foam formation, stability and consumer perception of carbonated drinks: A review of current, new and emerging technologies for rapid assessment and control	Stereo systems Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Carstens <i>et al.</i> , 2014)	Evaluation of the efficiency of enological procedures on lysozyme depletion in wine by an indirect ELISA method	
(Portalés and Ribes-Gómez, 2015)	An image-based system to preliminary assess the quality of grape harvest batches on arrival at the winery	Stereo systems Remote sensing image (RS) Hyperspectral image Intermediate level processing High level processing
(Pinheiro <i>et al.</i> , 2023)	Deep Learning YOLO-Based Solution for Grape Bunch Detection and Assessment of Biophysical Lesions	High level processing
(Mendes and Duarte, 2021)	Mid-infrared spectroscopy as a valuable tool to tackle food analysis: A literature review on coffee, dairies, honey, olive oil and wine	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image High level processing
(Menozzi <i>et al.</i> , 2023)	Design and application of a smartphone-based device for in vineyard determination of anthocyanins content in red grapes	Intermediate level processing High level processing
(Fuentes <i>et al.</i> , 2020)	A digital approach to evaluate the effect of berry cell death on pinot noir wines' quality traits and sensory profiles using non-destructive near-infrared spectroscopy	Remote sensing image (RS) Hyperspectral image Low level processing

4.2 Tassonomia Per Fase Di Processo

Viene di seguito riportata la tassonomia per fase di processo per tutti gli articoli esaminati.

Tabella 1.2: Tassonomia per fase di processo

Autori (anno)	Titolo	Fasi del processo
(Modesti <i>et al.</i> , 2024)	Destructive and non-destructive early detection of postharvest noble rot (<i>Botrytis cinerea</i>) in wine grapes aimed at producing high-quality wines	vendemmia
(Aquino <i>et al.</i> , 2018)	Automated early yield prediction in vineyards from on-the-go image acquisition	vendemmia
(Mermiga <i>et al.</i> , 2023)	An Aptamer-Based Lateral Flow Biosensor for Low-Cost, Rapid and Instrument-Free Detection of Ochratoxin A in Food Samples	
(Sandra Marín-San Román <i>et al.</i> , 2023)	Application of near-infrared spectroscopy for the estimation of volatile compounds in Tempranillo Blanco grape berries during ripening	vendemmia
(Oberti <i>et al.</i> , 2014)	Automatic detection of powdery mildew on grapevine leaves by image analysis: Optimal view-angle range to increase the sensitivity	vendemmia
(Benelli <i>et al.</i> , 2021)	In-field and non-destructive monitoring of grapes maturity by hyperspectral imaging	vendemmia
(Pismenskaya <i>et al.</i> , 2021)	A review on ion-exchange membranes fouling during electro dialysis process in food industry, part 2: Influence on transport properties and electrochemical characteristics, cleaning and its consequences	
(Carmona <i>et al.</i> , 2016)	Comparative proteome analysis of <i>Brettanomyces bruxellensis</i> under hydroxycinnamic acid growth	stoccaggio fermentazione
(Zhu, Zhu and Sun, 2023)	Application of GC-IMS coupled with chemometric analysis for the classification and authentication of geographical indication agricultural products and food	stoccaggio fermentazione
(Espinoza <i>et al.</i> , 2017)	High resolution multispectral and thermal remote sensing-based water stress assessment in subsurface irrigated grapevines	vendemmia stoccaggio
(Herrero-Latorre <i>et al.</i> , 2019)	Detection and quantification of adulterations in aged wine using RGB digital images combined with multivariate chemometric techniques	imbottigliamento stoccaggio
(Vyviurska <i>et al.</i> , 2023)	Wine age prediction using digital images and multivariate calibration	imbottigliamento stoccaggio

(Oliveira, Knapic and Pereira, 2015)	Classification modeling based on surface porosity for the grading of natural cork stoppers for quality wines	imbottigliamento stoccaggio
(Tomada <i>et al.</i> , 2022)	Non-destructive fluorescence sensing for assessing microclimate, site and defoliation effects on flavonol dynamics and sugar prediction in Pinot blanc grapes	vendemmia stoccaggio fermentazione
(Fernández-Navales <i>et al.</i> , 2019)	On-The-Go VIS + SW - NIR Spectroscopy as a Reliable Monitoring Tool for Grape Composition within the Vineyard	vendemmia stoccaggio fermentazione
(Croce <i>et al.</i> , 2020)	Prediction of quality parameters in straw wine by means of FT-IR spectroscopy combined with multivariate data processing	imbottigliamento stoccaggio fermentazione
(Summerson <i>et al.</i> , 2021)	Assessment of volatile aromatic compounds in smoke tainted cabernet sauvignon wines using a low-cost e-nose and machine learning modelling	imbottigliamento fermentazione
(Baca-Bocanegra <i>et al.</i> , 2020)	Valorization of American barrel-shoot wastes: Effect of post fermentative addition and readdition on phenolic composition and chromatic quality of Syrah red wines	fermentazione
(Lopo <i>et al.</i> , 2018)	Near infrared spectroscopy as a tool for intensive mapping of vineyards soil	vendemmia
(Lyu, Grafton, Ramilan, Irwin, Wei, <i>et al.</i> , 2023)	Using Remote and Proximal Sensing Data and Vine Vigor Parameters for Non-Destructive and Rapid Prediction of Grape Quality	vendemmia fermentazione
(González-Fernández <i>et al.</i> , 2015)	Using field spectrometry and a plant probe accessory to determine leaf water content in commercial vineyards	vendemmia fermentazione
(Prat-García <i>et al.</i> , 2020)	Customized oxygenation barrels as a new strategy for controlled wine aging	stoccaggio fermentazione
(Williams <i>et al.</i> , 2023)	Modelling wine grapevines for autonomous robotic cane pruning	vendemmia
(Brink, Calitz and Fourie, 2016)	Spray deposition and control of Botrytis cinerea on grape leaves and bunches: Part 2 (wine grapes)	vendemmia
(Oliveira <i>et al.</i> , 2015)	Influence of cork defects in the oxygen ingress through wine stoppers: Insights with X-ray tomography	imbottigliamento stoccaggio
(Geffroy <i>et al.</i> , 2022)	The SIFT-MS fingerprint of Vitis vinifera L. cv. Syrah berries is stable over the second part of maturation under warm conditions of climate	vendemmia
(Wu <i>et al.</i> , 2016)	A Feasibility Study on the Evaluation of Quality Properties of Chinese Rice Wine Using Raman Spectroscopy	imbottigliamento
(Viskić <i>et al.</i> , 2021)	NMR in the service of wine differentiation	imbottigliamento stoccaggio fermentazione

(Condé, Fuentes, <i>et al.</i> , 2017)	Development of a robotic and computer vision method to assess foam quality in sparkling wines	imbottigliamento
(Sanmartin <i>et al.</i> , 2021)	Postharvest water loss of wine grape: When, what and why	vendemmia stoccaggio
(Ivorra <i>et al.</i> , 2015)	Assessment of grape cluster yield components based on 3D descriptors using stereo vision	vendemmia
(Previti <i>et al.</i> , 2022)	The “Hygiene Package”: Analysis of Fraud Rates in Italy in the Period before and after Its Entry into Force	
(Pérez-Bernal <i>et al.</i> , 2017)	The smartphone as an economical and reliable tool for monitoring the browning process in sparkling wine	fermentazione
(Sánchez <i>et al.</i> , no date)	Chemical Characterization of Wine Vinegars Belonging to the Vinagre de Montilla-Moriles Protected Designation of Origin, Using Near-Infrared Spectroscopy	stoccaggio fermentazione
(Tardaguila <i>et al.</i> , 2021)	Smart applications and digital technologies in viticulture: A review	vendemmia pigiatura fermentazione
(Cubero <i>et al.</i> , 2014)	A new method for pedicel/peduncle detection and size assessment of grapevine berries and other fruits by image analysis	vendemmia stoccaggio
(Jiang <i>et al.</i> , 2023)	Rapid In-Field Volatile Sampling for Detection of Botrytis cinerea Infection in Wine Grapes	vendemmia stoccaggio fermentazione
(Yang, Yu and Chen, 2023)	Design Of Drug And Wine Bottlecap Defect Detection System Based On Machine Vision	imbottigliamento
(Trivella and Richard, 2014)	New insights into pesticide photoprotection	vendemmia
(Kasimati <i>et al.</i> , 2021)	Investigating a Selection of Methods for the Prediction of Total Soluble Solids Among Wine Grape Quality Characteristics Using Normalized Difference Vegetation Index Data From Proximal and Remote Sensing	vendemmia
(Suehara, Kameoka and Hashimoto, 2016)	Spectral features characterizing rice wine “Sake” variety using mid-infrared spectroscopy	stoccaggio fermentazione
(Littarru <i>et al.</i> , 2024)	Optimizing the winemaking process: NIR spectroscopy and e-nose analysis for the online monitoring of fermentation	stoccaggio fermentazione
(Beghi <i>et al.</i> , 2015)	Rapid monitoring of grape withering using visible near-infrared spectroscopy	vendemmia fermentazione
(González-Álvarez <i>et al.</i> , 2014)	Sensory description of sweet wines obtained by the winemaking procedures of raisining, botrytisation and fortification	vendemmia stoccaggio fermentazione

(Benelli <i>et al.</i> , 2022)	Reprint of: In-field and non-destructive monitoring of grapes maturity by hyperspectral imaging	vendemmia
(Ríos-Reina <i>et al.</i> , 2017)	ATR-FTIR as a potential tool for controlling high quality vinegar categories	stoccaggio fermentazione
(Urraca <i>et al.</i> , 2016)	Estimation of total soluble solids in grape berries using a hand-held NIR spectrometer under field conditions	vendemmia
(Condé, Bouchard, <i>et al.</i> , 2017)	Soluble Protein and Amino Acid Content Affects the Foam Quality of Sparkling Wine	stoccaggio fermentazione
(MacDonald <i>et al.</i> , 2016)	Remote hyperspectral imaging of grapevine leafroll-associated virus 3 in cabernet sauvignon vineyards	vendemmia
(Feng, Yuan and Ye, 2019)	Grading bunch tightness for grape by multiperspective imaging approach coupled with multivariate classification methods	vendemmia
(Shen <i>et al.</i> , 2022)	Identifying veraison process of colored wine grapes in field conditions combining deep learning and image analysis	vendemmia
(Ríos-Reina <i>et al.</i> , 2018)	NIR spectroscopy and chemometrics for the typification of Spanish wine vinegars with a protected designation of origin	
(Tello <i>et al.</i> , 2016)	Application of 2D and 3D image technologies to characterise morphological attributes of grapevine clusters	vendemmia
(Lyu, Grafton, Ramilan, Irwin and Sandoval, 2023)	Assessing the Leaf Blade Nutrient Status of Pinot Noir Using Hyperspectral Reflectance and Machine Learning Models	vendemmia fermentazione
(Cancela <i>et al.</i> , 2017)	Discrimination of irrigation water management effects in pergola trellis system vineyards using a vegetation and soil index	vendemmia stoccaggio
(Palacios <i>et al.</i> , 2020)	Automated grapevine flower detection and quantification method based on computer vision and deep learning from on-the-go imaging using a mobile sensing platform under field conditions	vendemmia
(Mohimont <i>et al.</i> , no date)	AI-based quality control system at the pressing stages of the champagne production	vendemmia torchiatura stoccaggio
(Crumpton <i>et al.</i> , 2018)	The effect of sucrose addition at dosage stage on the foam attributes of a bottle-fermented English sparkling wine	imbottigliamento
(dos Santos Costa <i>et al.</i> , 2019)	Development of predictive models for quality and maturation stage attributes of wine grapes using vis-nir reflectance spectroscopy	vendemmia
(Rabot <i>et al.</i> , 2017)	A combined approach using chemical and image analysis to estimate seed maturity for Bordeaux area grapevine	vendemmia

(Hosu, Danciu and Cimpoiu, 2015)	Validated HPTLC fingerprinting and antioxidant activity evaluation of twenty-seven Romanian red wines	
(García-Fernández <i>et al.</i> , 2021)	Vineyard pruning weight prediction using 3D point clouds generated from UAV imagery and structure from motion photogrammetry	
(Swe, Takai and Noguchi, 2023)	Novel approaches for a brix prediction model in Rondo wine grapes using a hyperspectral Camera: Comparison between destructive and Non-destructive sensing methods	vendemmia
(Agati <i>et al.</i> , 2018)	Management Zone Delineation for Winegrape Selective Harvesting Based on Fluorescence-Sensor Mapping of Grape Skin Anthocyanins	vendemmia
(Baca-Bocanegra <i>et al.</i> , 2022)	Feasibility study on the use of ATR-FTIR spectroscopy as a tool for the estimation of wine polysaccharides	imbottigliamento fermentazione
(Majeed <i>et al.</i> , 2021)	Development and performance evaluation of a machine vision system and an integrated prototype for automated green shoot thinning in vineyards	vendemmia
(Poni <i>et al.</i> , 2018)	Grapevine quality: A multiple choice issue	
(Cejudo-Bastante <i>et al.</i> , 2021)	Assessment of sensory and texture profiles of grape seeds at real maturity stages using image analysis	vendemmia
(Lagorce-Tachon <i>et al.</i> , 2015)	The cork viewed from the inside	imbottigliamento
(Murru <i>et al.</i> , 2019)	Artificial Neural Network and Attenuated Total Reflectance-Fourier Transform Infrared Spectroscopy to identify the chemical variables related to ripeness and variety classification of grapes for Protected. Designation of Origin wine production	vendemmia fermentazione
(Baca-Bocanegra <i>et al.</i> , 2018)	Influence of oak wood chips–grape mix maceration on the extraction of anthocyanins from low-extractable anthocyanin content red grapes	vendemmia
(Mac <i>et al.</i> , 2023)	Current Techniques for Fruit Juice and Wine Adulterant Detection and Authentication	imbottigliamento
(Zhang <i>et al.</i> , 2024)	Rapid Detection of Tannin Content in Wine Grapes Using Hyperspectral Technology	
(Viejo <i>et al.</i> , 2019)	Bubbles, foam formation, stability and consumer perception of carbonated drinks: A review of current, new and emerging technologies for rapid assessment and control	imbottigliamento fermentazione
(Carstens <i>et al.</i> , 2014)	Evaluation of the efficiency of enological procedures on lysozyme depletion in wine by an indirect ELISA method	
(Portalés and Ribes-Gómez, 2015)	An image-based system to preliminarily assess the quality of grape harvest batches on arrival at the winery	vendemmia imbottigliamento

(Pinheiro <i>et al.</i> , 2023)	Deep Learning YOLO-Based Solution for Grape Bunch Detection and Assessment of Biophysical Lesions	vendemmia
(Mendes and Duarte, 2021)	Mid-infrared spectroscopy as a valuable tool to tackle food analysis: A literature review on coffee, dairies, honey, olive oil and wine	
(Menozzi <i>et al.</i> , 2023)	Design and application of a smartphone-based device for in vineyard determination of anthocyanins content in red grapes	vendemmia
(Fuentes <i>et al.</i> , 2020)	A digital approach to evaluate the effect of berry cell death on pinot noir wines' quality traits and sensory profiles using non-destructive near-infrared spectroscopy	vendemmia fermentazione

4.3 Analisi Statistiche dei Risultati

Di seguito i risultati ottenuti rispetto alle tassonomie sopra proposte.

Analizzando i risultati in termini di frequenza assoluta rispetto la categoria tecnologica è stato ricavato il seguente grafico:

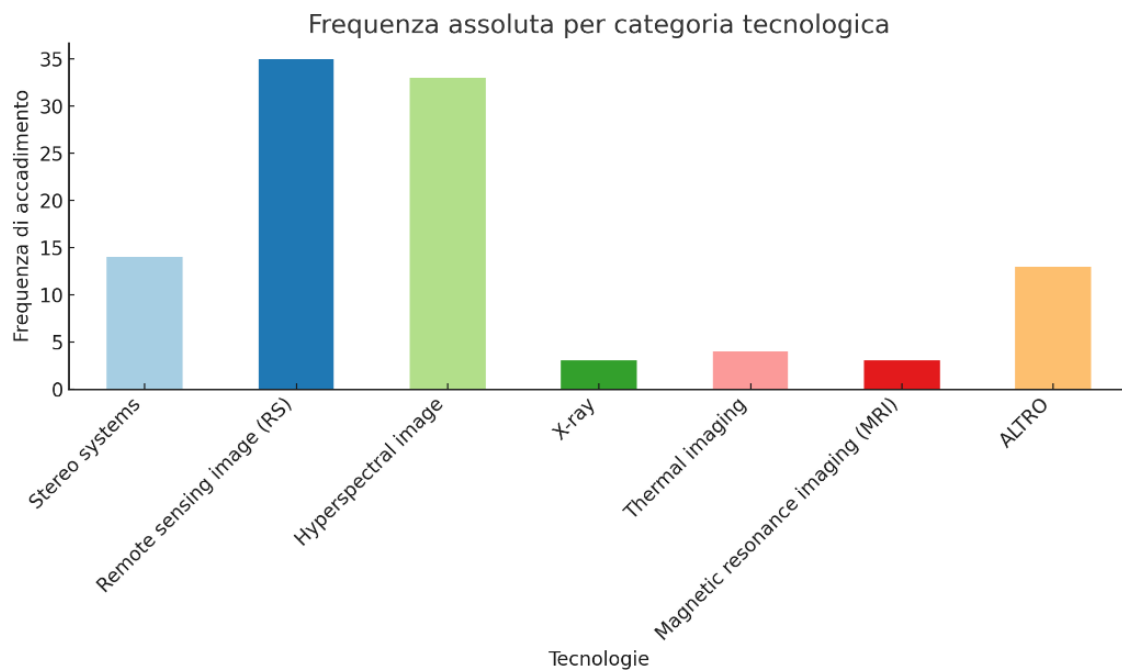


Figura 10: Frequenza assoluta di accadimento per categoria tecnologica

Numero di occorrenze

- Stereo systems: 14
- Remote sensing image (RS): 35
- Hyperspectral image: 33
- X-ray: 3

- Thermal imaging: 4 occorrenze
- Magnetic resonance imaging (MRI): 3 occorrenze
- ALTRO: 13 occorrenze.

L'istogramma mostra che le categorie "Remote sensing image (RS)" e "Hyperspectral image" hanno le frequenze più alte di "X", indicando una maggiore presenza o utilizzo di queste tecnologie nel dataset. Le categorie "X-ray" e "Magnetic resonance imaging (MRI)" hanno frequenze significativamente più basse, suggerendo che queste tecnologie sono meno rappresentate o utilizzate. La categoria "ALTRO" ha una frequenza moderata.

Per il livello di elaborazione si è stato ottenuto un grafico come quello sotto:

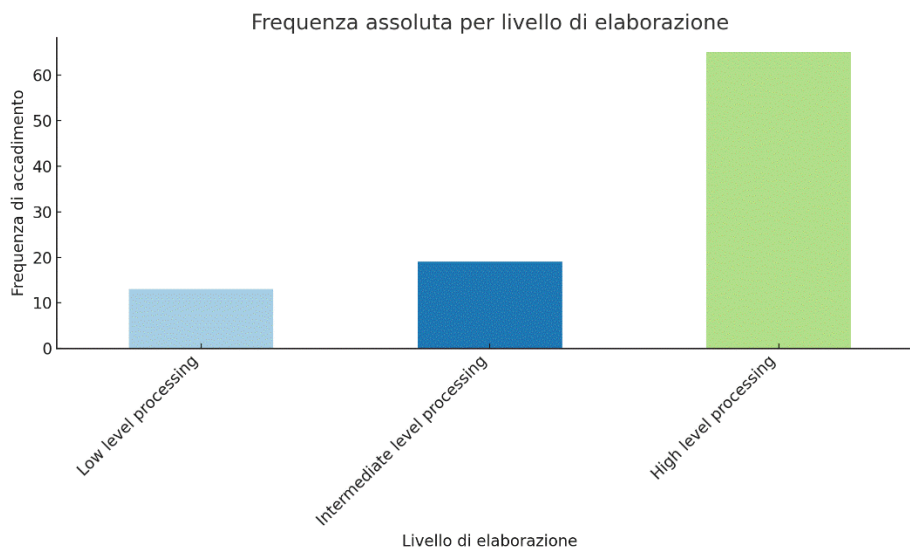


Figura 11: Frequenza assoluta di accadimento per livello di elaborazione

Numero di occorrenze:

- Low level processing: 13 occorrenze;

- Intermediate level processing: 19 occorrenze;

- High level processing**: 65 occorrenze.

L'istogramma evidenzia che il livello di elaborazione "High level processing" è il più rappresentato con una frequenza di 65, indicando una prevalenza di attività o tecnologie di alto livello nel dataset. I livelli "Low level processing" e "Intermediate level processing" hanno frequenze minori, con "Low level processing" che è il meno rappresentato. Questo suggerisce una possibile tendenza verso l'uso di tecnologie o processi di elaborazione più di livello più alto.

Relativamente alla seconda tassonomia, sono stati ottenuti i seguenti risultati:

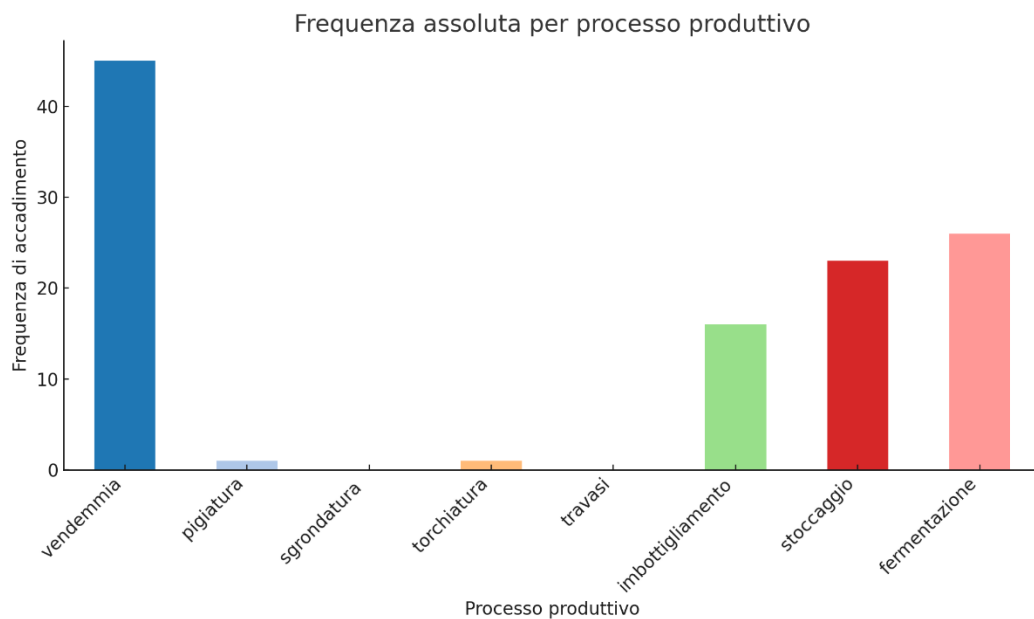


Figura 12: Frequenza assoluta di accadimento per fase del processo produttivo

Numero di occorrenze

- vendemmia: 9 occorrenze;
- pigiatura: 13 occorrenze;
- sgrondatura: 2 occorrenze;
- torchiatura: 7 occorrenze;
- travasi: 1 occorrenza;
- imbottigliamento: 17 occorrenze;
- stoccaggio: 10 occorrenze;
- fermentazione: 46 occorrenze.

L'istogramma mostra che il processo di "fermentazione" ha la frequenza più alta di "X", suggerendo che è una fase critica o molto rappresentata nel dataset. "imbottigliamento" e "pigiatura" seguono con frequenze moderate. I processi "sgrondatura" e "travasi" hanno le frequenze nulla, indicando un'assenza di rappresentazione.

Parallelamente alle frequenze assolute vengono riportate quelle relative, utili a valutare quali MVS in che proporzione vengono impiegate. Inoltre, viene riportata anche la percentuale di applicazione nel determinato passaggio produttivo della filiera del vino.

Rispetto alla classificazione sono state ottenute percentuali riportate nei due grafici seguenti, rispettivamente per tecnologia di acquisizione delle immagini e per livello di elaborazione

Frequenza relativa per categoria tecnologica

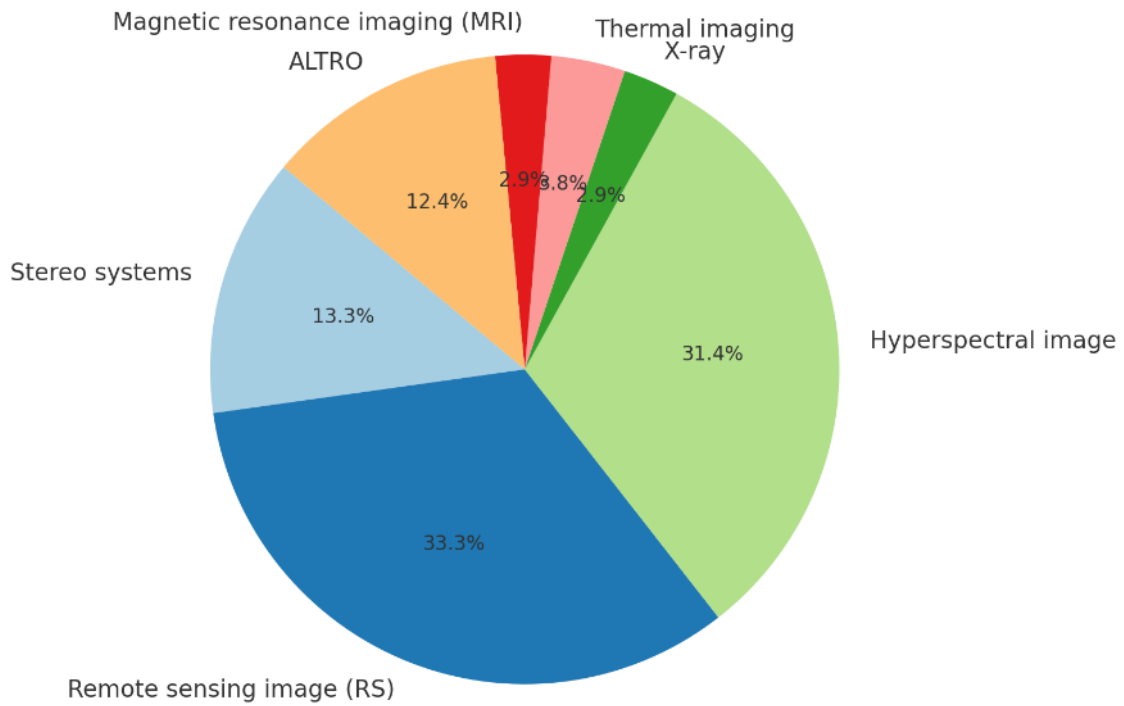


Figura 13: Frequenza relativa di accadimento per categoria tecnologica

Descrizione del contenuto:

- Stereo systems: 13.3%
- Remote sensing image (RS): 33.3%
- Hyperspectral image: 31.4%
- X-ray: 2.9%
- Thermal imaging: 3.8%
- Magnetic resonance imaging (MRI): 2.9%

- ALTRO: 12.4%

Il grafico a torta mostra che le categorie "Remote sensing image (RS)" e "Hyperspectral image" costituiscono la maggior parte delle occorrenze, rappresentando insieme quasi il 65% del totale. Le categorie "X-ray" e "Magnetic resonance imaging (MRI)" rappresentano una piccola percentuale del totale, indicando un utilizzo relativamente basso. La categoria "ALTRO" rappresenta una parte moderata delle occorrenze.

Passando all'analisi inerente i livelli di elaborazione:

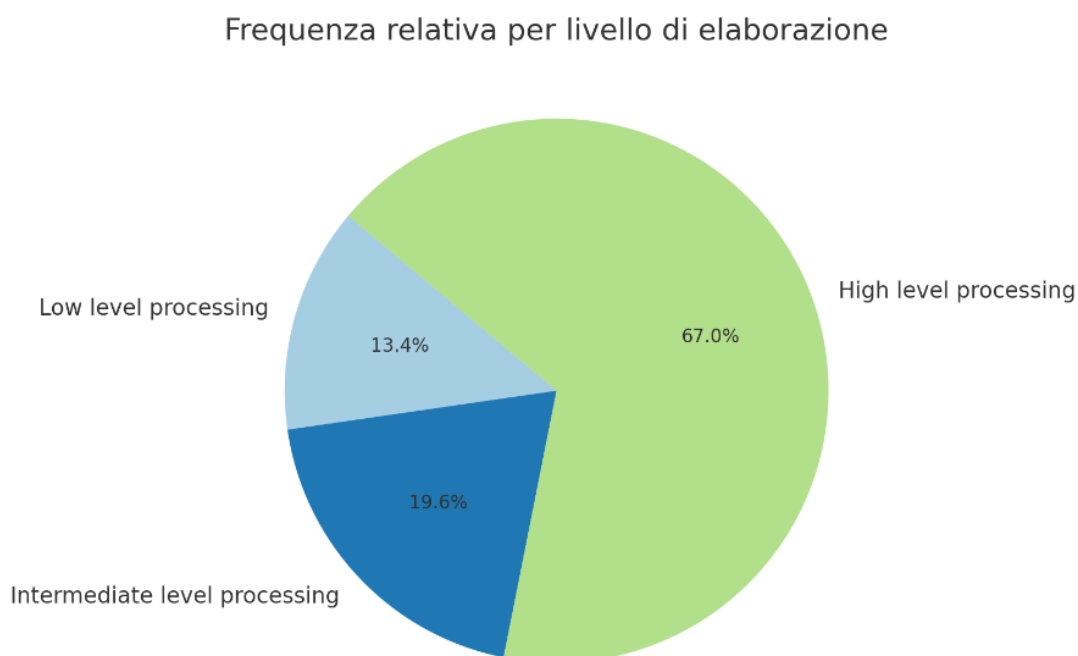


Figura 14: Frequenza relativa di accadimento per livello di elaborazione

Descrizione del contenuto:

- Low level processing: 13.4%

- Intermediate level processing: 19.6%

- High level processing: 67.0%

Il grafico a torta evidenzia che "High level processing" è di gran lunga il più rappresentato, con il 67% del totale delle occorrenze, suggerendo una forte enfasi su tecnologie o processi di elaborazione avanzati nel dataset. "Intermediate level processing" e "Low level processing" rappresentano una parte minore delle occorrenze, rispettivamente il 19.6% e il 13.4%, indicando una distribuzione meno significativa per questi livelli di elaborazione.

Infine, viene riportato il grafico che riassume la frequenza relativa per fasi del processo produttivo, in figura 15.

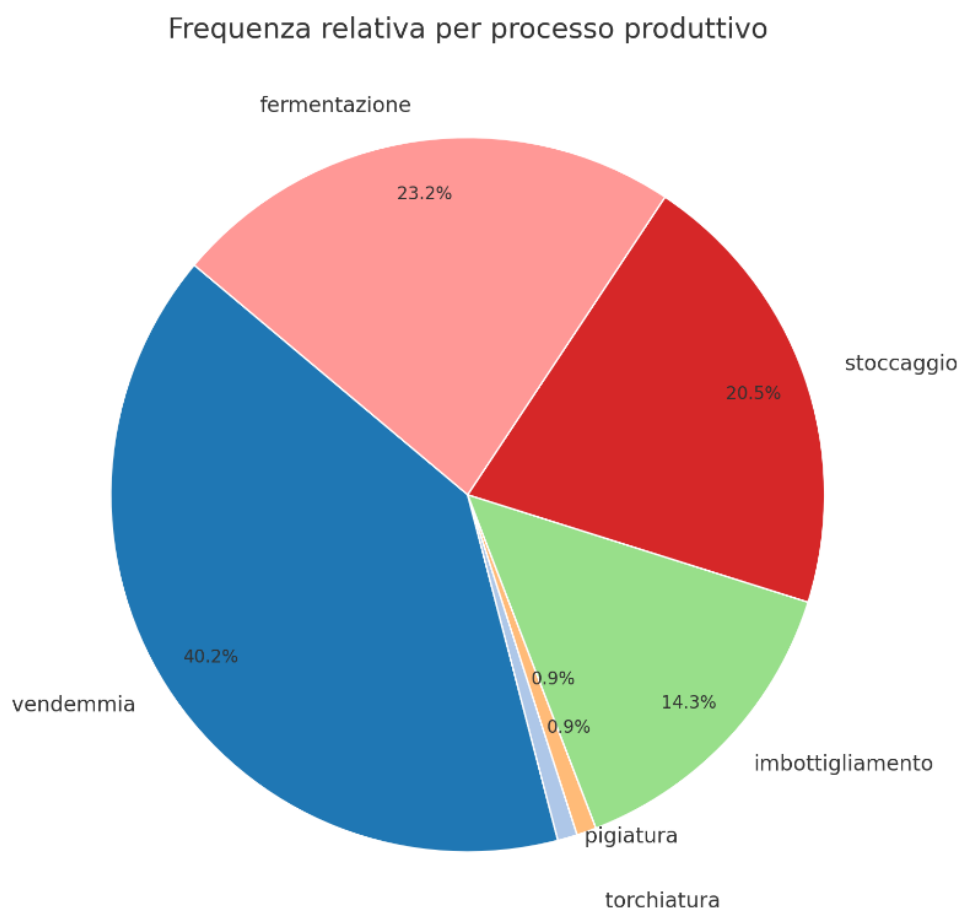


Figura 15: Frequenza relativa di accadimento per processo produttivo

Descrizione del contenuto:

- vendemmia: 8.6%
- pigiatura: 12.6%
- sgrondatura: 1.9%

- torchiatura: 6.8%
- travasi: 1.0%
- imbottigliamento: 16.2%
- stoccaggio: 9.5%
- fermentazione: 43.8%

Valutazione:

Il grafico a torta mostra che il processo di "fermentazione" è il più rappresentato con il 43.8% delle occorrenze, suggerendo la sua importanza critica nel dataset. "Imbottigliamento" e "pigiatura" rappresentano anche una parte significativa del totale, con il 16.2% e il 12.6% rispettivamente. I processi "sgrondatura" e "travasi" hanno le percentuali nulle suggerendo un ruolo meno prominente e con terreno fertile per future implementazioni. La distribuzione mostra una chiara enfasi sui processi chiave nel ciclo produttivo.

4.4 Bibliometrico

All'interno del capitolo sono riportati i risultati bibliometrici ottenuti tramite Scopus. Dopo aver selezionato gli 80 documenti rilevanti è stato possibile utilizzare le funzioni di SciVal per estrarre quanto riportato nelle tabelle.

Nella seguente tabella viene riportato il numero di articoli per area geografica e il numero di citazioni legate agli articoli relativi ad un determinato stato. Nelle prime 5 posizioni si trovano rispettivamente Spagna, Italia, Francia, Australia e Cina. Il risultato risulta coerente con la tradizione e l'importanza del settore vinicolo al loro interno.

Tabella 1.3: Numero di articoli e citazioni per paese di origine dell'articolo

Stato/regione	Numero di articoli	Numero di citazioni
Spain	25	695
Italy	13	465
France	10	302
Australia	7	168
China	6	55
Portugal	6	100
New Zealand	5	60
Brazil	3	131
United States	3	197
Chile	2	22
Denmark	2	119
Germany	2	68
Greece	2	13
Japan	2	4
United Kingdom	2	20
Croatia	1	16
Finland	1	46
Hungary	1	1
Pakistan	1	26

Romania	1	25
Russian Federation	1	23
Saudi Arabia	1	23
Slovakia	1	3
South Africa	1	4
Switzerland	1	28
Viet Nam	1	1

Nell tabella 1.2, invece, sono riportate le fonti principali all'interno delle quali sono presenti gli articoli rilevanti per la trattazione. Per ognuna è riportato il numero di articoli e il numero totale di citazioni, ricavato dalla somma di quelle di ogni articolo.

Tabella 1.4: Numero di articoli e citazioni per fonte

Scopus Source	Scholarly Output	Citation Count
Computers and Electronics in Agriculture	8	324
Foods	5	100
Journal of the Science of Food and Agriculture	5	121
Molecules	5	51
Biosystems Engineering	4	99
Food Control	4	196
Journal of Agricultural and Food Chemistry	3	42
Remote Sensing	3	111
Agricultural Water Management	2	44
Agronomy	2	19
Beverages	2	10
Food Analytical Methods	2	13
Food Chemistry	2	44
Journal of Food Engineering	2	45

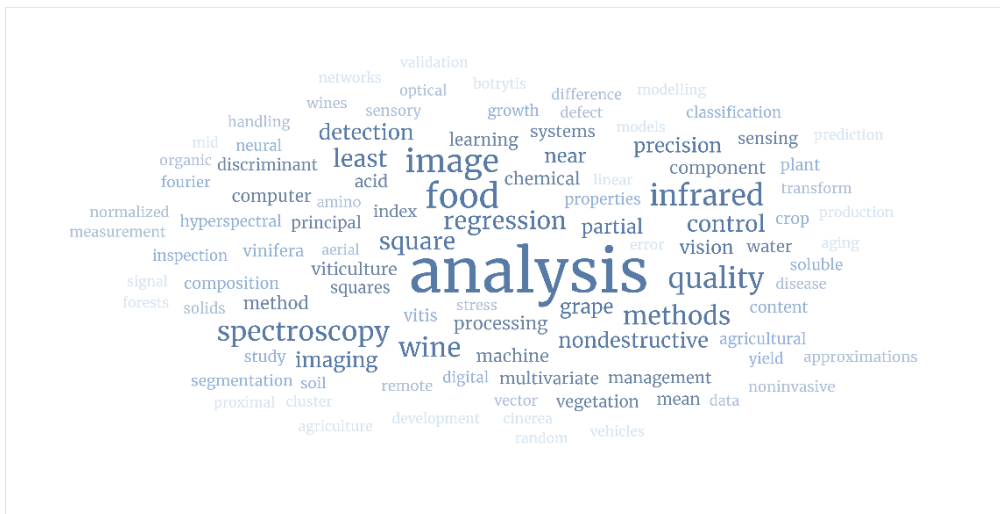
Microchemical Journal	2	4
Oeno One	2	7
Artificial Intelligence for Digitising Industry: Applications	1	0
Carbohydrate Polymers	1	15
Computers in Industry	1	11
Electronic Journal of Biotechnology	1	5
Environmental Science and Pollution Research	1	4
European Food Research and Technology	1	3
Food and Bioproducts Processing	1	10
Food Chemistry: X	1	39
Food Research International	1	10
Frontiers in Nutrition	1	6
Frontiers in Plant Science	1	12
Japan Journal of Food Engineering	1	1
Journal of Applied Science and Engineering (Taiwan)	1	5
Journal of Field Robotics	1	26
Journal of Food Composition and Analysis	1	25
Journal of Food Process Engineering	1	0
Membranes	1	23
Metabolites	1	17
PLoS ONE	1	2
Postharvest Biology and Technology	1	60
Precision Agriculture	1	15
Scientia Horticulturae	1	181
Smart Agricultural Technology	1	53
South African Journal of Enology and Viticulture	1	4

Infine, l'ultimo output SciVal riporta i primi 5 articoli maggiormente citati, associati alla fonte di provenienza e al numero di citazioni per ognuno.

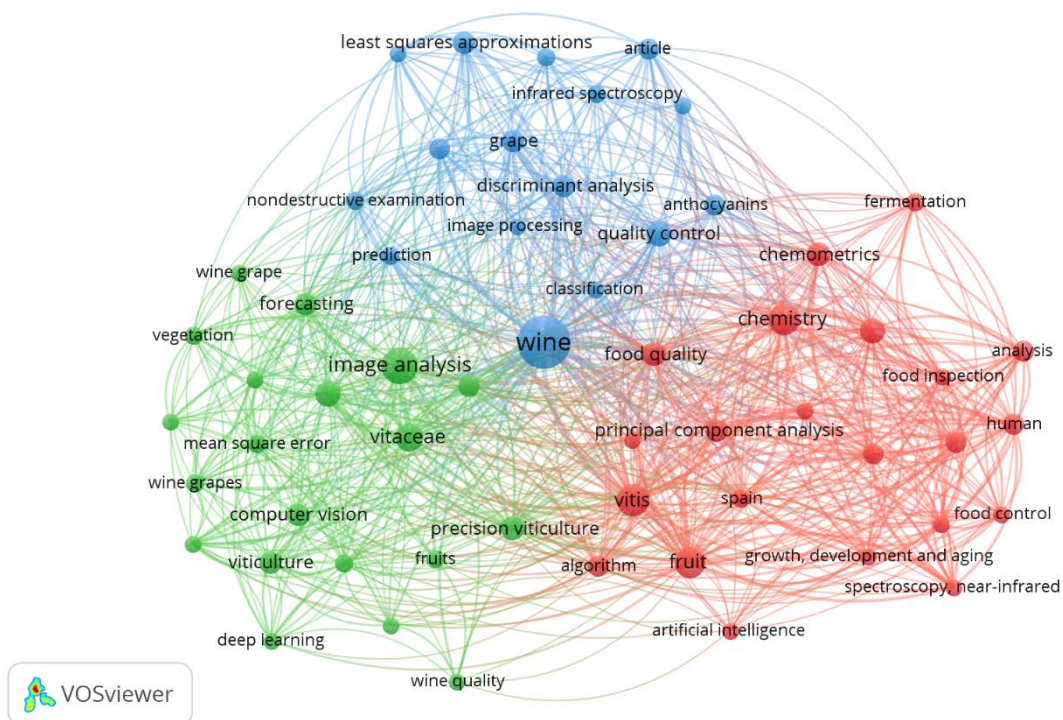
Tabella 1.5: Articoli con il maggior numero di citazioni

Titolo	Anno	Fonte	Numero di citazioni
(Poni <i>et al.</i>, 2018)	2018	Scientia Horticulturae	181
(Espinoza <i>et al.</i>, 2017)	2017	Remote Sensing	105
(Oberti <i>et al.</i>, 2014)	2014	Computers Electronics Agriculture	and in 90
(Aquino <i>et al.</i>, 2018)	2018	Computers Electronics Agriculture	and in 78
(Ríos-Reina <i>et al.</i>, 2018)	2018	Food Control	68

Sempre utilizzando la funzione di Scopus di esportazione delle parole chiave di autore e indice è stato possibile realizzare la seguente Word Cloud. La grandezza delle parole è proporzionale alla loro frequenza all'interno del testo estratto tramite Scopus. Il testo è stato sistemato per evitare ridondanze dovute ad errore di formato, termini singolari e plurali e/o sinonimi.



Infine, utilizzando il programma Vos Viewer è stato possibile realizzare una mappa delle co-occorrenze delle parole chiave, ottenendo il seguente risultato. La mappa mostra solo parole con una soglia minima di accadimento pari a 4.



5. DISCUSSIONE

Le tassonomie sono state realizzate come descritto nella sezione “3.6 Data Items”, ovvero categorizzando gli articoli e le informazioni in essi contenute rispetto a:

- rispetto a macrocategorie tecnologiche di appartenenza delle tecnologie citate;
- fasi del processo di realizzazione del vino nelle quali le tecnologie in esame trovano impiego.

La discussione dei risultati verrà è organizzata secondo la tassonomia di raggruppamento tecnologico.

La scelta è dovuta alla maggior chiarezza espositiva ed è volta ad evitare ridondanza nella trattazione. Pertanto, le casistiche citate verranno riportate semanticamente sotto una o più categorie tecnologiche di appartenenza, citandone il contesto di utilizzo, dimodoché possa essere chiara anche la fase di produzione nella quale trova impiego e quindi la contestualizzazione all’interno della seconda tassonomia.

5.1 Hyperspectral E Remote Sensing

Le categorie tecnologiche che hanno registrato una maggiore frequenza sono quelle di Remote sensing e immagine iper-spetttrale. Esse hanno ottenuto valori di frequenza percentuale rispettivamente del 44% e 46,7%. Osservando la tassonomia è emerso come spesso tali categorie siano state impiegate una in combinazione all’altra. Pertanto, la trattazione dei sottogruppi di tecnologie appartenenti a queste due macro-categorie verrà proposta in maniera unificata.

5.1.1 Near Infrared (NIR) Spectroscopy

Come già anticipato nella FTIR, il metodo si basa sull'assorbimento della luce NIR da parte delle molecole, fornendo informazioni dettagliate sulla composizione chimica dei campioni. È particolarmente utile per l'analisi non distruttiva di vari parametri di qualità come il contenuto di solidi solubili (SSC), l'acidità e le antocianine.

Uno studio ha utilizzato la spettroscopia NIR per monitorare la maturità delle uve "Sangiovese" direttamente in loco. L'analisi ha mostrato che il contenuto di solidi solubili può essere previsto con un coefficiente di determinazione (R^2) di 0.77 e un errore quadratico medio di cross-validazione (RMSECV) di 0.79 °Brix, con una corretta classificazione delle uve in due classi (non mature e mature) con una percentuale di successo dall'86% al 91% (Benelli *et al.*, 2022)

La spettroscopia NIR è stata altresì utilizzata per stimare i solidi solubili totali nelle bacche di uva. Un dispositivo portatile ha mostrato un'accuratezza con un R^2 di 0.72, indicando che questa tecnologia è utile per le misurazioni rapide e non distruttive in campo (Urraca *et al.*, 2016)

L'analisi NIR è stata poi combinata con un e-nose per il monitoraggio online dei processi di vinificazione. Questo approccio ha migliorato significativamente il controllo della qualità, consentendo una valutazione continua e precisa dei parametri critici durante la produzione del vino (Littarru *et al.*, 2024).

Uno degli utilizzi principali della NIR è la valutazione della maturazione delle uve. Ad esempio, uno studio ha mostrato come la spettroscopia NIR possa essere utilizzata per stimare la composizione aromatica e i solidi solubili totali (TSS) delle bacche di uva Tempranillo Blanco durante la maturazione. I modelli di calibrazione e validazione incrociata sviluppati hanno ottenuto coefficienti di determinazione superiori a 0,5 per tutti i composti volatili, le loro famiglie e i TSS, dimostrando l'efficacia della tecnologia NIR per questo scopo (S. Marín-San Román *et al.*, 2023).

Un'altra applicazione significativa della spettroscopia NIR è la sua capacità di mappare intensivamente i suoli dei vigneti. Ad esempio, è stata utilizzata per discriminare diversi tipi di suolo in vigneti del Portogallo, mostrando un'elevata accuratezza nel riprodurre la mappatura generata da metodi pedologici tradizionali. Questo dimostra come la NIR possa sostituire metodi di mappatura del suolo costosi e dispendiosi in termini di tempo (Lopo et al., 2018).

Inoltre, la spettroscopia NIR è stata applicata per valutare l'effetto della morte cellulare delle bacche sulla qualità dei vini Pinot Noir. Utilizzando modelli di machine learning basati su misurazioni NIR, è stato possibile prevedere con alta accuratezza ($R = 0.94$) la percentuale di tessuti vivi e morti nelle bacche, e di conseguenza, determinare i tratti qualitativi del vino finale in maniera non distruttiva e in tempo reale (Fuentes *et al.*, 2020)

Infine, la spettroscopia NIR è stata utilizzata per determinare i composti volatili fermentativi nei vini rossi invecchiati. Questo metodo offre un'alternativa rapida e non distruttiva alle tecniche analitiche tradizionali, come la gascromatografia, permettendo ai viticoltori di monitorare la qualità del vino durante tutto il processo di produzione (Baca-Bocanegra et al., 2020).

Un ulteriore esempio significativo dell'applicazione della NIR è il monitoraggio rapido dell'appassimento dell'uva. Uno studio ha infatti utilizzato uno spettrofotometro NIR portatile per prevedere parametri qualitativi delle bacche di uva durante l'appassimento. I modelli sviluppati con l'algoritmo di regressione parziale ai minimi quadrati (PLS) hanno mostrato capacità predittive incoraggianti per il contenuto di solidi solubili ($R^2_{val} = 0.62$) e la fermezza ($R^2_{val} = 0.56$), dimostrando l'applicabilità della NIR per l'analisi della qualità dell'uva direttamente nei fruttai (Beghi *et al.*, 2015).

La NIR è stata anche utilizzata per monitorare la perdita d'acqua post-raccolta delle uve da vino. Infatti, tecnologia ha permesso di identificare in modo non distruttivo i cambiamenti chimici e fisici che avvengono nelle uve durante la disidratazione, fornendo dati preziosi per ottimizzare il processo e garantire una qualità superiore del vino prodotto (Sanmartin et al., 2021).

La NIR è stata applicata per la rilevazione di adulteranti nei succhi di frutta e nei vini, migliorando significativamente l'affidabilità delle analisi di autenticità. Utilizzando tecniche di regressione PLS e spettroscopia nel vicino infrarosso, è stato possibile discriminare con alta precisione campioni autentici da quelli adulterati, dimostrando come la NIR possa essere uno strumento potente nella lotta contro le frodi alimentari (Mac et al., 2023).

Uno studio ha poi sviluppato modelli predittivi per valutare la qualità e lo stadio di maturazione delle uve da vino utilizzando la spettroscopia VIS-NIR. L'obiettivo principale era quello di creare modelli robusti per determinare i solidi solubili totali (TSS), le antocianine totali e i flavonoidi gialli, utilizzando uno spettro che va dal visibile all'infrarosso. I modelli sviluppati, basati su regressione parziale ai minimi quadrati (PLSR) e regressione multipla (MLR), hanno mostrato un'elevata precisione con coefficienti di determinazione (R^2) superiori a 0.90 per TSS e antocianine, e un R^2 di almeno 0.70 per i flavonoidi gialli. Inoltre, è stato possibile discriminare con un'accuratezza del 93.15% i vari stadi di maturazione delle uve utilizzando l'analisi discriminante PLS (dos Santos Costa *et al.*, 2019).

Una ricerca ha utilizzato la spettroscopia nell'infrarosso medio per caratterizzare le varietà di vino di riso "Sake". Questo metodo ha permesso di identificare le caratteristiche spettrali uniche delle diverse varietà di Sake, fornendo un'analisi dettagliata dei composti chimici presenti nel vino. La spettroscopia infrarossa media si è rivelata uno strumento prezioso per analisi alimentari, consentendo di rilevare adulterazioni e garantire l'autenticità del prodotto (Suehara, Kameoka and Hashimoto, 2016).

In conclusione, la tecnologia NIR è quella che più frequentemente è stata ritrovata nell'analisi e durante la realizzazione della tassonomia, concorrendo ad alzare le percentuali di accadimento delle macrocategorie alle quali è stata assegnate, ovvero Hyperspectral Imaging e Remote sensing.

5.1.2 La Spettroscopia A Trasformata Di Fourier Nell'infrarosso (FTIR)

MVS che restituisce informazioni dettagliate sulla composizione molecolare dei campioni. La spettroscopia FTIR opera misurando l'assorbimento della radiazione infrarossa da parte del campione e produce uno spettro che rappresenta l'impronta molecolare del campione.

Nel contesto dell'industria vinicola, la spettroscopia FTIR è stata impiegata per vari scopi, come l'analisi dei polisaccaridi contenuti nel vino, la previsione dei parametri di qualità e l'autenticazione dei prodotti vinicoli. Ad esempio, in uno studio volto a stimare i polisaccaridi del vino, la FTIR è stata utilizzata per misurare rapidamente e in modo non distruttivo il contenuto delle principali famiglie di polisaccaridi nel vino. Lo studio ha rilevato che la FTIR, combinata con modelli di regressione parziale minimi modificati (MPLS), poteva efficacemente analizzare i polisaccaridi ricchi di arabinosio e galattosio, rhamnogalatturonani di tipo II, mannoproteine e polisaccaridi solubili totali, ottenendo errori standard di previsione che vanno dal 6,07% all'8,44% (Baca-Bocanegra *et al.*, 2022).

Un'altra applicazione degna di nota della FTIR è nella caratterizzazione dei vini di paglia. Combinando la spettroscopia nell'infrarosso medio (MIR) con l'elaborazione multivariata dei dati, i ricercatori sono stati in grado di prevedere il grado alcolico, il contenuto di zuccheri e l'acidità totale nei campioni di vino di paglia. L'uso della Correzione del Segnale Ortogonale e della regressione parziale minima ha permesso di superare la complessità della matrice del vino, riducendo le interferenze spettrali e migliorando le informazioni ottenute dagli spettri. Questo approccio ha portato a modelli altamente affidabili con bassi errori di previsione, dimostrando l'idoneità della tecnica per una valutazione rapida e non distruttiva dei parametri di qualità nel vino di paglia (Croce *et al.*, 2020).

La FTIR è stata inoltre utilizzata per studiare le caratteristiche del vino di riso (c.d. Sake). I ricercatori hanno sviluppato un metodo di valutazione spettroscopica nell'infrarosso per comprendere le caratteristiche spettrali del Sake e dei suoi principali componenti. Esaminando

varie marche di Sake, sono riusciti a distinguere le diverse varietà in base ai loro schemi spettrali, che riflettono differenze nel rapporto di lucidatura del riso e nel contenuto di amminoacidi e acidi organici. Questo metodo si è rivelato efficace per la valutazione della qualità relativa al gusto e per il monitoraggio non distruttivo del processo di fermentazione (Suehara, Kameoka and Hashimoto, no date).

Inoltre, la FTIR è stata esplorata per il suo potenziale nella rilevazione delle adulterazioni del vino. Analizzando le caratteristiche spettrali del vino e confrontandole con standard conosciuti, la FTIR può identificare la presenza di additivi non autorizzati o la diluizione del vino con altre sostanze. Questa applicazione è cruciale per mantenere l'integrità e l'autenticità dei prodotti vinicoli sul mercato (Mac *et al.*, 2023).

Nella fase di elaborazione degli spettri FTIR vengono impiegate tecniche avanzate di analisi dei dati come l'Analisi delle Componenti Principali (PCA) e la regressione delle minime quadrature parziali (PLS). Queste aiutano a ridurre la dimensionalità dei dati e a migliorare l'interpretabilità delle informazioni spettrali, facilitandone la correlazione con specifici attributi di qualità o elementi compositivi del vino. Ad esempio, l'uso della PCA nell'analisi degli spettri degli aceti di vino ha facilitato la chiara differenziazione tra le diverse DOP, rafforzando la qualità unica e le caratteristiche degli aceti prodotti secondo standard regolamentari specifici (Ríos-Reina *et al.*, 2017).

Nel complesso, la spettroscopia FTIR si dimostra essere rapida, non distruttiva e capace di analisi molecolari dettagliate, e per tali motivi diventa uno strumento di importanza inestimabile nell'industria vinicola.

5.1.3 Hyperspectral Imaging (HSI)

L'Hyperspectral Imaging (HSI) cattura informazioni sull'intero spettro elettromagnetico per ogni pixel di un'immagine, consentendo l'analisi dettagliata di proprietà chimiche e fisiche non visibili con tecnologie tradizionali. È particolarmente utile nell'industria vinicola per monitorare la qualità delle uve, rilevare malattie e ottimizzare il processo di vinificazione.

Uno degli utilizzi principali dell'HSI è la predizione del contenuto di Brix nelle uve, che è una misura dei solidi solubili e un indicatore chiave della maturazione dell'uva. Uno studio ha sviluppato un modello predittivo del contenuto di Brix nelle uve Rondo utilizzando una telecamera hyperspectral combinata con approcci di apprendimento automatico. I risultati hanno mostrato che il modello non distruttivo aveva una precisione elevata, con un'accuratezza predittiva di R^2 superiore al 0,91, grazie alla rilevazione delle lunghezze d'onda più influenti tra 705 e 745 nm e tra 900 e 930 nm (Swe, Takai and Noguchi, 2023). Le immagini vengono elaborate a livello intermedio, utilizzando tecniche di analisi multivariata per estrarre dati significativi.

L'HSI è stato utilizzato anche per il monitoraggio non distruttivo della maturazione delle uve in campo. Un altro studio ha dimostrato che l'HSI può prevedere il contenuto di tannini nelle uve con un alto grado di precisione. Utilizzando modelli di regressione parziale ai minimi quadrati (PLS), i ricercatori hanno ottenuto un coefficiente di determinazione (R^2) superiore a 0,90, indicando un'elevata accuratezza nelle previsioni del contenuto di tannini (Zhang *et al.*, 2024). Le immagini vengono elaborate a livello intermedio, utilizzando tecniche di analisi multivariata.

L'HSI è stato applicato con successo per la rilevazione precoce di malattie delle viti, come il virus del leafroll associato alla vite. Utilizzando la riflettanza hyperspectral e modelli di apprendimento automatico, uno studio ha identificato con precisione le piante infette, mostrando un'accuratezza di classificazione superiore al 95% (MacDonald *et al.*, 2016).

HSI è stato utilizzato per classificare le uve in base al loro contenuto di antociani e altre proprietà fenoliche. Uno studio ha utilizzato l'analisi iperspettrale per selezionare campioni di uva con basso contenuto di antociani estraibili, facilitando ulteriori analisi chimiche e migliorando la qualità del vino prodotto. I modelli di previsione hanno mostrato un'accuratezza superiore al 90% nella classificazione delle uve in base al contenuto di antociani (Baca-Bocanegra *et al.*, 2018).

Le immagini hyperspectral vengono elaborate utilizzando software avanzati di analisi delle immagini e algoritmi di apprendimento automatico. Ad esempio, i dati spettrali vengono trasformati in modelli di regressione e classificazione per prevedere vari parametri enologici. Le analisi spaziali e temporali permettono di mappare variabili come la maturazione dell'uva e lo stato di salute delle viti. Le elaborazioni avvengono principalmente a livello intermedio e in seguito passano all'alto livello poiché richiedono l'analisi di caratteristiche visive complesse e la creazione di modelli predittivi.

5.1.4 Raman Spectroscopy (RS)

La spettroscopia Raman (RS) è una tecnica analitica utilizzata per la valutazione della qualità degli alimenti attraverso la misurazione dell'effetto di scattering Raman, che si verifica quando la luce è diffusa in modo anelastico dalle molecole, provocando cambiamenti nella loro energia vibratoria. Questa tecnica è particolarmente utile per identificare e quantificare diverse sostanze chimiche nei campioni alimentari, utilizzando lo spettro ottenuto come "impronta digitale" unica per ciascuna sostanza (Mac *et al.*, 2023)

La spettroscopia Raman è stata ampiamente utilizzata per il controllo di qualità del vino, con applicazioni che spaziano dal monitoraggio del processo di fermentazione alla determinazione dei composti del vino e alla discriminazione tra diversi tipi di vino. Un esempio dell'applicazione della spettroscopia Raman è stato per la tracciabilità del vino in base alle varietà di uva, all'origine geografica e al tempo di invecchiamento, ottenendo tassi di discriminazione del 90% per le varietà di uva e le aree di produzione, e dell'84% per il tempo di invecchiamento (Mac *et al.*, 2023). In un altro contesto è stata utilizzata la spettroscopia FT-Raman per l'autenticazione del vino, riuscendo a classificare correttamente l'origine geografica, la varietà e l'annata con tassi di correttezza rispettivamente del 100%, 84% e 90.7% (Mac *et al.*, 2023).

Un altro studio ha dimostrato l'efficacia della spettroscopia Raman nel monitoraggio in tempo reale dei componenti multipli durante la fermentazione del vino, utilizzando uno spettrometro Raman con auto-calibrazione online, che ha permesso di ottenere informazioni dettagliate sui cambiamenti chimici durante il processo (Mac *et al.*, 2023)

Le immagini ottenute attraverso la spettroscopia Raman vengono elaborate a un livello intermedio, utilizzando algoritmi di chemometria come il partial least squares (PLS) per costruire modelli di calibrazione e predizione dei parametri di qualità del vino. Ad esempio, in uno studio sulla qualità del vino di riso cinese, il modello PLS basato sui dati spettrali Raman ha ottenuto un'alta precisione con valori di coefficiente di determinazione superiori a 0.90 e deviazioni predittive residuali superiori a 3.0 per tutti i parametri di qualità analizzati ((Wu *et al.*, 2016)).

In sintesi, si può affermare che si tratta di una tecnica accurata per il controllo di qualità del vino, con tassi di correttezza della classificazione che variano dall'84% al 100% a seconda del parametro analizzato. Questa tecnica offre vantaggi significativi rispetto ad altre metodologie spettroscopiche, grazie alla sua capacità di fornire informazioni dettagliate e specifiche sulle molecole presenti nei campioni (Mac *et al.*, 2023) (Wu *et al.*, 2016).

5.2 Stereo Vision

In questo contesto, le specifiche applicazioni sono raggruppate all'interno della trattazione della categoria.

La stereo vision è una tecnologia di visione artificiale che utilizza due o più telecamere per catturare immagini da diverse angolazioni, permettendo di ricostruire una rappresentazione tridimensionale dell'oggetto osservato. Questa tecnologia è particolarmente utile nell'industria vitivinicola per la valutazione della resa, il monitoraggio della salute delle piante e l'automazione delle operazioni di campo.

Uno degli utilizzi principali della stereo vision è la stima della resa nei vigneti. Attraverso l'acquisizione di immagini 3D delle viti e dei grappoli d'uva, è possibile valutare la quantità e la qualità del raccolto. Uno studio ha utilizzato descrittori 3D per analizzare componenti di resa come il numero di bacche per grappolo e il peso dei grappoli. La stima della resa ha raggiunto un'accuratezza superiore al 90%, permettendo ai viticoltori di prevedere con precisione la quantità di uva da raccogliere e ottimizzare le operazioni di raccolta (Ivorra *et al.*, 2015). Un altro studio ha evidenziato come l'uso di visione stereo integrata su mezzi autonomi possa fornire stime precoci e accurate della resa, migliorando la pianificazione della raccolta (Aquino *et al.*, 2018). Inoltre, l'integrazione di tecnologie mobili come vitisBerry® e 3DBunch® ha migliorato l'efficienza delle valutazioni sul campo, fornendo dati in tempo reale sulla resa dei vigneti (Tardaguila *et al.*, 2021).

La stereo vision è stata impiegata anche per monitorare la salute delle piante. Un esempio significativo è l'uso di questa tecnologia per identificare e caratterizzare attributi morfologici delle viti, come la densità fogliare e la struttura dei grappoli. Questo approccio ha permesso di ottenere dati precisi sulla crescita e sullo stato di salute delle piante, facilitando interventi tempestivi per migliorare la qualità del raccolto (Tello *et al.*, 2016). Inoltre, la visione stereo è stata utilizzata per rilevare e controllare malattie come la Botrytis cinerea sulle foglie e sui grappoli, migliorando l'efficacia dei trattamenti fitosanitari e riducendo l'uso di pesticidi (Brink, Calitz and Fourie, 2016).

La stereo vision è utilizzata anche per l'automazione delle operazioni di campo, come la potatura robotizzata delle viti. Un sistema di visione stereo è stato sviluppato per modellare le viti e identificare come potare, migliorando l'efficienza e la precisione delle operazioni di potatura automatizzata (Williams *et al.*, 2023), migliorandone l'efficienza e precisione operativa, riducendo il tempo e i costi associati alla gestione dei vigneti.

La stereo vision è stata inoltre applicata per monitorare e valutare la qualità della schiuma nei vini spumanti, utilizzando robot e visione computerizzata per assicurare standard elevati di produzione (Condé, Fuentes, *et al.*, 2017). Inoltre, un'applicazione della visione stereo per il

controllo qualità dei tappi di sughero ha mostrato un'accuratezza del 95% nella rilevazione di difetti interni, migliorando la qualità del prodotto finale (Lagorce-Tachon *et al.*, 2015).

Le immagini stereo acquisite in generale vengono elaborate utilizzando algoritmi avanzati su tutti e tre i livelli, a seconda della qualità dell'immagine rilevata, della capacità della camera di riconoscerla autonomamente e di segmentarla per facilitarne l'interpretazione. di visione artificiale. Ad esempio, per la valutazione della resa, le immagini vengono analizzate per estrarre descrittori 3D che rappresentano le caratteristiche morfologiche dei grappoli d'uva. Questo processo include la segmentazione delle immagini, la ricostruzione 3D e l'analisi delle forme e delle dimensioni dei grappoli (Ivorra *et al.*, 2015). Nel monitoraggio della salute delle piante, le immagini vengono elaborate per rilevare variazioni nella densità fogliare e identificare aree affette da malattie, permettendo interventi mirati (Tello *et al.*, 2016)

L'utilizzo della stereo vision ha portato a significativi miglioramenti nelle operazioni vitivinicole.

5.2.1 RGB

L'imaging RGB (Red-Green-Blue) è una tecnologia che utilizza tre canali di colore per catturare e analizzare immagini digitali, permettendo di ottenere informazioni dettagliate su oggetti e materiali.

Uno degli utilizzi principali dell'imaging RGB è la rilevazione delle adulterazioni nei vini invecchiati. Uno studio ha sviluppato un metodo per autenticare i vini di alta qualità e quantificare le potenziali adulterazioni attraverso l'analisi multivariata delle immagini RGB. Le immagini digitali dei vini sono state utilizzate per creare modelli di regressione in grado di prevedere il grado di adulterazione con un errore medio quadratico di predizione (RMSEP) di 1,6% e una precisione relativa del 2,5% (Herrero-Latorre *et al.*, 2019). Le immagini vengono elaborate a livello intermedio, utilizzando tecniche di analisi multivariata per estrarre dati significativi.

L'imaging RGB è stato impiegato anche per la predizione dell'età del vino. In uno studio, le immagini digitali di vini botritizzati e varietali sono state utilizzate per creare istogrammi di colore e modelli di regressione per stimare l'età del vino. I risultati hanno mostrato che i modelli basati su immagini RGB erano in grado di prevedere l'età del vino con un errore di predizione (RMSEP) di 2,8 anni, dimostrando l'efficacia di questa tecnologia per l'analisi dell'invecchiamento del vino (Vyviurska *et al.*, 2023).

La tecnologia RGB è stata utilizzata anche per la previsione precoce della resa del raccolto nei vigneti. Un sistema di acquisizione RGB, montato su un veicolo agricolo, ha permesso di analizzare in tempo reale la densità della chioma e altre caratteristiche vegetative, fornendo stime accurate della resa del raccolto. Questo metodo ha raggiunto una precisione superiore al 90% nella previsione della resa (Aquino *et al.*, 2018). Le immagini vengono elaborate a

Un altro utilizzo significativo dell'imaging RGB è il monitoraggio del contenuto di antociani nelle uve rosse. Un dispositivo basato su smartphone è stato sviluppato per determinare il contenuto di antociani in vigna, fornendo una soluzione economica e affidabile per il monitoraggio della maturazione delle uve. Questo sistema ha dimostrato un'accuratezza elevata nella misurazione del contenuto di antociani, con una correlazione significativa rispetto ai metodi tradizionali di laboratorio (Menozzi *et al.*, 2023).

L'imaging RGB è stato impiegato per valutare preliminarmente la qualità delle partite di uva all'arrivo in cantina. Un sistema di analisi basato su immagini è stato sviluppato per classificare le uve in base alla loro qualità visiva, facilitando la gestione delle partite e migliorando la qualità del vino prodotto. Questo sistema ha mostrato un'accuratezza del 95% nella classificazione della qualità delle uve (Portalés and Ribes-Gómez, 2015).

Le immagini RGB vengono elaborate utilizzando software di analisi delle immagini e algoritmi di chemometria multivariata. Ad esempio, le immagini vengono trasformate in istogrammi di colore che rappresentano la distribuzione dei valori RGB. Questi dati vengono poi utilizzati per creare modelli di regressione e classificazione, come l'analisi delle componenti principali

(PCA) e la regressione parziale ai minimi quadrati (PLS). Le elaborazioni avvengono principalmente a livello intermedio, poiché richiedono l'analisi di caratteristiche visive complesse e la creazione di modelli predittivi.

5.3 Imaging Termico Nell'industria Vinicola

L'imaging termico è una tecnologia non invasiva che misura la radiazione infrarossa emessa da un oggetto per determinare la sua temperatura superficiale. Questo metodo è ampiamente utilizzato per monitorare lo stato di salute delle piante e gestire l'irrigazione.

Nell'industria vinicola, l'imaging termico è particolarmente utile per valutare lo stato idrico delle vigne. Infatti, aiuta i viticoltori a determinare dove e quando è necessaria l'irrigazione, migliorando così la gestione dell'acqua, il rendimento e la qualità dei frutti. Ad esempio, la termografia è stata applicata per determinare lo stato idrico delle viti sia manualmente sia tramite droni (UAV) e altre piattaforme aeree per la programmazione dell'irrigazione (Tardaguila *et al.*, 2021).

Uno studio ha utilizzato sensori multispettrali e termici integrati su un UAV per valutare la variabilità spaziale dello stato idrico in vigneti di Tempranillo. I risultati hanno mostrato che gli indici di vegetazione come l'indice di differenza normalizzata della vegetazione (NDVI) erano altamente correlati al potenziale idrico del fusto (Espinoza *et al.*, 2017).

In un altro studio, i dati ottenuti dai sensori termici sono stati combinati con parametri di caratteristici della vite per la previsione non distruttiva e rapida della qualità dell'uva. Tale approccio ha permesso di migliorare significativamente la precisione della previsione della qualità dell'uva, utilizzando parametri termici come indicatori dello stato idrico e del vigore delle piante (Lyu *et al.*, 2023).

Le immagini termiche acquisite vengono elaborate per estrarre informazioni chiave sulle condizioni delle piante. Ad esempio, un'analisi delle immagini termiche può rivelare variazioni spaziali e temporali dello stato idrico delle viti, fornendo dati essenziali per decisioni informate sulla gestione dell'irrigazione. In uno studio, le immagini termiche sono state utilizzate per mappare lo stato idrico delle viti e programmare l'irrigazione basata su soglie di potenziale idrico. Questo approccio ha dimostrato un'alta correlazione tra l'indice di stress idrico delle

colture (CWSI) e il potenziale idrico delle foglie, suggerendo che l'imaging termico può essere un indicatore efficace dello stress idrico a breve termine (Espinoza *et al.*, 2017).

L'utilizzo dell'imaging termico ha portato a significativi miglioramenti nella gestione dell'irrigazione nei vigneti. Ad esempio, l'acquisizione di dati termici ha permesso di differenziare trattamenti di irrigazione con livelli di stress idrico moderati e severi, fornendo un metodo rapido e rappresentativo della variabilità spaziale per registrare lo stato idrico delle viti (Espinoza *et al.*, 2017). Inoltre, l'imaging termico ha dimostrato il suo potenziale come strumento per stimare la conduttanza stomatica delle piante, che è cruciale per una gestione dell'irrigazione più efficiente e per migliorare le prestazioni complessive del vigneto.

In conclusione, è possibile notare come la tecnologia trovi spazio in contesti dove la temperatura rappresenta un parametro centrale della fase di processo, come accade nella vendemmia o poco prima e/o durante la fermentazione.

5.4 Multispectral Imaging

L'imaging multispettrale (MSI) è una tecnologia avanzata che cattura immagini a diverse lunghezze d'onda dello spettro elettromagnetico, permettendo di analizzare proprietà e caratteristiche non visibili ad occhio nudo. Questa tecnologia è particolarmente utile nell'industria vitivinicola per monitorare la salute delle viti, prevedere la resa del raccolto e rilevare malattie o stress nelle piante.

Uno degli utilizzi principali dell'MSI è il monitoraggio dello stress idrico nei vigneti. Ad esempio, uno studio ha utilizzato sensori multispettrali e termici integrati su un UAV (Unmanned Aerial Vehicle) per valutare la variabilità spaziale dello stato idrico in vigneti di Tempranillo. I risultati hanno mostrato che gli indici di vegetazione, come l'indice di differenza normalizzata della vegetazione (NDVI), erano altamente correlati alla conduttanza stomatica e al potenziale idrico del fusto, migliorando la gestione dell'irrigazione e la qualità del raccolto. L'affidabilità dei metodi utilizzati ha raggiunto livelli di correlazione superiori all'85% (Espinoza *et al.*, 2017).

La tecnologia MSI è stata anche impiegata per la previsione precoce della resa del raccolto. Un sistema di acquisizione di immagini multispettrali, montato su un veicolo agricolo, ha permesso di analizzare in tempo reale la densità della chioma e altre caratteristiche vegetative, fornendo stime accurate della resa del raccolto e migliorando l'efficienza della raccolta. I risultati hanno mostrato una precisione di stima superiore al 90% (Aquino *et al.*, 2018)

L'MSI è stato utilizzato anche per il monitoraggio della maturazione dell'uva in modo non distruttivo. Ad esempio, uno studio ha dimostrato che è possibile prevedere il contenuto di solidi solubili nell'uva e classificare i campioni di uva in base al loro grado di maturazione utilizzando immagini multispettrali. L'affidabilità della previsione del contenuto di solidi solubili ha raggiunto un livello di accuratezza del 92% (Benelli *et al.*, 2021)

Le immagini multispettrali vengono elaborate utilizzando tecniche avanzate di elaborazione delle immagini e algoritmi di apprendimento automatico.

I risultati ottenuti con l'MSI hanno dimostrato un'alta precisione nella rilevazione di stress idrico, malattie e nella previsione della resa del raccolto. La capacità di effettuare monitoraggi in tempo reale e su larga scala rende questa tecnologia uno strumento indispensabile per la viticoltura di precisione, migliorando significativamente la qualità del vino e la sostenibilità delle pratiche agricole. In particolare, studi hanno riportato un miglioramento del 20% nella gestione dell'irrigazione e un aumento del 15% nell'efficienza operativa grazie all'uso dell'MSI (Gutiérrez *et al.*, 2021)"

5.5 La Tecnologia A Raggi X

Tecnologia che proietta gli omonimi raggi verso un oggetto, il quale li assorberà e consentirà di delinearne la forma su un rilevatore CCD sul lato opposto. L'immagine risultante è una proiezione di un volume in un piano bidimensionale, con contrasto derivante dall'attenuazione differenziale dei raggi X. Per ottenere informazioni tridimensionali, la tomografia a raggi X unisce i risultati ottenuti proiettando i raggi da diverse angolazioni del campione. Tali angolazioni possono essere ottenute ruotando il campione su un suo asse o facendo ruotare la fonte dei raggi secondo pattern stabiliti (Oliveira *et al.*, 2015).

Tali tecnologie trovano impiego anche nell'industria vinicola, infatti, l'utilizzo della tomografia a raggi X per l'analisi dei difetti interni nei tappi di sughero è utilizzato nella fase di imbottigliamento. In particolare, la tomografia a raggi X è stata applicata per visualizzare e identificare difetti all'interno dei tappi di sughero, come gallerie di formiche, gallerie di larve di *C. undatus* riempite di materiale residuo, e aree di sughero umido. Questi difetti possono influenzare significativamente la performance dei tappi, in particolare in termini di ingresso di ossigeno nelle bottiglie (Lagorce-Tachon *et al.*, 2015). La tomografia è stata in grado di fornire una misura precisa della macro-porosità all'interno del tappo. Ad esempio, i tappi di classe 4 hanno mostrato una percentuale di volume difettoso superiore rispetto ai tappi di classe 0, con 7,5% contro 5,9% rispettivamente (Lagorce-Tachon *et al.*, 2015).

Con riferimento alla difettosità interna del tappo, la tomografia a raggi X è stata impiegata per valutare la l'ingresso di ossigeno nelle bottiglie chiuse con tappi di sughero difettosi. I risultati hanno mostrato che i tappi con gallerie di insetti presentano un tasso di ingresso di ossigeno significativamente più alto nei primi giorni dopo l'imbottigliamento, mentre i tappi con aree di sughero umido presentano un comportamento simile a quello dei tappi senza difetti, con tassi di ingresso di ossigeno più bassi e costanti nel tempo ((Oliveira *et al.*, 2015). Gli studi hanno rivelato che i difetti interni influenzano significativamente l'ingresso di ossigeno. I tappi con gallerie di insetti hanno presentato un tasso di ingresso di ossigeno più elevato nei primi giorni,

mentre i tappi con sughero umido hanno mostrato tassi più bassi e costanti nel tempo, simili ai tappi senza difetti (Oliveira *et al.*, 2015).

L'elaborazione delle immagini ottenute tramite tomografia a raggi X avviene in fasi:

i) le immagini radiografiche vengono acquisite ruotando o il campione o la fonte dei raggi; ii) le immagini vengono elaborate da software che combina tutte le angolazioni e fornisce una tomografia interna del tappo; iii) analisi dei risultati per identificare e quantificare i difetti interni. Questo processo può includere la segmentazione delle aree di interesse e la misurazione dei volumi dei difetti.

5.6 MRI

L'Imaging a Risonanza Magnetica (MRI) è una tecnologia che sfrutta il principio della risonanza magnetica nucleare per ottenere immagini dettagliate della struttura interna delle bevande. Si basa sulla misurazione dell'assorbimento di energia da parte dei nuclei atomici quando sono esposti a un campo magnetico. Le variazioni nel campo magnetico locale, causate dalle interazioni con le molecole circostanti, permettono di ottenere informazioni strutturali dettagliate.

Una delle principali applicazioni dell'MRI nell'industria vinicola riguarda l'autenticazione dei vini e la rilevazione delle adulterazioni. La spettroscopia di risonanza magnetica nucleare (NMR) viene impiegata per identificare adulterazioni nei vini. Ad esempio, la spettroscopia $^1\text{H-NMR}$ combinata con l'analisi chemometrica è stata utilizzata per differenziare i vini tedeschi in base alla varietà di uva, all'origine geografica e all'annata, con una correttezza di classificazione che varia dall'89% al 97% (Viskić *et al.*, 2021).

L'MRI è stato impiegato anche per autenticare l'origine geografica e varietale dei vini. Uno studio ha utilizzato la spettroscopia $^1\text{H-NMR}$ per distinguere tra vini rossi e bianchi cinesi, ottenendo tassi di classificazione corretta tra l'82% e il 94% (Viskić *et al.*, 2021). Questo dimostra l'efficacia della NMR nel fornire una firma chimica unica per i vini come strumento identificativo per confermare l'autenticità del prodotto.

Le immagini acquisite tramite MRI vengono elaborate utilizzando algoritmi di analisi dati. Questi analizzano le interazioni magnetiche nei campioni di vino, fornendo dettagli sulle loro componenti chimiche e strutturali. Ad esempio, nella spettroscopia $^1\text{H-NMR}$, i segnali ottenuti vengono analizzati per identificare composti specifici che fungono da marker per l'autenticazione e la rilevazione delle adulterazioni (Mac *et al.*, 2023).

L'utilizzo dell'MRI ha mostrato risultati promettenti nelle operazioni vitivinicole. La spettroscopia NMR ha dimostrato un'alta sensibilità e accuratezza nel rilevare adulterazioni nei

vini e nei succhi di frutta. Ad esempio, l'uso della spettroscopia $^1\text{H-NMR}$ combinata con PLSR ha permesso di rilevare contaminanti con un errore di previsione inferiore al 10% (Mac *et al.*, 2023). Inoltre, studi hanno dimostrato che la NMR può differenziare vini provenienti da diverse regioni geografiche con un tasso di correttezza del 96% (Sanmartin *et al.*, 2021).

5.7 E-Nose

Pur non rientrando in nessuna delle categorie di MVS utilizzate nella tassonomia, il cosiddetto e-nose compare in diversi articoli e la sua applicazione è spesso utilizzata in combinazione con altre tecniche categorizzabili nei gruppi finora adottati. Per tali ragioni viene incluso nella discussione.

Il naso elettronico o e-nose è una metodologia utilizzata per l'analisi dei composti volatili e aromatici nel vino. Essa sfrutta una serie di sensori a gas, spesso semiconduttori di ossidi metallici, accoppiati a unità di elaborazione dati e metodi di riconoscimento di pattern per identificare i profili aromatici. stato ampiamente applicato nell'industria alimentare e delle bevande per valutare la qualità, individuare contaminazioni e monitorare l'invecchiamento dei prodotti.

I nasi elettronici consistono in array di sensori progettati per rilevare specifici composti volatili. Questi dispositivi possono essere portatili, offrono risultati rapidi e non distruttivi, e possono essere utilizzati direttamente sul campo. Per esempio, uno studio ha dimostrato l'efficacia di un naso elettronico a basso costo combinato con modelli di apprendimento automatico per prevedere i livelli di fenoli volatili derivati dal fumo in vini Cabernet Sauvignon contaminati dal fumo (Summerson *et al.*, 2021).

Uno studio ha utilizzato un naso elettronico a basso costo per valutare i composti aromatici volatili e l'intensità dell'aroma di fumo in vini prodotti da uve esposte a vari livelli di fumo. I dati del naso elettronico sono stati utilizzati per sviluppare modelli di regressione con reti neurali artificiali, mostrando alta accuratezza nel prevedere i livelli di composti aromatici volatili e l'intensità dell'aroma di fumo, con un valore di R^2 superiore al 0,95, indicando un'elevata affidabilità del metodo (Summerson *et al.*, 2021).

Un altro studio ha impiegato un naso elettronico basato su sensori a microbilancia di quarzo per monitorare il profilo aromatico delle uve durante il processo di deidratazione. I risultati hanno

evidenziato una chiara separazione dei campioni di uva in base alla temperatura di deidratazione, con un'affidabilità del metodo superiore al 90%, confermando l'influenza della temperatura sul profilo aromatico delle uve disidratate (Sanmartin *et al.*, 2021).

In un altro studio, il naso elettronico è stato utilizzato per la rilevazione precoce della botrite nelle uve, una malattia che può influenzare negativamente la qualità del vino. Questo studio ha dimostrato che la tecnologia E-NOSE, combinata con la spettroscopia NIR, può identificare efficacemente i diversi stadi dell'infezione da *Botrytis cinerea*, facilitando il monitoraggio della qualità delle uve destinate alla produzione di vini di alta qualità. I modelli sviluppati hanno mostrato un'accuratezza dell'85% nella rilevazione della malattia (Modesti *et al.*, 2024).

Le immagini e i dati raccolti dai nasi elettronici vengono elaborati utilizzando tecniche di chemometria e analisi multivariata. Per esempio, l'analisi di componenti principali (PCA) è spesso utilizzata per costruire modelli che identificano e discriminano i campioni basati sulla loro composizione aromatica. In uno studio, i modelli PCA costruiti sui dati del naso elettronico hanno mostrato buone capacità di discriminazione delle diverse fasi di fermentazione, con valori di R^2 variabili tra 0.80 e 0.97 per diversi composti aromatici, indicando un'elevata precisione nella previsione delle concentrazioni di tali composti (Littarru *et al.*, 2024).

In conclusione, la tecnologia E-NOSE rappresenta uno strumento complementare potente e versatile per l'analisi e il monitoraggio della qualità del vino e crea una cooperazione sinergica con le tecnologie MVS.

5.8 Livello Di Processamento

Il processamento delle immagini rappresenta la seconda fase operativa del funzionamento dei meccanismi di machine vision. Le immagini possono essere processate su tre livelli e questi hanno ottenuto rispettivamente una frequenza percentuale pari a:

- alto: 67%

- intermedio: 19,6%
- basso 13,4%.

La categorizzazione dei metodi non è sempre netta. Come accaduto per le tecnologie di acquisizione dell'immagine, tecniche caratterizzate da più livelli di elaborazione sono state riportate e la frequenza di accadimento segnata per tutti i livelli coinvolti. Pertanto, verranno elencate le metodologie di elaborazione di immagini più frequenti con relativi casi d'uso.

5.8.1 Digital Image Analysis

L'analisi digitale delle immagini (Digital Image Analysis) è una tecnologia innovativa che consente di trasformare informazioni visive, come colore, forma e pattern, in parametri numerici. Questo processo risulta essere particolarmente utile nel settore agroalimentare, in quanto le proprietà visive rappresentano uno dei principali fattori di qualità. L'analisi digitale delle immagini può essere applicata a diverse fasi della produzione vitivinicola, fornendo strumenti preziosi per il miglioramento della qualità e l'efficienza produttiva.

Un esempio dell'utilizzo di questa tecnologia è rappresentato dallo studio condotto sull'uso delle immagini digitali per valutare i profili sensoriali e texture degli acini d'uva. In questo contesto, è stato impiegato il sistema DigiEye® per classificare i semi d'uva secondo i diversi stadi di maturazione. L'analisi ha mostrato una correlazione significativa tra gli attributi sensoriali (come colore, durezza e amarezza) e lo stadio di maturazione chimica, dimostrando l'utilità dell'analisi digitale per determinare il momento ottimale per la raccolta e migliorare la qualità del vino prodotto. L'accuratezza della classificazione è stata superiore all'85% (Cejudo-Bastante *et al.*, 2021).

Un'altra applicazione significativa riguarda la stima della resa dei vigneti tramite l'analisi delle immagini ad alta risoluzione. Ad esempio, l'uso di tecniche di visione artificiale per contare il numero di bacche per grappolo e stimare il peso dei grappoli ha dimostrato di essere un metodo

efficace per prevedere la resa delle vigne prima della vendemmia. Questo metodo ha raggiunto un'accuratezza del 92% nel conteggio delle bacche e del 90% nella stima del peso dei grappoli (Dunn and Martin, 2004). Questo approccio è stato ulteriormente sviluppato con applicazioni mobili come vitisBerry® e 3DBunch®, che consentono di valutare il numero di bacche per grappolo direttamente sul campo, migliorando l'efficienza operativa (Tardaguila *et al.*, 2021).

Inoltre, l'analisi digitale delle immagini è stata utilizzata per il controllo della qualità dei tappi di sughero mediante la tomografia a raggi X, un'altra tecnologia avanzata. Questo metodo ha permesso di identificare difetti nei tappi di sughero che possono influenzare negativamente la qualità del vino, migliorando così il controllo qualità nel processo di imbottigliamento. L'accuratezza nella rilevazione dei difetti interni è stata del 95%, riducendo significativamente i problemi di contaminazione del vino (Lagorce-Tachon *et al.*, 2015).

Un altro studio ha utilizzato l'analisi delle immagini per classificare i tappi di sughero in base alla porosità superficiale. Utilizzando modelli di machine learning, è stato possibile ottenere un'accuratezza elevata nella classificazione dei tappi, migliorando il processo di selezione e garantendo una maggiore qualità del vino. La precisione del modello ha raggiunto il 95%, indicando un'alta affidabilità (Oliveira, Knapic and Pereira, 2015).

Un altro sistema per la valutazione qualitativa dei tappi utilizza algoritmi di segmentazione dell'immagine e tracciamento dei contorni per rilevare difetti come crepe, deformazioni e contaminazioni. Il sistema ha raggiunto un'accuratezza complessiva del 97%, dimostrando la sua efficacia e affidabilità (Yang, Yu and Chen, 2023).

Per analizzare la qualità della deposizione degli spray su foglie e grappoli d'uva, le immagini vengono binarizzate e analizzate per quantificare la distribuzione dei pigmenti, fornendo dati precisi sulla copertura e l'efficacia dello spray. Questo metodo ha migliorato l'efficacia della deposizione degli spray del 20% rispetto ai metodi tradizionali (Brink, Calitz and Fourie, 2016)

L'imaging digitale è stato applicato per stimare la maturità dei chicchi d'uva utilizzati nella produzione di vini di Bordeaux. Combinando l'analisi chimica con quella delle immagini, i

ricercatori sono riusciti a determinare la maturità dei semi con un'accuratezza dell'85%, migliorando il controllo della qualità durante la vendemmia (Rabot *et al.*, 2017) .

Un altro studio ha sviluppato un metodo robotico e di visione artificiale per valutare la qualità delle bollicine nei vini spumanti. Questo sistema ha permesso di analizzare la formazione e la stabilità della schiuma, ottenendo una precisione del 92% nel rilevamento delle caratteristiche delle bollicine, essenziale per la qualità sensoriale del prodotto (Condé, Fuentes, *et al.*, 2017) .

L'analisi delle immagini digitali è stata utilizzata anche per l'autenticazione del vino, valutando parametri come la composizione chimica e l'origine geografica. Uno studio ha applicato la fingerprinting HPTLC combinata con l'analisi delle immagini per valutare l'attività antiossidante di ventisette vini rossi rumeni, ottenendo una precisione del 94% nell'autenticazione dei (Hosu, Danciu and Cimpoi, 2015).

La categoria Digital Imaging ha registrato un buon numero di applicazioni grazie alla propria versatilità e rappresenta uno strumento valido per il miglioramento del controllo qualità nell'industria del vino.

5.8.2 Deep Learning-Based Techniques (Cnns, FCN, ANN)

Le tecnologie di Deep Learning e Machine Learning stanno rivoluzionando il settore della viticoltura, offrendo strumenti avanzati per il monitoraggio e la gestione delle colture. Queste tecnologie, basate su algoritmi complessi e reti neurali, consentono l'analisi automatizzata delle immagini per diverse applicazioni, migliorando l'efficienza e la precisione rispetto ai metodi tradizionali.

Il Deep Learning, una sottocategoria del Machine Learning, utilizza reti neurali profonde per l'elaborazione e l'analisi delle immagini. I modelli come Convolutional Neural Networks (CNN) vengono ampiamente utilizzati per problemi di visione artificiale, inclusi la classificazione, il rilevamento e la segmentazione degli oggetti nelle immagini. Le CNN sono

particolarmente efficaci nell'estrazione e classificazione delle caratteristiche dalle immagini, superando le limitazioni dei metodi tradizionali che richiedono un'estrazione manuale delle caratteristiche.

I modelli YOLO (You Only Look Once) sono stati utilizzati per il rilevamento in tempo reale dei grappoli di uva in vari stadi fenologici. Ad esempio, il modello YOLOv5 ha raggiunto un mAP (mean Average Precision) del 72% e un F1-score del 92% nella classificazione dei grappoli come sani o danneggiati (Pinheiro *et al.*, 2023).

Il modello Mask R-CNN è stato utilizzato per la segmentazione e il conteggio dei grappoli, ottenendo una precisione media del 92.78% su dataset specifici come GrapeCS-ML (Pinheiro *et al.*, 2023).

Utilizzando una rete SegNet con un encoder VGG19, è stato possibile segmentare infiorescenze e rilevare fiori individuali con un F1-score di 0.93 e 0.73 rispettivamente. La stima della produzione basata sul numero di fiori rilevati ha mostrato un R^2 di 0.91, dimostrando l'alta accuratezza del metodo (Palacios *et al.*, 2020). La segmentazione delle infiorescenze utilizza tecniche di livello intermedio, mentre la classificazione della qualità delle uve e la stima della produzione basata su fiori rilevati utilizzano tecniche di alto livello (Palacios *et al.*, 2020).

Gli algoritmi SVM sono stati utilizzati per la rilevazione della botrite nelle uve, combinando immagini hyperspectral con tecniche di apprendimento automatico. Lo studio ha riportato un'accuratezza del 94% nella classificazione delle uve infette (Zhang *et al.*, 2024).

L'algoritmo KNN è stato utilizzato per il rilevamento delle malattie delle viti, mostrando un'accuratezza dell'89% nella classificazione delle piante infette (MacDonald *et al.*, 2016).

Utilizzando modelli PLS, è stato possibile prevedere il contenuto di Brix e tannini nelle uve con un coefficiente di determinazione (R^2) superiore a 0.90, dimostrando un'alta accuratezza delle previsioni (Swe, Takai and Noguchi, 2023).

5.8.3 PLS Regression

La regressione PLS (Partial Least Squares) è ampiamente utilizzata per sviluppare modelli predittivi nel campo dell'enologia, consentendo di analizzare rapidamente parametri qualitativi e quantitativi delle uve e dei vini. Questa tecnica ha trovato applicazione in diversi studi, evidenziando la propria efficacia e precisione.

Uno studio ha esplorato l'uso di un sistema portatile di spettroscopia VIS-NIR per monitorare il processo di appassimento delle uve. In questo contesto, la regressione PLS è stata utilizzata per sviluppare modelli predittivi per il contenuto di solidi solubili totali (SSC) e la consistenza delle bacche d'uva. I modelli sviluppati hanno mostrato capacità predittive incoraggianti, con coefficienti di determinazione (R^2) di 0,62 per gli SSC e 0,56 per la consistenza, e valori di RPD rispettivamente di 1,87 e 1,79, dimostrando l'applicabilità della spettroscopia VIS-NIR come tecnica rapida e non distruttiva per l'analisi della qualità dell'uva durante l'appassimento (Beghi *et al.*, 2015).

In un altro studio, la spettroscopia NIR è stata utilizzata per stimare il contenuto di solidi solubili totali (TSS) nelle bacche d'uva utilizzando uno spettrometro portatile direttamente sul campo. La regressione PLS ha permesso di sviluppare modelli predittivi che hanno mostrato errori di previsione (RMSEP) di 1,68 °Brix, vicini a quelli ottenuti in laboratorio (RMSEP = 1,42 °Brix), dimostrando l'idoneità della spettroscopia NIR per le misurazioni in campo delle TSS direttamente sul vigneto (Urraca *et al.*, 2016).

Un ulteriore caso di studio ha investigato l'uso di immagini iperspettrali per monitorare la maturità delle uve in campo. La regressione PLS è stata applicata per correlare le immagini spettrali con i parametri di maturità delle uve, ottenendo modelli con elevata accuratezza predittiva, dimostrando l'efficacia delle immagini iperspettrali combinate con l'analisi chemometrica per la gestione della maturità delle uve direttamente in campo (Benelli *et al.*, 2022).

Infine, uno studio sulla valutazione delle proprietà qualitative del vino di riso cinese ha utilizzato la spettroscopia Raman accoppiata con la regressione PLS per analizzare vari composti chimici presenti nel vino. I modelli predittivi sviluppati hanno mostrato un'elevata precisione, confermando l'efficacia della combinazione di spettroscopia Raman e PLS per l'analisi qualitativa dei vini (Wu *et al.*, 2016).

Questi studi evidenziano come la regressione PLS, combinata con tecniche spettroscopiche avanzate, rappresenti uno strumento potente e versatile per l'analisi non distruttiva e in tempo reale delle caratteristiche qualitative delle uve e dei vini, migliorando significativamente la gestione e il controllo della qualità nel settore enologico in modo economicamente vantaggioso.

5.8.4 PCA

L'analisi delle tecnologie di Principal Component Analysis (PCA) in combinazione con la spettroscopia nell'ambito della valutazione della qualità degli alimenti e delle bevande ha dimostrato notevoli applicazioni. In primo luogo, la PCA è stata utilizzata per discriminare le diverse fasi di appassimento delle uve. (Beghi *et al.*, 2015). L'analisi ha rivelato una chiara distribuzione dei campioni lungo le prime due componenti principali, spiegando il 96% della varianza totale, confermando l'efficacia della tecnica per monitorare l'evoluzione della qualità delle uve durante l'appassimento.

Nel campo dell'analisi dei vini, la PCA è stata impiegata per valutare la compattezza dei grappoli d'uva. Questo metodo ha permesso una classificazione automatizzata e oggettiva, riducendo la necessità di misurazioni manuali complesse e migliorando l'efficienza del processo di valutazione della qualità dei grappoli (Feng, Yuan and Ye, 2019).

Infine, in un'ulteriore ricerca, l'analisi PCA è stata utilizzata per elaborare i dati spettrali raccolti da uno spettrometro portatile NIR. Ciò ha permesso di analizzare e predire con

accuratezza i solidi solubili totali nelle bacche di uva, confermando l'efficacia del metodo per applicazioni sul campo e in condizioni reali di coltivazione(Urraca *et al.*, 2016).

5.8.5 Computer Vision

L'utilizzo delle tecnologie di Computer Vision nella valutazione della qualità dei prodotti alimentari e delle bevande ha mostrato significativi sviluppi, in particolare nel settore enologico. Un esempio rilevante è rappresentato dall'implementazione di un metodo robotizzato per valutare la qualità della schiuma nei vini spumanti. Il sistema, denominato FIZZeyeRobot, combina un versatore robotico con la cattura video per standardizzare l'acquisizione delle immagini, seguita da un'elaborazione automatizzata delle immagini utilizzando algoritmi personalizzati. Questo metodo è stato dimostrato efficace nel fornire risultati ripetibili e accurati, presentati in forma numerica e grafica, migliorando così la robustezza e l'affidabilità della valutazione della qualità della schiuma dei vini spumanti. La metodologia ha mostrato correlazioni significative tra i punteggi di qualità e la stabilità della schiuma, con parametri come l'espansione della schiuma e la percentuale di vino nella schiuma che influenzano la qualità percepita del vino. I risultati hanno mostrato un'accuratezza di classificazione superiore al 95% (Condé, Fuentes, *et al.*, 2017) .

Nel contesto delle bevande carbonatate, diverse tecniche di Computer Vision sono state applicate per analizzare le caratteristiche delle bolle e della schiuma. Ad esempio, la tecnica FIZZeyeRobot è in grado di misurare parametri come l'altezza e la velocità della schiuma, la velocità di drenaggio e la distribuzione delle bolle. Queste misurazioni aiutano a comprendere meglio i fattori che influenzano la qualità della schiuma e possono guidare ulteriori ricerche per migliorare le pratiche di produzione. Le tecniche utilizzate hanno mostrato una ripetibilità superiore al 90% e una correlazione significativa con le misure sensoriali dei consumatori (Viejo *et al.*, 2019) .

Un altro campo di applicazione della Computer Vision è la valutazione del contenuto di proteine solubili e aminoacidi che influenzano la qualità della schiuma nei vini spumanti. Studi hanno dimostrato che la presenza di queste proteine è correlata alla formazione e stabilità delle bolle, fornendo una base per migliorare la qualità del prodotto attraverso il controllo della composizione chimica. I risultati hanno evidenziato una correlazione significativa tra il contenuto proteico e la qualità della schiuma, con un'accuratezza predittiva del 92% (Condé, Bouchard, *et al.*, 2017) .

Inoltre, la revisione delle tecnologie emergenti nel controllo della qualità delle bevande carbonate sottolinea l'importanza dell'integrazione di modelli di apprendimento automatico e biometria non invasiva per prevedere gli attributi sensoriali. Questi avanzamenti offrono tecniche più affidabili, economiche e meno dispendiose in termini di tempo per valutare la percezione e l'accettabilità dei consumatori, migliorando così il processo di sviluppo dei prodotti. L'accuratezza predittiva dei modelli di apprendimento automatico ha superato l'85% in vari test (Viejo *et al.*, 2019) .

Infine, l'applicazione delle tecnologie di Computer Vision in viticoltura ha mostrato risultati promettenti nella rilevazione e quantificazione automatizzata dei fiori di vite, utilizzando piattaforme di imaging mobile sul campo. Questo approccio aiuta a monitorare la fenologia della vite e a ottimizzare la gestione del vigneto. L'accuratezza della rilevazione e quantificazione automatizzata dei fiori di vite è stata superiore al 90%, dimostrando l'efficacia di questa tecnologia nel campo della viticoltura(Palacios *et al.*, 2020).

6. CONCLUSIONI

La revisione sistematica della letteratura condotta riguardo le applicazioni delle tecnologie di Machine Vision Systems (MVS) nel settore vinicolo ha permesso di evidenziare diverse aree di utilizzo e benefici derivanti dall'adozione di tali tecniche. I MVS si sono rivelati strumenti efficaci per migliorare la qualità del prodotto, ridurre i costi operativi e aumentare l'efficienza dei processi produttivi.

La necessità di questa review è emersa dal bisogno di comprendere in maniera più approfondita le fasi del processo vinicolo nelle quali le tecnologie MVS trovano applicazione più frequenti. Accanto a quest'ultimo, l'obiettivo complementare era di creare una tassonomia delle categorie di MVS maggiormente utilizzate nell'industria del vino, verificando le specifiche fasi di applicazione e identificando eventuali schemi di utilizzo ricorrenti.

I risultati hanno confermato l'impiego di MVS durante il processo di produzione del vino, con particolare riferimento ai sottoprocessi di vendemmia, fermentazione e imbottigliamento. L'efficacia di queste tecnologie è stata valutata riportando, laddove presenti, i valori di precisione e affidabilità relativi al contesto, nonché nella capacità di migliorare l'efficienza operativa complessiva. La revisione ha infine sottolineato l'importanza dell'elaborazione, segmentazione delle immagini e del riconoscimento delle forme per il monitoraggio e la gestione delle coltivazioni vinicole, oltre alla loro utilità nel controllo qualità del prodotto finale.

Un probabile sviluppo futuro sarà ampliare ulteriormente la ricerca per includere nuove tecnologie emergenti nel campo dei Machine Vision Systems, ricercando soluzioni per includere la visione artificiale in tutte le fasi produttive nelle quali, allo stato attuale, l'implementazione risulta critica. Inoltre, l'integrazione di queste tecnologie con altre innovazioni digitali, come l'Internet delle Cose (IoT) e l'intelligenza artificiale (IA), potrebbe rappresentare la spinta necessaria per ampliare l'influenza dei MVS a un numero ancora maggiore di processi produttivi

7. BIBLIOGRAFIA

Agati, G. *et al.* (2018) ‘Management Zone Delineation for Winegrape Selective Harvesting Based on Fluorescence-Sensor Mapping of Grape Skin Anthocyanins’, *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 66(23), pp. 5778–5789. Available at: <https://doi.org/10.1021/acs.jafc.8b01326>.

Aquino, A. *et al.* (2018) ‘Automated early yield prediction in vineyards from on-the-go image acquisition’, *Computers and Electronics in Agriculture*, 144, pp. 26–36. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.11.026>.

Baca-Bocanegra, B. *et al.* (2018) ‘Influence of oak wood chips–grape mix maceration on the extraction of anthocyanins from low-extractable anthocyanin content red grapes’, *European Food Research and Technology*, 244(4), pp. 729–734. Available at: <https://doi.org/10.1007/s00217-017-2999-7>.

Baca-Bocanegra, B. *et al.* (2020) ‘Valorization of American barrel-shoot wastes: Effect of post fermentative addition and readdition on phenolic composition and chromatic quality of Syrah red wines’, *Molecules*, 25(4). Available at: <https://doi.org/10.3390/molecules25040774>.

Baca-Bocanegra, B. *et al.* (2022) ‘Feasibility study on the use of ATR-FTIR spectroscopy as a tool for the estimation of wine polysaccharides’, *Carbohydrate Polymers*, 287. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.carbpol.2022.119365>.

Beghi, R. *et al.* (2015) ‘Rapid monitoring of grape withering using visible near-infrared spectroscopy’, *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 95(15), pp. 3144–3149. Available at: <https://doi.org/10.1002/jsfa.7053>.

Benelli, A. *et al.* (2021) ‘In-field and non-destructive monitoring of grapes maturity by hyperspectral imaging’, *Biosystems Engineering*, 207, pp. 59–67. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2021.04.006>.

Benelli, A. *et al.* (2022) ‘Reprint of: In-field and non-destructive monitoring of grapes maturity by hyperspectral imaging’, *Biosystems Engineering*, 223, pp. 200–208. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2022.10.003>.

Bianchi, A. *et al.* (2024) ‘Primary and secondary shelf-life of bread as a function of formulation and MAP conditions: Focus on physical-chemical and sensory markers’, *Food Packaging and Shelf Life*, 41. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.fpsl.2024.101241>.

Blanco, M. and Villarroya, I. (no date) *NIR spectroscopy: a rapid-response analytical tool*.

Brink, J.C., Calitz, F.J. and Fourie, P.H. (2016) ‘Spray deposition and control of Botrytis cinerea on grape leaves and bunches: Part 2 (wine grapes)’, *South African Journal of Enology and Viticulture*, 37(2), pp. 157–168. Available at: <https://doi.org/10.21548/37-2-1061>.

Cancela, J.J. *et al.* (2017) ‘Discrimination of irrigation water management effects in pergola trellis system vineyards using a vegetation and soil index’, *Agricultural Water Management*, 183, pp. 70–77. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.11.003>.

Carmona, L. *et al.* (2016) ‘Comparative proteome analysis of *Brettanomyces bruxellensis* under hydroxycinnamic acid growth’, *Electronic Journal of Biotechnology*, 23, pp. 37–43. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ejbt.2016.07.005>.

Carstens, C. *et al.* (2014) ‘Evaluation of the efficiency of enological procedures on lysozyme depletion in wine by an indirect ELISA method’, *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 62(26), pp. 6247–6253. Available at: <https://doi.org/10.1021/jf405319j>.

Cejudo-Bastante, M.J. *et al.* (2021) ‘Assessment of sensory and texture profiles of grape seeds at real maturity stages using image analysis’, *Foods*, 10(5). Available at: <https://doi.org/10.3390/foods10051098>.

Condé, B.C., Fuentes, S., *et al.* (2017) ‘Development of a robotic and computer vision method to assess foam quality in sparkling wines’, *Food Control*, 71, pp. 383–392. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2016.07.020>.

Condé, B.C., Bouchard, E., *et al.* (2017) ‘Soluble Protein and Amino Acid Content Affects the Foam Quality of Sparkling Wine’, *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 65(41), pp. 9110–9119. Available at: <https://doi.org/10.1021/acs.jafc.7b02675>.

‘Corzani_Valentina_tesi’ (2018).

Croce, R. *et al.* (2020) ‘Prediction of quality parameters in straw wine by means of FT-IR spectroscopy combined with multivariate data processing’, *Food Chemistry*, 305. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2019.125512>.

Crumpton, M. *et al.* (2018) ‘The effect of sucrose addition at dosage stage on the foam attributes of a bottle-fermented English sparkling wine’, *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 98(3), pp. 1171–1178. Available at: <https://doi.org/10.1002/jsfa.8570>.

Cubero, S. *et al.* (2014) ‘A new method for pedicel/peduncle detection and size assessment of grapevine berries and other fruits by image analysis’, *Biosystems Engineering*, 117(C), pp. 62–72. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2013.06.007>.

Dunn, G.M. and Martin, S.R. (2004) ‘Yield prediction from digital image analysis: A technique with potential for vineyard assessments prior to harvest’, *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 10(3), pp. 196–198. Available at: <https://doi.org/10.1111/j.1755-0238.2004.tb00022.x>.

ElMasry, G. *et al.* (2020) ‘Emerging thermal imaging techniques for seed quality evaluation: Principles and applications’, *Food Research International*. Elsevier Ltd. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2020.109025>.

ElMasry, G. and Sun, D.W. (2010) ‘Principles of Hyperspectral Imaging Technology’, in *Hyperspectral Imaging for Food Quality Analysis and Control*. Elsevier, pp. 3–43. Available at: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374753-2.10001-2>.

Espinoza, C.Z. *et al.* (2017) ‘High resolution multispectral and thermal remote sensing-based water stress assessment in subsurface irrigated grapevines’, *Remote Sensing*, 9(9). Available at: <https://doi.org/10.3390/rs9090961>.

Feng, S. kun, Yuan, L. ming and Ye, H. (2019) ‘Grading bunch tightness for grape by multiperspective imaging approach coupled with multivariate classification methods’, *Journal of Food Process Engineering*, 42(4). Available at: <https://doi.org/10.1111/jfpe.13052>.

Fernández-Navales, J. *et al.* (2019) ‘On-The-Go VIS + SW - NIR Spectroscopy as a Reliable Monitoring Tool for Grape Composition within the Vineyard’, *Molecules (Basel, Switzerland)*, 24(15). Available at: <https://doi.org/10.3390/molecules24152795>.

Food: market data analysis & forecast (2023). Available at: <https://www.statista.com/outlook/>.

~1 *Food processing* (no date).

Fuentes, S. *et al.* (2020) ‘A digital approach to evaluate the effect of berry cell death on pinot noir wines’ quality traits and sensory profiles using non-destructive near-infrared spectroscopy’, *Beverages*, 6(2), pp. 1–13. Available at: <https://doi.org/10.3390/beverages6020039>.

García-Fernández, M. *et al.* (2021) ‘Vineyard pruning weight prediction using 3D point clouds generated from UAV imagery and structure from motion photogrammetry’, *Agronomy*, 11(12). Available at: <https://doi.org/10.3390/agronomy11122489>.

Geffroy, O. *et al.* (2022) ‘The SIFT-MS fingerprint of *Vitis vinifera* L. cv. Syrah berries is stable over the second part of maturation under warm conditions of climate’, *Oeno One*, 56(4), pp. 139–146. Available at: <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2022.56.4.7066>.

González-Álvarez, M. *et al.* (2014) ‘Sensory description of sweet wines obtained by the winemaking procedures of raisining, botrytisation and fortification’, *Food Chemistry*, 145, pp. 1021–1030. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2013.09.028>.

González-Fernández, A.B. *et al.* (2015) ‘Using field spectrometry and a plant probe accessory to determine leaf water content in commercial vineyards’, *Agricultural Water Management*, 156, pp. 43–50. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2015.03.024>.

Gutiérrez, S. *et al.* (2021) ‘Assessing and mapping vineyard water status using a ground mobile thermal imaging platform’, *Irrigation Science*, 39(4), pp. 457–468. Available at: <https://doi.org/10.1007/s00271-021-00735-1>.

Henning Vuo (no date) ‘Wine: market data & analysis’. Available at: <https://www.statista.com/outlook/>.

Herrero-Latorre, C. *et al.* (2019) ‘Detection and quantification of adulterations in aged wine using RGB digital images combined with multivariate chemometric techniques’, *Food Chemistry: X*, 3. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.fochx.2019.100046>.

Hosu, A., Danciu, V. and Cimpoiu, C. (2015) ‘Validated HPTLC fingerprinting and antioxidant activity evaluation of twenty-seven Romanian red wines’, *Journal of Food Composition and Analysis*, 41, pp. 174–180. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jfca.2015.02.004>.

Ivorra, E. *et al.* (2015) ‘Assessment of grape cluster yield components based on 3D descriptors using stereo vision’, *Food Control*, 50, pp. 273–282. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2014.09.004>.

Jiang, L. *et al.* (2023) ‘Rapid In-Field Volatile Sampling for Detection of Botrytis cinerea Infection in Wine Grapes’, *Molecules*, 28(13). Available at: <https://doi.org/10.3390/molecules28135227>.

Kasimati, A. *et al.* (2021) ‘Investigating a Selection of Methods for the Prediction of Total Soluble Solids Among Wine Grape Quality Characteristics Using Normalized Difference Vegetation Index Data From Proximal and Remote Sensing’, *Frontiers in Plant Science*, 12. Available at: <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.683078>.

Konfo, T.R.C. *et al.* (2023) ‘Recent advances in the use of digital technologies in agri-food processing: A short review’, *Applied Food Research*. Elsevier B.V. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.afres.2023.100329>.

Lagorce-Tachon, A. *et al.* (2015) ‘The cork viewed from the inside’, *Journal of Food Engineering*, 149, pp. 214–221. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2014.10.023>.

Littarru, E. *et al.* (2024) ‘Optimizing the winemaking process: NIR spectroscopy and e-nose analysis for the online monitoring of fermentation’, *Journal of the Science of Food and Agriculture* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.1002/jsfa.13336>.

Lopo, M. *et al.* (2018) ‘Near infrared spectroscopy as a tool for intensive mapping of vineyards soil’, *Precision Agriculture*, 19(3), pp. 445–462. Available at: <https://doi.org/10.1007/s11119-017-9529-2>.

Lyu, H., Grafton, M., Ramilan, T., Irwin, M. and Sandoval, E. (2023) ‘Assessing the Leaf Blade Nutrient Status of Pinot Noir Using Hyperspectral Reflectance and Machine Learning Models’, *Remote Sensing*, 15(6). Available at: <https://doi.org/10.3390/rs15061497>.

Lyu, H., Grafton, M., Ramilan, T., Irwin, M., Wei, H.E., *et al.* (2023) ‘Using Remote and Proximal Sensing Data and Vine Vigor Parameters for Non-Destructive and Rapid Prediction of Grape Quality’, *Remote Sensing*, 15(22). Available at: <https://doi.org/10.3390/rs15225412>.

Mac, H.X. *et al.* (2023) ‘Current Techniques for Fruit Juice and Wine Adulterant Detection and Authentication’, *Beverages*. Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). Available at: <https://doi.org/10.3390/beverages9040084>.

MacDonald, S.L. *et al.* (2016) ‘Remote hyperspectral imaging of grapevine leafroll-associated virus 3 in cabernet sauvignon vineyards’, *Computers and Electronics in Agriculture*, 130, pp. 109–117. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.10.003>.

Majeed, Y. *et al.* (2021) ‘Development and performance evaluation of a machine vision system and an integrated prototype for automated green shoot thinning in vineyards’, *Journal of Field Robotics*, 38(6), pp. 898–916. Available at: <https://doi.org/10.1002/rob.22013>.

Marín-San Román, Sandra *et al.* (2023) ‘Application of near-infrared spectroscopy for the estimation of volatile compounds in Tempranillo Blanco grape berries during ripening’, *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 103(13), pp. 6317–6329. Available at: <https://doi.org/10.1002/jsfa.12706>.

Marín-San Román, S. *et al.* (2023) ‘Application of near-infrared spectroscopy for the estimation of volatile compounds in Tempranillo Blanco grape berries during ripening’, *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 103(13), pp. 6317–6329. Available at: <https://doi.org/10.1002/jsfa.12706>.

Mendes, E. and Duarte, N. (2021) ‘Mid-infrared spectroscopy as a valuable tool to tackle food analysis: A literature review on coffee, dairies, honey, olive oil and wine’, *Foods*, 10(2), pp. 1–32. Available at: <https://doi.org/10.3390/foods10020477>.

Menzio, C. *et al.* (2023) ‘Design and application of a smartphone-based device for in vineyard determination of anthocyanins content in red grapes’, *MICROCHEMICAL JOURNAL*, 191. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.microc.2023.108811>.

Mermiga, E. *et al.* (2023) ‘An Aptamer-Based Lateral Flow Biosensor for Low-Cost, Rapid and Instrument-Free Detection of Ochratoxin A in Food Samples’, *Molecules*, 28(24). Available at: <https://doi.org/10.3390/molecules28248135>.

Modesti, M. *et al.* (2024) ‘Destructive and non-destructive early detection of postharvest noble rot (*Botrytis cinerea*) in wine grapes aimed at producing high-quality wines’, *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 104(4), pp. 2314–2325. Available at: <https://doi.org/10.1002/jsfa.13120>.

Mohimont, L. *et al.* (no date) *AI-Based Quality Control System at the Pressing Stages of the Champagne Production*.

Murru, C. *et al.* (2019) ‘Artificial Neural Network and Attenuated Total Reflectance-Fourier Transform Infrared Spectroscopy to identify the chemical variables related to ripeness and variety classification of grapes for Protected. Designation of Origin wine production’, *Computers and Electronics in Agriculture*, 164. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104922>.

Oberti, R. *et al.* (2014) ‘Automatic detection of powdery mildew on grapevine leaves by image analysis: Optimal view-angle range to increase the sensitivity’, *Computers and Electronics in Agriculture*, 104, pp. 1–8. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.03.001>.

Oliveira, V. *et al.* (2015) ‘Influence of cork defects in the oxygen ingress through wine stoppers: Insights with X-ray tomography’, *Journal of Food Engineering*, 165, pp. 66–73. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2015.05.019>.

Oliveira, V., Knapic, S. and Pereira, H. (2015) ‘Classification modeling based on surface porosity for the grading of natural cork stoppers for quality wines’, *Food and Bioprocess Technology*, 93, pp. 69–76. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.fbp.2013.11.004>.

Page, M.J. *et al.* (2021) ‘PRISMA 2020 explanation and elaboration: Updated guidance and exemplars for reporting systematic reviews’, *The BMJ*. BMJ Publishing Group. Available at: <https://doi.org/10.1136/bmj.n160>.

Palacios, F. *et al.* (2020) ‘Automated grapevine flower detection and quantification method based on computer vision and deep learning from on-the-go imaging using a mobile sensing platform under field conditions’, *Computers and Electronics in Agriculture*, 178. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105796>.

Pérez-Bernal, J.L. *et al.* (2017) ‘The smartphone as an economical and reliable tool for monitoring the browning process in sparkling wine’, *Computers and Electronics in Agriculture*, 141, pp. 248–254. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.07.029>.

Pinheiro, I. *et al.* (2023) ‘Deep Learning YOLO-Based Solution for Grape Bunch Detection and Assessment of Biophysical Lesions’, *Agronomy*, 13(4). Available at: <https://doi.org/10.3390/agronomy13041120>.

Pismenskaya, N. *et al.* (2021) ‘A review on ion-exchange membranes fouling during electrodialysis process in food industry, part 2: Influence on transport properties and electrochemical characteristics, cleaning and its consequences’, *Membranes*, 11(11). Available at: <https://doi.org/10.3390/membranes11110811>.

Poni, S. *et al.* (2018) ‘Grapevine quality: A multiple choice issue’, *Scientia Horticulturae*. Elsevier B.V., pp. 445–462. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2017.12.035>.

Portalés, C. and Ribes-Gómez, E. (2015) ‘An image-based system to preliminary assess the quality of grape harvest batches on arrival at the winery’, *Computers in Industry*, 68, pp. 105–115. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2014.12.010>.

Prat-García, S. *et al.* (2020) ‘Customized oxygenation barrels as a new strategy for controlled wine aging’, *Food Research International*, 131. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2020.108982>.

Previti, A. *et al.* (2022) ‘The “Hygiene Package”: Analysis of Fraud Rates in Italy in the Period before and after Its Entry into Force’, *Foods*, 11(9). Available at: <https://doi.org/10.3390/foods11091244>.

Rabot, A. *et al.* (2017) ‘A combined approach using chemical and image analysis to estimate seed maturity for Bordeaux area grapevine’, *OENO ONE*, 51(1), pp. 29–35. Available at: <https://doi.org/10.20870/oenone.2017.51.1.1764>.

Ríos-Reina, R. *et al.* (2017) ‘ATR-FTIR as a potential tool for controlling high quality vinegar categories’, *Food Control*, 78, pp. 230–237. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2017.02.065>.

Ríos-Reina, R. *et al.* (2018) ‘NIR spectroscopy and chemometrics for the typification of Spanish wine vinegars with a protected designation of origin’, *Food Control*, 89, pp. 108–116. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2018.01.031>.

Sánchez, M.-T. *et al.* (no date) ‘Chemical Characterization of Wine Vinegars Belonging to the Vinagre de Montilla-Moriles Protected Designation of Origin, Using Near-Infrared Spectroscopy’. Available at: <https://doi.org/10.1007/s12161-019-01697-z/Published>.

Sanmartin, C. *et al.* (2021) ‘Postharvest water loss of wine grape: When, what and why’, *Metabolites*. MDPI AG. Available at: <https://doi.org/10.3390/metabo11050318>.

dos Santos Costa, D. *et al.* (2019) ‘Development of predictive models for quality and maturation stage attributes of wine grapes using vis-nir reflectance spectroscopy’, *Postharvest Biology and Technology*, 150, pp. 166–178. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2018.12.010>.

Shen, L. *et al.* (2022) ‘Identifying veraison process of colored wine grapes in field conditions combining deep learning and image analysis’, *COMPUTERS AND ELECTRONICS IN AGRICULTURE*, 200. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107268>.

Suehara, K.-I., Kameoka, T. and Hashimoto, A. (2016) ‘Spectral features characterizing rice wine “Sake” variety using mid-infrared spectroscopy’, *Japan Journal of Food Engineering*, 16(4), pp. 279–289. Available at: <https://doi.org/10.11301/jsfe.16.279>.

Suehara, K.-I., Kameoka, T. and Hashimoto, A. (no date) *Spectral Features Characterizing Rice Wine ‘Sake’ Variety Using Mid-Infrared Spectroscopy*.

Summerson, V. *et al.* (2021) ‘Assessment of volatile aromatic compounds in smoke tainted cabernet sauvignon wines using a low-cost e-nose and machine learning modelling’, *Molecules*, 26(16). Available at: <https://doi.org/10.3390/molecules26165108>.

Swe, K.N., Takai, S. and Noguchi, N. (2023) ‘Novel approaches for a brix prediction model in Rondo wine grapes using a hyperspectral Camera: Comparison between destructive and Non-destructive sensing methods’, *Computers and Electronics in Agriculture*, 211. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108037>.

Tardaguila, J. *et al.* (2021) ‘Smart applications and digital technologies in viticulture: A review’, *Smart Agricultural Technology*. Elsevier B.V. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.atech.2021.100005>.

Tello, J. *et al.* (2016) ‘Application of 2D and 3D image technologies to characterise morphological attributes of grapevine clusters’, *JOURNAL OF THE SCIENCE OF FOOD AND AGRICULTURE*, 96(13), pp. 4575–4583. Available at: <https://doi.org/10.1002/jsfa.7675>.

Tomada, S. *et al.* (2022) ‘Non-destructive fluorescence sensing for assessing microclimate, site and defoliation effects on flavonol dynamics and sugar prediction in Pinot blanc grapes’, *PLOS ONE*, 17(8). Available at: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0273166>.

Trivella, A. and Richard, C. (2014) ‘New insights into pesticide photoprotection’, *Environmental Science and Pollution Research*, 21(7), pp. 4828–4836. Available at: <https://doi.org/10.1007/s11356-013-1490-7>.

Urraca, R. *et al.* (2016) ‘Estimation of total soluble solids in grape berries using a hand-held NIR spectrometer under field conditions’, *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 96(9), pp. 3007–3016. Available at: <https://doi.org/10.1002/jsfa.7470>.

Viejo, C.G. *et al.* (2019) ‘Bubbles, foam formation, stability and consumer perception of carbonated drinks: A review of current, new and emerging technologies for rapid assessment

and control’, *Foods*. MDPI Multidisciplinary Digital Publishing Institute. Available at: <https://doi.org/10.3390/foods8120596>.

Viskić, M. *et al.* (2021) ‘NMR in the service of wine differentiation’, *Foods*. MDPI AG. Available at: <https://doi.org/10.3390/foods10010120>.

Vyviurska, O. *et al.* (2023) ‘Wine age prediction using digital images and multivariate calibration’, *Microchemical Journal*, 190. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.microc.2023.108738>.

Williams, H. *et al.* (2023) ‘Modelling wine grapevines for autonomous robotic cane pruning’, *Biosystems Engineering*, 235, pp. 31–49. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2023.09.006>.

Wu, Z. *et al.* (2016) ‘A Feasibility Study on the Evaluation of Quality Properties of Chinese Rice Wine Using Raman Spectroscopy’, *Food Analytical Methods*, 9(5), pp. 1210–1219. Available at: <https://doi.org/10.1007/s12161-015-0295-3>.

Yang, Q., Yu, X. and Chen, Q. (2023) ‘Design Of Drug And Wine Bottlecap Defect Detection System Based On Machine Vision’, *JOURNAL OF APPLIED SCIENCE AND ENGINEERING*, 26(4), pp. 489–500. Available at: [https://doi.org/10.6180/jase.202304_26\(4\).0005](https://doi.org/10.6180/jase.202304_26(4).0005).

Zhang, P. *et al.* (2024) ‘Rapid Detection of Tannin Content in Wine Grapes Using Hyperspectral Technology’, *Life*, 14(3), p. 416. Available at: <https://doi.org/10.3390/life14030416>.

Zhu, H., Zhu, D. and Sun, J. (2023) ‘Application of GC-IMS coupled with chemometric analysis for the classification and authentication of geographical indication agricultural products and food’, *Frontiers in Nutrition*. Frontiers Media SA. Available at: <https://doi.org/10.3389/fnut.2023.1247695>.

Zhu, L. *et al.* (2021) ‘Deep learning and machine vision for food processing: A survey’, *Current Research in Food Science*. Elsevier B.V., pp. 233–249. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.crfs.2021.03.009>.

8. RINGRAZIAMENTI

Questa tesi è realizzata nell'ambito del progetto NODES, finanziato dal MUR sui fondi M4C2 - Investimento 1.5 Avviso "Ecosistemi dell'Innovazione", nell'ambito del PNRR finanziato dall'Unione europea – NextGenerationEU (Grant agreement Cod. n.ECS00000036).

Ringraziamenti Personali

Un ringraziamento speciale a tutte le persone che mi sono state accanto lungo questo percorso.

In quasi 6 anni sono cambiate tante cose, io *in primis*. Tante persone mi hanno accompagnato sin dall'inizio, tante ho avuto modo di incontrarle durante il cammino e, in entrambi i casi, ognuna di esse ha contribuito a farmi diventare la persona che sono ora, facendomi crescere umanamente e professionalmente.

Il più grande ringraziamento va ai miei genitori, Patrizia e Antonio, da sempre le mie colonne portanti. Avete vissuto con me questa esperienza a tutto tondo, momenti belli e meno belli. Siete stati sempre ciò di cui ho avuto bisogno, una spalla su cui piangere, una pacca di incoraggiamento, un cinque per festeggiare. Vi voglio bene e, con il raggiungimento di questo traguardo, fatto di fatica e sacrificio, spero di aver restituito anche solo una piccola parte di tutto ciò che avete fatto per me. Grazie davvero.

Grazie a Chiara, la mia ragazza, per esserci stata dal primo momento. Per avermi permesso di esserti accanto nei momenti meno belli e per aver gioito durante quelli più felici. Una grande fetta di questo traguardo è merito tuo.

Ad Alessandro, Elena e Gaia, la mia seconda famiglia. Siete stati un appoggio importante per me e sono grato del tempo trascorso insieme. Mi avete accolto come un figlio e mi avete trattato come tale in momenti in cui non era scontato farlo. Vi siete affidati a me come se ci conoscessimo da sempre e non lo dimenticherò mai.

Un grazie ai miei nonni, zii e cugini per essere stati un sostegno sempre presente. una roccia che non si scalfisce. Per avermi insegnato molti dei valori che mi hanno condotto fin qui e per essere stati una costante da sempre. Vi voglio bene.

Ai miei compagni, quelli che sono rimasti e quelli che ci sono stati anche per poco. Grazie in particolare a Gioele, Federico e Chiara per aver stravolto l'opinione che per anni ho avuto del Politecnico. Per aver trasformato una grande fatica in qualcosa per la quale valeva la pena dar tutto. Andando avanti ricorderò sempre con nostalgia questi ultimi anni.

Ai miei amici, gruppo Frassati, i soliti, da sempre. Siete stati la mia fonte di leggerezza nei periodi più tosti. Per questo vi ringrazio davvero.

Ai miei amici del CF, dal giorno zero. La mia casa, il mio posto.

Infine, un sincero grazie al Fabio di questi ultimi 5 anni. Per aver tenuto fede ad una promessa fatta quando avevi forse 12 anni. Per averci creduto fino alla fine, per esserti rialzato dopo ogni caduta e, soprattutto, per aver dato davvero il massimo, forse per la prima volta nella tua vita. Mi auguro che manterrai la stessa determinazione anche per le prossime sfide che la vita ti riserverà. Sono fiero di te e spero che, come tuo solito, non dimenticherai di cosa puoi essere capace se solo continuassi a crederci. Non fermarti.

“Rest at the end, not in the middle”

Fabio