

GIUGNO, 2026

NEURO LABEL INTELLIGENCE

Laboratorio di Cognition, Neuroscience and Machine Learning

Presentation Summary

TOPICS TO COVER

- Our story
- Mission & Vision
- Logo & Claim
- Target & Mercato di riferimento
- Cosa abbiamo creato & Neuromappa
- Pipeline di addestramento
- Deploy
- Cosa succede con una nuova bottiglia?
- Strategie di Marketing & il nostro Spot
- Struttura della nostra APP
- Guarda la demo
- Neuro Label alla prova



Our story

🍷 Tutto è iniziato all'università.

Siamo due amiche e studentesse di Intelligenza Artificiale che, durante un progetto di Cognitive Neuroscience & Machine Learning, ci siamo poste una domanda:

È possibile misurare scientificamente l'impatto di un'etichetta sulla mente del consumatore?

Da qui nasce l'idea di Wine Label Intelligence:

Una piattaforma che trasforma la percezione visiva in dati, aiutando le cantine a comprendere e migliorare l'efficacia delle proprie etichette.

Our Company



MISSION

Aiutare i produttori di vino a progettare etichette più efficaci, trasformando la percezione visiva in dati oggettivi attraverso l'intelligenza artificiale e i principi del neuromarketing.

Our Company



VISION

Diventare il punto di riferimento globale per l'analisi intelligente delle etichette del vino, rendendo misurabile ciò che oggi è affidato all'intuizione.

LOGO

Rappresentare l'incontro tra il mondo del vino e l'intelligenza artificiale.



CLAIM

Raccchiude il nostro prodotto: un sistema intelligente capace di valutare il potenziale comunicativo di un'etichetta.

MADE BY GEMINI

Target

🍷 PRODUTTORI DI VINO E CANTINE

Età: 35-65 anni

Ruolo:

- Proprietario della cantina
- Titolare
- Amministratore delegato
- Direttore commerciale
- Responsabile marketing

Obiettivo: vendere di più, differenziarsi dalla concorrenza e valorizzare il prodotto sullo scaffale.

Problema: investe migliaia di euro in design e restyling senza sapere realmente come l'etichetta verrà percepita dai consumatori.



MARCO, 48 anni

Ruolo:

- Proprietario di una cantina familiare
- Produce vino da generazioni
- Forte competenza enologica
- Limitata conoscenza di AI e neuromarketing

Frase tipica:

Il vino è ottimo, ma sugli scaffali faccio fatica a distinguermi.

Come Neuro Label lo aiuta:

Gli fornisce un indicatore semplice e immediato per capire se l'etichetta comunica il valore del prodotto.

Mercato di riferimento



🇮🇹 PARTIAMO DALL'ITALIA

Abbiamo scelto di sviluppare e validare Neuro Label inizialmente sul mercato italiano, uno dei principali produttori di vino al mondo e caratterizzato da una forte cultura enologica.

La percezione di un'etichetta non è universale: elementi come colori, simboli, stile grafico e aspettative sul prodotto possono essere interpretati in modo diverso da consumatori appartenenti a Paesi e culture differenti. Per questo motivo, il nostro modello è progettato per tenere conto del contesto culturale di riferimento, partendo dai consumatori italiani e dalle dinamiche del mercato nazionale.

Perché l'Italia?

- PRIMO MERCATO DI VALIDAZIONE
- CONSUMATORI CON FORTE CULTURA DEL VINO
- MAGGIORE COERENZA DEI DATI RACCOLTI
- BASE PER FUTURE ESPANSIONI INTERNAZIONALI

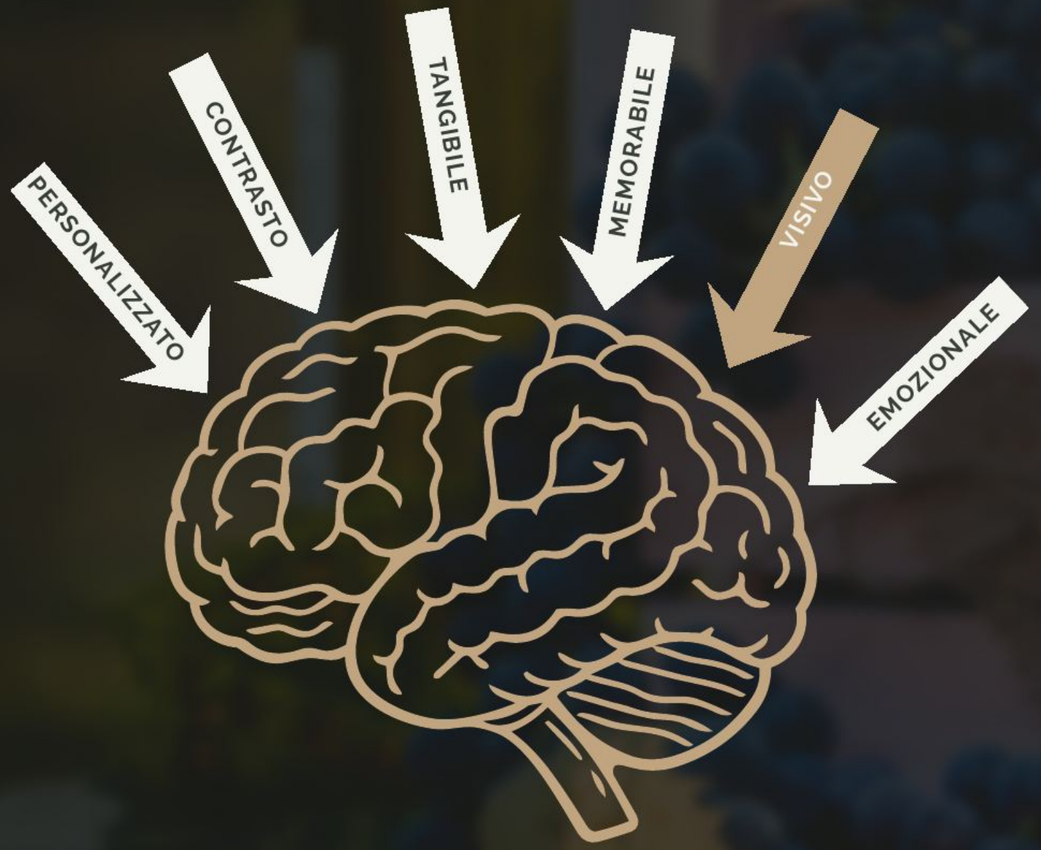
L'obiettivo finale è sviluppare una piattaforma capace di adattarsi alle diverse percezioni dei consumatori nei principali mercati vinicoli mondiali.

Cosa abbiamo creato

Neuro Label è un'app che permette ai produttori di vino di fotografare la propria etichetta e ottenere in pochi secondi un **Neuro Engagement Score**.



Cosa abbiamo creato



Il punteggio viene calcolato analizzando alcuni elementi chiave della **comunicazione visiva:**

DESIGN	ELEGANZA PERCEPITA	COERENZA CROMATICA	IMPATTO SULLO SCAFFALE

Questi fattori derivano dalla **Neuromappa**, un modello che identifica le principali dimensioni che influenzano l'attenzione, la percezione e il coinvolgimento del consumatore di fronte a un prodotto.

Grazie all'intelligenza artificiale, Neuro Label trasforma queste valutazioni in insight concreti e facilmente interpretabili.

Pipeline di addestramento

GOOGLE COLLAB

Creazione del dataset

Per sviluppare il modello, abbiamo effettuato un processo di **associazione manuale** tra l'immagine frontale della bottiglia (formato JPEG) e le informazioni corrispondenti presenti nel database Excel.

Abbiamo così costruito un **dataset** composto da **80 osservazioni**, successivamente suddivise in:

- Training Set: 64 osservazioni (80%)
- Test Set: 16 osservazioni (20%)

Ogni osservazione contiene:

IMMAGINE FRONTALE DELL'ETICHETTA

DESCRIZIONI TESTUALI DELLE CARATTERISTICHE ANALIZZATE

VALUTAZIONI NUMERICHE ASSOCIATE ALLE DIVERSE DIMENSIONI DELLA NEUROMAPPA

CODICE IDENTIFICATIVO DELL'IMMAGINE

In origine il dataset comprendeva 6 variabili di valutazione; per questo progetto abbiamo scelto di concentrarci sulle 3 dimensioni maggiormente rilevanti per l'analisi delle etichette vinicole, utilizzate come base per l'addestramento e la valutazione del modello.

Promt Engineering

Gemini

Gemini 2.5 Flash

Il prompt rappresenta il cuore del sistema: il suo obiettivo è guidare **Gemini** nell'analisi delle etichette secondo i principi della **Neuromappa**.

Durante lo sviluppo abbiamo sperimentato diverse versioni del prompt e differenti modelli Gemini.
I prompt più complessi, che includevano anche il dataset di riferimento, risultavano però troppo pesanti e poco efficienti nelle chiamate API.

Per questo motivo abbiamo scelto **Gemini 2.5 Flash** e un prompt più leggero, focalizzato esclusivamente sull'analisi dell'etichetta:

"Guarda questa etichetta di vino e identifica prima che tipo di vino è. Poi, come esperto di comunicazione visiva, analizza i tre aspetti principali dell'etichetta. Rispondi solo in formato JSON."

📊 Questa soluzione ha permesso di ottenere risposte più rapide, strutturate e facilmente integrabili nella pipeline di valutazione automatica.

Struttura del Prompt ideale

Per garantire valutazioni migliori delle tre dimensioni, il prompt doveva essere più complesso e ruotare attorno a cinque componenti principali:

Impersonification

Il modello viene istruito a valutare l'etichetta come farebbe un'esperto di **comunicazione visiva** e che cosa farebbe

Contesto neurologico

La **valutazione** avviene simulando una prima esposizione visiva di circa **1,5 secondi,** senza lettura consapevole dell'etichetta ma basandosi esclusivamente sull'impatto visivo immediato.

Criteri e Pesi

Sono definiti **criteri specifici** e relative priorità di **valutazione**, distinguendo tra:

- Fase preattentiva
- Fase attentiva

Output strutturato

Per ogni etichetta il modello restituisce un output in formato JSON, contenente i punteggi delle singole dimensioni analizzate.

Esempi guidati

Il prompt include esempi di valutazione già compilati per fornire al modello riferimenti concreti e migliorare la coerenza delle risposte generate.

Embedding e similarità Coseno

Per valutare la qualità delle descrizioni generate, abbiamo confrontato i testi prodotti da Gemini con quelli presenti nel dataset.

- 🔄 *Conversione delle descrizioni in embedding tramite Sentence Transformer*
- 📍 *Proiezione delle descrizioni di Gemini e del dataset nello stesso spazio vettoriale*
- 📐 *Calcolo della similarità coseno tra le due rappresentazioni*

Risultato: similarità media pari a 0,585
Interpretazione: Con un prompt volutamente semplice, senza istruzioni neurologiche specifiche, abbiamo già ottenuto una similarità coseno di 0.585, confermando che Gemini coglie spontaneamente gli stessi aspetti visivi rilevanti per la neuromappa IULM.
Un prompt più strutturato e il dataset completo porterebbero questo valore significativamente più in alto

Come funzionano Embedding e Similarità Coseno

🔢 EMBEDDING

Un embedding è la **rappresentazione numerica** di un testo.
Abbiamo utilizzato *Sentence Transformers*, per convertire ogni descrizione in un vettore di 384 valori numerici, in grado di catturarne il **significato semantico**.

➡️ *Frasi con significato simile generano vettori vicini nello spazio vettoriale.*

📐 SIMILARITÀ COSENO

La similarità coseno misura quanto due vettori puntano nella stessa direzione.

- Valore vicino a 1 → descrizioni molto simili
- Valore vicino a 0 → descrizioni poco correlate

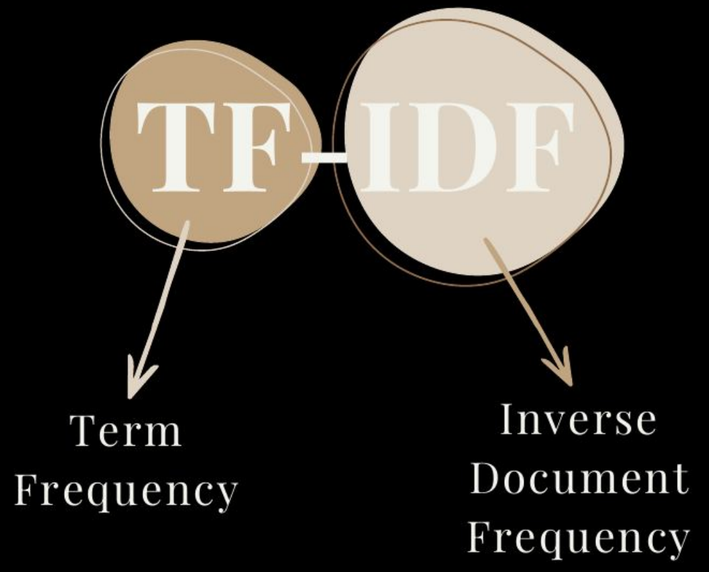
➡️ *Più piccolo è l'angolo tra i vettori, maggiore è la somiglianza semantica tra i testi confrontati.*

TF-IDF

TF-IDF trasforma un testo in un **vettore numerico** misurando l'importanza di ogni parola: quanto appare spesso in quella descrizione (TF) rispetto a quanto appare in tutte le altre (IDF). Parole comuni come "il" o "la" pesano poco parole specifiche come "elegante" o "cromatico" pesano di più.

Su cosa l'abbiamo applicato: Sulle descrizioni testuali generate da Gemini: eleganza, design e coerenza cromatica concatenate in un unico testo per ogni etichetta.
Output: matrice 80×300, 80 etichette, 300 feature.

Risultato: Ogni etichetta diventa un vettore di 300 numeri che il modello successivo può elaborare



Perchè TF-IDF e non Embedding ?

In un ambiente con maggiori risorse computazionali, l'utilizzo diretto degli **embedding** rappresenterebbe la **soluzione preferibile**.

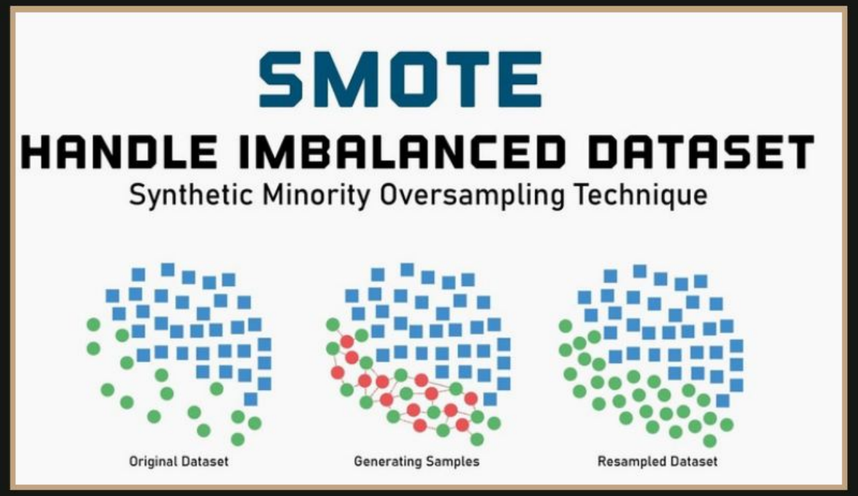
L'approccio ideale sarebbe stato utilizzare direttamente gli embedding delle descrizioni generate da Gemini come input del modello, poiché rappresentano meglio il significato semantico del testo e le sue sfumature.

Tuttavia, il modello *Sentence Transformers* necessario per generare gli embedding occupa circa 600 MB, superando i limiti di memoria del server gratuito utilizzato per il deploy (512 MB RAM).

Per questo motivo **abbiamo adottato TF-IDF,** una rappresentazione testuale molto più leggera dal punto di vista computazionale, ma comunque efficace per l'addestramento dei modelli.

Gli embedding non sono stati abbandonati: sono stati utilizzati nella fase di validazione, attraverso il calcolo della similarità coseno, per verificare l'allineamento semantico tra le descrizioni di Gemini e quelle del dataset.

Bilanciamento del Dataset con SMOTE



Il dataset presentava uno sbilanciamento delle valutazioni, con molti esempi nelle fasce 8–9–10 e pochi nelle fasce più basse.
Per correggere questo problema abbiamo utilizzato **SMOTE**, una tecnica che genera **esempi sintetici** per le classi sottorappresentate a partire da dati reali esistenti.

⚙️ ***Come funziona?***
SMOTE genera nuovi esempi sintetici per le classi meno rappresentate (6-7) partendo dagli esempi reali già presenti nel dataset.

📊 **Risultato**: un dataset di circa 160 etichette per dimensione

Confronto tra i Modelli Predittivi

Abbiamo messo in **competizione tre modelli** che ritenevamo i più adatti al problema,
per individuare quello con le **migliori prestazioni predittive.**

PRESTAZIONI MAE	**TF-IDF (eleganza) ⬇️**	**TF-IDF (design) ⬇️**	**TF-IDF (coerenza) ⬇️**
Modello	**Eleganza**	**Design**	**Coerenza**
SWM	0,46	0,45	0,46
Random Forest	0,31	0,27	0,32
GradientBoosting	0,23	0,20	0,33

Input: descrizioni generate da Gemini convertite in TF-IDF
Target: punteggi reali presenti nel dataset

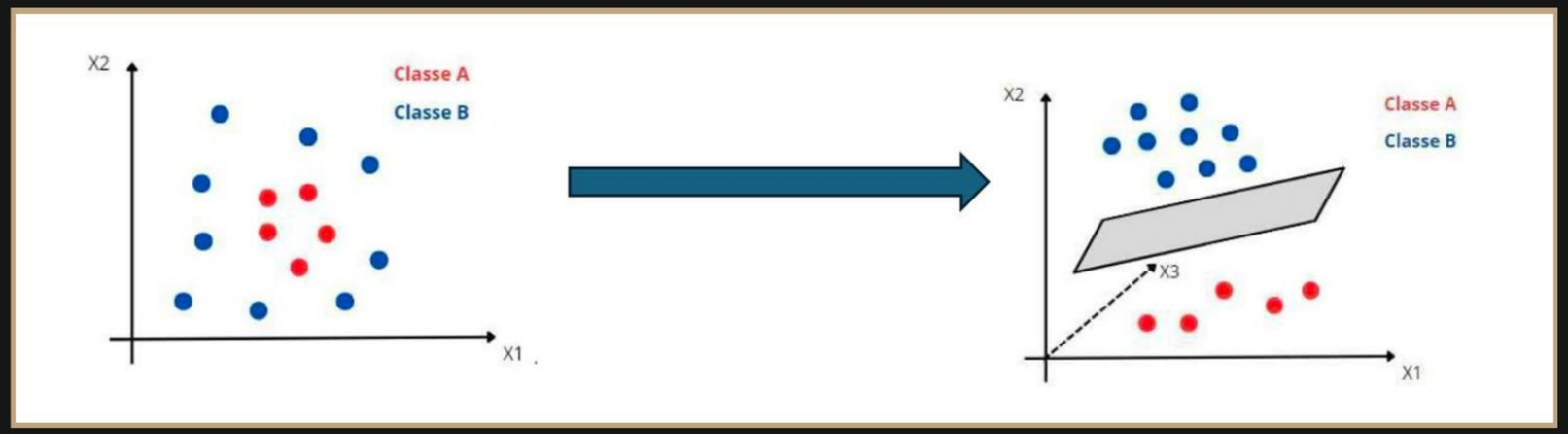
In pratica, i modelli imparano il seguente pattern:
"Data una descrizione visiva generata da Gemini, quale voto assegnerebbe un esperto IULM?"

Tra i tre algoritmi testati, **Gradient Boosting** ha ottenuto le migliori prestazioni complessive, registrando gli errori medi più bassi nelle dimensioni analizzate e risultando il modello scelto per la versione finale di Neuro Label.

Support Vector Machine

L'SVM è un algoritmo di Machine Learning che apprende la relazione tra gli input TF-IDF delle descrizioni generate da Gemini e i punteggi assegnati dagli esperti IULM.

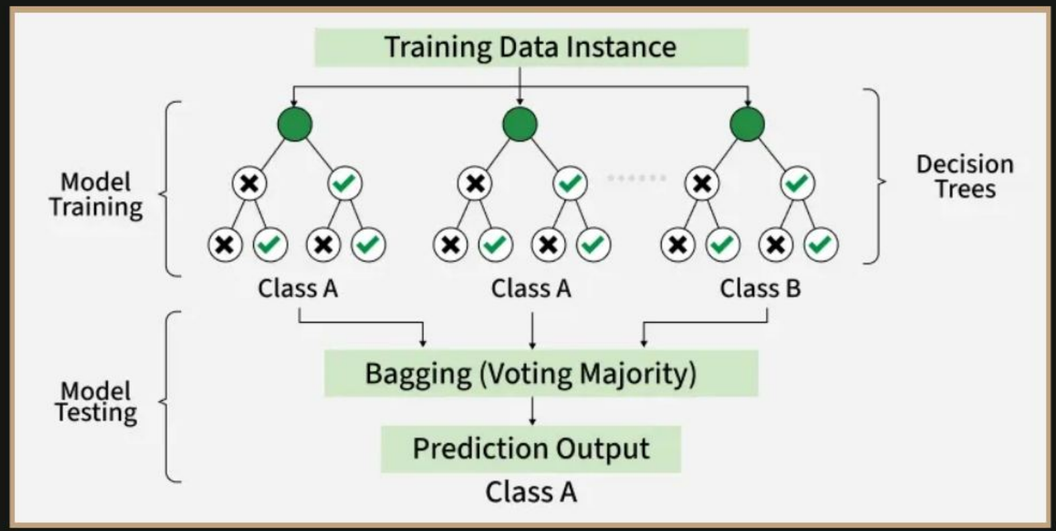
Per catturare relazioni complesse tra descrizioni e valutazioni, abbiamo utilizzato un **kernel RBF** (Radial Basis Function), che grazie al kernel trick permette al modello di individuare pattern non lineari e migliorare la capacità predittiva.



Random Forest

Random Forest è un ensemble method che costruisce numerosi alberi decisionali in parallelo, ciascuno addestrato su un sottoinsieme casuale dei dati.

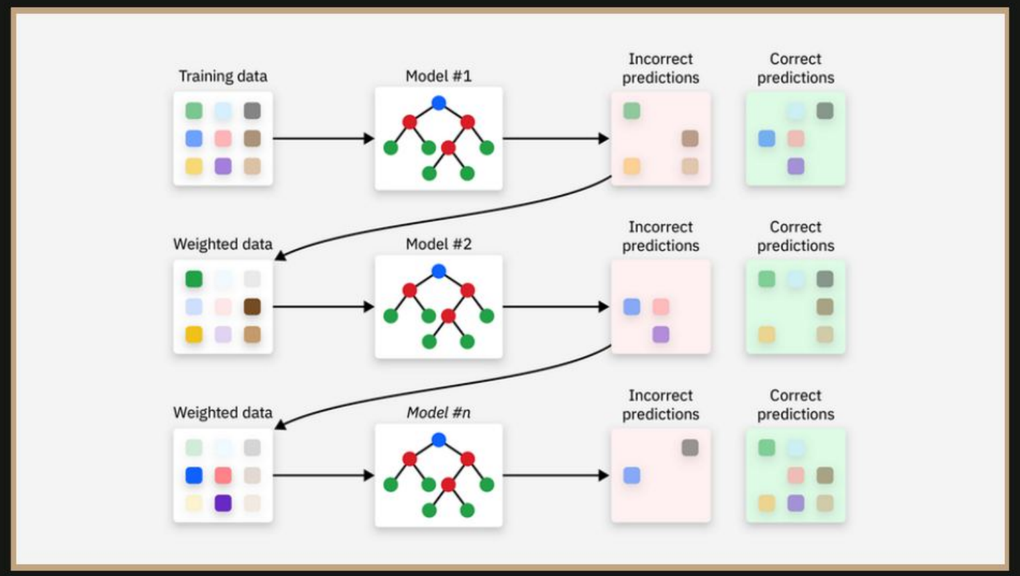
La previsione finale viene ottenuta **combinando i risultati dei singoli alberi** attraverso una **media** delle loro predizioni.



Grazie a questo approccio, il modello risulta più robusto e stabile rispetto a un singolo albero decisionale, riducendo il rischio di overfitting: eventuali errori di alcuni alberi vengono compensati dagli altri, migliorando l'accuratezza complessiva delle stime.

Gradient Boosting

Gradient Boosting è un algoritmo che costruisce gli **alberi decisionali in sequenza**: ogni nuovo albero analizza gli errori commessi dal precedente e cerca di correggerli progressivamente.



A differenza di Random Forest, che crea gli alberi in parallelo, in Gradient Boosting ogni albero agisce come un vero e proprio correttore del modello precedente.

Concentrandosi continuamente sugli **errori residui**, il modello riesce a migliorare progressivamente le proprie previsioni, ottenendo **risultati molto accurati.**

Questa capacità di apprendere dagli errori spiega perché Gradient Boosting ha registrato i MAE più bassi tra tutti i modelli testati, risultando il migliore per il nostro caso di studio.

Possibili Miglioramenti Futuri



Espansione del dataset

Sebbene l'applicazione di SMOTE non abbia evidenziato particolari problemi di overfitting, un numero maggiore di osservazioni reali permetterebbe di migliorare ulteriormente la **robustezza** e la capacità di **generalizzazione** del modello.

Ottimizzazione del prompt

Lo sviluppo di un prompt più sofisticato e maggiormente **allineato ai criteri della Neuromappa** potrebbe generare descrizioni più ricche e accurate, migliorando la qualità delle valutazioni successive.





Utilizzo degli embedding come input

La soluzione ideale sarebbe utilizzare direttamente gli embedding delle descrizioni generate da Gemini al posto della rappresentazione TF-IDF. Gli embedding catturano meglio le sfumature semantiche del testo e potrebbero incrementare ulteriormente le prestazioni predittive del sistema, qualora fossero disponibili maggiori risorse computazionali.

Deploy

COSA SUCCEDE CON UNA NUOVA BOTTIGLIA?







Strumenti Utilizzati

GitHub Frontend – GitHub

È la parte dell'applicazione con cui **interagisce l'utente**. Gestisce **l'interfaccia grafica**, le schermate, i pulsanti, la fotocamera e il caricamento delle immagini tramite drag & drop.
Il frontend non esegue elaborazioni: r**accoglie le informazioni** inserite dall'utente (foto dell'etichetta, tipologia di vino e posizione sullo scaffale) e **le invia al backend.**

Render Backend – Render.com

È il componente che gestisce tutta la logica del sistema. **Riceve i dati** dal frontend, **invia l'immagine a Gemini** per l'analisi dell'etichetta, converte la **descrizione** in formato **TF-IDF** e la fornisce ai **tre modelli Gradient Boosting**.
Successivamente **calcola il punteggio** e manda il risultato al Frontend.

Acquisizione dell'immagine

L'utente fotografa l'etichetta direttamente dall'app.

Invio al backend

L'immagine viene inviata al server ospitato su Render.

Analisi con Gemini

Gemini valuta l'etichetta utilizzando il prompt e genera una descrizione testuale strutturata.

Generazione con TF-IDF

La descrizione viene trasformata in vettori numerici

Predizione tramite Gradient boosting

Gli embedding vengono elaborati dai tre modelli addestrati, che stimano: eleganza, design, coerenza cromatica

Calcolo del NeuroScore

I punteggi vengono combinati tramite una media ponderata basata sui pesi neurologici della Neuromappa, con eventuali bonus/malus legati alla presenza sullo scaffale.

Restituzione del risultato

Il Neuro Engagement Score viene restituito all'utente in pochi secondi, accompagnato dagli insight sulle singole dimensioni analizzate.

Definizione del Neuro Engagement Score

Non abbiamo utilizzato come target il **Neuro Engagement Score** presente nel dataset originale, poiché tale punteggio è calcolato considerando anche fattori non analizzati dal nostro modello, come:

- informazioni presenti sull'etichetta posteriore;
- visibilità e presenza sullo scaffale;
- ulteriori criteri valutativi della Neuromappa

Per questo motivo abbiamo scelto di **predire separatamente le 3 dimensioni principali** analizzate, addestrando 3 modelli distinti.

I 3 punteggi ottenuti vengono successivamente combinati tramite una **media ponderata**, generando uno *Pseudo Neuro Engagement Score*, a cui possono essere applicati bonus/malus relativi agli elementi non valutati direttamente dal modello. 🧠🍷

Calcolo del Neuro Engagement Score

L'SVM apprende a trasformare le descrizioni generate da Gemini in valutazioni numeriche coerenti con quelle assegnate dagli esperti IULM per ciascuna dimensione analizzata.

Score ponderato:

$$\text{Score} = \frac{(\text{Eleganza} \times 1.0) + (\text{Design} \times 0.9) + (\text{Coerenza} \times 0.8)}{2.7}$$

I pesi riflettono l'importanza relativa delle dimensioni secondo i principi della Neuromappa.

BONUS/MALUS POSIZIONE SULLO SCAFFALE

Altezza occhi +0.50	**Altezza mano** +0.25	**Altezza vita** 0
Sopra la testa -0.25	**Altezza piede** -0.50	

L'intero calcolo viene eseguito automaticamente nel backend su Render.com ogni volta che viene analizzata una nuova bottiglia.

Strategia di marketing

Per raggiungere i produttori di vino e favorire l'adozione di Neuro Label, abbiamo sviluppato una strategia di marketing mirata che combina presenza digitale, networking di settore e attività esperienziali.

Social Media Marketing

Utilizzeremo principalmente Instagram e LinkedIn per costruire notorietà e credibilità nel settore vitivinicolo.

- Pubblicazione di analisi reali di etichette
- Prima/Dopo di restyling
- Curiosità di neuromarketing applicate al vino
- Video dimostrativi dell'app
- Case study di produttori



LinkedIn



Instagram

Obiettivo: costruire autorevolezza e awareness.

Fiere ed Eventi

La partecipazione a eventi consentirà di incontrare direttamente produttori, responsabili marketing e professionisti del settore.



- Demo live dell'app
- Analisi gratuite delle etichette
- QR code per provare Neuro Label

Obiettivo: raggiungere direttamente i decision maker.

Partnership Strategiche

Queste collaborazioni permetteranno di ampliare la diffusione del servizio e integrare Neuro Label nei processi di sviluppo e valutazione delle etichette.

Collaborazione con:

- Agenzie di branding wine
- Studi grafici
- Consorzi vinicoli
- Associazioni di produttori

Obiettivo: trasformare i partner in promotori del servizio.



Content Marketing

Creeremo articoli, report e contenuti divulgativi per sensibilizzare il settore sull'importanza della percezione visiva nel processo d'acquisto.

Creazione di contenuti come:

- "Le 5 caratteristiche delle etichette che vendono di più"
- "Come il cervello sceglie una bottiglia in 3 secondi"
- Report annuale sulle migliori etichette italiane

Obiettivo: diventare un punto di riferimento nel settore.



Ranking e Riconoscimenti

Prevediamo la creazione di classifiche e riconoscimenti dedicati alle etichette più performanti dal punto di vista percettivo.

Iniziative come il **Neuro Label Award** contribuiranno a generare visibilità, coinvolgimento e passaparola all'interno della community del vino.

Obiettivo: generare passaparola e visibilità.

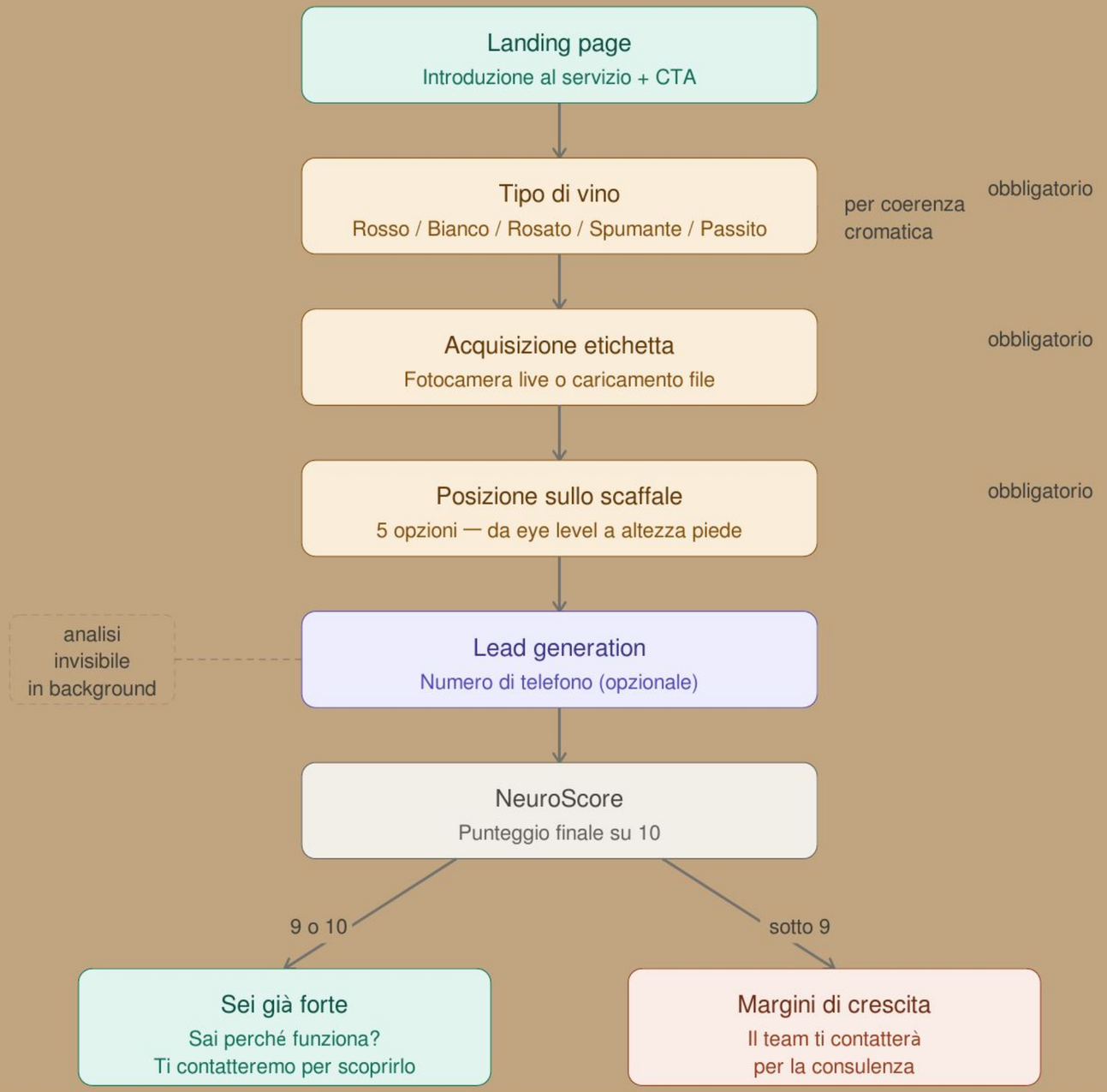


ED ORA...

il nostro SPOT PUBBLICITARIO


Moli produttori investono anni
per creare un vino eccellente...

Struttura della nostra APP


Landing page
Introduzione al servizio + CTA
Tipo di vino
Rosso / Bianco / Rosato / Spumante / Passito
per coerenza cromatica
obbligatorio
Acquisizione etichetta
Fotocamera live o caricamento file
obbligatorio
Posizione sullo scaffale
5 opzioni — da eye level a altezza piede
obbligatorio
analisi invisibile in background
Lead generation
Numero di telefono (opzionale)
NeuroScore
Punteggio finale su 10
9 o 10
sotto 9
Sei già forte
Sai perché funziona?
Ti contatteremo per scoprirlo
Margini di crescita
Il team ti contatterà
per la consulenza

Il processo di ricerca

Poiché il nostro progetto richiede di conoscere il posizionamento del vino sullo scaffale, abbiamo approfondito la letteratura e le ricerche sul retail per comprendere **come la collocazione dei prodotti influenzi il comportamento d'acquisto dei consumatori.**



International Journal of Research Publication and Reviews, Vol (6), Issue (4), April (2025), Page – 12522-12525

International Journal of Research Publication and Reviews

Journal homepage: www.ijrpr.com ISSN 2582-7421

Shelf Placement Impact: Analyzing How Product Placement At Eye Level Affects Sales

Ms. Ayesha Saeed Pawne, Dr. Sameer A Kulkarni, Prof. (Dr.) Bhawna Sharma

MBA (Marketing and Sales) Amity Business School, Amity University Mumbai
Associate Professor Amity Business School, Amity University Mumbai
Director-International Affairs & Programs, Officiating HOI Amity Business School, Amity University Mumbai

Abstract:

In the highly competitive world of retail marketing, shelf placement plays a crucial role in influencing consumer purchasing behavior. This paper examines the effect of eye-level shelf positioning on product visibility and sales performance. A structured survey was conducted using Google Forms to gather primary data from 150 urban consumers, focusing on their preferences, brand recall, and purchasing decisions. The Chi-square test was employed to evaluate the relationship between consumer age and attention to shelf placement. The findings indicate that eye-level positioning consistently captures the most attention across all age demographics. Based on these insights, the study recommends utilizing eye-level placement for high-margin and impulse products, highlighting its strategic importance in contemporary retail merchandising.

Keywords: Shelf Placement, Eye-Level Shelf Positioning, Consumer Purchase Behavior, Visual Merchandising Techniques, Strategic Merchandise Placement.

1. **Introduction**

In the evolving landscape of retail marketing, where consumers are exposed to thousands of products in a single shopping trip, standing out on the shelf is no longer optional—it's essential. Retailers and brand managers alike are recognizing that what gets seen gets sold. One of the most powerful yet often underestimated techniques in this context is strategic shelf placement, particularly at eye level, which aligns with the shopper's natural line of sight.

Eye-level positioning, often referred to as the "golden zone" in visual merchandising, can significantly influence purchase decisions, brand perception, and impulse buying behavior. In modern retail formats—ranging from hypermarkets to convenience stores—eye-level shelves have become the prime real estate that brands compete for. These decisions are no longer arbitrary; they are data-driven, grounded in behavioral economics, neuroscience, and retail analytics.

Despite its strategic importance, limited empirical research exists on whether shelf-level attention varies across different age groups. This research aims

DATI BIBLIOGRAFICI

Titolo: Shelf Placement Impact: Analyzing How Product Placement At Eye Level Affects Sales

Autori: Ms. Ayesha Saeed Pawne, Dr. Sameer A. Kulkarni, Prof. (Dr.) Bhawna Sharma

Anno: 2025

Rivista: International Journal of Research Publication and Reviews, Vol. 6, Issue 4

COSA CI DICE LA RICERCA?

94,7%

Consumatori che ***guardano*** **per primo lo scaffale all'altezza degli occhi**

88,7%

Consumatori che hanno ***acquistato*** **un prodotto perché si trovava all'altezza degli occhi**

89,3%

Consumatori che considerano il **posizionamento più influente del prezzo o del brand**

91,3%

Consumatori disposti a **provare un nuovo prodotto se posizionato all'altezza degli occhi**

72%

Consumatori che **ridurrebbero l'acquisto del proprio brand abituale se spostato in basso**

90%+

Consumatori che percepiscono **gli scaffali centrali e alti come più premium**

100%

Consumatori che **associano gli scaffali più bassi a prodotti di minor valore o rimanenze**

97%

Consumatori tra 35 e 55 anni che **trovano scomodi gli scaffali troppo alti o troppo bassi**

Lo scaffale non determina solo la visibilità di un vino: ne influenza la percezione, il prestigio e la probabilità di acquisto.

Osservazione del fenomeno

Nel settore retail i consumatori sono esposti a migliaia di prodotti in un singolo acquisto, e "*ciò che viene visto viene venduto*". Gli autori osservano che il **posizionamento a livello degli occhi** è considerato la "**golden zone**" del visual merchandising, ma mancano dati empirici su come questo vari tra gruppi d'età diversi.

Domanda di ricerca

In che misura il posizionamento dei prodotti a livello degli occhi influenza le vendite, e questa attenzione visiva varia significativamente tra diversi gruppi d'età?

Revisione esistente

Sezione 3 dell'articolo. Gli autori citano Drèze et al. (1994), Clement (2007), il modello S-O-R, Titus & Everett (1995), Wedel & Pieters (2008), Sorensen (2017) e altri, costruendo un quadro teorico su visual merchandising, carico cognitivo e comportamento d'acquisto.

Ipotesi testabili

- H_0 (nulla): L'età non influenza significativamente l'attenzione al livello dello scaffale
- H_1 (alternativa): L'età influenza significativamente l'attenzione al livello dello scaffale

Progettazione e raccolta dati

Design descrittivo-quantitativo; campionamento per convenienza su **150 consumatori urbani** tramite **Google Forms** distribuito via WhatsApp e Instagram.
Le **variabili analizzate** sono **livello dello scaffale (Top, Eye-level, Middle, Bottom) vs. gruppi d'età**.

Analisi statistica

Test Chi-quadro (χ^2): risultato $\chi^2 = 2.1912$, $df = 9$, $p = 0.976$. Poiché $p > 0.05$, **si accetta H_0**. Parallelamente, l'analisi descrittiva mostra che oltre il **53%** di ogni gruppo d'età sceglie l'**eye-level** come prima preferenza, e l'**88.7%** degli intervistati dichiara di aver acquistato un prodotto proprio perché era a livello degli occhi.

Conclusione

Il posizionamento a livello degli occhi cattura universalmente la maggiore attenzione indipendentemente dall'età.
L'età non è una variabile discriminante (p = 0.976).

Gli autori raccomandano di **riservare gli scaffali eye-level a prodotti ad alto margine e ai nuovi lanci**, e di compensare gli scaffali bassi con segnaletica o bundle promozionali.

Valutazione e tipologia della domanda di ricerca

Valutazione della Domanda di Ricerca

NEURO LABEL

CRITERIO	VALUTAZIONE	NOTE
SPECIFICITÀ	PARZIALE	La domanda identifica il fenomeno (eye-level) e il contesto (retail urbano), ma non specifica categorie di prodotto o formato di negozio
FATTIBILITÀ	BUONA	Survey su 150 persone, strumenti semplici, costi contenuti — realizzabile
RILEVANZA	ALTA	Ha implicazioni pratiche dirette per retailer e brand manager
TESTABILITÀ	BUONA	L'ipotesi è stata correttamente operazionalizzata con un test statistico (Chi-quadro)
ORIGINALITÀ	LIMITATA	Il fenomeno eye-level è già consolidato in letteratura; la variabile "età" come moderatore è l'unico contributo differenziale, e il risultato è non significativo

Tipologia della Domanda di Ricerca

La domanda è prevalentemente *CORRELAZIONALE:* indaga se esiste una relazione tra una variabile demografica (età) e un comportamento (attenzione allo scaffale) con una componente DESCRITTIVA rilevante, poiché gran parte dei risultati (tabelle, percentuali, survey) si limita a descrivere le preferenze dei consumatori senza manipolare variabili né stabilire causalità.

Lead Generation



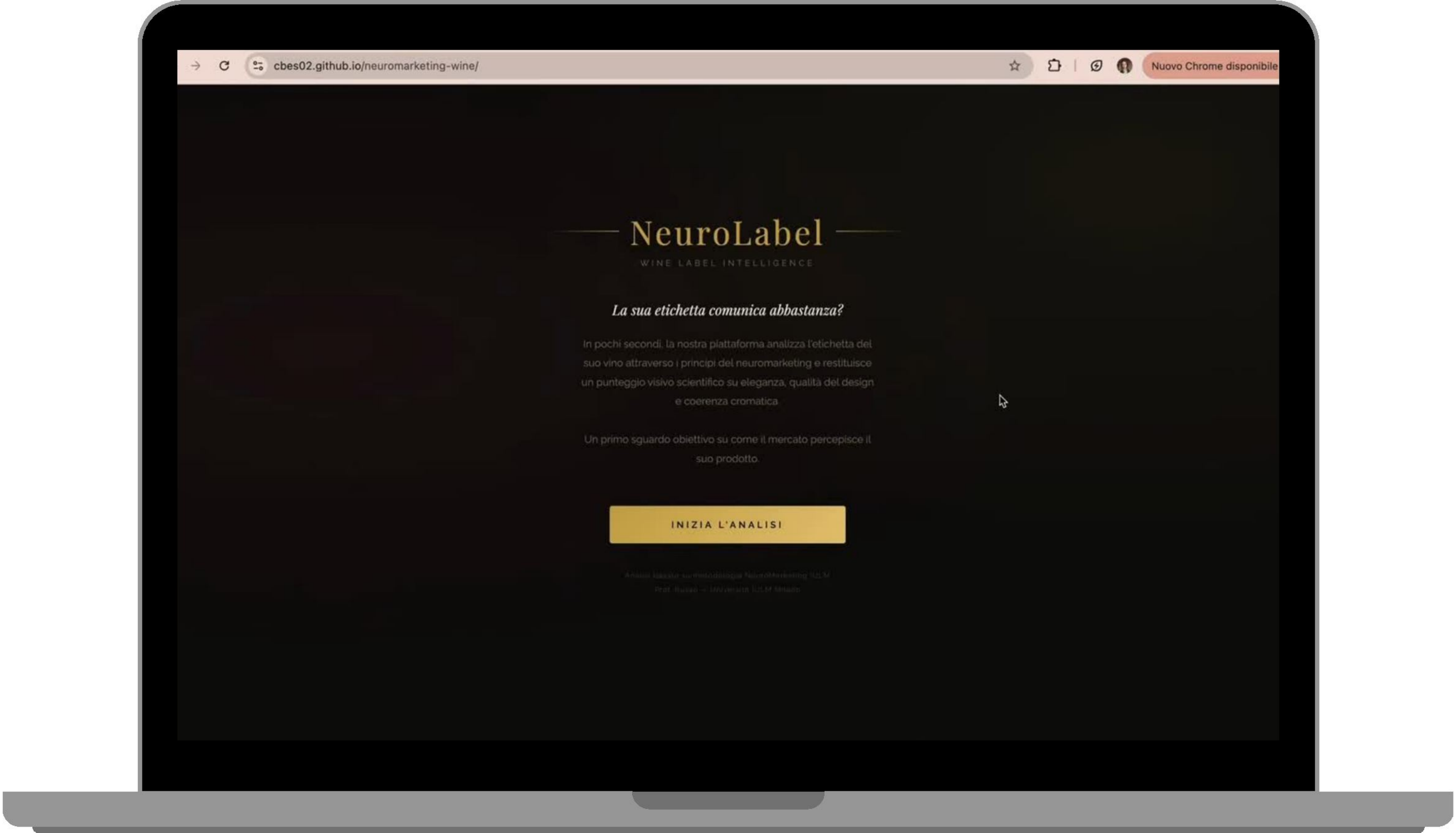
Durante la demo, prima di visualizzare il Neuro Engagement Score, all'utente viene richiesto di inserire il proprio **numero di telefono**. Questa scelta non è casuale, ma rappresenta una **strategia di Lead Generation** (un utente anonimo viene trasformato in un contatto).

Il principio di reciprocità: la strategia si basa sul concetto di **Do ut des**: *Neuro Label offre gratuitamente un'analisi personalizzata dell'etichetta e, in cambio, l'utente fornisce un contatto utile per future comunicazioni commerciali.*

In questo modo il produttore passa da semplice visitatore a **lead qualificato**, entrando nel database aziendale e rendendo possibili attività di follow-up, consulenza e marketing personalizzato.

ED ORA...

Guarda la demo e scopri la nostra APP


cbes02.github.io/neuromarketing-wine/
Nuovo Chrome disponibile
NeuroLabel
WINE LABEL INTELLIGENCE
La sua etichetta comunica abbastanza?
In pochi secondi, la nostra piattaforma analizza l'etichetta del suo vino attraverso i principi del neuromarketing e restituisce un punteggio visivo scientifico su eleganza, qualità del design e coerenza cromatica.
Un primo sguardo obiettivo su come il mercato percepisce il suo prodotto.
INIZIA L'ANALISI

DEMO LIVE

È il momento di mettere Neuro Label alla prova!

Finora vi abbiamo raccontato il percorso, il dataset, il modello e la tecnologia che abbiamo sviluppato.

Ora vogliamo mostrarvi il risultato finale.
🍷 Abbiamo qui con noi una bottiglia di vino reale.

INQUADRA IL QR CODE!



Dall'università al mercato: un progetto per supportare l'innovazione nel mondo del vino. 🍇✨

The Team

THE PEOPLE BEHIND THIS

Chiara Beretta

1033576

chiara.beretta@studenti.iulm.it



Rebecca Magarotto

1033459

rebeccaannamaria.magarotto@studenti.iulm.it



Grazie!