



# REPORT SULL'ESPERIENZA UTENTE ONLINE ED OFFLINE

17/06/2025

Matteo Peroni

Matr. 187341 - Digital Marketing II° anno

329566@studenti.unimore.it



<b>Panoramica.....</b>	<b>2</b>
<b>Obiettivi.....</b>	<b>2</b>
<b>Metodi.....</b>	<b>3</b>
Analisi descrittive univariate:.....	3
Analisi delle componenti principali:.....	9
Analisi cluster:.....	14
Analisi descrittive univariate dei cluster:.....	16
<b>Risultati.....</b>	<b>17</b>
<b>Conclusioni.....</b>	<b>18</b>
<b>Esempi di campagne per i diversi cluster di clienti.....</b>	<b>19</b>
<b>Appendix.....</b>	<b>20</b>

## Panoramica

La customer experience, sia online che offline, è evoluta drasticamente negli ultimi decenni, riflettendo i cambiamenti tecnologici e le nuove esigenze dei consumatori. Un tempo, l'interazione tra il cliente e il brand avveniva principalmente in un contesto fisico, dove i clienti potevano toccare e provare i prodotti direttamente. Con l'avvento di Internet e l'espansione dell'e-commerce, la customer experience online ha preso piede, consentendo agli utenti di acquistare comodamente da casa, ma senza il vantaggio di un'esperienza sensoriale diretta. Tuttavia, la linea tra esperienze online e offline si sta progressivamente assottigliando, grazie all'adozione di tecnologie avanzate come l'Intelligenza Artificiale (AI), l'Internet of Things (IoT), la Realtà Virtuale (VR) e il 3D.

Secondo uno studio di *Accenture* (2020), il 73% dei consumatori ritiene che l'esperienza del cliente sia un fattore cruciale nella loro decisione di acquisto, sia che si tratti di un'esperienza fisica che digitale. Le aziende stanno adattando continuamente le loro strategie per integrare strumenti tecnologici che migliorano l'interazione tra cliente e brand, rendendo l'esperienza più fluida e personalizzata. In particolare, l'uso dell'AI per l'analisi dei dati e la previsione delle preferenze, e l'impiego di VR per creare ambienti immersivi, sono strumenti che trasformano radicalmente la customer experience.

La customer experience transformation, quindi, sta portando i brand a ripensare il proprio modello di interazione, cercando di combinare il meglio dell'esperienza fisica con quella digitale.

Ma chi sono i consumatori principali che stanno abbracciando questa combinazione di esperienze online e offline? Qual è la tipologia di cliente che predilige un'esperienza ibrida, integrando tecnologie avanzate nella propria routine d'acquisto?

(*Accenture*, n.d.)

## Obiettivi

L'obiettivo principale di questa ricerca è analizzare le caratteristiche principali dei diversi segmenti di mercato, al fine di fornire ai proprietari di store fisici delle informazioni utili per orientare le loro strategie di marketing. In particolare, l'analisi mira a identificare quali segmenti di consumatori sono più inclini a investire nella tecnologia per migliorare la propria esperienza di acquisto sia online che offline. Attraverso l'analisi statistica dei dati raccolti tramite il questionario, si cercherà di determinare le caratteristiche distintive di questi segmenti e suggerire le migliori strategie di marketing per attrarre e fidelizzare queste audience.

## Metodi

Per condurre l'analisi dei dati raccolti, sono stati impiegati diversi metodi statistici. La ricerca si è basata su:

- **Analisi descrittive univariate:** Per esaminare la distribuzione delle risposte dei partecipanti riguardo le diverse variabili del questionario (ad esempio, caratteri demografici, propensione all'acquisto online, utilizzo di tecnologie).
- **Analisi delle componenti principali (PCA):** Per ridurre la dimensionalità dei dati e identificare le variabili principali che spiegano maggiormente le differenze tra i consumatori.
- **Analisi cluster:** Per segmentare i consumatori in gruppi omogenei basati su comportamenti e preferenze simili. Questo ci ha permesso di identificare gruppi distinti con caratteristiche comuni.
- **Analisi descrittive univariate dei gruppi:** Una volta definiti i cluster, sono state effettuate analisi descrittive per ogni gruppo, allo scopo di comprendere le specificità e le caratteristiche peculiari di ciascun cluster.

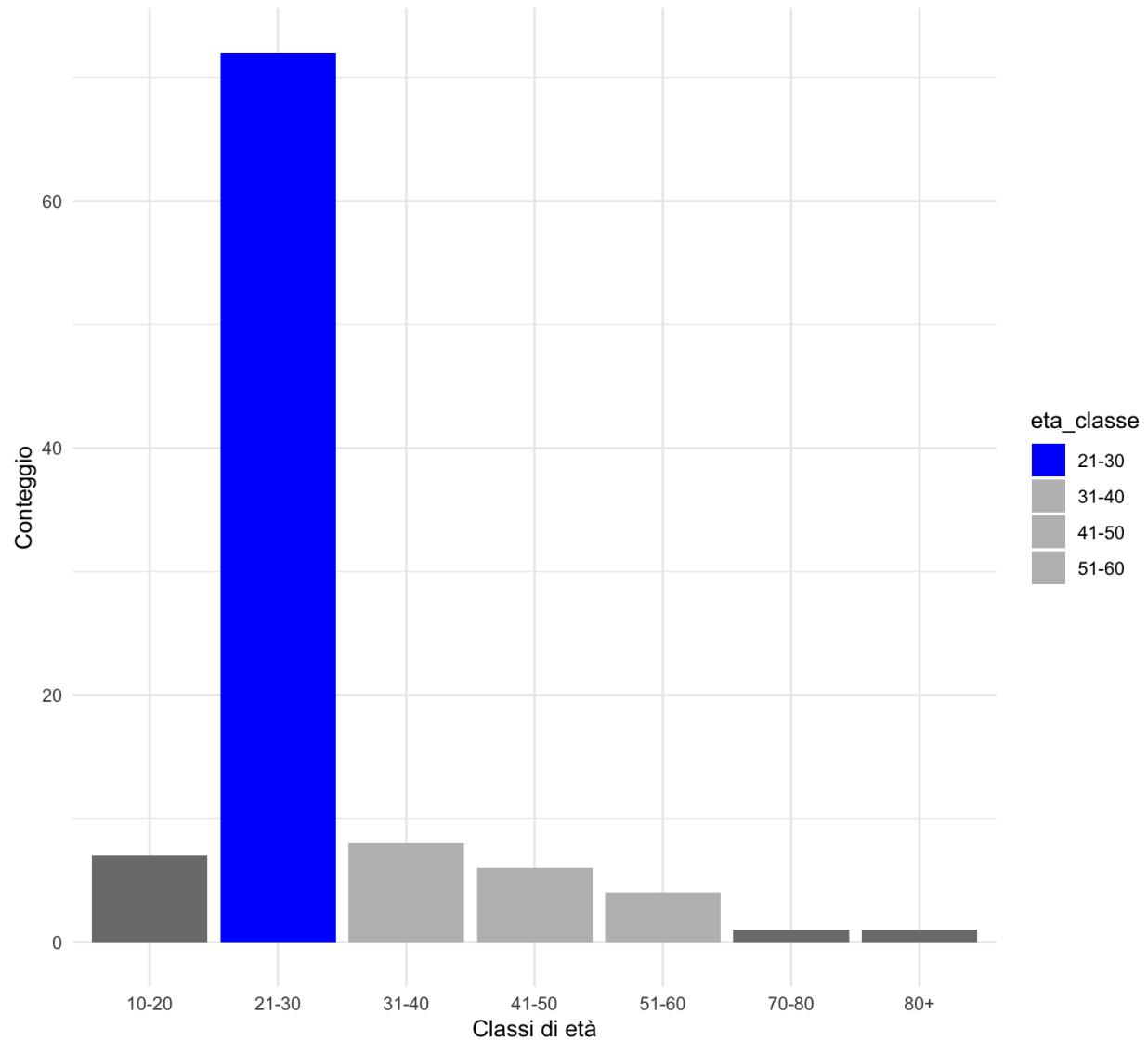
### Analisi descrittive univariate:

L'analisi condotta si basa sui dati raccolti tramite un questionario somministrato a un campione di 99 individui. Il modulo è stato diffuso attraverso Google Moduli e inoltrato ad amici, colleghi universitari, familiari e tramite social network come Instagram, Facebook e LinkedIn.

La fascia di età dei partecipanti varia dai 10 ai 72 anni, con un'età media di 28 anni e una deviazione standard di 10,02. Questo indica una variazione significativa di  $\pm 10$  anni rispetto alla media. La classe d'età più rappresentata è quella compresa tra i 21 e i 30 anni, con 72 individui su 99, pari al 72,7% del totale. L'età più frequente nel campione è 25 anni.

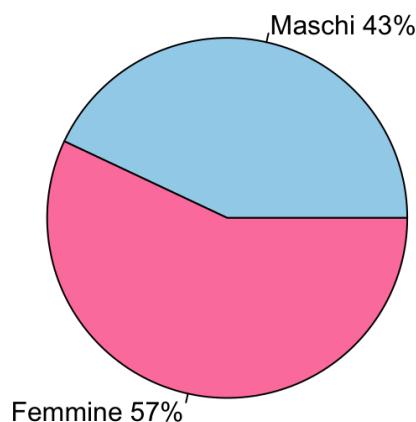


Distribuzione delle età



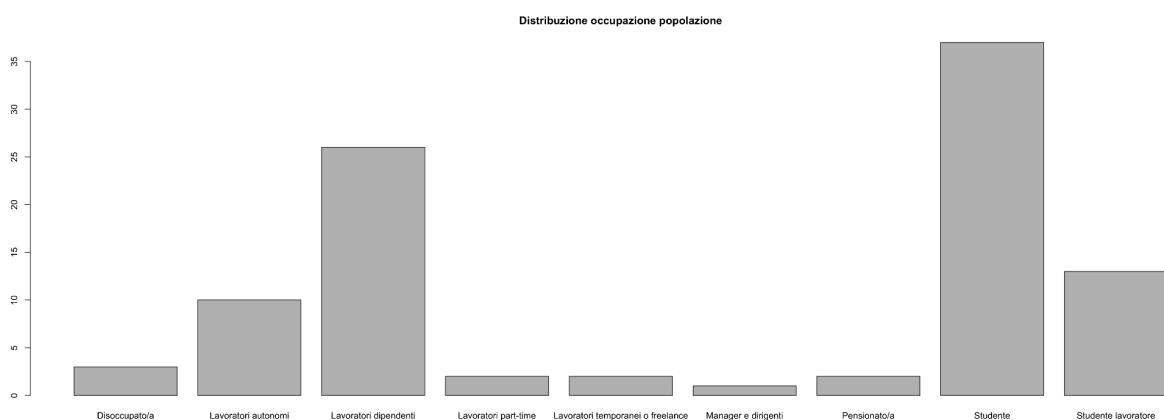


### Genere popolazione



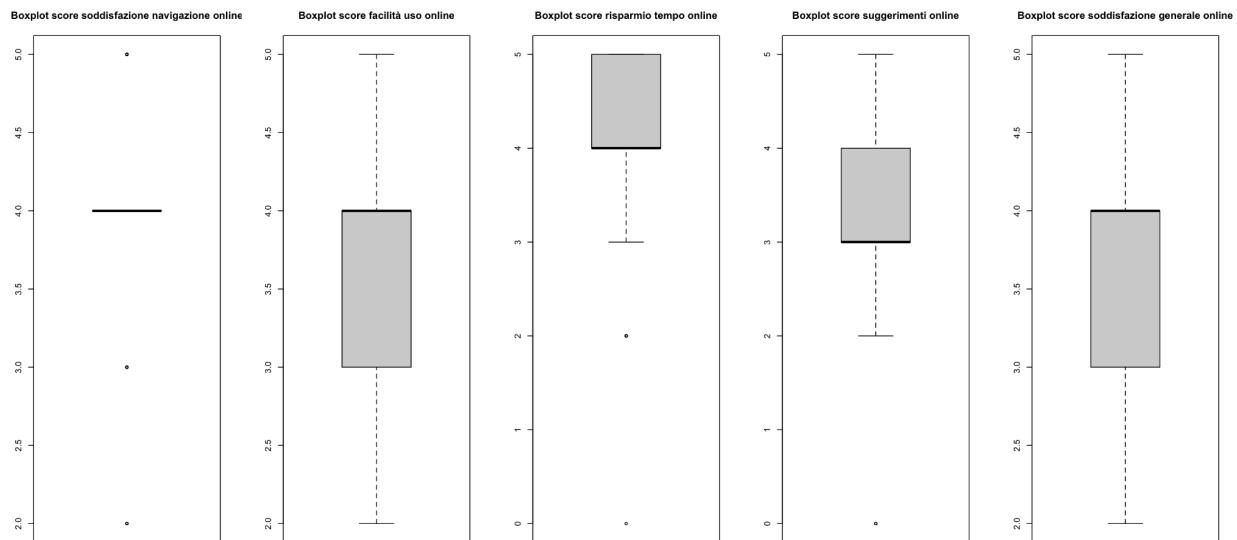
Per quanto riguarda la distribuzione di genere, il campione è composto per il 43% da uomini e per il 57% da donne.

L'analisi dell'occupazione ha evidenziato che la maggior parte degli intervistati sono studenti a tempo pieno (37), seguiti da lavoratori dipendenti (26) e studenti lavoratori (13).

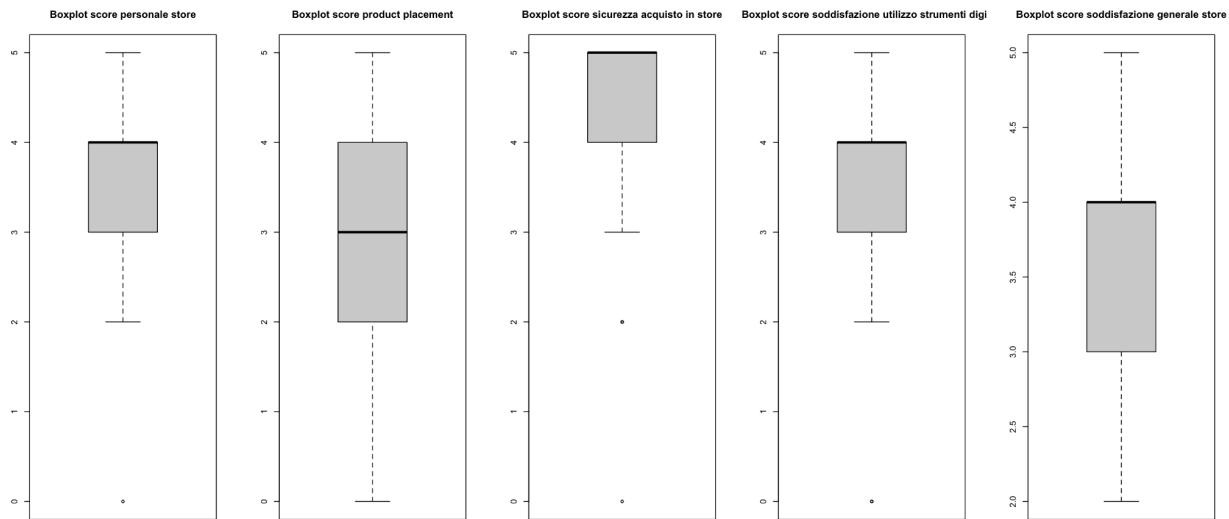


## Esperienza Online e In Store

Dai barplot relativi alla valutazione dell'esperienza online, emerge che la maggior parte degli individui si dichiara soddisfatta, con il voto più frequente pari a 4 ("d'accordo" nel questionario). Lo stesso trend si riscontra per l'esperienza in store, dove la maggioranza si dichiara soddisfatta (voto più frequente 4, "d'accordo" nel questionario). Tuttavia, si evidenzia una leggera tendenza all'indifferenza nei confronti dell'esperienza in negozio, soprattutto per quanto riguarda il product placement e il personale, i cui punteggi mostrano una prevalenza della risposta "indifferent".



(boxplot di overview per esperienza utente online)



(boxplot di overview per esperienza utente in store)

Un aspetto rilevante riguarda il comportamento di acquisto omnicanale: la maggior parte degli intervistati (42 persone) segnala di aver iniziato un acquisto online per poi completarlo in store. La seconda quota più alta di rispondenti (23) si dichiara "indifferente" rispetto a questo comportamento. Inoltre, il campione si mostra generalmente propenso all'uso di tecnologie digitali che integrano esperienze online e offline negli store. Un comportamento simile si osserva nella percezione dei brand che adottano strumenti tecnologici avanzati (IoT, AI, VR), mentre rimane più indifferente l'atteggiamento nei confronti di brand che utilizzano strumenti digitali meno innovativi. Questo suggerisce che l'adozione di tecnologie avanzate può migliorare l'esperienza d'acquisto, ma non sempre può sostituire il valore intrinseco del brand per il consumatore.

### Frequenza di Acquisto per CATEGORIA

- Acquisti online:** Le categorie di prodotti acquistate più frequentemente (almeno una volta al mese) sono salute, abbigliamento e prodotti tech.

Mai	Raramente	A volte	Spesso	Molto spesso
19	52	21	6	1

(tabella descrittiva della distribuzione di frequenza d'acquisto online per la categoria abbigliamento)



<b>Mai</b>	<b>Raramente</b>	<b>A volte</b>	<b>Spesso</b>	<b>Molto spesso</b>
40	44	9	6	0

(tabella descrittiva della distribuzione di frequenza d'acquisto online per la categoria tecnologia)

<b>Mai</b>	<b>Raramente</b>	<b>A volte</b>	<b>Spesso</b>	<b>Molto spesso</b>
57	33	7	2	0

(tabella descrittiva della distribuzione di frequenza d'acquisto online per la categoria arredamento)

<b>Mai</b>	<b>Raramente</b>	<b>A volte</b>	<b>Spesso</b>	<b>Molto spesso</b>
72	14	5	4	4

(tabella descrittiva della distribuzione di frequenza d'acquisto online per la categoria alimenti)

<b>Mai</b>	<b>Raramente</b>	<b>A volte</b>	<b>Spesso</b>	<b>Molto spesso</b>
34	36	19	5	5

(tabella descrittiva della distribuzione di frequenza d'acquisto online per la categoria salute)

- **Acquisti in store:** Le categorie di prodotti acquistate più frequentemente (due o più volte a settimana) sono alimentari, seguite da prodotti tech e abbigliamento (almeno una volta al mese).

<b>Mai</b>	<b>Raramente</b>	<b>A volte</b>	<b>Spesso</b>	<b>Molto spesso</b>
14	46	25	6	8

(tabella descrittiva della distribuzione di frequenza d'acquisto in store per la categoria abbigliamento)



<b>Mai</b>	<b>Raramente</b>	<b>A volte</b>	<b>Spesso</b>	<b>Molto spesso</b>
36	46	10	4	3

(tabella descrittiva della distribuzione di frequenza d'acquisto in store per la categoria tecnologia)

<b>Mai</b>	<b>Raramente</b>	<b>A volte</b>	<b>Spesso</b>	<b>Molto spesso</b>
46	31	13	6	3

(tabella descrittiva della distribuzione di frequenza d'acquisto in store per la categoria arredamento)

<b>Mai</b>	<b>Raramente</b>	<b>A volte</b>	<b>Spesso</b>	<b>Molto spesso</b>
5	8	12	34	40

(tabella descrittiva della distribuzione di frequenza d'acquisto in store per la categoria alimenti)

<b>Mai</b>	<b>Raramente</b>	<b>A volte</b>	<b>Spesso</b>	<b>Molto spesso</b>
15	38	25	15	6

(tabella descrittiva della distribuzione di frequenza d'acquisto in store per la categoria salute)

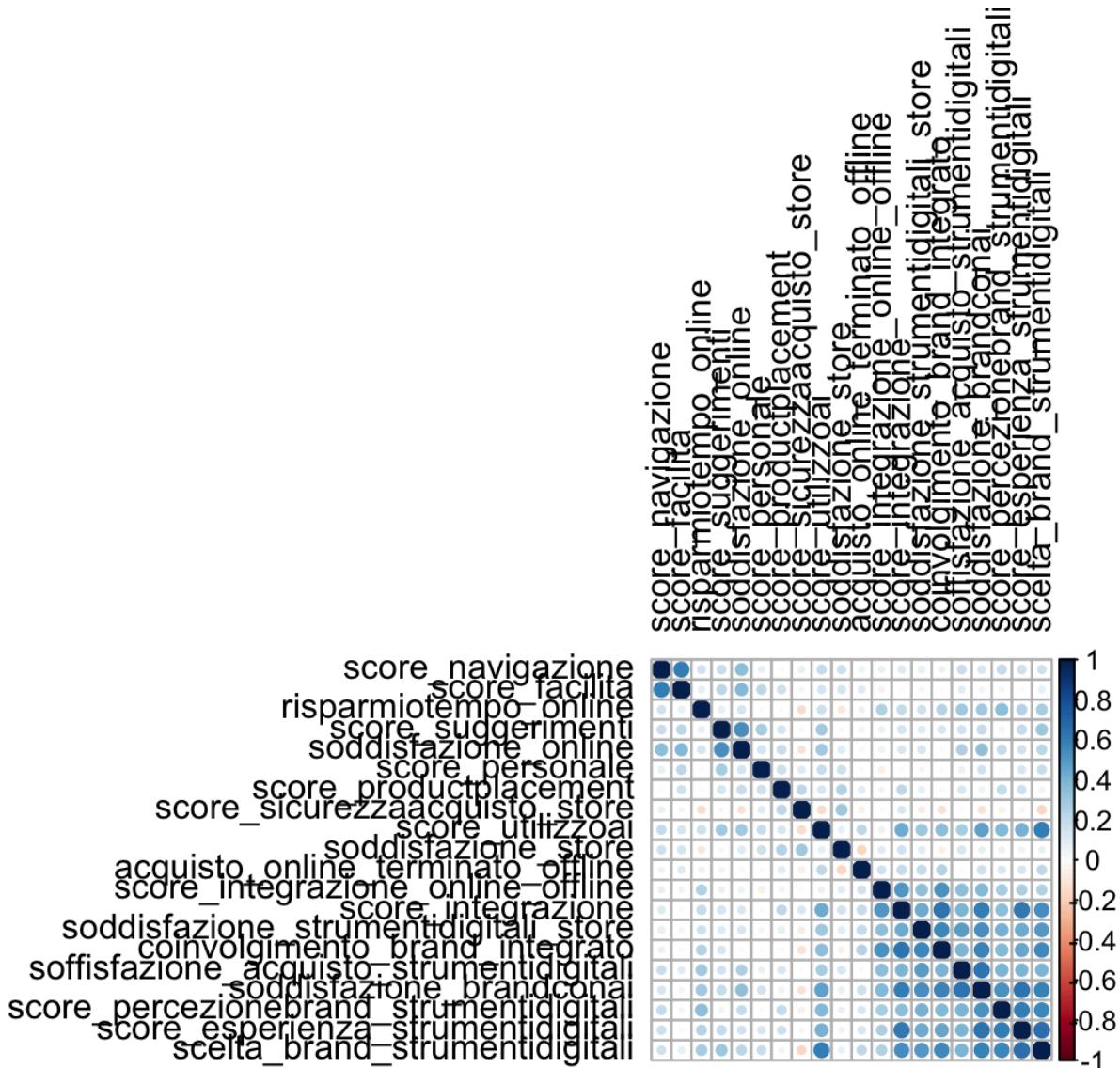
## Analisi delle componenti principali:

L'Analisi delle Componenti Principali (PCA) è una tecnica statistica multivariata utilizzata per ridurre la dimensionalità di un dataset complesso, mantenendo il più possibile l'informazione originaria. In pratica, essa trasforma un insieme di variabili correlate in un insieme più piccolo di variabili non correlate chiamate "componenti principali". Ogni componente è una combinazione lineare delle variabili originali e rappresenta una direzione in cui i dati variano maggiormente.

È importante distinguere la PCA dall'analisi fattoriale: mentre la PCA mira a spiegare la massima varianza nei dati osservati, l'analisi fattoriale si concentra sulla modellazione delle relazioni latenti (non osservabili) che generano i dati.

In questa ricerca, l'analisi è stata applicata a una matrice di 20 variabili, che rappresentano gli **score di soddisfazione e percezione** ottenuti dal questionario. La matrice è stata costruita utilizzando la funzione `cor()` in RStudio per calcolare la correlazione tra le variabili, ed è stata poi visualizzata tramite `corrplot()` per evidenziare le relazioni più forti tra esse.

(Grafico della correlazione a colori ottenuto con `corrplot()`.)

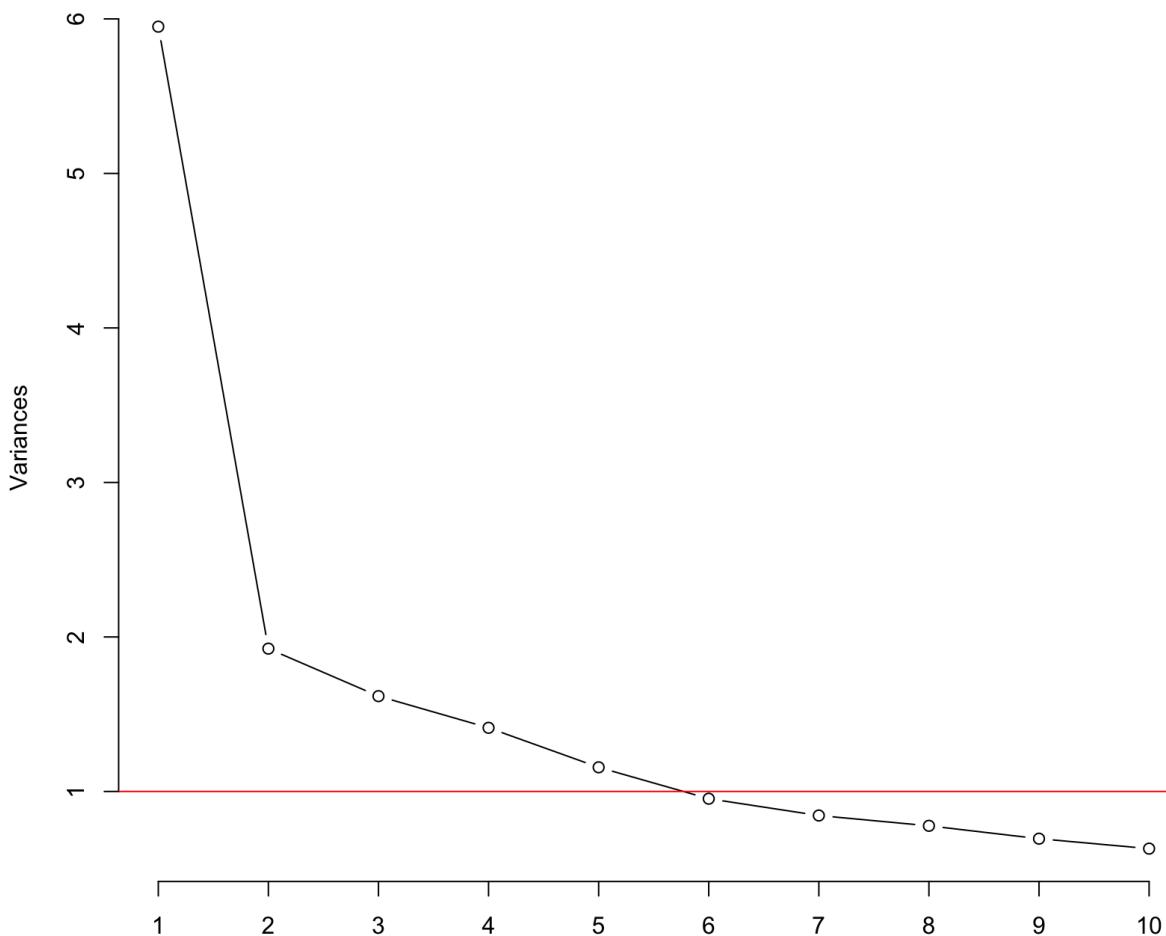




Per verificare l'adeguatezza dell'analisi, è stato calcolato l'indice di Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), che ha restituito un valore pari a **0,77**, superiore alla soglia di accettabilità comunemente fissata a 0,70. Questo risultato indica che la struttura di correlazione tra le variabili è **sufficientemente forte e coerente** da giustificare una riduzione dimensionale tramite PCA.

Successivamente è stato generato lo **screeplot**, un grafico che mostra la varianza spiegata da ciascuna componente principale. Questo strumento è fondamentale per decidere il numero ottimale di componenti da mantenere. In base al criterio del "gomito" (elbow), si sarebbe potuto considerare l'utilizzo di **5 componenti**, poiché anche la quinta spiegava una parte, seppur ridotta, della deviazione standard (1,07%) e comunque più del 54% della varianza è spiegata dalle prime 4 componenti. Tuttavia, si è deciso di proseguire con **4 componenti principali**, ritenendo che la quinta avrebbe aggiunto complessità non giustificata e potenzialmente avrebbe "sporcato" l'andamento dell'analisi.

(Grafico dello screeplot ottenuto con la funzione **screeplot()**.)





VARIABILI	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
Standard deviation	2.3942	1.5036	1.27872	1.12905	1.0724
Proportion of Variance	0.2866	0.1130	0.08176	0.06374	0.0575
Cumulative Proportion	0.2866	0.3997	0.48140	0.54514	0.6026

Le 4 componenti principali identificate sono:

- **PC1 – Componente “Futurista”**

Questa componente è fortemente determinata dalle variabili:

*score\_esperienza\_strumentidigitali, score\_integrazione, soddisfazione\_brandconai, scelta\_brand\_strumentidigitali.*

Essa descrive l'interesse del campione verso l'integrazione di strumenti digitali nell'esperienza d'acquisto e nei punti vendita. Rappresenta gli individui più attratti dall'innovazione e dalla sinergia tra esperienze online e offline.

- **PC2 – Componente “Digitale-Online”**

Guidata da: *score\_facilita, soddisfazione\_online, score\_navigazione.*

Riflette la percezione della qualità dell'esperienza online in termini di usabilità, navigabilità e soddisfazione generale. È la componente che evidenzia la centralità dei touchpoint digitali.

- **PC3 – Componente “Tradizionale-In Store”**

Composta principalmente da: *score\_sicurezzaacquisto\_store, score\_productplacement, soddisfazione\_store.*

Indica un legame più forte con l'esperienza fisica, dove la visione diretta del prodotto e la sua disposizione all'interno dello store influenzano significativamente l'acquisto.

- **PC4 – Componente “Ibrida Esperienziale”**

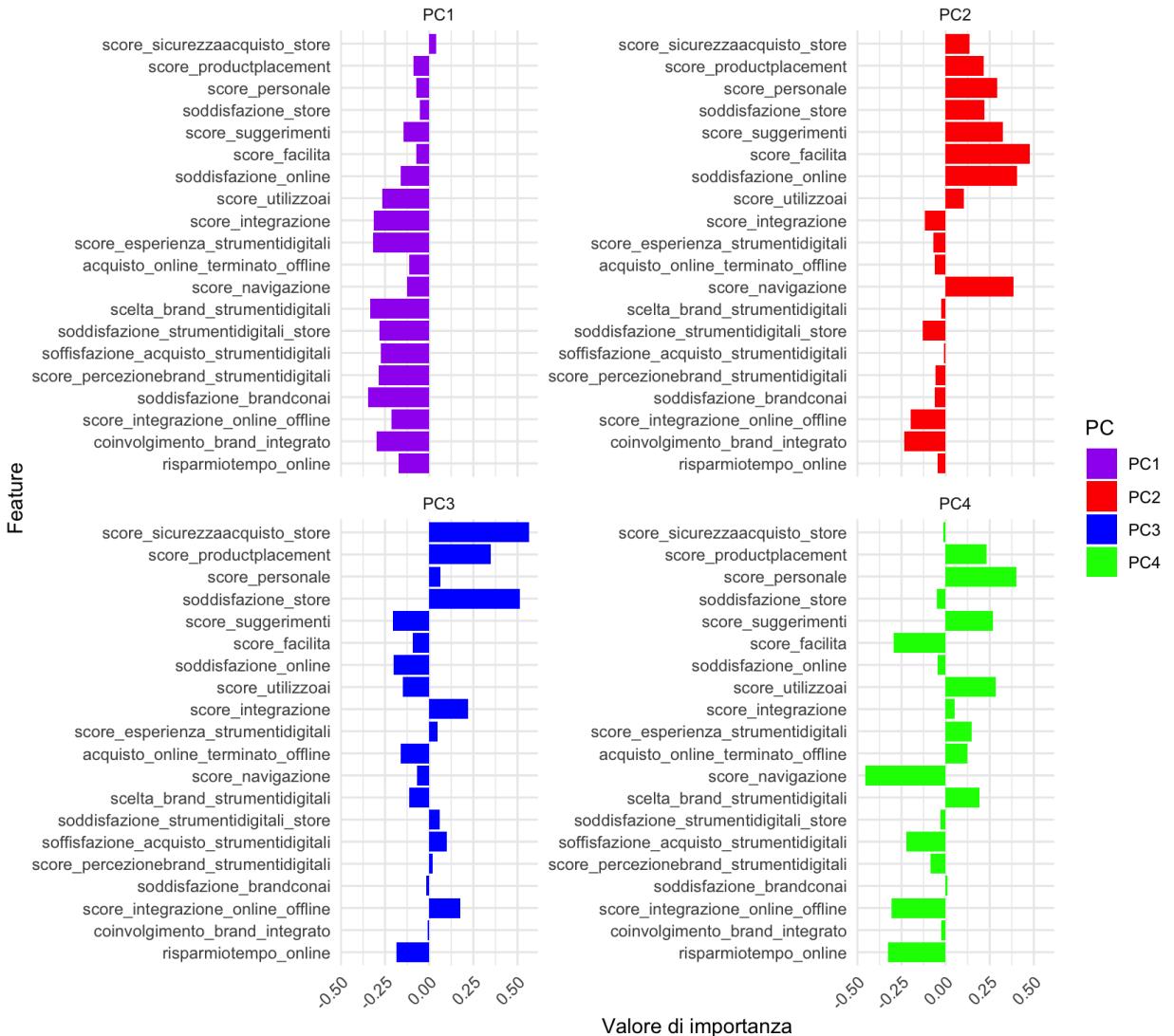
Basata su: *score\_facilita, score\_personale, score\_navigazione, risparmiotempo\_online.*

Questa componente è un mix tra efficienza digitale e interazione umana, mostrando l'importanza dell'equilibrio tra un'esperienza comoda online e il valore dell'assistenza fisica in store.



(Grafico di sintesi delle componenti principali PC1:PC4.)

Importanza delle Variabili per ciascun PC



L'analisi delle componenti principali mi ha permesso di sintetizzare efficacemente le dimensioni percettive più rilevanti all'interno del campione, facilitando la successiva fase di segmentazione. Queste nuove dimensioni (PC1:PC4) fungeranno infatti da base per l'**analisi cluster**, con l'obiettivo di identificare gruppi omogenei di consumatori sulla base delle loro affinità esperienziali e tecnologiche.

## Analisi cluster:

Una volta completata la fase di riduzione delle dimensioni tramite PCA, ho ottenuto un nuovo oggetto denominato *dati\_clust*, composto da 99 osservazioni e 4 componenti principali (PC1, PC2, PC3 e PC4). Questo oggetto rappresenta una versione semplificata ma informativamente densa dei dati raccolti dal questionario, e costituisce la base per procedere all'analisi di clusterizzazione.

Per misurare la distanza tra le osservazioni, ho scelto di utilizzare la **metrica di distanza di Gower**, particolarmente adatta in contesti in cui si lavora con variabili di natura mista (quantitative e qualitative). In questo caso, pur trattandosi di componenti principali di tipo continuo, Gower rimane comunque un'opzione robusta e flessibile per rilevare differenze tra unità osservate, soprattutto se si considerano le origini eterogenee delle variabili da cui derivano.

Dopo aver definito la metrica, ho testato diversi **metodi di legame** (linkage methods) per costruire il dendrogramma: legame **completo**, **singolo**, **medio** e **mediano**. Confrontando i rispettivi dendrogrammi ottenuti, ho riscontrato che il metodo di **legame completo** è quello che fornisce la rappresentazione più chiara e interpretabile delle relazioni tra le osservazioni, motivo per cui ho scelto di proseguire con questo approccio per la fase di clusterizzazione gerarchica.

Ho poi confrontato due diversi approcci di clusterizzazione:

- La **clusterizzazione gerarchica**, che costruisce una struttura ad albero (dendrogramma) partendo da osservazioni singole e unendole progressivamente in gruppi più grandi, fino a ottenere un'unica radice;
- La **clusterizzazione non gerarchica**, come ad esempio il metodo *k-means*, che invece parte da un numero predefinito di cluster e assegna iterativamente le osservazioni al gruppo più vicino, aggiornando i centri dei cluster fino a

convergenza.

Per stabilire il numero ottimale di cluster da utilizzare nell'analisi gerarchica, mi sono affidato alla funzione **NbClust** in RStudio, che valuta diverse soluzioni in base a numerosi criteri statistici. I risultati hanno suggerito che la **soluzione a 3 cluster** è quella più coerente e statisticamente valida rispetto alla mia base di dati.

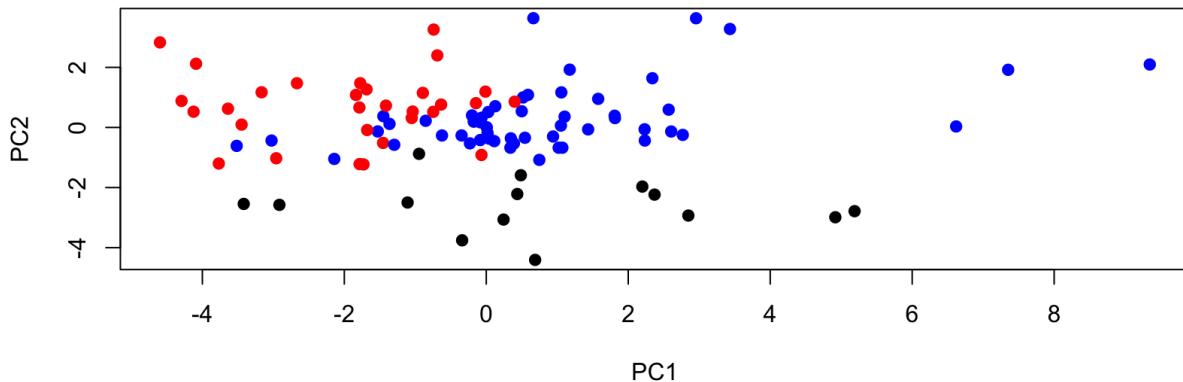
Ho quindi proceduto a **plottare i cluster** per ogni coppia di componenti principali (PC1 vs PC2, PC1 vs PC3, etc.), sia con l'approccio gerarchico che con quello non gerarchico, al fine di confrontare la nitidezza dei raggruppamenti ottenuti.

Dopo questa comparazione, ho deciso di **proseguire l'analisi con il metodo non gerarchico**, che si è dimostrato più efficace nel generare **3 cluster ben distinti e visivamente separabili**, facilitando una lettura più pulita dei risultati e l'individuazione di pattern interpretativi tra i gruppi.

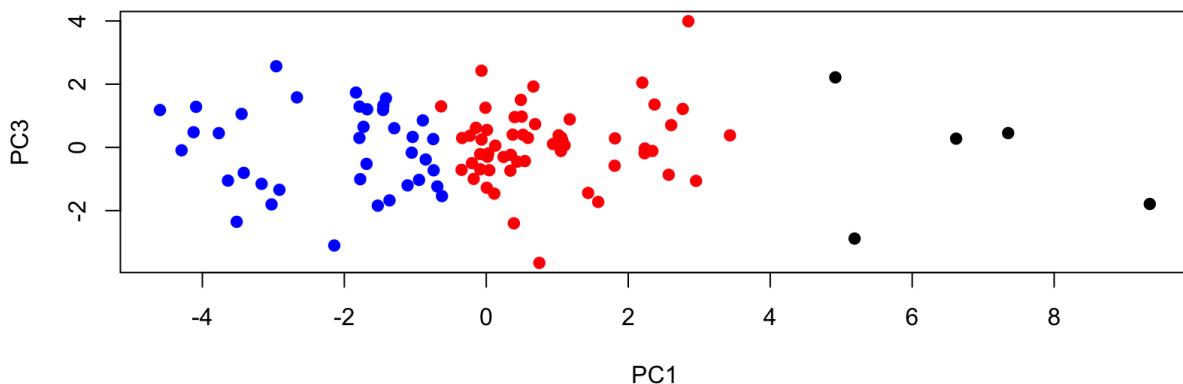
*(Comparazione grafici cluster migliori con metodi: gerarchico e non gerarchico)*



**PC1 vs PC2**  
**Metodo Gerarchico**



**PC1 vs PC3**  
**Metodo NON Gerarchico**



### Analisi descrittive univariate dei cluster:

#### Cluster Rosso (Futuristi)

Il cluster rosso è equamente distribuito tra maschi e femmine (50%-50%). Per quanto riguarda la **classe di reddito**, la modalità più frequente è quella compresa tra **1000€ e 1500€ al mese**. L'**analisi delle preferenze di acquisto online** mostra valori generalmente molto bassi, con frequenze comprese tra "mai" e "una volta a settimana" per tutte le categorie analizzate (abbigliamento, arredamento, alimenti, salute). Passando alle **preferenze di acquisto offline**, si osserva una media complessiva di frequenza pari a 3 ("almeno due volte al mese"), con un picco significativo nella categoria alimenti ("più di due volte a settimana"). La **distribuzione occupazionale** vede una prevalenza di "studenti", seguiti da "lavoratori dipendenti". In merito al **reddito**, la maggior parte degli individui

rientra nella fascia tra 1000€ e 1500€, che riflette il reddito medio dei lavoratori dipendenti in Italia.

	Meno di 1000€	Tra 1000 e 1500€	Tra 1501 e 2500€	Tra 2501 e 4000€
N. individui	9	27	11	9

(tabella frequenze assolute individui e rispettive classi di reddito)

### Cluster Blu (Tradizionali)

Il cluster blu presenta una maggioranza femminile (66% donne contro 34% uomini). La **classe di reddito** più rappresentata è quella tra **2501€ e 4000€ al mese**, indicando una capacità di spesa più elevata rispetto agli altri gruppi. Per quanto riguarda le **preferenze di acquisto online**, anche in questo cluster si registrano tendenze generalmente basse, eccetto per le categorie **abbigliamento** e **salute**, dove la varianza si estende fino a "due volte a settimana". Le **preferenze di acquisto offline** risultano simili a quelle del cluster rosso: la frequenza media è di almeno due volte al mese, con una variazione più marcata nella categoria salute (alcuni individui acquistano "almeno una volta a settimana"). La **distribuzione occupazionale** è dominata da studenti e lavoratori dipendenti, seguiti dai lavoratori autonomi. Anche in termini di **reddito**, il cluster blu si distingue come quello "più ricco" tra i tre, con una presenza significativa di persone che guadagnano tra 1501€ e 2500€ al mese e oltre.

	Meno di 1000€	Tra 1000 e 1500€	Tra 1501 e 2500€	Tra 2501 e 4000€	Oltre 4000
N. individui	6	12	4	13	3

(tabella frequenze assolute individui e rispettive classi di reddito)

### Cluster Nero (Outliers)

Il cluster nero è composto per il 40% da uomini e per il 60% da donne. La **classe di reddito** più frequente è, come per il cluster rosso, quella tra **1000€ e 1500€ al mese**. Per quanto riguarda le **preferenze di acquisto online**, si registra una media molto bassa ("mai") in tutte le categorie, tranne che per la **tecnologia**, dove è visibile una maggiore varianza estesa fino a "una volta a settimana". L'**acquisto offline** è, in generale, molto limitato (tra "mai" e "una volta al mese"), salvo che per la categoria alimenti, che mantiene comunque una frequenza molto alta ("almeno due volte a settimana"). La **distribuzione**

**occupazionale** è più ristretta rispetto agli altri cluster: si concentra prevalentemente tra lavoratori autonomi, studenti lavoratori e studenti, con lavoratori autonomi e studenti lavoratori come categorie prevalenti. È importante sottolineare che questo cluster ha una numerosità inferiore rispetto agli altri, il che spiega la sua maggiore particolarità. In termini di **reddito**, la fascia più rappresentata resta quella tra 1000€ e 1500€, coerente con la media nazionale per i lavoratori giovani e studenti.

	Meno di 1000€	Tra 1000 e 1500€	Tra 1501 e 2500€	Tra 2501 e 4000€
N. individui	1	2	1	1

(tabella frequenze assolute individui e rispettive classi di reddito)

## Risultati

L'analisi cluster ha identificato tre principali tipologie di consumatori, che si distinguono per il loro approccio alla tecnologia e alle modalità di acquisto:

- **I futuristi:** Questo cluster è caratterizzato da una forte propensione ad utilizzare tecnologie avanzate come AI, IoT, VR e 3D. I "futuristi" sono molto inclini a scegliere brand che integrano questi strumenti nelle loro esperienze di acquisto, sia online che offline. Questi consumatori apprezzano l'innovazione e traggono grande soddisfazione dall'interazione con tecnologie che migliorano la loro esperienza d'acquisto. La personalizzazione e la fluidità dell'esperienza sono essenziali per loro.
- **I tradizionali:** Contrariamente ai "futuristi", i membri di questo cluster preferiscono l'esperienza di acquisto fisica, in store. Per loro, vedere e toccare i prodotti è un passaggio fondamentale prima di effettuare un acquisto. Sebbene apprezzino alcune tecnologie, come i sistemi di pagamento digitale, sono più inclini a preferire l'interazione diretta con il prodotto. Il product placement e la visibilità fisica sono cruciali per la loro soddisfazione.
- **Gli outliers:** Questo gruppo comprende consumatori che non si allineano chiaramente né con i futuristi né con i tradizionali. Le loro risposte sono più eterogenee e non mostrano una preferenza netta per l'esperienza online o offline, né per l'utilizzo delle tecnologie avanzate. Questo gruppo rappresenta un'area di

interesse per ulteriori approfondimenti, in quanto potrebbero esserci opportunità di personalizzazione della loro esperienza d'acquisto.

Questi risultati suggeriscono che per i proprietari di store fisici, è fondamentale capire quale segmento di mercato è più propenso a investire in esperienze ibride e a identificare strategie specifiche per ogni gruppo, come l'integrazione di tecnologie avanzate per i futuristi e un'esperienza di prodotto tangibile per i tradizionali.

## Conclusioni

L'analisi ha evidenziato tre segmenti distinti di consumatori, ciascuno con caratteristiche e comportamenti d'acquisto differenti, rendendo essenziale l'adozione di strategie di marketing mirate. Per il **cluster rosso (futuristi)**, composto prevalentemente da studenti e giovani lavoratori con redditi medi e una spiccata attitudine all'innovazione tecnologica, si consiglia di attivare **campagne di awareness focalizzate sull'esperienza integrata online-offline**. Sebbene mostrino ancora abitudini di acquisto online contenute, questo gruppo è fortemente attratto da tecnologie come AI, VR e interfacce digitali avanzate, motivo per cui si prospetta un'opportunità anche per **rafforzare la loro presenza in store**, attraverso punti vendita tecnologicamente evoluti e percorsi esperienziali in grado di stimolare la curiosità del navigatore digitale.

Al contrario, i **cluster blu (tradizionali) e nero (outliers)** mostrano una preferenza netta per l'esperienza fisica in negozio e livelli di digitalizzazione inferiori. Per questi gruppi si suggerisce di puntare su **campagne di marketing offline**, valorizzando la visibilità all'interno degli store tramite **stand fisici, visibili e interattivi**. Questi strumenti possono fungere non solo da leva di ingaggio, ma anche da ponte per **favorire una graduale transizione verso l'online**, ampliando così la presenza digitale di un target ancora legato ai canali tradizionali. In sintesi, strategie differenziate e su misura per ciascun cluster possono aumentare l'efficacia complessiva delle azioni di marketing, stimolando l'engagement e migliorando l'esperienza d'acquisto su tutti i canali.

## Esempi di campagne per i diversi cluster di clienti



(Campagna social per Futuristi)

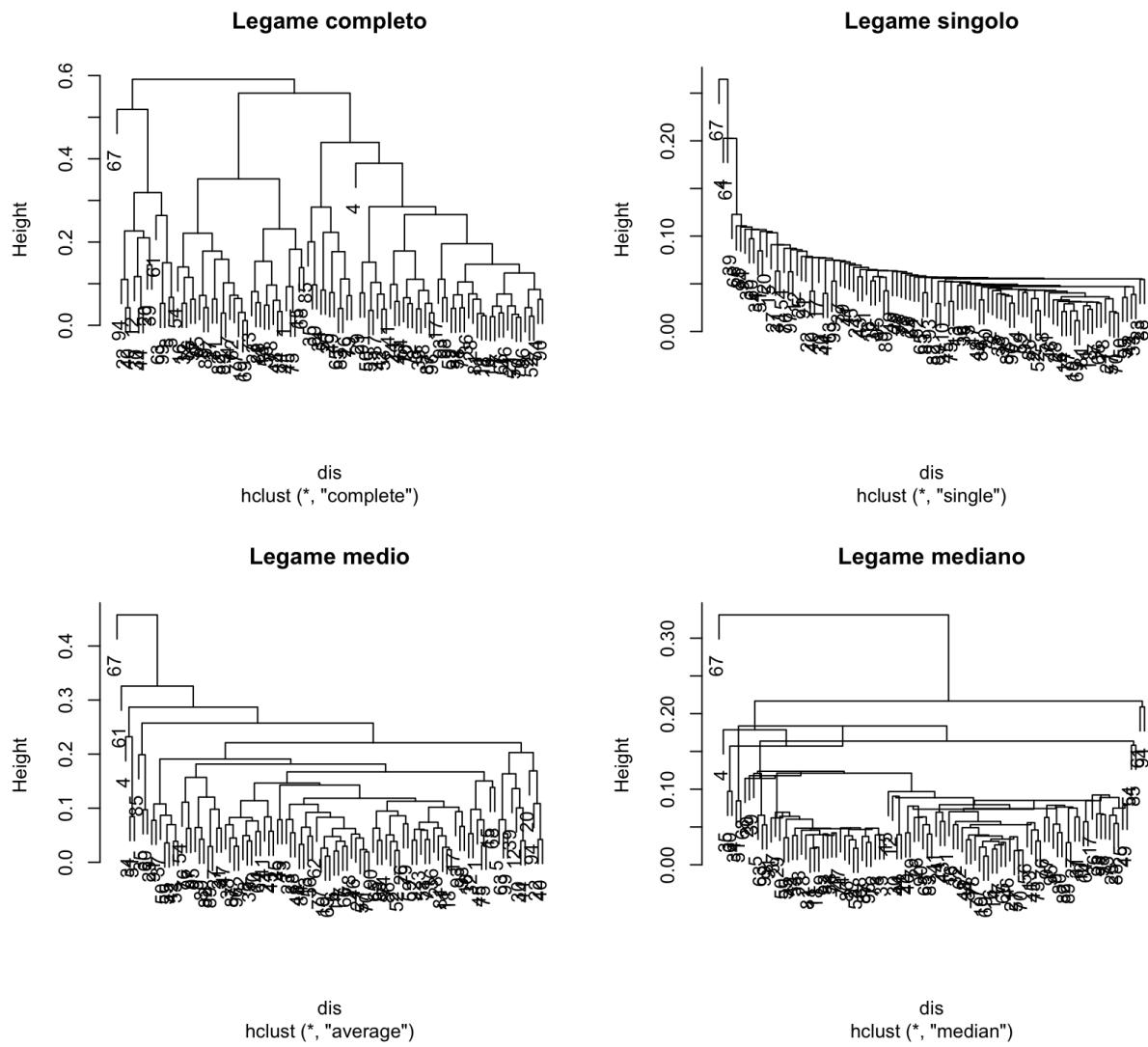


(Campagna OOH per Tradizionali e outliers)

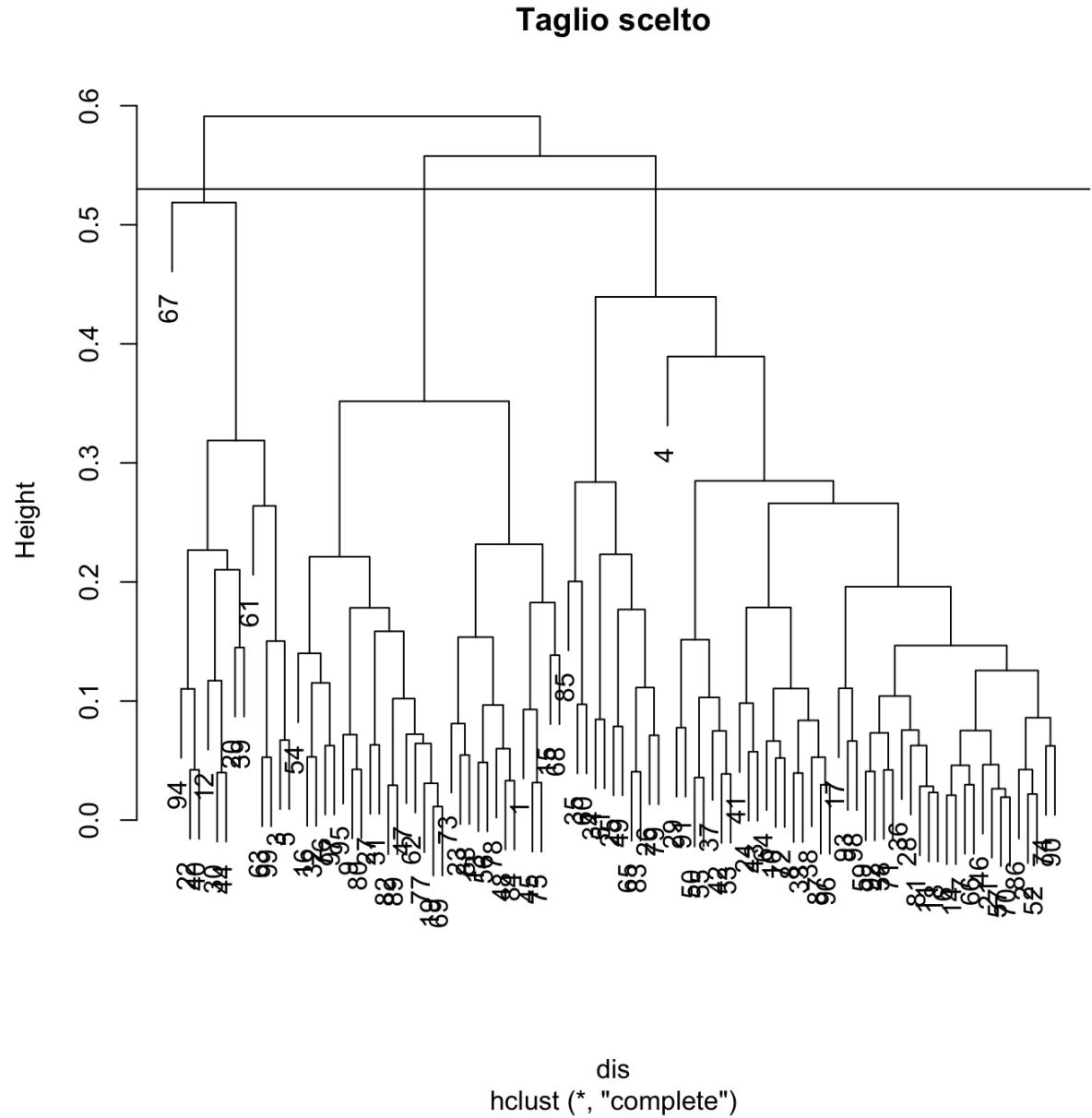
Entrambi le immagini sono state create da GenAI (Chatgpt)



## Appendix



(Dendogramma scelto con rispettivo taglio e scelta di numero cluster)



## Bibliografia

Accenture. (n.d.). Studio Accenture Interactive. In *Accenture*.

<https://newsroom.accenture.it/it/content/lesperienza-di-brand-sempre-piu-legata-al-purposo-diventa-elemento-chiave-di-trasformazione-per-le-organizzazioni.pdf>