



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI BRESCIA

DIPARTIMENTO DI ECONOMIA

*Corso di Laurea Magistrale
in Management - Marketing*

Tesi di Laurea

Feeling e incertezza:

**la classe dei modelli CUB per la valutazione
delle percezioni. Uno studio sulla *visitor experience*
presso il Museo di Santa Giulia**

Relatore: Chiar.ma Prof. Zuccolotto Paola
Correlatore: Chiar.ma Prof. Manisera Marica

Laureanda:
Baga Martina
Matricola n. 712914

Anno Accademico 2021/2022

A mio nonno,

*“Credo che Dio il settimo giorno non si sia riposato,
ma abbia fatto i nonni.
Accorgendosi che si trattava della più geniale delle sue creazioni,
si è preso una giornata libera per trascorrerla con loro”*

- F. Brizzi

INDICE

| | |
|--|----|
| Indice delle tabelle | 5 |
| Indice delle figure | 7 |
| Introduzione | 11 |
| Capitolo I: La classe dei modelli CUB | 15 |
| 1.1 Introduzione alla classe di modelli | 15 |
| 1.2 Il processo di generazione dei dati | 16 |
| 1.3 Le componenti di Feeling e di Uncertainty | 19 |
| 1.3.1 Approfondimento del Feeling approach | 28 |
| 1.3.2 Approfondimento dell'Uncertainty approach | 29 |
| 1.4 Le covariate dei soggetti | 31 |
| 1.5 Il potere esplicativo dei modelli statistici | 33 |
| 1.6 Il metodo della massima verosimiglianza | 34 |
| 1.7 La bontà dell'adattamento | 37 |
| 1.8 La volontà di esprimere un'opinione | 38 |
| 1.8.1 Le opzioni rifugio | 38 |
| 1.8.2 Il trattamento delle risposte "Don't know" | 44 |
| 1.9 Le estensioni del modello CUB | 46 |
| Capitolo II: La data science e l'utilizzo dei big data per lo sviluppo della visitor experience | 49 |
| 2.1 Big data e data science: cosa sono? | 49 |
| 2.1.1 I big data e la trasformazione digitale | 51 |
| 2.2 La digitalizzazione dell'arte e della cultura | 54 |
| 2.2.1 I benefici derivanti dalla digitalizzazione | 56 |
| 2.2.2 Ostacoli e resistenze alle tecnologie digitali | 60 |
| 2.3 Sviluppo di una comunicazione innovativa per i musei | 62 |
| 2.4 Arte e cultura ai tempi del Covid-19 | 63 |
| 2.5 BODaI-Lab | 66 |
| 2.6 Progetto DS4BS: Data Science for Brescia – Arts and Cultural Places | 67 |
| 2.7 Il questionario | 70 |

| | |
|--|------------|
| 2.8 Descrizione del questionario | 71 |
| 2.8.1 Domande relative a come si è conosciuto il Museo | 71 |
| 2.8.2 Domande relative alla visita presso il Museo | 72 |
| 2.8.3 Domande relative allo studio della soddisfazione | 72 |
| 2.8.4 Domande relative alle iniziative del Museo | 74 |
| 2.8.5 Domande relative ai dati socio-demografici dei rispondenti | 74 |
| Capitolo III: Applicazione del modello CUB al caso studio | 80 |
| 3.1 Il modello CUB senza covariate | 80 |
| 3.1.1 Il modello CUB per i sei item selezionati | 86 |
| 3.2 Il modello CUB con le covariate | 90 |
| 3.3 I risultati ottenuti | 130 |
| Conclusione | 136 |
| Appendice | 140 |
| Bibliografia | 149 |
| Sitografia | 151 |
| Ringraziamenti | 153 |

INDICE DELLE TABELLE

| | |
|--|-----|
| Tabella 1: Stima dei risultati del modello CUB per la domanda numero 12 (standard error delle stime tra parentesi) | 82 |
| Tabella 2: Stima dei risultati del modello CUB per la domanda numero 14 (standard error delle stime tra parentesi) | 84 |
| Tabella 3: Stima dei risultati del modello CUB per l'item "percezione tattile" (standard error della stima tra parentesi) con shelter effect | 88 |
| Tabella 4: Stima dei risultati del modello CUB per i sei item approfonditi (standard error delle stime tra parentesi) | 89 |
| Tabella 5: Variabili che influenzano il grado di uncertainty e di feeling per i sei item studiati | 92 |
| Tabella 6: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB con covariate per l'item "orientamento" | 95 |
| Tabella 7: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "orientamento" | 97 |
| Tabella 8: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB con covariate per l'item "accessibilità" | 100 |
| Tabella 9: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "accessibilità" | 104 |
| Tabella 10: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB con covariate per l'item "illuminazione" | 106 |
| Tabella 11: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB per l'andamento del feeling con covariate per l'item "silenzio" | 110 |
| Tabella 12: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB per l'andamento dell'uncertainty con covariate per l'item "silenzio" | 112 |
| Tabella 13: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "silenzio" | 115 |
| Tabella 14: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB con covariate per l'item "percezione tattile" | 115 |
| Tabella 15: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "percezione tattile" | 117 |

| | |
|---|-----|
| Tabella 16: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB per l'andamento dell'uncertainty con covariate per l'item "contenuti multimediali" | 119 |
| Tabella 17: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "contenuti multimediali" | 123 |
| Tabella 18: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB per l'andamento del feeling con covariate per l'item "contenuti multimediali" | 125 |
| Tabella 19: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "contenuti multimediali" | 129 |

INDICE DELLE FIGURE

| | |
|--|-----|
| Figura 1: Distribuzione di probabilità con $(1 - \xi)$ pari a 0,8 e $(1 - \pi)$ pari a 0,2 | 25 |
| Figura 2: Distribuzione di probabilità con $(1 - \xi)$ pari a 0,3 e $(1 - \pi)$ pari a 0,9 | 26 |
| Figura 3: Distribuzione di probabilità con $(1 - \xi)$ pari a 0,2 e $(1 - \pi)$ pari a 0,4 | 27 |
| Figura 4: Rappresentazione de shelter effect con opzione rifugio pari a 1 | 40 |
| Figura 5: Rappresentazione de shelter effect con opzione rifugio pari a 2 | 41 |
| Figura 6: Rappresentazione de shelter effect con opzione rifugio pari a 3 | 41 |
| Figura 7: Rappresentazione de shelter effect con opzione rifugio pari a 4 | 42 |
| Figura 8: Rappresentazione de shelter effect con opzione rifugio pari a 5 | 42 |
| Figura 9: Distribuzione della popolazione dei rispondenti secondo il sesso | 75 |
| Figura 10: Distribuzione della popolazione dei rispondenti per fasce d'età | 76 |
| Figura 11: Distribuzione della popolazione dei rispondenti per titolo di studio posseduto | 77 |
| Figura 12: Distribuzione della popolazione dei rispondenti per residenza | 78 |
| Figura 13: Parametri stimati dal modello CUB degli item della domanda numero 12 | 83 |
| Figura 14: Parametri stimati dal modello CUB degli item della domanda numero 14 | 85 |
| Figura 15: Distribuzioni attese del modello CUB (punti vuoti) e osservate (punti neri) per gli item selezionati | 87 |
| Figura 16: Parametri stimati dal modello CUB dei sei item approfonditi | 90 |
| Figura 17: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile titolo di studio per l'item "orientamento" | 96 |
| Figura 18: Rappresentazione dell'analisi con covariate dicotomiche per l'item "orientamento" (in cui la modalità [0] è rappresentata da punti vuoti e la modalità [1] da punti neri) | 98 |
| Figura 19: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile residenza per l'item "orientamento" | 99 |
| Figura 20: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile età per l'item "accessibilità" | 101 |
| Figura 21: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile generazione per l'item "accessibilità" | 102 |
| Figura 22: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile titolo di studio per l'item "accessibilità" | 103 |

| | |
|--|-----|
| Figura 23: Rappresentazione dell'analisi con covariate dicotomiche per l'item "accessibilità" (in cui la modalità [0] è rappresentata da punti vuoti e la modalità [1] da punti neri) | 105 |
| Figura 24: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile età per l'item "illuminazione" | 107 |
| Figura 25: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile generazione per l'item "illuminazione" | 108 |
| Figura 26: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile titolo di studio per l'item illuminazione | 109 |
| Figura 27: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile titolo di studio per l'item "silenzio" | 111 |
| Figura 28: Rappresentazione dell'andamento della componente di uncertainty per la variabile età per l'item "silenzio" | 113 |
| Figura 29: Rappresentazione dell'andamento della componente di uncertainty per la variabile titolo di studio per l'item "silenzio" | 114 |
| Figura 30: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile titolo di studio per l'item "percezione tattile" | 116 |
| Figura 31: Rappresentazione dell'analisi con covariate dicotomiche per l'item "percezione tattile" (in cui la modalità [0] è rappresentata da punti vuoti e la modalità [1] da punti neri) | 118 |
| Figura 32: Rappresentazione dell'andamento della componente di uncertainty per la variabile età per l'item "contenuti multimediali" | 120 |
| Figura 33: Rappresentazione dell'andamento della componente di uncertainty per la variabile generazione per l'item "contenuti multimediali" | 121 |
| Figura 34: Rappresentazione dell'andamento della componente di uncertainty per la variabile residenza per l'item "contenuti multimediali" | 122 |
| Figura 35: Rappresentazione dell'analisi con covariate dicotomiche per l'item "contenuti multimediali" (in cui la modalità [0] è rappresentata da punti vuoti e la modalità [1] da punti neri) | 124 |
| Figura 36: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile età per l'item "contenuti multimediali" | 126 |
| Figura 37: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile generazione per l'item "contenuti multimediali" | 127 |

| | |
|--|-----|
| Figura 38: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile titolo di studio per l'item "contenuti multimediali" | 128 |
| Figura 39: Rappresentazione dell'analisi con covariate dicotomiche per l'item "contenuti multimediali" (in cui la modalità [0] è rappresentata da punti vuoti e la modalità [1] da punti neri) | 130 |

INTRODUZIONE

Nel 2023 Bergamo e Brescia verranno proclamate Città della Cultura Italiana. L'Università degli Studi di Brescia, a tal proposito, ha avviato una serie di attività di ricerca e di progetti che andranno a supportare questi eventi, in collaborazione con il Comune di Brescia e con la Fondazione Brescia Musei.

Nello specifico, il progetto che viene trattato in questa Tesi di Laurea prende il nome di Data Science for Brescia (DS4BS). Questo progetto ha ricevuto il finanziamento biennale della Fondazione Cariplo nell'ambito delle Call Data Science for Science and Society dell'anno 2021.

Il progetto ha come punto di riferimento la città di Brescia; questa tesi si inserisce in uno studio relativo all'esperienza vissuta durante la visita condotta presso il Museo di Santa Giulia.

Un'attenzione particolare viene dedicata alla sperimentazione di nuovi metodi per il rilevamento e il coinvolgimento del pubblico, andando ad approfondire ed esplorare soprattutto aspetti quali gli atteggiamenti culturali e le percezioni.

L'obiettivo di questo progetto è fondamentalmente quello di incrementare la conoscenza riguardo il modo in cui le persone visitano i luoghi dedicati alla cultura tramite l'utilizzo e il supporto delle data science.

I dati necessari per lo svolgimento di questa analisi sono stati ricavati tramite la somministrazione di un questionario ai visitatori del Museo di Santa Giulia. Fondamentali per l'analisi sono state le domande relative alla soddisfazione e al grado di accordo verso determinate affermazioni dei rispondenti. Queste domande sono state realizzate attraverso l'utilizzo della scala di Likert a 5 punti, espressa su più livelli (ad esempio da "molto insoddisfatto" a "pienamente soddisfatto"). Grazie all'utilizzo di questa tipologia di domande è possibile realizzare una *rating analysis*, cioè un'analisi su giudizi ricavati sotto forma di valutazioni.

Tra i modelli più recenti per l'analisi di questa tipologia di dati abbiamo la classe dei modelli CUB. Sostanzialmente si tratta di un modello mistura che ha lo scopo di misurare quanto pesano due componenti che operano congiuntamente durante il processo decisionale di un soggetto: la componente di *feeling*, ovvero tutti gli elementi

razionali che entrano in gioco nel momento in cui un soggetto deve esprimere una valutazione, e la componente di *uncertainty*, ovvero tutte gli elementi non razionali che vanno a disturbare il ragionamento razionale.

Da questa forma base del modello CUB sono state elaborate una serie di estensioni del modello stesso che permettono al ricercatore di prendere in considerazione delle covariate che portano ad una descrizione dei dati maggiormente approfondita.

Partendo da questo presupposto, i dati ricavati dal questionario sono stati analizzati tramite la classe dei modelli CUB. Grazie alle domande sui dati anagrafici dei rispondenti è stato inoltre possibile verificare se questi abbiano in qualche modo influenzato la valutazione relativa ai vari aspetti che hanno caratterizzato la visita e, inoltre, se le componenti di *feeling* e di *uncertainty* siano state influenzate in modo differente.

Questa Tesi di Laurea è organizzata nel seguente modo. Nel Capitolo I, intitolato *La classe dei modelli CUB*, si andrà ad approfondire la conoscenza relativa al modello CUB, partendo da un'analisi del background che ha portato alla sua nascita e approfondendone lo sviluppo nel corso degli anni. Verranno studiate nel dettaglio le due componenti che caratterizzano il modello, ovvero il *feeling* e l'*uncertainty*. Infine, verranno presentate alcune estensioni di questo modello, in particolar modo faremo riferimento alle covariate dei soggetti, allo *shelter effect* e al trattamento delle risposte *don't know*.

Nel Capitolo II, dal titolo *La data science e l'utilizzo dei big data per lo sviluppo della visitor experience*, si andrà ad approfondire come la data science e l'utilizzo dei big data siano diventati fondamentali anche nel campo dell'arte e della cultura. Negli ultimi anni si è evidenziato sempre di più come l'incontro tra la Cultural Heritage e la digital transformation abbia un'enorme potenzialità per il settore dell'arte e della cultura. In questo capitolo si affronteranno i vantaggi che si possono ottenere con l'applicazione dei big data nel campo dell'arte, le principali resistenze che ancora oggi è possibile riscontrare, ed infine si farà riferimento a come il Covid-19 abbia dato una spinta a questo processo di digitalizzazione in questo ambito specifico.

Verrà per ultimo introdotto BODaI-Lab, un laboratorio di ricerca nato dal lavoro congiunto di un gruppo di docenti dell'Università degli Studi di Brescia, che sviluppa una serie di progetti specifici, tra i quali troviamo il progetto DS4BS.

Al termine di questo capitolo verrà introdotto il caso studio. Verrà presentato il questionario per una più facile comprensione della provenienza dei dati, con un focus particolare sulle domande centrali del questionario relative alla soddisfazione dei visitatori.

Verrà poi realizzata una descrizione generica dei visitatori stessi, attraverso una serie di rappresentazioni grafiche degli stessi suddivisi per genere, fasce d'età e titolo di studio. Verranno quindi introdotte le principali covariate che verranno utilizzate nel capitolo successivo per svolgere l'analisi.

Nel Capitolo III, *Applicazione del modello CUB al caso studio*, verrà applicato il modello CUB ai dati descritti in precedenza. L'applicazione di questo modello avverrà prima nella sua forma base, andando ad individuare per gli item considerati rilevanti il peso della componente di *feeling* e il peso della componente di *uncertainty*.

Solo in un secondo momento verrà realizzata un'analisi più approfondita grazie all'introduzione delle covariate. Nei casi in cui queste si sono rivelate significative andremo a descriverne l'influenza sulle due componenti del modello CUB.

Questa Tesi di Laurea si concluderà descrivendo i risultati dell'analisi, sottolineandone gli aspetti più significativi.

CAPITOLO I

LA CLASSE DEI MODELLI CUB

1.1 Introduzione alla classe di modelli

In questa tesi si andrà ad approfondire un modello per l'analisi dei cosiddetti "rating data", cioè dei dati che si ottengono quando si somministra un questionario con domande che chiedono ai rispondenti di esprimere giudizi su una scala ordinale. Questa analisi prende il nome di CUB. In sostanza, si tratta di una classe di modelli che studia il processo decisionale che sta alla base delle decisioni dei soggetti che forniscono una risposta nel momento in cui esprimono una valutazione relativamente all'oggetto dell'indagine¹.

Questa classe di modelli si è sviluppata ed è stata approfondita negli ultimi quindici anni, quando l'interesse delle scienze statistiche ha iniziato a dedicarsi anche a discipline umanistiche e sociali, quali psicologia, marketing, sociologia o ancora scienze educative e comportamentali e così via.

Grazie allo sviluppo di una parametrizzazione più flessibile dei processi di generazione dei dati è stato possibile ottenere una migliore interpretazione dei risultati.

La ricerca statistica in questi "nuovi" campi umanistici è orientata sostanzialmente all'analisi dei cosiddetti costrutti latenti (come possono essere ad esempio i gusti o le opinioni), analisi che viene svolta tramite la raccolta di informazioni usando variabili che dal punto di vista statistico sono categoriali ordinali. Questi dati sono prettamente di natura qualitativa; difatti, nei questionari che si basano sul rating, i rispondenti sono chiamati a manifestare le loro valutazioni (che possono essere intese come opinioni, giudizi, apprezzamenti, accordo, soddisfazione e così via) per quanto riguarda determinati item semplicemente selezionando un punteggio all'interno di un insieme di alternative ordinate. Un esempio di questa tipologia di alternative è rappresentato dal questionario realizzato con scala di Likert in cui le alternative di risposta possono essere rappresentate nel seguente modo: "completamente insoddisfatto", "molto insoddisfatto", "insoddisfatto", "né soddisfatto né insoddisfatto", "soddisfatto", "molto soddisfatto",

¹Piccolo D., 2003, *On the moments of a mixture of uniform and shifted binomial random variables*

D'Elia A., Piccolo D., 2005, *A mixture model for preference data analysis*

"completamente soddisfatto". Un'alternativa valida a questa tipologia di questionari è rappresentata dai ranking, ovvero dalle classificazioni: in questo caso ai rispondenti viene chiesto di stilare una graduatoria di item secondo il loro gusto o il loro accordo. Si tratta in questo caso di dati multivariati.

L'idea che sta alla base di questi studi è la modellazione diretta del meccanismo tramite il quale, in circostanze differenti, gli individui si comportano rispetto ad un determinato elemento e forniscono una valutazione collocata in una scala con m categorie ordinate. Questa ipotesi di base ha poi portato alla definizione innovativa del concetto di incertezza.

Questo approccio considera la risposta finale dell'intervistato come una combinazione di *feeling* e di incertezza (che in questa tesi chiameremo col termine *uncertainty* per coerenza con la terminologia utilizzata in letteratura) tenendo sempre in considerazione elementi quali le opzioni rifugio, gli stili di risposta e le eventuali sovra-dispersioni che andremo a spiegare successivamente. Il tutto tenendo presente la relazione con le covariate dei soggetti e degli oggetti.

Il contributo di questo modello risiede fondamentalmente nella misurazione del potere esplicativo del modello statistico e permette una discussione completa sull'interpretazione multiforme dell'incertezza nella modellazione dei dati ordinali.

1.2 Il processo di generazione dei dati

Per poter analizzare i dati raccolti da una determinata indagine statistica con il metodo dei modelli CUB è necessario tenere in considerazione una serie di ipotesi e caratteristiche fondamentali.

Abbiamo anticipato nel paragrafo precedente che i modelli CUB trattano principalmente i rating data, ovvero quei dati che permettono all'intervistatore di raccogliere una valutazione di tipo ordinale dei giudizi che vengono espressi dagli intervistati (che chiameremo anche rispondenti).

L'obiettivo dell'analisi dei rating data è quello di effettuare una misurazione delle percezioni del rispondente su un tratto latente. Questi vengono utilizzati quando si svolgono delle indagini di tipo psicologico, sociologico, di marketing, la cui finalità è puramente quella di misurare delle percezioni. In questo tipo di questionari ai rispondenti viene chiesto di esprimere la loro valutazione circa determinati elementi o

caratteristiche selezionando un punteggio tra un insieme di alternative ordinate. L'idea principale che sta alla base di questa classe di modelli è la credenza generale per cui un rispondente, nel momento in cui compila un questionario, seleziona una categoria presentata all'interno di una lista di opzioni ordinali non solamente come il risultato di una reazione possibilmente meditata ad una determinata elicitazione. Le percezioni altro non sono che esperienze umane, e il punteggio assegnato alle varie valutazioni, oltre ad essere interpretato come il risultato del processo decisionale, viene influenzato dalla storia passata del rispondente stesso, dalle circostanze temporanee che influenzano il contesto e le percezioni dell'intervistato, dall'attitudine del rispondente ed anche dalle sue emozioni². Quindi, come possiamo ben vedere, la risposta finale è influenzata da numerosi fattori dei quali né il rispondente né l'intervistatore possono effettivamente avere il pieno controllo.

Un esempio di analisi di rating data è rappresentato dall'analisi della soddisfazione del cliente circa un determinato prodotto o servizio. Si costruisce una batteria di item in cui si elencano i diversi aspetti che riguardano un dato prodotto o servizio; questo ovviamente è necessario che sia stato precedentemente sperimentato dal cliente. Per ognuno di questi aspetti si chiede quindi una valutazione della soddisfazione su una scala di Likert da 1 a 5 o da 1 a 7 punti. Ad ogni item corrisponde così una variabile qualitativa ordinale. Questi rappresentano i rating data dell'analisi.

Si può quindi comprendere come l'obiettivo sia proprio quello di misurare le percezioni e il tratto latente, ovvero misurare la soddisfazione percepita del cliente.

È importante sottolineare come questa breve sintesi di un costrutto complesso è più raffinata nel caso in cui la scala di risposta ammetta m categorie ordinali con $m > 3$.

Le variabili che si studiano in questa classe di modelli sono variabili categoriali oppure variabili qualitative ordinali. Questo perché le modalità in cui esse si esprimono possono essere poste in un determinato ordine. Difatti, con una scala di Likert che va da 1 a 5, ad una modalità pari ad 1 corrisponde una soddisfazione percepita più bassa rispetto ad una modalità pari a 2, che è più bassa di una modalità pari a 3 e così via. Si parla comunque di variabili qualitative e non quantitative perché questi valori 1, 2, 3, 4 e 5 non hanno proprietà numeriche. Infatti, non è possibile con questa tipologia di

²Koster E. P., 2009, *Diversity in the determinants of food choice: a psychological perspective*

questionario affermare che chi ha una soddisfazione pari a 4 avrà una soddisfazione doppia rispetto a chi dichiara una soddisfazione pari a 2. Sarà invece possibile affermare che chi dichiara una soddisfazione pari a 4 avrà una soddisfazione superiore a chi dichiara una soddisfazione pari a 2, ma non avrà necessariamente una soddisfazione doppia. Questa è la principale differenza tra una variabile qualitativa ordinale e una variabile quantitativa numerica, ed è anche la motivazione per cui questa tipologia di variabili ha bisogno di un trattamento specifico.

Infine, per ultima ma non meno importante, un'altra peculiarità della classe dei modelli CUB è che questa si sviluppa partendo da un'ipotesi fondamentale: il processo decisionale che sta alla base delle decisioni dei soggetti, nel momento in cui esprimono una valutazione, è un processo inconscio. Ovviamente si tratta di un'assunzione, ovvero di un'ipotesi che viene fatta da colui che definisce il modello. Tuttavia, questa è fondamentale per poter utilizzare la classe dei modelli CUB; senza questa ipotesi di base non vi si potrebbe aderire.

La trasformazione del processo decisionale in una struttura formale, capace di descrivere, comprendere, collegare e predire dei fenomeni reali generati dalle classificazioni richiede indubbiamente la definizione di un modello statistico.

Secondo il grande statistico G. E. P. Box, "ogni modello statistico è intrinsecamente sbagliato" ma potrebbe essere "utile". Questo avviene se è un modello semplice, parsimonioso, capace di essere effettivamente stimato e testato sui dati osservati³.

Sintetizzando, i due aspetti principali che vengono attivati durante un qualsiasi processo decisionale sono gli aspetti percettivi, che riguardano la percezione del rispondente circa il contenuto oggetto di valutazione, e gli aspetti decisionali, che fanno invece riferimento all'uso da parte del valutatore della scala di valutazione disponibile⁴. Quello che viene classificato come rating data varia tra una selezione di una determinata

³Box and Draper, 1987, *Empirical Model Building and Response Surfaces*, New York: Wiley

⁴Toureangeau R., Rips L.J., Rasinski K., 2000, *The Psychology of Survey Response*, Cambridge University Press, Cambridge

categoria in modo totalmente casuale e superficiale fino ad una selezione che invece rappresenta l'espressione pensata di una vera percezione latente.

1.3 Le componenti di *Feeling* e di *Uncertainty*

L'idea di base introdotta da questa nuova classe di modelli è la seguente: si può ipotizzare che un rispondente, durante la compilazione di un questionario, seleziona una risposta da un elenco di opzioni ordinali non come il semplice risultato di una reazione possibilmente meditata alla domanda, ma piuttosto come l'effetto congiunto del proprio comportamento, della specifica dell'elemento e delle circostanze esterne. La combinazione di eventi passati, esperienze recenti e sensazioni temporanee è senza dubbio una variabile latente e la risposta osservata potrebbe essere brevemente sintetizzata come un'attitudine avversa, indifferente o favorevole verso quello specifico elemento oggetto della domanda.

È possibile quindi affermare che nella testa del rispondente si è svolta una piccola "guerra" tra tutti questi elementi. Ovviamente, non è possibile sapere cosa sia effettivamente successo nel momento immediatamente precedente la valutazione in quanto il modello CUB può solamente supporre tale ipotesi.

L'elemento che principalmente influenza il rispondente nel momento in cui deve selezionare una categoria tra le risposte disponibili è una *componente primaria* legata alla consapevolezza e alla piena comprensione dell'elemento, comprensione basata ovviamente sulla conoscenza e sull'esperienza. Per semplificare, questa componente prende il nome di *feeling*, dato che manifesta la consapevolezza di un vero punteggio latente. Questa componente può essere interpretata in molti modi diversi: può essere infatti vista come un accordo con l'affermazione data, come percezione, felicità, preoccupazione e così via. Una comunità eterogenea dovrebbe indubbiamente avere una modalità unica, che sia inclinata verso sinistra oppure verso destra o ancora una distribuzione simmetrica a seconda che le valutazioni siano rispettivamente prevalentemente positive, negative o neutrali. Le distribuzioni multimodali possono essere osservate invece quando si ha a che fare con l'osservazione di sottogruppi caratterizzati da diversi modelli di risposta.

Nella realtà però con questo meccanismo interferisce quello che viene comunemente chiamato "comportamento soddisfacente"⁵ causato dai rispondenti che scelgono una risposta adeguata ma non ottimale per ridurre il margine di una risposta maggiormente meditata. È infatti importante distinguere tra i rispondenti che "ottimizzano", ovvero coloro che fanno il meglio che possono per dare una risposta accurata, e coloro che "soddisfano", in altre parole i rispondenti che danno una risposta accettabile ma non ottimale⁶.

Per questo motivo viene introdotta una seconda componente alla quale è necessario riservare grande attenzione, ovvero la componente dell'incertezza⁷, nonostante sia l'"intento comunicativo"⁸ ad avere un'importanza primaria.

La risposta finale, quindi, è influenzata anche da una *componente secondaria* generata da una sfocatura intrinseca che dipende principalmente dalle circostanze che circondano il processo di valutazione. Questa componente prende il nome di *uncertainty* e può nascere da una lunga lista di fatti convergenti e correlati quali un insieme limitato di informazioni, la conoscenza o l'ignoranza verso determinate proprietà e caratteristiche dell'oggetto di valutazione, l'interesse personale e molto altro ancora. Il risultato di tutti questi elementi è un'eterogeneità complessiva che dovrebbe essere approfondita e studiata per spiegare l'indecisione dei rispondenti e, in generale, le particolarità che possono emergere dallo studio dei risultati ottenuti⁹.

In altre parole, è possibile affermare che nella testa del rispondente si sono scontrati due diversi atteggiamenti che vengono indicati rispettivamente con il nome di *Feeling approach* e di *Uncertainty approach*:

- il primo è un atteggiamento di ragionamento, ovvero il cervello ha iniziato a ragionare e dopo di che ha espresso un determinato punteggio;

⁵Simon H.A., 1957, *Models of Man*, J. Wiley & Sons, New York

⁶Krosnick J.A., 1991, *Response strategies for Coping with the Cognitive Demands of Attitude Measures in Surveys*

Krosnick J.A., 1999, *Surveys research*

⁷Jonung L., 1986, *Uncertainty about inflationary perceptions and expectations*

Luchini S., Watson V., 2013, *Uncertainty and framing in a valuation task*

⁸Bradburn N.M., Sudman S., Blair E., 1979, *Improving Interview Method and Questionnaire Design*, San Francisco

⁹Zhou H., Lange K., 2009, *Rating movies and rating the raters who rate them. The Amer Stat*

- il secondo è un atteggiamento di incertezza, ovvero un atteggiamento totalmente opposto al primo. Parliamo in questo caso di una serie di fattori che hanno determinato una serie di incertezze che sono quindi andate a minare il procedimento che si stava facendo.

Analizziamoli meglio. Nell'approccio di ragionamento (*Feeling approach*) si trovano tutti gli elementi che fanno riferimento al pensiero ragionato, tutto ciò che è logico, tutte le emozioni e le percezioni che si sono avute relativamente al prodotto o al servizio oggetto di valutazione. In altri termini, è possibile affermare che tutte le valutazioni soggettive che gli individui, o rispondenti, fanno in merito al tratto latente che stanno valutando fa parte del *Feeling approach*. In poche parole, qui si trova tutto ciò che è razionale.

Nella parte che si scontra, ovvero nella parte dell'*uncertainty*, è possibile identificare invece tutto ciò che riguarda l'indecisione (componente in realtà sempre presente in qualsiasi scelta si debba fare). Qui sarà possibile scontrarsi con fattori quali la volontà di compiacere o meno l'intervistatore, il momento in cui il questionario viene somministrato, la paura di poter dimostrare una soddisfazione troppo alta o troppo bassa, la paura delle conseguenze che potrebbero esserci rispetto alle risposte e così via.

In altre parole, nell'*Uncertainty approach* troviamo tutte le componenti non razionali che vanno a disturbare il ragionamento razionale.

Nella teoria dei modelli CUB queste due componenti si scontrano in una lotta molto breve e non del tutto conscia finché, ad un certo punto, tra le due vince qualcosa e si viene così a formare il rating effettivamente espresso.

Questo è quanto sta alla base del modello CUB. Il tutto tenendo sempre in considerazione che abbiamo a che fare con un'assunzione che può essere condivisa o meno.

Dal punto di vista statistico, il modo più semplice per prendere in considerazione l'effetto congiunto di *feeling* e di *uncertainty* nel processo di rating consiste nel creare una mistura che tiene in considerazione il peso di entrambe queste componenti.

Questa mistura consente di considerare la classe di modelli CUB come uno schema continuo di alternative che vanno da una selezione realmente meditata, in cui abbiamo una totale assenza di incertezza, ad una scelta puramente casuale, in cui ovviamente

l'incertezza non può che essere massima. Il processo decisionale ovviamente include infinite distribuzioni.

Tutto questo ragionamento necessita di venire formalizzato a livello matematico. Statisticamente parlando queste due componenti vengono rappresentate tramite due distribuzioni differenti: si è scelto di modellare la componente del *feeling* attraverso una distribuzione binomiale traslata¹⁰, mentre per la componente di *uncertainty* attraverso una distribuzione uniforme discreta. Spieghiamo meglio il perché di questa scelta.

Per quanto riguarda il *Feeling approach* è necessario definire una variabile casuale che esprima le probabilità dei vari rating secondo un certo modello probabilistico. È stata quindi scelta una variabile casuale binomiale traslata¹¹. Binomiale perché tra le variabili casuali discrete a disposizione questa è la più semplice che si ha a disposizione, con un dominio limitato tra 0 ed m (che poi sarà traslato tra 1 ed $m+1$). Non solo è fondamentale il dominio limitato, ma è necessario porre attenzione anche alla sua forma: questa, infatti, deve essere in grado di cogliere la possibilità di avere diverse probabilità nei vari punti, più basse in alcuni e più alte in altri. Deve avere quindi una forma campanulare ed inoltre deve essere flessibile, simmetrica e asimmetrica. Traslata perché i rating possono andare o da 1 a 5 o da 1 a 7 a seconda della scala di Likert selezionata, mentre la variabile casuale binomiale con m pari a 4 andrebbe da 0 a 4, oppure da 0 a 6 con m uguale a 6. Diventa quindi necessario traslare questa variabile verso destra di 1, ovvero semplicemente spostarne il dominio.

A livello matematico, la formula che permette di rappresentare la variabile del *Feeling approach* è la seguente:

$$b_r(\xi) = P(V = r) = \binom{m-1}{r-1} \xi^{m-r} (1-\xi)^{r-1}$$

¹⁰D'Elia A., 2000, *The mechanism of paired comparisons in rank modelling: statistical issues and critical considerations*

D'Elia A., 2000, *A shifted Binomial model for rankings*

Zhou H., Lange K., 2009, *Rating movies and rating the raters who rate them*

Allik J., 2014, *A mixed-binomial model for Likert-type personality measure*

Grilli L., Rampichini C., Varriale R., 2015, *Binomial Mixture Modelling of University Credits*

¹¹Iannario M., Piccolo D., 2016, *A generalized framework for modelling ordinal data*

Per quanto riguarda invece l'*Uncertainty approach*, visto che l'incertezza è per sua natura appunto incerta, si è deciso di modellare questa parte con una variabile uniforme discreta. Un'uniforme ovviamente con supporto da 1 a m . Questa assunzione sottolinea come ognuno dei possibili rating abbia la medesima probabilità di tutti gli altri¹². In altre parole, avere dell'incertezza significa che si può selezionare una qualunque delle 5 (o 7) risposte con la stessa probabilità di tutte le altre. Incertezza significa quindi che uno vale come tutti gli altri.

La formula matematica per la concettualizzazione dell'*Uncertainty approach* è la seguente:

$$P(U = r) = \frac{1}{m}$$

L'idea su cui si basa il modello CUB è di definire una mistura di queste due variabili, e questo spiega l'origine dell'acronimo che sta per *Combination of a Uniform and a Binomial random variable*¹³, ovvero una combinazione appunto di *uncertainty* e di *feeling*.

La variabile binomiale casuale è giustificata visto che conta il numero delle possibilità di risposta che sono ammissibili tenendo in considerazione il *feeling* del rispondente nei confronti dell'item. Invece, la variabile uniforme discreta è la soluzione più semplice per tenere in considerazione nell'analisi la componente dell'*uncertainty*.

I modelli CUB, tuttavia, possono essere considerati per derivare la presenza di due cluster di rispondenti così che in uno di questi le persone casualmente selezionano un punteggio ordinale. In alcune circostanze, questa possibilità potrebbe essere una rappresentazione fedele dell'evidenza empirica.

Definito tutto ciò è possibile passare all'analisi del rating espresso. Come anticipato in precedenza, questo, dal punto di vista statistico, viene formulato grazie ad una combinazione particolare che prende il nome di "mistura". E proprio qui risiedono la forza e la novità della classe dei modelli CUB, ovvero nella possibilità per i soggetti di esprimere la propria risposta come la mistura tra *feeling* ed *uncertainty*. In altre parole,

¹²Banfield J.D., Raftery A.E., 1993, *Model-based Gaussian and non-Gaussian clustering*

¹³Piccolo D., 2003, *On the moments of a mixture of uniform and shifted binomial random variables*

D'Elia A., Piccolo D., 2005, *A mixture model for preference data analysis*

il modello proposto assume che, quando si seleziona una categoria, ogni intervistato agisce seguendo due propensioni complementari: la prima converge verso i suoi sentimenti personali mentre la seconda lo guida all'incertezza generata dalle circostanze esterne.

Questa mistura consiste in una combinazione lineare convessa basata sul parametro π . In poche parole, questo procedimento consiste nel creare una media delle due variabili (binomiale la prima e uniforme la seconda) con peso π per la variabile relativa al *Feeling approach* e peso $(1 - \pi)$ per la variabile relativa all'*Uncertainty approach*. A questo punto si prosegue unendo le due variabili casuali e si viene così a creare una nuova variabile casuale che mette assieme le prime due. Questo è in sostanza il modello CUB, ovvero una mistura delle due variabili casuali originali.

I parametri di questa nuova variabile casuale saranno i seguenti:

- m , ovvero il numero di rating che si possono esprimere (ad esempio, in una scala di Likert di 5 punti m sarà uguale a 5);
- ξ , ovvero il parametro della variabile binomiale. Bisogna però porre attenzione alla probabilità di successo di questa variabile in quanto questa viene indicata come $(1 - \xi)$. Più è alto questo parametro maggiore è la probabilità successo della binomiale (ovvero, la massa di probabilità è spostata verso rating più elevati);
- π , ovvero il parametro della mistura. Più $(1 - \pi)$ è alto più sarà alto il peso della variabile uniforme nella mistura, ovvero più pesa l'approccio di *uncertainty* nella probabilità del rating espresso.

Formalizzando il concetto di mistura è possibile rappresentarla matematicamente parlando nel seguente modo:

$$P(R = r|\theta) = \pi b_r(\xi) + (1 - \pi)P(U = r)$$

Nel caso in cui la domanda sia formulata positivamente (ovvero nei casi in cui livelli elevati di *feeling* si esprimono attraverso giudizi elevati nelle scale di valutazione), allora $(1 - \xi)$ è una misura della preferenza verso quel determinato item dato che questo incrementa la probabilità di dare delle valutazioni elevate alle risposte. Nel caso in cui invece ci troviamo di fronte a formulazioni negative l'interpretazione di ξ e di $(1 - \xi)$ deve essere invertita. Abbiamo quindi $(1 - \pi)$ che misura il peso dell'*uncertainty* delle risposte

perché questo valore aumenta con l'aumentare dell'importanza della variabile uniforme discreta nella mistura.

La forma finale della distribuzione di probabilità è quella in cui si mischiano le due distribuzioni appena citate. In questo modo le probabilità dei vari item si modifica poiché la componente del *feeling* risente della componente dell'*uncertainty*, e viceversa.

La forma finale del grafico dipende da quanto pesano *feeling* ed *uncertainty* nel voto, rating, finale. Questo è quindi un peso combinato delle due.

Di seguito sono riportati una serie di differenti grafici che mostrano le distribuzioni di probabilità calcolate utilizzando la classe dei modelli CUB e come questa distribuzione vari al variare sia del peso della componente di *feeling* sia del peso della componente dell'*uncertainty*. In questi esempi è stato preso come punto di riferimento $m = 5$.

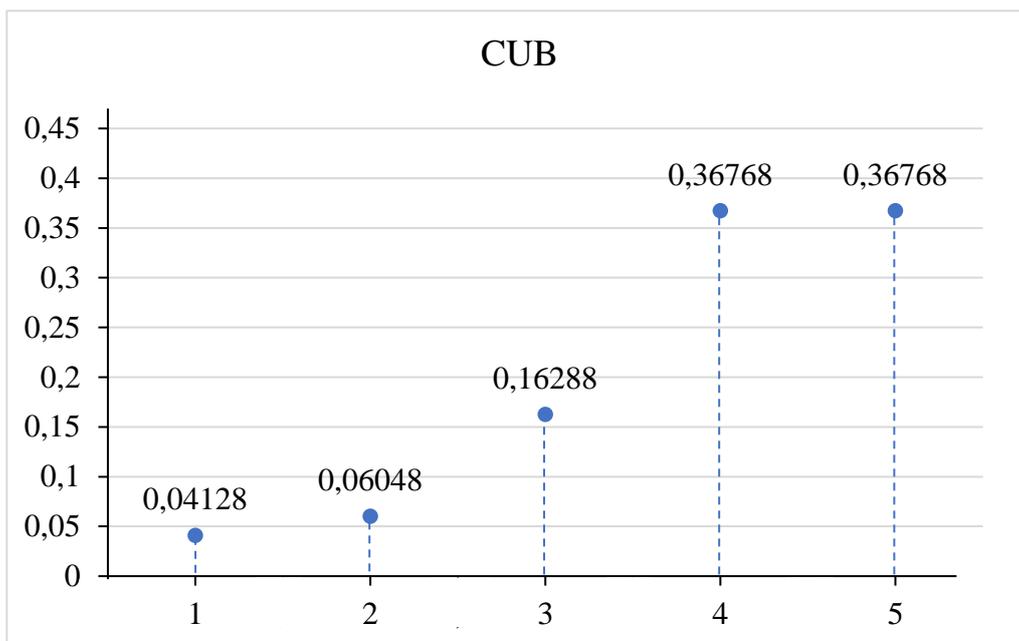


Figura 1: Distribuzione di probabilità con $(1 - \xi)$ pari a 0,8 e $(1 - \pi)$ pari a 0,2

In questo grafico è possibile notare come la distribuzione di probabilità calcolata con la classe dei modelli CUB sia traslata verso destra. Questo perché, nell'esempio trattato, pesa maggiormente la componente di *feeling* rispetto a quella dell'*uncertainty*. In altre parole, a prevalere tra le due variabili nella funzione di calcolo del modello CUB è la variabile Binomiale.

L'interpretazione di questo grafico è che la probabilità che un soggetto sceglierà l'alternativa 1 è piuttosto bassa, così come per la scelta della seconda alternativa. La probabilità di scelta dell'alternativa 3 è maggiore rispetto alle precedenti, ma la probabilità più alta si manifesta nella scelta tra l'alternativa 4 e l'alternativa 5.

Se ci trovassimo nella situazione opposta, ovvero nella situazione in cui a prevalere è l'*uncertainty*, allora la rappresentazione grafica sarebbe la seguente:

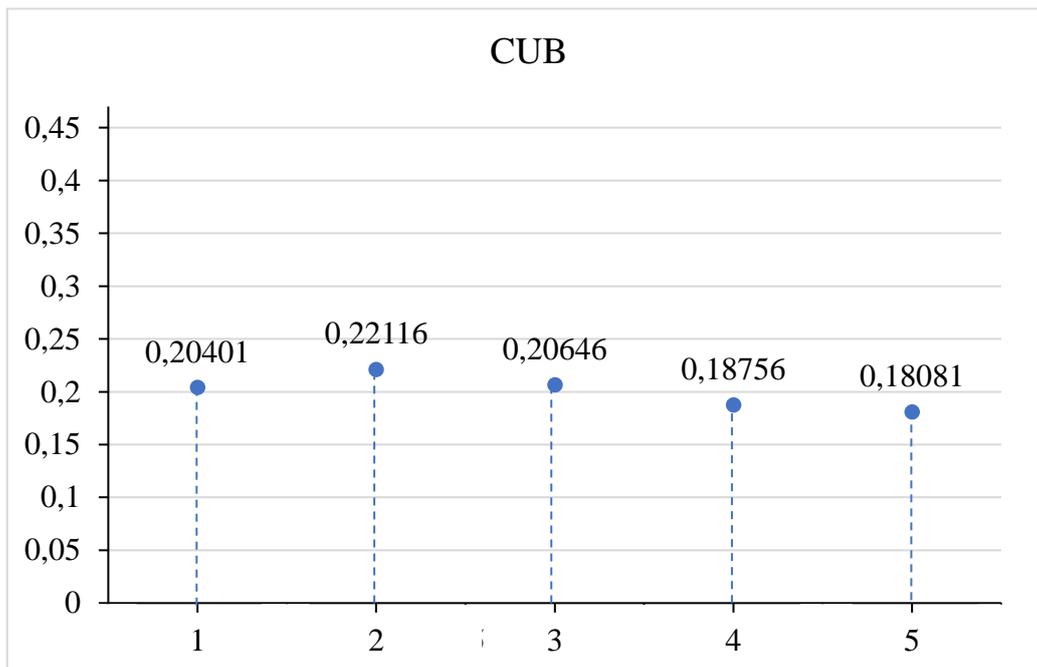


Figura 2: Distribuzione di probabilità con $(1 - \xi)$ pari a 0,3 e $(1 - \pi)$ pari a 0,9

In questo caso specifico a prevalere è, come detto prima, l'*uncertainty* e di conseguenza prevale la variabile Uniforme. Essendo questa, come si deduce dal nome stesso, uniforme la distribuzione di probabilità appare all'incirca la medesima per ogni item. Di fatti, non vi è una probabilità di scelta di una delle 5 alternative maggiore rispetto alle altre, ma sono all'incirca tutte posizionate allo stesso livello. Questo caso rappresenta l'esempio perfetto di una distribuzione asimmetrica.

Infine, è possibile avere una distribuzione di probabilità traslata verso sinistra:

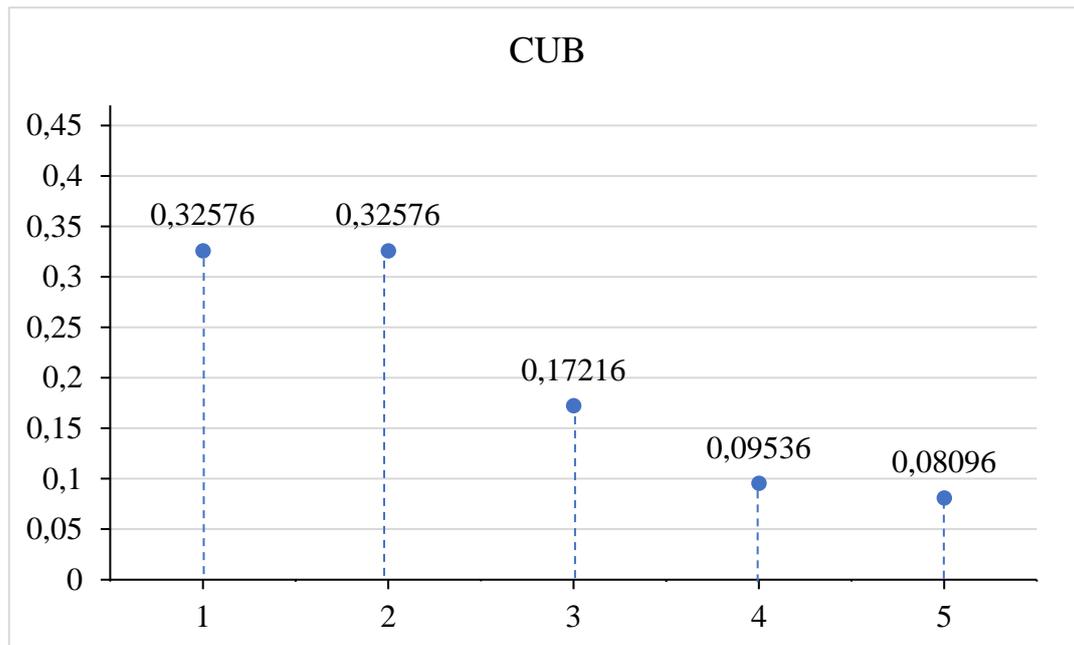


Figura 3: Distribuzione di probabilità con $(1 - \xi)$ pari a 0,2 e $(1 - \pi)$ pari a 0,4

In questo esempio prevale sempre la componente di *uncertainty* rispetto alla componente di *feeling* ma in misura maggiormente moderata rispetto all'esempio precedente.

In questo esempio la probabilità che il rispondente scelga le opzioni 1 e 2 è la medesima ed è la più elevata. Per quanto riguarda le altre tre alternative di risposta hanno una probabilità di scelta sempre meno elevata e che si riduce in modo progressivo.

Normalmente nella stima dei parametri non vengono tenute in considerazione le risposte "Don't know" ovvero le risposte di quei soggetti che non sono stati in grado di esprimere un'effettiva valutazione del prodotto o servizio oggetto di analisi.

Il trattamento di queste risposte verrà approfondito successivamente nel capitolo.

Il passaggio finale nel campo dei modelli CUB consiste nella rappresentazione grafica del risultato. Avendo solamente due parametri cui fare riferimento, è possibile rappresentare lo spazio parametrico in un piano cartesiano in cui, convenzionalmente, si posiziona il parametro dell'*uncertainty* $(1 - \pi)$ sull'asse delle ascisse e il parametro di *feeling* $(1 - \xi)$ sull'asse delle ordinate. Dopo di che, si pongono tutti gli item su questo quadrato e si va ad effettuare una valutazione. Più questi item sono posizionati nella zona alta del piano maggiore è il *feeling* (ovvero l'accordo con l'affermazione), mentre più sono posizionati verso destra più pesa la componente dell'*uncertainty* sul fenomeno.

È interessante notare come l'*uncertainty* mostri in realtà anche il grado di accordo dei rispondenti: se tutti danno il medesimo voto ad un determinato item allora questo può significare che l'*uncertainty* è bassa. Questa misura quindi non solo ci fornisce indicazioni circa il peso dell'*uncertainty* nel processo decisionale, ma ci trasmette informazioni anche sul grado di accordo all'interno del set dei rispondenti.

1.3.1 Approfondimento del *Feeling approach*

Il *Feeling approach*, come detto precedentemente, è la componente primaria di questo modello.

La prima curiosità riguarda cosa succede all'interno di questo momento di ragionamento. Sono state così realizzate delle assunzioni.

In un primo momento è stato ipotizzato che questo momento di ragionamento proceda secondo una serie di T step consecutivi. Si immagina che ciascuno di questi step sia veramente semplice. Il ragionamento completo è un qualcosa di molto complesso e questo, ad ogni step, viene scomposto in un insieme di giudizi semplici. Per ciascuno di questi step si realizza un *basic judgment*¹⁴, ovvero un giudizio che non è la definizione del punteggio che si andrà ad attribuire nel questionario quanto piuttosto il ricordo delle esperienze passate in cui i rispondenti hanno interagito con l'oggetto di indagine.

Step per step si vanno a cercare dei ricordi semplici ai quali non vengono attribuiti dei punteggi, ma ci si limita a ricordare se l'esperienza è stata bella o brutta, positiva o negativa, se sì o se no. Ad ognuno di questi step vado semplicemente a cumulare altri ricordi e, a ciascuno di questi, viene dato un punteggio provvisorio. Al termine di questo processo, che non è lungo ma può essere descritto piuttosto come facile ed immediato, il punteggio provvisorio finale diventa il rating del rispondente. Se l'intervistato nella propria mente avrà accumulato solo punteggi positivi allora si sarà formato un punteggio massimo; al contrario, se avrà accumulato tutti punteggi negativi allora il punteggio sarà minimo.

Questo è il ragionamento di base che si svolge a livello inconscio.

Partendo da questa assunzione di base, si è cercato di realizzare una formalizzazione dal punto di vista matematico di quanto trattato. Per fare ciò è necessario individuare tre passaggi:

¹⁴Manisera M., Zuccolotto P., 2014, *Modelling rating data with Nonlinear CUB models*

1. i *basic judgment*: i ricordi, i giudizi di base che vengono formulati ad ogni step. Questi giudizi di base vengono modellati con variabili casuali di cui è necessario definire la distribuzione di probabilità;
2. ad ogni step questi giudizi vengono accumulati. Qui diviene necessario definire una funzione matematica che permetta di comprendere la modalità di accumulazione;
3. è necessario infine definire una funzione matematica secondo la quale, una volta accumulati, questi risultati vengono poi trasformati in punteggi. Questo perché la funzione matematica accumula questi esiti in un codominio che potrebbe non coincidere con quello della scala di valutazione in cui sono espressi i giudizi, quindi questo deve venire opportunamente trasformato. Per questo motivo la funzione prende il nome di "Likertization function", ovvero una funzione di trasformazione che mappa nella scala di Likert.

Questo ragionamento si adatta perfettamente e spiega il modello CUB. Infatti, abbiamo $T = m - 1$ *basic judgments*, dove con m indichiamo i rating. Questi *basic judgments* hanno una distribuzione Bernoulli [0;1] con parametro $1 - \xi$. Distribuzione Bernoulli significa che è possibile dire se "è stato bello" [1] o se "è stato brutto" [0], se "mi è piaciuto" [1] o se "non mi è piaciuto" [0] e così via. Se si ha una scala di Likert pari a 5 si ipotizza che questi step da compiere siano solo 4, ergo si hanno 4 *basic judgments* [0;1] da esprimere.

La funzione di accumulazione è la somma: si sommano questi giudizi di base e da qui si ricava una variabile binomiale.

Segue poi la transformation function con +1 ed ecco che si ottiene la binomiale traslata non da 0 a 4, quanto piuttosto da 1 a 5. Così si ottiene semplicemente il modello CUB. Partendo da questo è possibile inventare altri modelli, che appartengono sempre a questa classe in quanto ne condividono lo spirito di base e la creazione del *Feeling approach*, variandone semplicemente le ipotesi di base.

È importante sottolineare poi, ancora una volta, come tutto questo processo decisionale si basa su un'assunzione fatta dal ricercatore.

1.3.2 Approfondimento dell'*Uncertainty approach*

La seconda caratteristica distintiva della classe dei modelli CUB è l'introduzione dell'elemento dell'*uncertainty* come una componente fondamentale del processo di

rating. Abbiamo già detto che con incertezza si intende un qualcosa di completamente irrazionale, che va a disturbare qualsiasi tipo di ragionamento.

La consapevolezza circa il ruolo che gioca questo elemento sta aumentando sempre di più nella letteratura e sta assumendo una maggiore importanza. Inoltre, l'*uncertainty* dei modelli CUB può essere studiata, nell'analisi dei questionari, come una misura della veridicità dei dati¹⁵.

La componente dell'*uncertainty* abbiamo detto essere rappresentata da una variabile uniforme. Questa non avrà alcun tipo di effetto sul valore medio solamente in caso di una distribuzione simmetrica. La sua omissione invece, nella maggior parte dei casi, va a generare dei bias nella stima del parametro ξ ¹⁶. Dimenticarsi di prendere in considerazione questa componente comporta la perdita di un'informazione preziosa per poter comprendere a pieno le preferenze dei rispondenti. Tuttavia, il ricercatore non può essere totalmente sicuro della presenza e del peso di questa *uncertainty*. Per questo motivo, la classe dei modelli CUB svolge un'analisi che è possibile definire come prudente, andando a considerare questa componente come necessaria per la specifica del modello stesso, e il cui peso e significato possono essere testati direttamente sui dati.

Andando a studiare la misura di questa *uncertainty* ($1 - \pi$) è possibile individuarne tre differenti significati:

1. indecisione soggettiva: questa misura è legata all'indecisione personale dell'*i-esimo* rispondente. La sua presenza è evidente soprattutto quando l'indagine viene ripetuta ed è possibile in questo modo osservare come gli stessi soggetti scelgano punteggi simili, vicini o distanti da quello iniziale;
2. eterogeneità: la misura ($1 - \pi$) sintetizza l'eterogeneità globale delle risposte date verso un determinato item¹⁷;
3. prevedibilità: in caso di risultati discreti, la specificazione di una variabile uniforme discreta per la componente dell'*uncertainty* considera il parametro π come la misura della prevedibilità delle risposte secondo il modello di *feeling* selezionato.

¹⁵Di Nardo E., Simone R., 2018, *A model-based fuzzy analysis of questionnaires*

¹⁶Piccolo D., 2018, *A new paradigm for rating data models*

¹⁷Capecchi S., Iannario M., 2016, *Gini heterogeneity index for detecting uncertainty in ordinal data surveys*

Capecchi S., Piccolo D., 2017, *Dealing with heterogeneity in ordinal responses*

Tuttavia, è possibile affermare che l'incertezza individuale e l'eterogeneità delle risposte sono concetti che condividono un background comune.

1.4 Le covariate dei soggetti

Per un dato numero di categorie ordinali $m > 3$, i rating (r_1, r_2, \dots, r_n) che vengono espressi da n soggetti nei confronti di un determinato item sono delle realizzazioni di un campione casuale (R_1, R_2, \dots, R_n) . Inoltre, sono generalmente raccolte un insieme di v covariate che permettono di sintetizzare tutte le informazioni disponibili sugli intervistati che possono essere utili per spiegare i loro comportamenti. Queste sono anche chiamate *variabili concomitanti*. I valori di queste covariate possono essere raggruppati all'interno della matrice $T = \|t_{ij}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, v\|$.

Un modello CUB, formalmente, è composto da due componenti:

1. una componente stocastica, rappresentata come segue

$$P_r(R_i = r|\theta; x_i; \omega_i) = \pi_i \left[\binom{m-1}{r-1} (1 - \xi_i)^{r-1} \xi_i^{m-r} \right] + (1 - \pi_i) \left[\frac{1}{m} \right]$$

2. due componenti sistematiche, rappresentate invece come

$$\begin{cases} \text{logit}(\pi_i) = \log\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) = x_i\beta \\ \text{logit}(\xi_i) = \log\left(\frac{\xi_i}{1-\xi_i}\right) = \omega_i\gamma \end{cases} \longleftrightarrow \begin{cases} \pi_i = \frac{1}{1+e^{-x_i\beta}} & [1] \\ \xi_i = \frac{1}{1+e^{-\omega_i\gamma}} & [2] \end{cases}$$

dove x_i e ω_i sono i vettori di riga di T corrispondenti ai valori delle covariate dell' i -esimo soggetto, adatti per spiegare rispettivamente i parametri π_i e ξ_i .

Un modello CUB può essere inteso come ben definito se i domini dei due parametri sono i seguenti: $\pi_i \in (0; 1)$ e $\xi_i \in (0; 1)$, per $i = 1, 2, \dots, n$.

Inoltre, un'importante ed evidente caratteristica dei modelli CUB è rappresentata dal legame diretto che esiste tra le covariate dei soggetti osservate e i parametri stimabili:

$$\begin{cases} \text{logit}(1 - \pi_i) = -x_i\beta \\ \text{logit}(1 - \xi_i) = -\omega_i\gamma \end{cases}$$

In altre parole, è possibile affermare che $\text{logit}(1 - \pi_i) = \log\left(\frac{1 - \pi_i}{\pi_i}\right)$ potrebbe essere interpretato come la propensione dell' i -esimo soggetto ad adottare un atteggiamento incerto piuttosto che uno maggiormente meditato nel momento in cui deve intraprendere la sua scelta.

La relazione diretta che esiste tra questi parametri e le covariate rende immediata l'interpretazione, da un punto di vista comparativo, dei rating che vengono espressi.

È inoltre importante sottolineare come, data la precedente parametrizzazione, sia possibile affermare che le covariate per le due componenti indicate possano essere completamente differenti, possano coincidere perfettamente, oppure possano sovrapporsi in alcune parti.

Per sintetizzare le n risposte date relativamente ad un determinato item, seguendo un approccio parametrico, non è necessario specificare alcuna covariata né per l'approccio di *feeling* né per quello di *uncertainty*. Nel seguito della trattazione il modello CUB verrà rappresentato come una variabile casuale discreta con funzione di massa di probabilità rappresentata nel seguente modo:

$$P_r(R = r|\theta) = \pi \binom{m-1}{r-1} (1-\xi)^{r-1} \xi^{m-r} + (1-\pi) \frac{1}{m}$$

con $r = 1, 2, \dots, m$ e con $\theta = (\pi; \xi)$. Questa specifica di base non tiene in considerazione né le covariate né tanto meno alcune medie (ad esempio aritmetiche e geometriche) dei parametri relativi ai soggetti del modello basato sulle due componenti visto precedentemente.

Possiamo trattare allo stesso modo la distribuzione condizionale del modello con componenti stocastica e sistemiche in cui abbiamo le covariate dei soggetti rappresentate rispettivamente dai parametri x_i e ω_i considerando poi $\pi = \pi(x_i)$ e $\xi = \xi(\omega_i)$, per l' i -esimo soggetto. In sostanza, questi due parametri π e ξ possono essere definiti in funzione di un insieme di variabili con caratteristiche dei soggetti rispondenti (ad esempio il sesso, l'età, il titolo di studio e così via). In sostanza, è possibile indagare se le componenti di *feeling* e di *uncertainty* dipendono in qualche modo da delle caratteristiche dei rispondenti. Avrò quindi come output una stima dei parametri con cui le covariate incidono su π e su ξ .

La possibilità di adattare i modelli statistici ai dati ordinali senza la necessità di utilizzare delle covariate esplicative è una delle caratteristiche maggiormente vantaggiosa della parametrizzazione basata sulla classe dei modelli CUB.

1.5 Il potere esplicativo dei modelli statistici

I modelli statistici utilizzati per analizzare i dati empirici sono realizzati per raggiungere degli obiettivi definiti, ed inoltre si basano su un insieme dato di informazioni.

Nelle analisi statistiche, gli obiettivi più frequenti che si cercano di raggiungere sono rappresentati dal raccordo e dalle finalità esplicative. Questi perseguono rispettivamente gli obiettivi di ottenere delle repliche adeguate dei dati (raccordo) e di ricercare le cause di queste evidenze empiriche (finalità esplicative).

Quando lavoriamo con questa tipologia di modelli possiamo avere a che fare con due diverse tipologie di variabili, quelle intrinseche e quelle estrinseche. Vediamo di seguito la differenza tra le due.

Quando abbiamo a che fare con una variabile intrinseca siamo in presenza di una componente che può essere considerata come una parte finita, come un elemento completo che non necessita di altre variabili per poter essere spiegata. Parliamo di variabili che possono essere efficacemente stimate e testate per la previsione, classificazione, imputazione dei valori mancanti e così via, ovvero sono variabili esplicative completamente specificate da sé.

Quando invece parliamo di variabili estrinseche abbiamo a che fare con una variabile di regressione conosciuta la cui considerazione permette di inserire nell'analisi delle informazioni aggiuntive significative che permettono di conseguenza un miglioramento della performance del modello statistico utilizzato per l'analisi.

L'utilità di questa componente estrinseca può essere valutata facendo un confronto tra il potere esplicativo del modello con le sole componenti intrinseche con il potere esplicativo del modello che considera anche le componenti estrinseche. La cosiddetta casualità di Granger sta alla base di questo concetto¹⁸.

¹⁸Granger C.J., 1969, *Investigating Casual Relationships by Econometrics Models and Cross Spectral Methods*

Anche quando si svolgono delle analisi sulle valutazioni e sulle preferenze, l'obiettivo del ricercatore è quello di individuare quelle componenti intrinseche che permettono di spiegare i modelli principali dei dati a disposizione.

L'approccio su cui si basano i modelli CUB si focalizza in maniera esplicita sulle componenti di *feeling* e di *uncertainty*, considerando queste due componenti come due fattori prominenti (intrinsechi) del processo decisionale delle scelte ordinate. Dopo di che, si avrà la fase di selezione delle variabili che permetteranno di identificare quali covariate (caratteristiche dei soggetti e/o degli oggetti) potranno ottimizzare il potere esplicativo del modello di base.

La stima del modello statistico per i rating data con i valori appartenenti al supporto $\{1, 2, \dots, m\}$ dovrebbe essere considerata a differenti livelli:

- livello nullo: in questo caso non è cercata alcuna struttura. Questo caso è equivalente all'assumere una variabile uniforme discreta oltre il supporto così che ciascuna categoria abbia la medesima probabilità;
- livello intrinseco: questo è il caso in cui non sono disponibili delle informazioni extra rispetto alle risposte ordinali per stimare la distribuzione di probabilità delle valutazioni osservate. Nel contesto della classe dei modelli CUB, questo risultato è perseguito valutando complessivamente i parametri di *feeling* e di *uncertainty*;
- livello estrinseco: questo si ha quando il modello è stimato sfruttando tutte le informazioni a disposizione, incluse le covariate nel caso in cui siano significative;
- livello saturo: questo è il livello di informazione massima che si può ottenere tramite un modello utilizzando più parametri possibili. In altre parole, può essere definito come il benchmark estremo per confrontare le precedenti quantità di verosimiglianza.

Con questi strumenti, è possibile valutare il contributo fornito dalle eventuali componenti intrinseche ed estrinseche calcolando il logaritmo di verosimiglianza attraverso i modelli CUB.

1.6 Il metodo della massima verosimiglianza

Quando si utilizza il modello CUB si sta accostando un modello statistico ai dati osservati.

Abbiamo precedentemente specificato come la caratteristica fondamentale di questa classe di modelli sia che questi si basano su delle ipotesi fatte direttamente dal ricercatore; si assume dunque che il processo da seguire sia quello definito e, nel caso in cui non si condividano queste ipotesi di base, il modello semplicemente non viene utilizzato. Una volta accettata però l'ipotesi di base si procede con la parte formale del lavoro, andando a modellare la componente di *feeling* utilizzando la variabile casuale binomiale e la componente di *uncertainty* con la variabile uniforme, e ottenendo infine una mistura che dipende dai parametri π e ξ .

A questo punto subentrano i dati osservati con le relative distribuzioni di frequenza. È stato già anticipato come questo modello CUB sia un modello estremamente flessibile, che consente di ottenere distribuzioni tutte spostate verso destra, altre spostate verso sinistra, altre ancora simmetriche, il tutto al variare dei parametri.

L'obiettivo di questo lavoro è quello di individuare qual è il valore assunto dai due parametri π e ξ che permettano che la forma assunta da questo modello statistico sia quella che meglio di tutte rappresenta la distribuzione osservata sui dati oggetto dell'indagine. Essendo un modello sensibile, al variare di questi due parametri è capace di assumere tante forme.

Questo problema si risolve utilizzando dei metodi di stima dei parametri. Uno dei metodi maggiormente diffuso è il metodo della massima verosimiglianza (identificato anche come *Maximum Likelihood*, ML).

La funzione di verosimiglianza viene rappresentata da un logaritmo, che prende il nome di *log-verosimiglianza*, e, nel caso della classe dei modelli CUB, questo logaritmo è rappresentato come segue:

$$\log L(\theta) = \sum_{r=1}^m n_r \log(p_r(\theta))$$

dove, per semplicità di scrittura, abbiamo $p_r(\theta) = P_r(R = r | \theta)$. La funzione di verosimiglianza va necessariamente massimizzata rispetto ai parametri π e ξ . Il metodo della massima verosimiglianza permette di assicurare delle stime dei parametri asintoticamente efficienti.

Data la complessità di questa formula si otterranno le stime di massima verosimiglianza del parametro θ tramite l'algoritmo EM.

L'algoritmo EM è stato principalmente utilizzato per trattare i valori mancanti¹⁹ e, successivamente, ampiamente sviluppato per la stima dei parametri di modelli basati sulla mistura²⁰.

Grazie all'algoritmo EM è possibile realizzare una procedura sicura e, soprattutto, numericamente convergente²¹. L'idea che sta alla base è la seguente: i dati vengono generati da due differenti distribuzioni e la conoscenza di ciascuna di queste, conoscenza generata dall'osservazione, è un dato mancante.

La procedura viene divisa in due step separati:

1. E-step, in cui viene calcolata l'aspettativa condizionale della verosimiglianza completa. In altre parole, è possibile affermare che in questo passaggio si identifica la probabilità o la densità congiunta del campione osservato;
2. M-step, dove invece abbiamo la massimizzazione dell'aspettativa con rispetto ai vari parametri.

Questi due passaggi vengono ripetuti finché non si raggiunge la convergenza entro una certa tolleranza numerica.

È preferibile utilizzare questo metodo di stima realizzato in due passi perché, nonostante sia possibile una massimizzazione diretta della funzione di log-verosimiglianza, anche la procedura EM conduce quasi sempre alla convergenza con le stime ML. Inoltre, se non ci sono covariate per la componente dell'incertezza, le stime intermedie di π assumono una formulazione esplicita²². Il punto di debolezza delle procedure EM risiede invece nella lentezza delle stesse, nonostante siano state avanzate numerose proposte per superare questa difficoltà.

Nel complesso si può affermare che la performance degli stimatori ML è soddisfacente, tranne quando abbiamo il parametro π che tende allo 0: in questo caso, la derivata parziale rispetto al parametro ξ tende allo 0 e questo provoca indeterminatezza nelle

¹⁹ Dempster A.P., Laird N.M., Rubin D.B., 1977, *Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm*

²⁰ McLachlan G., Krishnan T., 1997, *The EM Algorithm and Extensions*, Wiley, New York

McLachlan G., Peel G.J., 2000, *Finite Mixture Models*, Wiley, New York

²¹ McLachlan G., Krishnan T., 2008, *The EM Algorithm and Extensions*, 2nd edition

²² D'Elia A., Piccolo D., 2005, *A mixture model for preference data analysis*

equazioni di stima. In questo modo la procedura non può che diventare instabile dal punto di vista computazionale²³.

La significatività delle stime può essere verificata utilizzando la teoria asintotica su cui si basa questo logaritmo di massima verosimiglianza. Per verificare che le stime dei parametri siano effettivamente significative è possibile, tra i vari metodi a disposizione, utilizzare il *test di Wald*. Questo altro non è che una prova statistica utilizzata per stimare se un determinato effetto esista oppure no. Nello specifico, la radice quadrata della diagonale dell'inversa della matrice di informazione θ , calcolata con le stime ML, fornisce gli errori standard delle stime. La matrice di varianza-covarianza delle stime ML è stata derivata analiticamente, anche in presenza di covariate²⁴. Questa matrice è stata preferita in quasi tutti i modelli della classe CUB e il risultato finale di questa procedura è stato classificato come soddisfacente²⁵.

1.7 La bontà dell'adattamento

Facendo riferimento alle misure globali di adattamento, visto che nel caso delle indagini basate sui rating il campione oggetto di indagine ha una dimensione generalmente elevata, le statistiche del chi-quadrato (ovvero l'indice che fornisce una misura della dipendenza o indipendenza tra due variabili; in altre parole, questo indice permette di comprendere se le modalità di un certo carattere X possono influenzare in qualche modo le modalità di un altro carattere Y²⁶) risultano essere significative anche per ottenere un ottimo accordo tra le distribuzioni osservate e le distribuzioni adattate. La misura che ci permette di studiare la bontà di adattamento dell'analisi svolta con la classe dei modelli CUB più idonea è rappresentata dall'indice (normalizzato) di dissimilarità. Questo viene indicato con l'abbreviazione *Diss* e ha un dominio che è compreso tra 0 e 1 ($Diss \in [0;1]$). La formula per il calcolo di questo indice è la seguente:

$$Diss = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^m |f_r - p_r(\hat{\theta})|$$

²³ Iannario M., Monti A.C., Piccolo D., 2016, *Robustness issues in CUB models*

²⁴ Piccolo D., 2006, *Observed information matrix for MUB models*

²⁵ D'Elia A., 2003, *Finite sample performance of the E-M algorithm for ranks data modelling*

²⁶ Andrea il matematico, 2021, *Chi quadrato - quanta dipendenza c'è tra le due variabili?*

dove f_r rappresenta le frequenze relative osservate, mentre $p_r(\hat{\theta})$ le probabilità stimate per ogni categoria di risposta. Questo indice può essere generalizzato nel caso in cui una covariata discreta è specificata nelle equazioni del modello CUB. Se una covariata X è caratterizzata da H categorie, quindi vengono identificati H gruppi distinti, una dissimilarità pesata può essere definita nel seguente modo:

$$Diss^* = \sum_{h=1}^H \frac{n_h}{n} Diss^{(h)} = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^H \frac{n_h}{n} \sum_{r=1}^m |f_r^{(h)} - p_r^{(h)}(\hat{\theta})|$$

dove n_1, n_2, \dots, n_H rappresentano le dimensioni del campione di ciascuna categoria, mentre $Diss^{(h)}$ è la misura della dissimilarità legata all' h -esima categoria basata sulla distribuzione della risposta condizionata.

Questo indice di dissimilarità permette di misurare la proporzione delle risposte da modificare per ottenere un adattamento perfetto tra appunto le frequenze relative e le probabilità stimate tramite il modello CUB.

Un modello con una buona adattabilità ha un indice di dissimilarità inferiore a 0,10.

1.8 La volontà di esprimere un'opinione

La volontà di selezionare una categoria tra le possibili alternative di scelta guidata esclusivamente dal *feeling* può essere influenzata da numerosi fattori, quali ad esempio il modo in cui gli elementi del questionario sono formulati, le diciture peculiari della scala o gli argomenti specifici. In questi casi sono necessarie delle modifiche appropriate alle specifiche del modello per poter fornire un'interpretazione affidabile dei modelli di risposta. Proprio in questo contesto possono essere trattati argomenti quali le opzioni rifugio e le opzioni "don't know".

1.8.1 Le opzioni rifugio

Un'importante generalizzazione dei modelli CUB riguarda la situazione in cui i rispondenti concentrano la loro preferenza in una categoria.

Sono state avanzate molteplici ipotesi per spiegare perché alcune persone preferiscono in modo così forte una categoria predefinita oltre un dato supporto. Questa categoria prefissata (che a seconda del contesto può essere giudicata come più conveniente, sicura, attraente, politicamente corretta e così via) è chiamata "opzione rifugio" o *shelter option*.

Questa opzione viene selezionata dai rispondenti quando questi preferiscono non esporsi totalmente selezionando un'opzione maggiormente meditata.

L'effetto rifugio può essere spiegato da due differenti interpretazioni. Innanzitutto, è possibile affermare che l'effetto che provoca questa scelta può portare ad una strategia composta da due passaggi:

- il rispondente sceglie tra un'opzione semplicistica (quindi seguendo una modalità di rifugio) e una risposta generale (che richiede dei ragionamenti), con probabilità rispettivamente pari a δ e $(1 - \delta)$;
- se sceglie la seconda opzione, il risultato finale è la combinazione del suo sentimento con dell'incertezza sempre presente nella scelta. Questi due elementi devono sempre essere pesati facendo riferimento alle rispettive propensioni, rispettivamente rappresentate da π e $(1 - \pi)$.

Questa interpretazione porta allo sviluppo di un modello matematicamente descritto come segue:

$$P_r(R_i = r|\theta) = \delta_i [D_r^{(c)}] + (1 - \delta_i) [\pi_i g_r(\xi_i) + (1 - \pi_i) P_r^U]$$

dove $D_r^{(c)}$ rappresenta la distribuzione di probabilità di una variabile casuale degenerare (ovvero quella variabile che può assumere un solo valore) concentrata sul valore $r = c$, tale che:

$$D_r^{(c)} = \begin{cases} 1, & \text{se } r = c \\ 0, & \text{altrove} \end{cases}$$

Dopo di che, g_r rappresenta la distribuzione di probabilità della variabile casuale Binomiale traslata, e P_r^U la distribuzione di probabilità della variabile casuale Uniforme discreta.

Infine, il parametro δ rappresenta il peso dello *shelter effect*, ovvero quanto la probabilità di una risposta sia influenzata da una distorsione concentrata sulla modalità ($R = c$).

È possibile rappresentare graficamente l'impatto che ha la scelta di questa opzione rifugio. Per la realizzazione di questi grafici si è deciso di mantenere $m = 5$; inoltre, i

parametri di riferimento sono rappresentati da $(1 - \xi)$ pari a 0,8 e $(1 - \pi)$ a 0,2. Infine, si è scelto come peso del *shelter effect* $\delta_i = 0,4$.

Una premessa fondamentale prima di vedere le rappresentazioni grafiche è che secondo la letteratura, nel momento che devono selezionare un'alternativa di risposta in mancanza dell'alternativa “non so”, i rispondenti indecisi tendenzialmente tendono a selezionare l'alternativa “né insoddisfatto né soddisfatto” – ovvero l'alternativa numero 3 – oppure l'opzione “abbastanza soddisfatto” – opzione numero 4.

Qui di seguito verranno mostrati i grafici tenendo in considerazione tutte e cinque le alternative di risposta. È possibile osservare come, a parità di parametri, cambia la distribuzione delle probabilità del modello CUB.

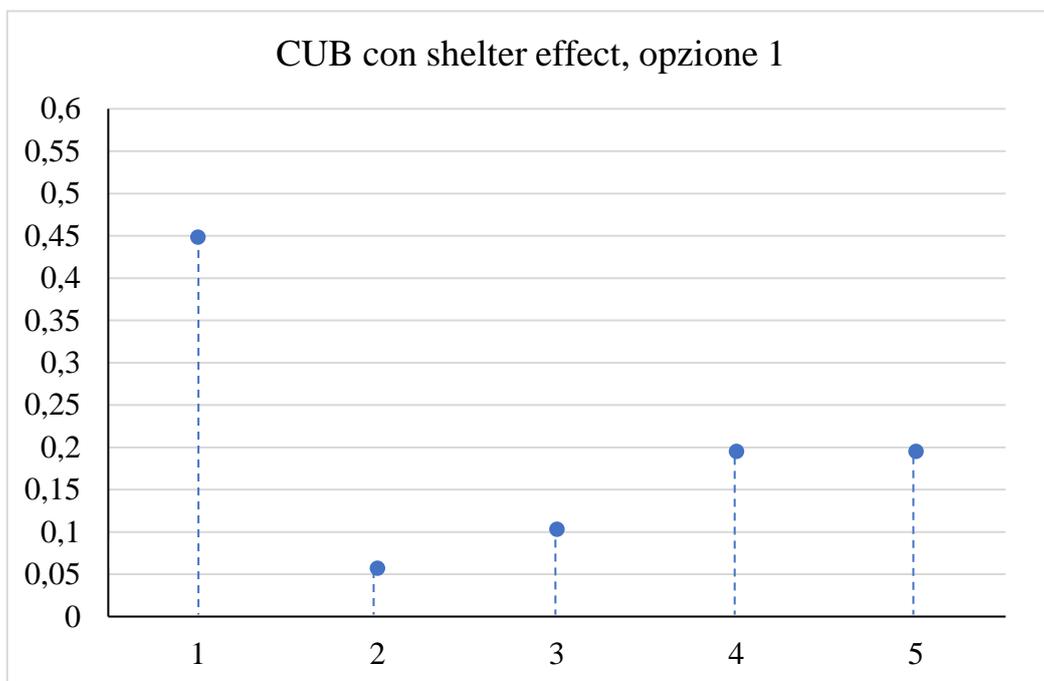


Figura 4: Rappresentazione de *shelter effect* con opzione rifugio pari a 1

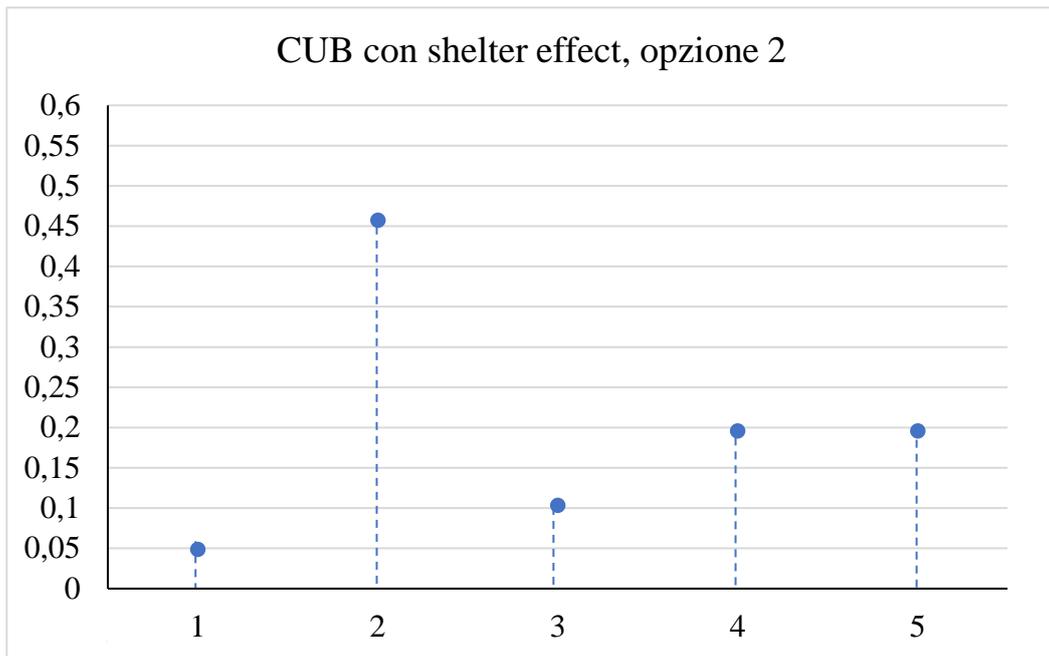


Figura 5: Rappresentazione de shelter effect con opzione rifugio pari a 2

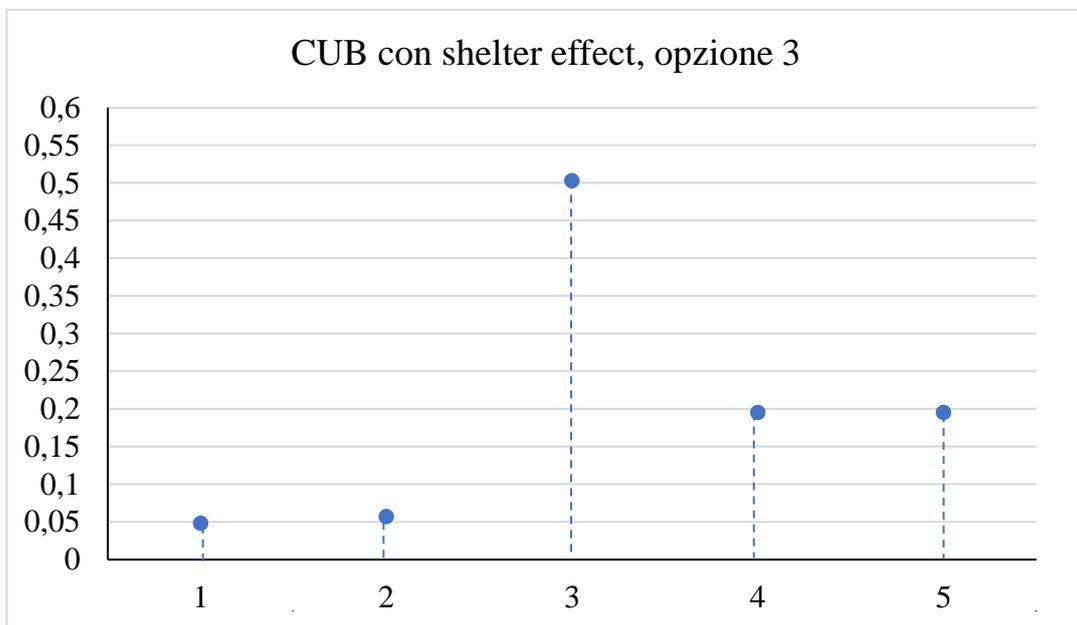


Figura 6: Rappresentazione de shelter effect con opzione rifugio pari a 3

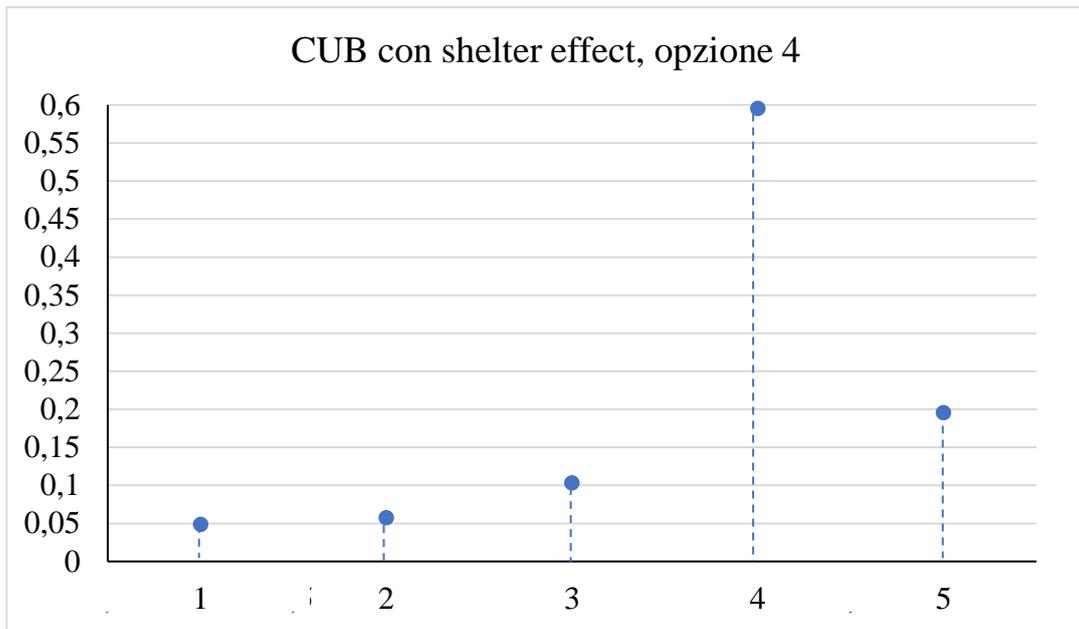


Figura 7: Rappresentazione de shelter effect con opzione rifugio pari a 4

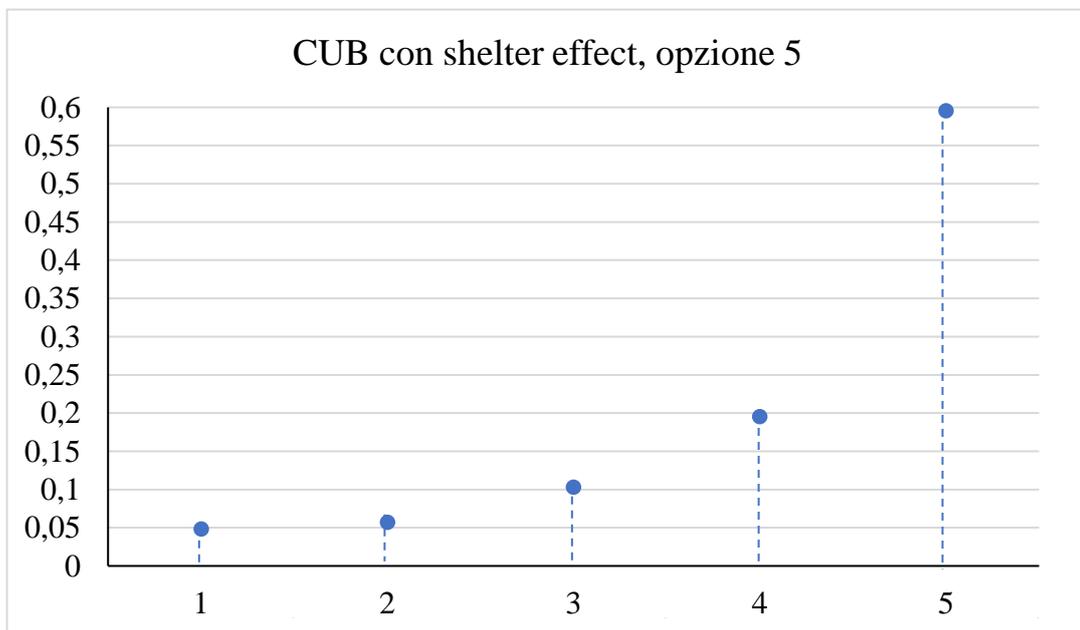


Figura 8: Rappresentazione de shelter effect con opzione rifugio pari a 5

La seconda interpretazione invece afferma che il rispondente agisce solamente tenendo in considerazione la componente di *feeling* verso l'elemento, tramite una scelta più meditata, oppure decide in base ad un comportamento più pigro in cui andrà a selezionare in modo del tutto casuale una tra le categorie proposte. Questa decisione avviene rispettivamente con probabilità pari λ e $(1 - \lambda)$.

Se viene scelta questa seconda opzione, ovvero un comportamento pigro, le alternative a disposizione del rispondente possono essere tra lo scegliere casualmente una categoria oltre il supporto oppure rifugiarsi in una categoria *shelter*, anche in questo caso con una propensione pari a η o $(1 - \eta)$.

Matematicamente parlando questa opzione viene rappresentata nel seguente modo:

$$P_r(R = r | \theta) = \lambda_i g_r(\xi_i) + (1 - \lambda_i)[\eta_i p_r^U + (1 - \eta_i) D_r^{(c)}]$$

Questo modello è una mistura tra una Binomiale traslata (g_r) e un'opzione pigra.

La scelta tra queste opzioni dipende dalla convenienza per il rispondente.

È stato possibile poi definire un modello CUB che tiene in considerazione l'effetto *shelter*²⁷. In questo caso i seguenti parametri vengono così considerati:

- $\pi_i = \pi$;
- $\xi_i = \xi$;
- $\delta_i = \delta$.

Questo modello prende il nome di *Generalized CUB model* (GeCUB) e viene così formalizzato:

$$\pi_i = \pi_i(\beta) = \frac{1}{1 + e^{-x_i \beta}}$$

$$\xi_i = \xi_i(\gamma) = \frac{1}{1 + e^{-w_i \gamma}}$$

$$\delta_i = \delta_i(\omega) = \frac{1}{1 + e^{-y_i \omega}}$$

²⁷Corduas M., Iannario M., Piccolo D., 2009, *A class of statistical models for evaluating services and performances*

Iannario M., 2012, *Modelling shelter choices in a class of mixture models for ordinal responses*

1.8.2 Il trattamento delle risposte "Don't know"

In qualsiasi questionario può capitare spesso che ci si trovi a dover inserire tra le varie alternative di risposta l'opzione "Non so" perché non sempre il rispondente è in grado di esprimere un giudizio circa un determinato elemento oggetto di valutazione. Con l'inserimento di questa alternativa, inoltre, si evita sia di "obbligare" l'intervistato a dare una risposta effettiva (che potrebbe anche portare a dei risultati falsati rispetto alla realtà) sia che il rispondente abbandoni il questionario senza ultimarne la compilazione.

I ricercatori che utilizzano i modelli CUB standard, durante lo studio delle distribuzioni, tendono a rimuovere dall'analisi le risposte "don't know", ovvero non considerare le risposte relative al non lo so. Coloro che hanno selezionato questa alternativa difatti sono persone che effettivamente non hanno espresso alcun tipo di rating, ovvero non hanno dato alcuna risposta. Diventa così impossibile per il ricercatore poterne trarre informazioni utili al fine dell'analisi. Di conseguenza, questa tipologia di risposta viene considerata come un'informazione mancante e quindi viene rimossa.

In questo contesto è però lecito domandarsi il perché di questo trattamento, considerato anche che, come detto nei paragrafi precedenti, questa classe di modelli tratta in maniera totalmente esplicita la componente dell'*uncertainty*.

Seguendo questa linea di pensiero diventa possibile guardare a questa tipologia di risposte non tanto come ad un'informazione mancante quanto piuttosto ad un'informazione per cui l'*uncertainty* è così alta per cui addirittura non si è riusciti ad attribuire alcun punteggio²⁸.

Prima di inserire anche il trattamento di queste risposte nel modello sono stati condotti degli esperimenti per verificare se effettivamente un loro eventuale approfondimento avesse un senso²⁹. La domanda principale su cui si basa l'intero ragionamento è la seguente: i rispondenti selezionano l'alternativa "don't know" perché effettivamente hanno un'*uncertainty* elevata a tal punto da non saper fornire una risposta o sono solamente influenzati dalla presenza dell'alternativa stessa?

Come anticipato a inizio paragrafo, la mancanza di questa alternativa conduce ad un obbligo di risposta.

²⁸Manisera M., Zuccolotto P., 2014, *Modelling "don't know" responses in rating scale*

²⁹Iannario M., Piccolo D., Simone R., 2018, *CUB: a class of mixture models for ordinal data*

Per trovare una risposta a questa domanda sono state condotte delle indagini dando ad un campione la possibilità del "don't know" e privando di questa alternativa l'altro campione. Empiricamente è stata dimostrata l'ipotesi iniziale, ovvero che se l'intervistato è obbligato a rispondere alla fine risponde a caso. Quindi viene così dimostrato come in certi casi, nel processo decisionale, vinca l'*uncertainty*.

È stato così creato un modello in cui viene effettuata un'ulteriore mistura per cui i rispondenti risponderebbero secondo un modello CUB e i non rispondenti (ovvero coloro che hanno selezionato l'opzione "don't know"), se fossero stati in grado di rispondere, avrebbero in realtà risposto selezionando a caso una categoria tra le varie alternative a disposizione. Questa assunzione ovviamente non è totalmente certa perché è possibile avere altre ipotesi sottostanti.

Sviluppando questo nuovo modello non si fa altro che realizzare un nuovo modello CUB in cui si ottiene sempre il parametro π aggiustato però per la presenza della frazione dei non rispondenti. In questo modo i non rispondenti non vengono più classificati come informazione mancante ma diventato in realtà un elemento fondamentale perché, semplicemente, questa nuova componente non fa altro che aggiustare il parametro dell'*uncertainty* del modello stesso. In altre parole, questo elemento mi dice che c'è una frazione di persone talmente indecise che addirittura non ha saputo rispondere.

L'aggiustamento del parametro π che si ottiene dal punto di vista matematico è molto banale: questo parametro del modello CUB viene semplicemente moltiplicato per la frazione dei rispondenti f , mentre la frazione dei non rispondenti, viene moltiplicata per $(1 - f)$ che rappresenta la distribuzione di probabilità di coloro che decidono di selezionare l'alternativa "non so" tra i vari rating disponibili. Matematicamente parlando, si ha la seguente formalizzazione:

$$P(R = r | \theta) = f[\pi b_r(\xi) + (1 - \pi)P(U = r)] + (1 - f)P(U = r)$$

Considerando quindi i rispondenti che selezionano l'alternativa "non so" come informazioni altrettanto rilevanti al posto che come informazioni mancanti, questo conduce ad un modello CUB costruito con il parametro dell'*uncertainty* π aggiustato.

Di seguito la formula matematica:

$$P(R = r | \theta) = \pi_{adj} b_r(\xi) + (1 - \pi_{adj})P(U = r)$$

$$\text{con } \pi_{adj} = f\pi$$

A livello grafico, la rappresentazione rimane la medesima del modello standard con l'unica differenza che vengono poste delle frecce che vanno da π a π_{adj} . Si vede quindi com'è stimato π sul modello che considera solo i rispondenti e come sarebbe invece l'aggiustamento che considera anche la frazione dei non rispondenti. La lunghezza di queste frecce varia a seconda del numero dei non rispondenti: minore è la lunghezza della freccia e minore è il numero dei non rispondenti (e viceversa).

1.9 Le estensioni del modello CUB

A partire dal modello CUB sono stati successivamente sviluppati due ulteriori nuovi modelli. Questi nascono a partire da una serie di modifiche che vengono apportate sui presupposti del feeling approach, in particolar modo nella formulazione generalizzata del processo decisionale. Questi due modelli prendono il nome di modello CUB non lineare, altrimenti noto con la sigla NLCUB, e il modello CUM.

Il modello NLCUB, semplicemente, è un modello che generalizza il modello base CUB. Nella struttura dei modelli CUB non lineari è possibile esprimere una probabilità di transizione, come ad esempio la probabilità di aumentare di un punto la valutazione in una data fase del processo decisionale. Le probabilità di transizione e il grafico di transizione correlato sono in grado di descrivere lo stato d'animo degli intervistati circa la scala di risposta utilizzata per esprimere il giudizio. Questo modello è capace di modellare il processo decisionale con una probabilità di transizione non costante³⁰.

Il modello CUB si basa invece su una mistura tra una variabile Uniforme discreta ed una variabile casuale Multinomiale trasformata linearmente.

Le percezioni e le attitudini soggettive vengono solitamente misurate tramite la somministrazione di questionari con scale di risposta ordinate. Tra queste, un caso particolare sono le risposte costruite con scale a differenziale semantico. Per comprendere e approfondire lo studio delle variabili ordinali ottenute tramite questa

³⁰ Manisera M., Zuccolotto P., 2014, *Modelling rating data with Nonlinear CUB models. Computational Statistics & Data Analysis*

tipologia di scala è necessaria l'estensione del modello CUB conosciuto appunto come CUM. La stima dei parametri viene eseguita utilizzando l'algoritmo di massimizzazione delle aspettative. Questi parametri possono essere rappresentati in uno spazio a tre dimensioni³¹.

³¹ Manisera M., Zuccolotto P., 2022, *A mixture model for ordinal variables measured on semantic differential scales. Econometrics and Statistics*

CAPITOLO II

LA DATA SCIENCE E L'UTILIZZO DEI BIG DATA PER LO SVILUPPO DELLA VISITOR EXPERIENCE

2.1 Big data e data science: cosa sono?

Al giorno d'oggi, tra le innumerevoli sfide che le imprese si trovano a dover affrontare, vi è quella che mira ad acquisire un vantaggio competitivo attraverso la raccolta, lo studio e l'interpretazione dei dati.

Quando questi dati soddisfano certe caratteristiche in termini di volume, varietà, velocità di aggiornamento, essi prendono il nome di *big data*; letteralmente questo termine viene tradotto come “grandi dati”, andando in questo modo a sottolineare la grande quantità degli stessi. Ovviamente, il volume di questi dati deve essere correlato anche alla capacità del sistema di poter acquisire informazioni dalle differenti sorgenti di dati che vengono utilizzate.

Secondo la definizione tecnica di Gartner, i big data sono degli “asset di informazioni ad altissimo volume, ad altissima rapidità e/o ad altissima varietà che richiedono forme innovative di analisi e interpretazione capaci di migliorare gli insight, il decision making e l'automazione dei processi”³². In altre parole, la capacità di sviluppare attività di calcolo e di intelligenza su grandissimi volumi di dati, e di sviluppare più forme di lettura, di interpretazione e di conoscenza³³.

Un sistema può essere dunque definito come big quando è in grado di gestire un aumento del volume dei dati ma non solo: questo, infatti, è accompagnato generalmente anche da un aumento sia della velocità sia del flusso di informazioni per secondo. Per poter prendere l'appellativo di “big” un sistema deve quindi essere capace di acquisire e di gestire tutti questi elementi.

³² Gartner, *Big Data. Define key data & analytics decisions contributing to business growth*

³³ Bellini M., Sandonini P.L., 2021, *Big data: cosa sono, come utilizzarli, soluzioni ed esempi applicativi*

Ovviamente questa dimensione non può essere definita a priori, dunque non esiste una dimensione di riferimento, perché varia a seconda dei settori e degli strumenti di software a disposizione.

Inoltre, questi sistemi miglioreranno indubbiamente col passare degli anni in quanto ci saranno innumerevoli progressi che vedranno lo sviluppo di macchine sempre più veloci e di dataset sempre più grandi.

Quando si affrontano queste tematiche, le domande che sorgono più spontanee riguardano che cosa effettivamente si intenda per dati e da quale fonte provengano.

Col termine dati facciamo riferimento a un'informazione generata da qualsiasi attività quotidiana che può essere svolta da chiunque; inoltre, è fondamentale che questi dati possano essere raccolti, analizzati e monetizzati.

Raccolta e analisi dei dati sono due compiti che spettano alle aziende, ma queste da dove prendono le informazioni? Semplicemente dalle persone; noi stessi contribuiamo costantemente, sia in modo consapevole che inconsapevole, a questa produzione.

Ovviamente per realizzare un'analisi corretta di questi big data sono necessarie sia delle competenze specifiche sia delle tecnologie avanzate. Grazie al possesso di questi due requisiti sarà possibile estrarre tutte le informazioni utili ai fini dell'analisi, anche quelle più nascoste.

L'obiettivo dell'analisi dei big data è quello di sfruttare grandi quantità di dati in modo tale da riuscire ad aiutare le aziende ad identificare delle nuove opportunità di business. Inoltre, permettono di semplificare i movimenti aziendali, rendendo più efficienti le operazioni, e al tempo stesso ne aumentano i profitti perché portano ad una maggiore soddisfazione della clientela³⁴.

È possibile affermare che i big data sono e saranno, senza ombra di dubbio, la base per lo sviluppo di nuovi fenomeni che permetteranno alle imprese di raggiungere una crescita esponenziale e, se ben gestiti ed interpretati, saranno anche in grado di incrementare notevolmente la produttività in moltissimi settori.

³⁴ Bellini M., Sandonnini P.L., 2021, *Big data: cosa sono, come utilizzarli, soluzioni ed esempi applicativi*

L'utilizzo dei big data è talmente diffuso che non solo è possibile ritrovarli in ogni business o funzione industriale, ma questo aumenta ad un tasso estremamente rapido. Ad oggi rappresentano uno degli aspetti chiave della competizione tra imprese, al punto tale da essere considerati dei fattori di produzione importanti tanto quanto le risorse umane e il capitale.

Con il termine *data science* facciamo invece riferimento alla pura e semplice scienza dei dati, intesa come un ambito che raccoglie in sé tutte le discipline che riguardano la pulizia, la preparazione e l'analisi dei dati - non necessariamente devono essere big data - per estrarne informazioni di valore altrimenti non evidenti³⁵.

Le tecniche che vengono utilizzate in questa scienza sono per lo più matematiche, statistiche e di programmazione, affiancate poi da algoritmi di machine learning e dall'intelligenza artificiale.

In altre parole, è possibile affermare che i big data sono degli strumenti dal potenziale enorme e la data science rappresentano il mezzo principale per scoprire e sfruttare questo potenziale. La data science è un campo interdisciplinare che si occupa di tutto ciò che riguarda i dati, fornendo modi per trarre vantaggio dai big data³⁶.

Al giorno d'oggi non tutte le imprese hanno riconosciuto l'effettiva importanza di questi strumenti, e non tutte sono in grado di sfruttarne a pieno il potenziale. Un settore che ad esempio sta muovendo i primi passi in questa direzione solamente negli ultimi anni è rappresentato dal settore dell'arte e della cultura.

2.1.1 I big data e la trasformazione digitale

Come si è potuto comprendere nel paragrafo precedente, nonostante questi big data siano nati e si siano sviluppati in ambito prettamente scientifico e tecnologico, al giorno d'oggi sono diventati pressoché indispensabili per il successo di qualsiasi business. Ad oggi questi rappresentano lo strumento più avanzato, a disposizione delle imprese, per poter conoscere nel modo più approfondito possibile chi si ha davanti, il proprio target

³⁵ Lavecchia V, 2018., *Big data: caratteristiche e differenze tra data science o data analytics*

³⁶ Lavecchia V., 2018, *Differenza tra Big Data e Data Science*

e i propri clienti. Di conseguenza, questo strumento consentirebbe la realizzazione di una comunicazione efficace per poter costruire e poi mantenere un dialogo con il proprio pubblico e realizzare una successiva fidelizzazione dello stesso.

I big data hanno portato ad una *digital transformation*, ovvero ad una vera e propria rivoluzione che ha, di conseguenza, comportato una serie innumerevole di cambiamenti nella nostra quotidianità. Grazie alle tecnologie messe a disposizione dalla rivoluzione digitale è possibile tenere traccia di ciò che qualunque essere umano dissemina continuamente online. I big data hanno semplicemente permesso la realizzazione di tutto ciò.

Altro ruolo chiave è giocato dall'*intelligenza artificiale*. Grazie al suo utilizzo è stato possibile comprendere quali fossero le tendenze più profonde, più significative, che si nascondono dietro ai dati, anche sotto un aspetto prettamente socio-economico.

L'intelligenza artificiale ha permesso di adottare un nuovo punto di vista; il suo utilizzo permette di ricavare delle informazioni aggiuntive anche da dei semplici dati statistici, ovvero da quei dati che fino a poco tempo fa non erano considerati particolarmente rilevanti.

L'intelligenza artificiale può essere descritta anche nel seguente modo: “un'enorme potenza di calcolo che permette, quando usata in modo sofisticato, di ottenere una lettura profonda dei fenomeni”³⁷.

La sfida dell'intelligenza artificiale è di riuscire ad affiancarsi all'intelligenza umana per riuscire poi ad individuare, tra tutte le informazioni a disposizione, quali siano effettivamente i percorsi migliori da intraprendere per ottenere i migliori risultati possibili.

È necessario ripensare anche all'organizzazione della cultura, partendo proprio dalla cosiddetta digitalizzazione di ciò che già è disponibile in partenza, andando poi a sviluppare delle nuove spinte creative, nuove prospettive di lavoro, strutture istituzionali e pratiche di fruizione.

³⁷ Network Digital 360, 2018, *Big Data per I beni culturali, la sfida si vince puntando sull'AI*

In sostanza, grazie allo sviluppo e all'applicazione dei big data, delle tecnologie digitali e dell'intelligenza artificiale oggi siamo in grado di creare, consumare e consultare incessantemente una quantità enorme di dati. Nonostante ciò, nel settore della cultura e dell'arte, il loro utilizzo sistematico e strategico resta limitato alle poche aziende "data-driven".

Secondo il presidente del Comitato tecnico Scientifico del CSI Giulio Lunghi "il rapporto fra dati e cultura è multiforme. Innanzitutto, i dati costituiscono uno strumento potente per valorizzare i giacimenti culturali esistenti, la cultura tradizionale. Ma c'è di più: ormai abbiamo bisogno di una vera e propria cultura dei dati, cioè la capacità di capire l'ecosistema informativo in tutta la sua complessità, Si parla di info-etica, di info-economia, ma anche di info-estetica: infatti sempre più prodotti artistici e culturali traggono ispirazione proprio dalla complessità dei dati"³⁸.

L'utilità dei big data è stata dimostrata a più riprese; questi permettono, in particolare, una gestione più efficace delle organizzazioni culturali ed una migliore allocazione dei fondi pubblici. Ad oggi, nonostante si creino, consumino e consultino dati in continuazione, il loro utilizzo sistematico e strategico continua ad essere un'eccezione al di fuori delle aziende dotate di modelli di business basati sul "data-driven"; questo lo si può notare in particolar modo se si guarda al settore della cultura.

Nel settore che viene approfondito in questa tesi i vantaggi del loro utilizzo sono chiari: una gestione più efficace delle organizzazioni culturali, una migliore allocazione dei fondi pubblici destinati alla cultura, e molto altro ancora.

Questo atteggiamento restio nei confronti di queste tecnologie digitali era stato sottolineato ancora nel 2013 quando, sul sito anglosassone Nesta, venne pubblicato un articolo in cui si affermava che "l'attuale approccio all'uso dei dati nel settore culturale è obsoleto e inadeguato. Il settore nel suo insieme e gli organi politici e di regolamentazione che lo sovrintendono non stanno sfruttando i notevoli vantaggi finanziari e operativi che potrebbero derivare da un migliore utilizzo dei dati. Inoltre, stiamo sprecando una significativa opportunità per comprendere meglio e possibilmente

³⁸ Network Digital 360, 2018, *Big Data per I beni culturali, la sfida si vince puntando sull'AI*

aumentare l'impatto culturale e sociale della spesa pubblica. È giunto il momento di un cambiamento radicale nell'approccio ai dati degli organismi artistici e culturali, che dovrebbero cominciare ad imparare a gestire i cosiddetti *big data* a partire dall'uso che se ne fa in altri settori”³⁹.

Come vedremo successivamente nel corso del capitolo, la situazione è migliorata anche se vi è ancora un ampio margine di miglioramento. Tuttavia, si può guardare con ottimismo al futuro grazie a due fattori estremamente importanti: innanzitutto gli ottimi risultati raggiunti in questo campo grazie al lavoro di giovani start-up, e in secondo luogo grazie anche al lavoro svolto dalle imprese culturali che sono state in grado di combinare delle competenze tecniche verticali con una conoscenza sempre più precisa delle specifiche che guidano il mondo della cultura.

2.2 La digitalizzazione dell'arte e della cultura

Quando parliamo di digitalizzazione abbiamo a che fare con una vera e propria rivoluzione culturale, e solo in secondo luogo con una rivoluzione economica.

La digitalizzazione occupa un ruolo sempre più fondamentale e di rilievo nella nostra quotidianità; le tecnologie digitali hanno incrementato la produttività non solamente nei settori più classici, quali possono essere la pubblica amministrazione, la sanità, la finanza, l'industria dell'elettronica e dell'informatica, ma negli ultimi anni si sono addentrate sempre di più nei diversi business. Un caso interessante è quello che riguarda il settore dell'arte e della cultura.

Anzi, proprio questi ultimi settori possono essere indicati come due dei casi più rappresentativi di questo fenomeno grazie al percorso estremamente complesso di evoluzione e di adattamento alla realtà digitale.

Nell'incontro e nel confronto tra la Cultural Heritage e la digital transformation risiedono delle potenzialità e dei margini di crescita inimmaginabili; questo lo si può affermare sia guardando al fenomeno adottando una prospettiva di “epocale rivoluzione

³⁹ Lilley A., Moore P., 2013, *Counting what counts: what big data can do for the cultural sector*, Nesta

culturale”⁴⁰, sia se si decide di mantenere una visione più distaccata considerando queste tecnologie e questi strumenti come delle semplici opportunità per migliorare la strumentazione tradizionale che si ha già a disposizione.

Ma di preciso, che cos’è la Cultural Heritage? Esistono due differenti definizioni di patrimonio culturale⁴¹.

In primo luogo, questo rappresenta un insieme estremamente ampio di contenuti, idee, informazioni, spunti e riflessioni in cerca di un pubblico disponibile a riceverle e ad utilizzarle.

In secondo luogo, può essere visto come un insieme di tecnologie in continua e rapida evoluzione costantemente alla ricerca di contenuti da elaborare e da veicolare a quante più persone possibili.

Sostanzialmente queste due definizioni modellano una definizione di patrimonio culturale in cui questo viene visto come un insieme di contenuti alla ricerca di strumenti capaci di dare a questi la capacità di attirare sempre di più dei potenziali fruitori, ovvero coloro che non sono ancora stati raggiunti tramite i tradizionali sistemi di valorizzazione.

A tutto ciò si aggiungono poi le tecnologie digitali che non si limitano a comunicare, ma “entrano” direttamente nella vita delle persone. Queste tecnologie digitali necessitano però di contenuti e di informazioni da veicolare, interconnettere e combinare.

È chiaro come questo processo di digitalizzazione della cultura sia un fenomeno complesso. Idealmente parlando si ha a che fare con un’unione altamente realizzabile e con veramente molte potenzialità; nella pratica invece è un fenomeno ancora lontano da realizzare. Inoltre, è fondamentale un supporto da parte delle politiche, sia nazionali che europee: queste dovrebbero porre le condizioni e i contesti necessari per poter di conseguenza orientare e sviluppare a pieno le potenzialità di questo fenomeno, anche in termini di economici ed occupazionali.

⁴⁰ Aliprandi D., Dal Pozzolo L., 2019, *Cultura e digital transformation: tracce di una svolta (forse già avvenuta)*

⁴¹ Aliprandi D., Dal Pozzolo L., 2019, *Cultura e digital transformation: tracce di una svolta (forse già avvenuta)*

Il settore della cultura può trarre innumerevoli benefici dall'utilizzo delle tecnologie, a partire da una migliore gestione ed una migliore valorizzazione del patrimonio culturale - grazie ad un utilizzo mirato delle tecnologie stesse - fino ad arrivare ad un miglioramento della qualità dei servizi ed un ampliamento della platea di possibili fruitori.

Per coloro che operano nel settore dei Beni Culturali, e ancora di più per coloro impegnati nel settore delle Industrie Culturali e Creative, la tecnologia e l'innovazione digitale sono diventati uno dei fattori primari da tenere in considerazione. Questo perché la digitalizzazione ha permesso di portare questi due concetti al di fuori di musei e gallerie, raggiungendo di conseguenza un pubblico molto più ampio ed eterogeneo rispetto a soli pochi anni fa. Questo concetto è stato rimarcato anche da numerosi esperti, tra cui troviamo la Dottoressa Michela Arnaboldi, Responsabile Scientifico dell'Osservatorio Innovazione Digitale dei Beni e Attività Culturali, che ha recentemente dichiarato che “grazie al digitale si è aperta l'opportunità di ripensare il rapporto con l'utente come un'esperienza estesa, nel tempo e nello spazio, in quanto non confinata al luogo e al momento dell'esperienza in loco, ma potenzialmente continua e accessibile da qualsiasi luogo e in qualunque momento”⁴².

2.2.1 I benefici derivanti dalla digitalizzazione

Le tecnologie digitali hanno permesso la realizzazione di moltissimi cambiamenti nel mondo della cultura.

Il primo è stato il miglioramento dei processi organizzativi, della programmazione e della pianificazione interna nelle istituzioni culturali complesse - quali possono essere musei, teatri e così via - con il fine ultimo di semplificare e di rendere più efficiente il lavoro “dietro le quinte”. Non si parla di tradizionali sistemi gestionali, quanto piuttosto di soluzioni tecnologiche che permettono sia di integrare i servizi disponibili sia di migliorare l'intera offerta.

Un esempio può essere rappresentato dalla realizzazione di veri e propri digital work-places, ovvero degli spazi virtuali in cui i musei possono avviare delle collaborazioni assieme ad altre istituzioni. Comwork è un'impresa culturale nata nel 2016, incubata poi

⁴² Malda D., 2021, *Uno studio spiega quanto e come i musei italiani hanno utilizzato il digitale in lockdown*

all'interno del programma Innovazione Culturale di Fondazione Cariplo, che opera in questo ambito e che opera come Promemoria per la Digitalizzazione e la Valorizzazione degli archivi storici dei siti museali⁴³. In sostanza, si occupa di fornire dei servizi ad hoc per la gestione e la digitalizzazione dei dati per i singoli musei; inoltre ha sviluppato una piattaforma in cui i musei che utilizzano i suoi servizi hanno la possibilità di studiare e di confrontare le loro collezioni, organizzare mostre virtuali e interagire con il loro pubblico.

Un secondo cambiamento portato dallo sviluppo e dall'adozione delle tecnologie digitali nel settore culturale riguarda la possibilità di saltare gli "intermediari" tradizionali e di mettere il pubblico in contatto diretto con le informazioni. Al giorno d'oggi esistono migliaia di piattaforme che permettono alle persone di scoprire e di restare aggiornati costantemente e direttamente dal proprio smartphone circa le attività culturali, turistiche e di svago della propria città o delle località visitate. L'impresa culturale Musement, grazie alla realizzazione di un'applicazione omonima, ha offerto la possibilità di pianificare e acquistare i biglietti per i vari musei e le varie attrazioni, eventi temporanei, tour guidati, esperienze esclusive e attività gratuite, introducendo la possibilità di avvalersi di suggerimenti e di consigli da parte degli esperti locali, il tutto direttamente dal proprio telefono⁴⁴. Altro esempio può essere rappresentato dall'Associazione Landscape Fox che si presenta sul mercato con un atlante multimediale, interattivo e collaborativo denominato Atlasfor per la divulgazione del patrimonio culturale, artistico ed ambientale italiano⁴⁵.

Da questi esempi è quindi possibile vedere come il settore culturale non sia rimasto totalmente estraneo alla grandezza e alla diffusione del fenomeno delle tecnologie digitali, nonostante il suo coinvolgimento e l'utilizzo delle stesse sia ancora oggi piuttosto limitato.

⁴³ Chiocca A., 2019, *Cambiamo il modo di fare cultura insieme a Fondazione Cariplo*

⁴⁴ Deragni P., 2018, *Musement, la startup italiana dei viaggi, conquista il colosso tedesco Tui*

⁴⁵ Castelnovi P., 2019, *Atlasfor: una mappa on-line per raccontare luoghi con immagini*

L'ambito che ha registrato la maggior diffusione delle tecnologie digitali e che ha raggiunto i risultati più concreti è quello relativo al miglioramento della fruizione dei beni culturali e all'arricchimento dell'esperienza di visita.

Nonostante il diffuso utilizzo di Internet e delle tecnologie digitali annesse, ancora oggi vi è la tendenza dell'uomo a pensare che l'attenzione al digitale possa essere semplicemente tradotta come l'aggiornamento del sito internet e della propria pagina Facebook. Per poterne sfruttare a pieno il potenziale è invece necessario evitare innanzitutto la banalizzazione di questi strumenti; questi devono invece essere inseriti in una strategia complessiva per evitare che diventino dei semplici strumenti inutili ed incapaci di apportare alcun tipo di valore aggiunto all'esperienza e all'apprendimento.

La strategia digitale di un'organizzazione culturale non riguarda solamente le risorse economiche da dedicare alla stessa, ma riguarda anche e soprattutto l'apertura mentale e la capacità di leadership per essere in grado di gestire il cambiamento.

Inoltre, è necessario definire sia gli obiettivi da raggiungere sia la priorità attribuita a ciascuno di questi: quanto meglio è svolto questo passo e tanto migliore sarà il risultato ottenuto.

Tutto ciò è fondamentale per ottenere una migliore ed una maggiore consapevolezza dai vari dipartimenti dell'organizzazione e, di conseguenza, per mettere in atto al meglio i cambiamenti necessari.

Per promuovere a pieno qualsiasi prodotto digitale è necessario intraprendere una serie di step che vanno all'adozione delle innovazioni di processo significative, di nuovi comportamenti e di nuove metodologie da parte dei soggetti responsabili.

Altri ambiti che hanno beneficiato particolarmente dello sviluppo delle tecnologie digitali sono quelli in cui spicca l'esigenza di conservazione e di tutela: per proteggere e conservare al meglio il patrimonio culturale presente è diventato necessario adottare delle forme di fruizione dei siti meno invasive.

Le soluzioni possibili a questa tipologia di problematiche sono numerose. L'agenzia creativa Studio Azzurro di Milano ha realizzato delle video-illustrazioni e degli ambienti sensibili capaci di dare vita ed offrire ai visitatori un'esperienza immersiva di musei e di mostre temporanee, grazie al supporto fornito dalla Realtà Virtuale e dalla Realtà

Aumentata. Questi due strumenti negli ultimi anni hanno visto uno sviluppo ed una diffusione esponenziale. Inizialmente furono introdotti come degli strumenti utili per realizzare delle ricostruzioni virtuali scientifiche; solo successivamente, passo dopo passo, hanno cominciato ad affermarsi come soluzione sempre più adatta per potenziare la valorizzazione dei beni culturali. Proprio in questo ambito è nato un mercato interessante e con un elevato potenziale per le imprese.

Grazie a queste nuove realtà e allo sviluppo di diverse modalità di fruizione di queste, in pochissimo tempo questa tipologia di iniziativa si è moltiplicata. Un esempio è rappresentato dalle mostre virtuali: qui le opere fisiche, che non possono essere esposte per ragioni di conservazione oppure perché “nascoste” come ad esempio accade con gli scavi archeologici, vengono completamente sostituite da esperienze estetiche immersive digitali.

Nel 2016 ETT Solution, ovvero uno dei maggiori player italiani al giorno d’oggi operante nel campo delle applicazioni tecnologiche per la valorizzazione del Cultural Heritage, ha realizzato un percorso di Realtà Aumentata che permette al visitatore di “vedere” grazie a dei visori realizzati appositamente l’Ara Pacis a Roma nel suo aspetto e nelle sue funzioni originarie⁴⁶. Segue poi nel 2018 l’apertura a Mestre, a Venezia, dell’M9, ovvero di un museo interamente multimediale dedicato alla storia del XX secolo e alla trasformazione della società e della vita quotidiana⁴⁷. Infine, a Ceglie Messapica, in provincia di Brindisi, si sviluppa il progetto Papagna Experience; questo è conosciuto anche col nome di Primo Museo Invisibile d’Italia. Questa iniziativa nasce dall’idea di far vivere ai visitatori un’esperienza a 360°: dopo essere stati forniti di un kit in cui è possibile trovare uno smartphone, un visore, un paio di cuffie e un libro, i visitatori inizieranno la loro esperienza attraverso un viaggio nel centro storico della città in cui potranno usufruire di questi strumenti messi a disposizione, avendo così dei supporti aggiuntivi per conoscere al meglio e scoprire in modo più approfondito sia la storia sia il patrimonio culturale della città stessa⁴⁸.

⁴⁶ ETT Solutions, 2017, Premi e Pubblicazioni

⁴⁷ Sistemi Integrati, 2018, *M9: il più grande museo multimediale d’Europa dedicato al ‘900*

⁴⁸ Artribune, 2017, *Papagna experience. Un nuovo museo invisibile in Valle d’Itria*

2.2.2 Ostacoli e resistenze alle tecnologie digitali

Nonostante tutte queste premesse nel settore culturale vi sono ancora sia numerosi ostacoli e forti resistenze da superare per poter sfruttare a pieno il valore offerto dai big data e dalle nuove tecnologie, sia ampi spazi di sperimentazione e di applicazione degli stessi.

Nonostante negli ultimi anni siano stati mossi i primi passi in questa direzione e la tendenza alla digitalizzazione, anche nel settore dell'arte e della cultura, stia di fatto diventando sempre di più una realtà, è innegabile che le difficoltà da superare siano ancora presenti e ben radicate.

E queste difficoltà sono molto visibili in un Paese come il nostro, dove sono molto presenti e diffuse piccole realtà museali a livello locale.

Molti musei italiani hanno compreso la necessità di puntare sulla valorizzazione delle proprie collezioni ma, nonostante ciò, per riuscire a migliorare il livello di engagement complessivo della comunità con cui entrano in relazione - che siano queste comunità culturali piuttosto che scientifiche o ancora territoriali - deve essere svolto ancora molto lavoro.

Secondo un recente studio svolto dall'Osservatorio Innovazione Digitale dei Beni e Attività Culturali del Politecnico di Milano, il 76% dei musei italiani intervistati dichiara di non avere ancora una strategia complessiva sul digitale⁴⁹.

Questo dato è stato confermato da un altro studio condotto tenendo in considerazione non solo i musei italiani ma anche le associazioni e le imprese culturali. Fitzcarraldo ha svolto una serie di indagini andando a studiare i fabbisogni formativi delle organizzazioni culturali attive in 7 province italiane, per un totale di circa 2.000 soggetti. Da questa analisi si rileva come l'utilizzo prevalente dei social media e di internet sia considerato soprattutto come un rafforzamento dei media più tradizionali - brochure, locandine e i comunicati stampa. Da questi dati emerge anche la generale estraneità degli operatori ai principali trend che, in futuro, modificheranno sia i linguaggi sia le modalità di fruizione dei servizi⁵⁰.

⁴⁹ Osservatorio Innovazione Digitale nei Beni e Attività Culturali, 2019, *Innovazione nei musei: chi guida il viaggio digitale nella cultura?*

⁵⁰ Fondazione Fitzcarraldo, 2018, *Indagine Cariverona sui fabbisogni delle organizzazioni culturali*

Un esempio di questi cambiamenti può essere rappresentato dalla Realtà Aumentata o dalla mixed reality, ovvero della fusione del mondo reale con quello virtuale che permette di creare nuovi ambienti in cui persone, oggetti fisici e digitali coesistono e interagiscono in tempo reale.

In questo campo le trasformazioni più significative hanno avuto come protagonisti principali delle realtà museali parecchio importanti. Queste sono state in grado di adottare fin da subito un atteggiamento proattivo verso il cambiamento in atto, affermandosi con successo sia sui territori nazionali sia su quelli internazionali.

Tra i musei più social al mondo al primo posto troviamo il MoMA, seguito da Louvre, Metropolitan Museum of Art, Tate Modern e Guggenheim Museum.

Tutte queste sono realtà museali di grande importanza, molto note a livello internazionale.

Per quanto riguarda invece le realtà museali più piccole e locali è emersa una resistenza iniziale nei confronti dell'adattamento a questa nuova realtà. Purtroppo, l'Italia rappresenta l'esempio perfetto di questa resistenza. Infatti, nel nostro Paese vi è una prevalentemente diffusione a livello nazionale di piccoli enti museali piuttosto che di grandi realtà affermate. Inoltre, questi sono poco conosciuti, mancano grandi flussi di visitatori e, soprattutto, continuano a mantenere un atteggiamento poco reattivo a questa tendenza digitale.

Per cercare di spronare anche queste realtà "minori" ad accogliere e adottare le nuove tecnologie le istituzioni culturali e creative si sono dovute interfacciare, ma si interfacciano tutt'ora, con delle criticità comuni a tutte queste realtà. Queste criticità possono apparire come più o meno complesse da affrontare, ma tutte evidenziano la necessità degli enti museali di dover adottare delle strategie innovative per poter riuscire ad attrarre sempre più visitatori ed un nuovo pubblico.

Altro passo fondamentale è rendere le proprie iniziative culturali accessibili con una maggiore facilità. Si fa in questo caso riferimento ad un insieme di azioni che permettono di individuare nel digitale la fonte primaria per lo sviluppo e per l'applicazione di nuovi e ottimi strumenti di valorizzazione e di comunicazione.

Per realizzare a pieno e con successo questo processo è necessaria poi anche la presenza di competenze, di risorse e di investimenti finanziari adeguati.

2.3 Sviluppo di una comunicazione innovativa per i musei

L'aspetto essenziale del processo di digitalizzazione è che la comunicazione e la divulgazione, in questo caso dell'arte e della cultura, giocano un ruolo fondamentale.

Le società che si occupano di musei e cultura negli ultimi anni hanno apportato delle modifiche e delle migliorie alle proprie strategie di comunicazione e alle attività legate all'utilizzo delle piattaforme social. Multimedialità e interattività, così come è accaduto in altri settori, sono diventati due elementi indispensabili anche per la promozione culturale.

Sempre più realtà museali, anche in Italia, hanno iniziato a comprendere l'importanza di essere presenti sul web; necessità fondamentale soprattutto quando tra gli obiettivi si trovano la volontà migliorare la propria comunicazione, di avere delle relazioni maggiormente continuative ed interattive con il proprio pubblico, oltre al desiderio di valorizzare le opere d'arte ed i musei in generale.

Nella progressiva digitalizzazione questa necessità ha visto anche l'opportunità di realizzazione.

Le organizzazioni culturali e creative hanno adottato questi nuovi media adeguandosi così agli sviluppi e ai trend della società contemporanea, in cui le persone utilizzano sempre con più frequenza le tecnologie digitali disponibili sul mercato per svolgere qualsiasi tipo di attività, da quelle relative al tempo libero fino ad arrivare a quelle lavorative.

Nel 2019 è stato svolto da Pier Luigi Sacco, docente IULM, e Claudio Calveri, digital strategist di DeRev, un report⁵¹ relativo all'approccio dei Musei rispetto ai Social Media nell'ambito del progetto Culture Empowerment Toolkit. Questo ha evidenziato come i social media abbiano consentito, e come consentiranno sempre di più, ai vari musei del mondo di proporre dei contenuti inediti, interattivi, di ampliare la diffusione, di far conoscere opere inedite e altre meno note, e così via. Ovvero ha permesso anche a persone più "estranee" a questo mondo di entrare in contatto con la realtà museale. Questo lavoro è stato condotto partendo da un'analisi delle attività di comunicazione

⁵¹ Calveri C., Sacco P.L., 2019, *Musei e Social Media. Sviluppo ed Evoluzione dell'interazione utente-museo*

digitale dei musei più attivi sui social media. Grazie ai social è stato possibile utilizzare una nuova formula di comunicazione che vede l'integrazione di contenuti visivi e testuali scoprendo come sia estremamente funzionale al mondo dell'arte. Questo non sarebbe comunque stato possibile senza una perfetta integrazione tra social media e tecnologie digitali.

Gli obiettivi che si cerca di raggiungere in ambito culturale sono diversi: innanzitutto molti più enti stanno cercando di utilizzare le diverse piattaforme social per mettere in mostra non solo la qualità dell'offerta, ma anche l'emozione, il lato più umano legato alle sensazioni che possono scaturire a contatto con l'arte e la bellezza. Inoltre, è altrettanto evidente la volontà di riuscire a creare delle nuove forme di coinvolgimento e di intrattenimento andando semplicemente a valorizzare la possibilità di fruire di questi beni culturali.

2.4 Arte e cultura ai tempi del Covid-19

La pandemia di Covid-19 ha portato all'adozione di una serie di misure di sicurezza, tra le quali è possibile trovare come misura principale il distanziamento sociale per il contenimento della pandemia stessa.

Durante questo periodo l'OECD, l'Organizzazione per la Cooperazione e lo Sviluppo Economico, ha decretato l'arte, lo spettacolo e le attività ricreative come quei settori a maggior rischio di fallimento⁵². Infatti, oltre ai settori del turismo e delle attività legate agli eventi e ai luoghi fisici – quali musei, arti performative, musica dal vivo, festival, cinema, teatro – i settori culturali e creativi sono stati tra quelli che sono stati colpiti maggiormente dalla crisi economica generata dalla Pandemia.

In epoca pre-pandemica il digitale rappresentava semplicemente un completamento dell'esperienza della visita; dopo marzo 2020 si è rivelato essere l'unico strumento in grado di permettere alle industrie culturali la possibilità per continuare ad offrire in qualche modo, totalmente diverso da quello classico, i propri contenuti.

In altre parole, il digitale non era più visto semplicemente come uno strumento utile nella comunicazione e nella preparazione alla visita sul posto, ma è diventato a tutti gli

⁵² OECD, settembre 2020, *Shock cultura: COVID-19 e settori culturali e creativi*

effetti un vero e proprio mezzo di erogazione del contenuto. Grazie a questi strumenti per gli enti museali è stata data la possibilità di veicolare contenuti mirati alla conoscenza delle opere e dei luoghi d'arte.

Inoltre, grazie alle piattaforme social, non solo sono riusciti ad entrare in contatto direttamente con il proprio pubblico, ma sono stati anche in grado di incrementare il numero di utenti che seguono le varie pagine dei musei sui social.

Grazie alla possibilità di sfruttare le tecnologie digitali, alcune industrie operanti nel settore culturale sono riuscite, nonostante tutto, a trarre un certo vantaggio dalla situazione. Queste hanno adottato un piano di innovazione digitale per la promozione della cultura, puntando soprattutto a raggiungere un maggiore avvicinamento al pubblico. A livello internazionale è possibile individuare un insieme di esperimenti andati a buon fine realizzati dal mondo della cultura con l'obiettivo di continuare a coinvolgere il pubblico, garantendo un'offerta di qualità nonostante la distanza. Tra le iniziative che hanno avuto maggior successo è possibile trovare il MoMa di New York che ha allestito una serie di corsi gratuiti online di arte moderna e contemporanea; il Getty Museum di Los Angeles che ha incentivato i propri visitatori virtuali a ricreare delle opere d'arte utilizzando degli oggetti di uso quotidiano per poi rilanciarle sul proprio canale social; o ancora il Guggenheim Bilbao ha creato un canale online dove gli appassionati d'arte potevano incontrare i curatori delle mostre in diretta streaming⁵³. Da questi esempi emerge chiaramente quanto sia fondamentale l'innovazione tecnologica anche nel campo della cultura, perché è proprio grazie a questa che l'offerta culturale si è resa più facilmente accessibile anche durante un periodo di lockdown.

Il pubblico ha comunque mostrato un grande interesse nei confronti di queste iniziative.

Anche in Italia si sono registrati dei casi interessanti. Dalle indagini condotte dall'Osservatorio Innovazione Digitale nei Beni e Attività Culturali della School of Management del Politecnico di Milano, ben l'80% dei musei durante il 2020 ha offerto almeno un contenuto online. Se prima della pandemia lo sforzo principale degli enti museali si era focalizzato sull'arricchire le esperienze dei visitatori, con il Covid si è compreso come invece sia importante esplorare nuove strade legate all'accessibilità.

⁵³ Nosedà M., 2020, *Open Innovation e cultura: così il mondo dell'arte affronta la pandemia globale*

Sempre il Politecnico di Milano, a maggio 2020, ha condotto uno studio prendendo come campione di riferimento 100 luoghi della cultura statali. Questo studio ha osservato come, durante il periodo di emergenza sanitaria, i musei e i parchi archeologici che hanno realizzato attività e campagne sui social hanno raddoppiato la propria visibilità online rispetto al periodo pre-Covid.

Questi dati vengono confermati poi dal Ministero Mibact (Ministero della Cultura, ad oggi identificato sotto l'acronimo MiC): nel 2020 ha attivato un servizio di analisi periodiche per misurare l'indice di gradimento del pubblico nei confronti dei contenuti culturali online dei musei. Un dato interessante ricavato da questa analisi è l'incremento dei follower delle pagine social dei musei: Instagram è il social che ha avuto un incremento percentuale maggiore (+7,2%), seguito da Facebook con un 5,1%⁵⁴.

Con il progressivo ritorno alla normalità però anche le interazioni online hanno ripreso a calare, anche se non hanno più raggiunto i livelli pre-pandemici.

La problematica principale risiede nella mancanza, in tutti il settore, di investimenti dedicati all'innovazione. La miglior soluzione possibile per i musei sarebbe quella di entrare in contatto con delle startup che utilizzano la realtà aumentata per riuscire a sviluppare delle esperienze tecnologiche immersive, con integrazione di attività, ad esempio, di gamification e tante altre iniziative.

Proprio con l'obiettivo di facilitare l'incontro tra realtà museali e startup è nato il progetto InnovaMusei. Questo progetto è stato avviato dal lavoro congiunto svolto da Fondazione Cariplo con Regione Lombardia, Unione Camere e col supporto di Cariplo Factory. L'obiettivo è di incentivare il rapporto tra le istituzioni museali e le imprese culturali creative che si occupano di innovazione culturale.

Grazie a questo progetto sarà possibile sia preservare l'intero comparto dei musei in modo tale da mantenere viva l'attività, sia attirare la domanda e l'interesse del pubblico in un momento in cui sta totalmente cambiando la richiesta di fruizione culturale⁵⁵.

⁵⁴ The voice of Cariplo Factory, 2020

⁵⁵ The voice of Cariplo Factory, 2020

2.5 BODaI-Lab

BODaI-Lab è un laboratorio di ricerca nato dal lavoro congiunto di un gruppo di Docenti dell'Università degli Studi di Brescia.

L'acronimo BODaI-Lab sta per *the Big and Open Data Innovation Laboratory*. Questo laboratorio, con sede ufficiale presso l'Università degli studi di Brescia, mira alla creazione di gruppi di lavoro che sviluppano, attraverso la realizzazione e lo svolgimento di una serie di progetti specifici, dei metodi innovativi, delle tecniche e degli strumenti per il recupero, la gestione e l'analisi di grandi quantità di dati adottando principalmente un approccio multidisciplinare.

Lo scopo principale di questo laboratorio e dei progetti che vengono realizzati è di supportare la ricerca svolta dall'Università di Brescia in campi quali possono essere la ricerca in medicina, ingegneria, economia, finanza, business, scienze sociali e legali e così via. Un'attenzione particolare è riservata al trasferimento tecnologico alla PA e al settore industriale.

Il termine *Bodai* deriva dal Giappone e fa riferimento allo stato in cui la mente si trova in una condizione di completa illuminazione, come possono essere ad esempio la conoscenza o la saggezza, l'intelletto risvegliato o il riconoscimento di un Buddha.

La radice del verbo *budh-* significa proprio *svegliarsi*. Questa ideologia buddista si può ritrovare nel mondo occidentale sotto un altro concetto, ovvero l'*illuminazione*; la connotazione assunta da questo termine è quella di un'improvvisa intuizione di una verità o realtà trascendentale. In questo laboratorio la saggezza, la conoscenza della natura e l'illuminazione sono raggiunte attraverso l'analisi dei dati e degli algoritmi di apprendimento automatici.

Il simbolo O utilizzato per BODaI fa riferimento ad un simbolo sacro che nel Buddismo Zen prende il nome di *enso*, che letteralmente significa *cerchio*. Questo simboleggia l'illuminazione assoluta, la forza, l'eleganza, l'inizio e la fine di ogni cosa, il cerchio della vita e la connessione dell'esistenza. In altre parole, l'Universo e la Natura. Allo stesso tempo, attraverso l'impossibilità della creazione di un cerchio perfetto a

mano libera, questo contiene la lezione dei limiti della mente umana e l'accettazione dell'imperfezione come perfetta.

Inoltre, alcuni autori considerano *enso* come un precursore del simbolo matematico dell'infinito.

BODaI-Lab sta attualmente realizzando vari progetti. Tra questi, quello di nostro interesse prende il nome DS4BS, e lo approfondiamo meglio nel paragrafo successivo.

2.6 Progetto DS4BS: *Data Science for Brescia – Arts and Cultural Places*

BODaI-Lab ha realizzato un progetto che prende il nome di *Data Science for Brescia – Arts and Cultural Places*, il cui obiettivo principale è quello di incrementare la conoscenza riguardo il modo in cui le persone visitano i luoghi dedicati alla cultura, quali musei, teatri, monumenti e costruzioni storiche, tramite l'utilizzo delle Data Science.

Il progetto ha come punto di riferimento la città di Brescia. Un'attenzione particolare è dedicata alla sperimentazione di nuovi metodi per il rilevamento e il coinvolgimento del pubblico, andando ad approfondire ed esplorare aspetti quali gli atteggiamenti culturali e le percezioni.

Questo studio è volto allo sviluppo di nuove forme di accessibilità alla cultura, anche con riferimento al turismo culturale.

La docente coordinatrice di questo progetto è la Professoressa Manisera, accompagnata dai Professori Bianchini, Barricelli, Carpita, Fogli e Zuccolotto.

Oltre a questi, l'Università degli studi di Brescia è stata affiancata da alcuni partner. Innanzitutto, troviamo il Laboratorio di Statistica Dati Metodi e Sistemi, del Dipartimento di Economia e Management, il DMS StatLab. I suoi obiettivi principali sono rappresentati dalla ricerca scientifica in campo statistico, con lo scopo di misurare e valutare la qualità dei prodotti e dei servizi per fini descrittivi e previsionali. L'attenzione è dedicata agli aspetti metodologici e le applicazioni sono principalmente sviluppate nelle aree economiche e sociali.

Un altro partner è rappresentato dal Comune di Brescia, in particolare col coinvolgimento dell'unità di Staff di Statistica. Grazie al Decreto Legislativo 322/1989,

nella sezione “National Statistical System”, e alla direttiva n. 1/1991 del Comitato per la direzione e il coordinamento delle informazioni statistiche, questo si occupa della produzione di statistiche, effettua vari controlli per verificare la coerenza, la validazione e l’analisi dei dati a fini statistici, attua il coordinamento statistico interno e gestisce i rapporti con il SISTAN. Inoltre, predispone il programma statistico comunale e lo collega a quello nazionale. In altre parole, è possibile affermare che il ruolo svolto dal Comune di Brescia altro non è se non quello di disseminare delle informazioni statistiche, delle ricerche statistiche e delle consulenze tecnico-operative agli uffici comunali.

Infine, vi è la fondamentale partecipazione della Fondazione Brescia Musei. Questa rappresenta una partnership innovativa che ha consentito l’apertura del Museo di Santa Giulia, oltre ad aver arricchito il progressivo sviluppo di Brescia come un centro artistico con un programma culturale ampio e variegato. Oggi questa Fondazione gestisce una rete museale affascinante e sfaccettata, che comprende il Museo Santa Giulia e la zona di Brixia; entrambe sono iscritte nella Lista del patrimonio mondiale dell’UNESCO. Oltre a quest’Area Archeologica della Brescia romana è poi possibile trovare altri patrimoni culturali della città, quali la Galleria Tosio Martinengo, il Castello di Brescia, il Museo delle Armi Luigi Marzoli e il Centro di proiezione cinematografica e multimediale Nuovo Eden.

Tra le attività svolte da questo progetto ci sono indagini svolte in diversi siti, tra cui il Museo Santa Giulia – e proprio questa indagine verrà trattata in questa tesi – il Parco Archeologico e la Pinacoteca Tosio-Martinengo.

Per raggiungere questi risultati è stato sviluppato un approccio partendo dalle Data Science attraverso l’utilizzo combinato dei big data e delle nuove tecnologie con dei metodi statistici complessi e degli strumenti predittivi. Questo approccio segue due linee di ricerca integrate. La prima linea di ricerca è orientata alla sperimentazione di metodi innovativi di integrazione e di analisi dei Big Data realizzata da sistemi di rete di telefonia mobile, con l’obiettivo di andare a raccogliere informazioni utili per monitorare le visite ai siti culturali nella città di Brescia. Per questo motivo è stato utilizzato un approccio originale a più stadi per i dati ad alta dimensione; questo permette di stimare il numero di utenti, tramite i loro telefoni, per diversi giorni di riferimento

grazie all'utilizzo di un algoritmo di "Istogramma di Gradienti Orientati" per la riduzione della dimensionalità dei dati, oltre ad un insieme di k significati e dei metodi di clusterizzazione basati sul modello di un'analisi funzionale dei dati per la profilazione dei periodi di tempo. Il focus dell'analisi è sui movimenti delle persone tra i siti culturali e lungo gli itinerari culturali.

La seconda linea di ricerca è dedicata invece alla valutazione dell'esperienza delle persone durante la loro visita nei luoghi artistici e culturali, anche alla luce di iniziative innovative e digitali promosse dal museo durante l'era del COVID-19. Il focus di questa ricerca sarà incentrato sulle esperienze sensoriali delle persone durante la visita ai vari musei.

Si inizia dalla raccolta di un insieme di dati digitali consegnando dei questionari di indagine tramite app in esecuzione sui telefoni. Questi dati servono per quantificare l'esperienza sensoriale dei visitatori di fronte alle opere d'arte, ricorrendo a fenomeni, quale ad esempio la sinestesia, in cui l'attivazione di concetti evoca sensazioni sensoriali. I dati che ne risultano saranno poi analizzati tramite l'utilizzo di metodi statistici basati sulle analisi di dati multivariati, metodi concepiti per trattare appunto dati di indagine, in particolar modo dati raccolti attraverso l'utilizzo di questionari realizzati con scala di Likert o scale a differenziale semantico. La quantificazione dell'esperienza sensoriale dei visitatori, propriamente integrata con altre informazioni relative ai movimenti dei visitatori stessi lungo i vari itinerari culturali presenti nella città, i contenuti multimediali delle diverse opere d'arte e il loro adattamento alle diverse categorie di visitatori, contribuiranno a fornire una visione olistica delle opere d'arte come *oggetti intelligenti*, ovvero come degli oggetti digitali fisici autonomi potenziati con capacità di rilevamento e arricchiti con un'enorme varietà di contenuti multimediali. In questo progetto, la rappresentazione di oggetti intelligenti sarà utilizzata per supportare i professionisti del museo nella preparazione di nuovi itinerari culturali per i visitatori, senza che questi necessitino obbligatoriamente di capacità tecnologiche specifiche, e sarà inoltre utilizzata per offrire ai visitatori un'esplorazione personalizzata del patrimonio culturale sul proprio smartphone.

Questa sperimentazione sarà svolta nei musei gestiti dalla Fondazione Brescia Musei.

Questo progetto favorisce le sperimentazioni dalle organizzazioni sia pubbliche, sia no-profit sia private che siano interessate in nuove forme di esperienze per i visitatori che abbiano a che fare con l'arte e con i siti culturali basati su informazioni molto avanzate e tecnologie di telecomunicazione. Queste tecnologie non richiedono investimenti apprezzabili per l'acquisto di dispositivi specifici quali possono essere dei registratori audioguide e degli occhiali 3D. Inoltre, favoriscono il distanziamento sociale, risultando quindi utili non solo per ridurre i costi ma, ad esempio, anche i rischi epidemici come quello causato dalla pandemia di Covid.

L'integrazione dei big data ricavati grazie ai Networks e grazie alle applicazioni installate sui telefoni dei visitatori dei siti culturali rende inoltre possibile la produzione di una nuova conoscenza, che si dimostra poi utile per orientare le politiche e i processi decisionali con l'obiettivo di migliorare la qualità delle proprie offerte e dei propri servizi. Questo, poi, avrà anche un impatto positivo non solo sul turismo culturale ma anche sui cittadini stessi, sulla società e sull'economia.

Questo progetto ha ottenuto l'approvazione e la collaborazione come detto prima sia del Comune di Brescia sia della Fondazione Brescia Musei, ed inoltre fa parte dell'insieme delle attività di ricerca dedicate dall'Università degli studi di Brescia al supporto degli importanti eventi programmati per il 2023, anno in cui Bergamo e Brescia saranno dichiarate la Capitale della Cultura Italiana.

Inoltre, ha ricevuto il finanziamento biennale della Fondazione Cariplo nell'ambito delle Call Data Science for Science and Society dell'anno 2021.

Questa tesi di laurea si inserisce tra le attività svolte dal progetto.

2.7 Il questionario

In questa tesi è stato approfondito lo studio dei modelli CUB per poter analizzare con uno strumento innovativo i dati raccolti attraverso i questionari sviluppati nell'ambito del progetto DS4BS. Questo strumento innovativo consentirà di analizzare con una migliore prospettiva la visitor experience dei rispondenti.

È stato quindi realizzato un questionario (che si trova nella sezione Appendice di questo stesso elaborato) al fine di investigare la soddisfazione complessiva e parziale

dei visitatori del museo Santa Giulia di Brescia. Questa indagine è stata realizzata dall'Università degli Studi di Brescia assieme alla Fondazione Brescia Musei e al Comune di Brescia, affiancati poi dal supporto della Fondazione Cariplo; questa, infatti, sta attualmente conducendo un'indagine sull'esperienza vissuta dagli utenti durante la visita al Museo di Santa Giulia. L'obiettivo di questa indagine era quello di creare dei percorsi personalizzati sulla base delle preferenze dei visitatori, anche attraverso l'utilizzo di app che forniscano, ad esempio, mappe interattive per la visita del museo. Il questionario è stato somministrato in totale a 665 visitatori, in due periodi di tempo differenti: inizialmente, è stato somministrato dalle colleghe Federica Alberti e Chiara Avanzi dal 15 Aprile 2022 al 25 Giugno 2022, e successivamente il lavoro è stato terminato dal collega Alessandro Salvetti dal 16 Luglio 2022 al 26 Luglio 2022. I questionari sono stati sottoposti al termine delle visite.

Attraverso questa indagine si è voluta studiare la soddisfazione dei visitatori del Museo sia complessiva sia maggiormente specifica, concentrandosi su alcuni aspetti che andremo ad approfondire successivamente.

Questo questionario si compone complessivamente di 38 domande: le prime 27 relative all'esperienza vissuta durante la visita al Museo Santa Giulia, le ultime 11 invece relative ai dati anagrafici dei rispondenti.

2.8 Descrizione del questionario

Come detto precedentemente, il questionario si compone di 38 domande suddivise tra un approfondimento dell'esperienza di visita e domande relative invece ad ottenere delle informazioni aggiuntive circa i dati dell'intervistato.

2.8.1 Domande relative a come si è conosciuto il Museo

Con le prime tre domande si vuole approfondire come gli intervistati sono venuti a conoscenza del Museo di Santa Giulia. Sono state utilizzate innanzitutto una domanda chiusa a risposta multipla in cui sono state prese in considerazione le alternative che hanno permesso ai soggetti di conoscere questo Museo (passaparola, social media, media più tradizionali, siti web della Fondazione Brescia Musei, e così via).

La seconda e la terza domanda sono due domande aperte in cui viene chiesto di indicare, nel caso di selezione dell'alternativa "altro" nella domanda precedente, quale altro social media e quale altro sito web.

2.8.2 Domande relative alla visita presso il Museo

In queste domande si è deciso di andare a studiare innanzitutto i motivi che hanno spinto i soggetti intervistati ad andare a visitare il Museo di Santa Giulia, attraverso la realizzazione di una domanda in cui venivano fornite cinque differenti motivi per visitare il museo, che gli intervistati dovevano ordinare secondo l'importanza che vi attribuivano.

Nelle domande successive si è voluto invece studiare se fosse o meno la prima visita al Museo distinguendo poi, tramite delle domande filtro, se per i visitatori fosse la prima volta o meno e le motivazioni che li hanno spinti a tornare. Altri aspetti che vengono poi indagati in queste domande sono con chi è stata condivisa l'esperienza, il mezzo con il quale si è raggiunto il Museo, se nella visita è previsto o meno il pernottamento ed eventualmente di quante notti si tratta.

2.8.3 Domande relative allo studio della soddisfazione

È fondamentale innanzitutto sottolineare come proprio queste domande sulla soddisfazione saranno l'oggetto di indagine di questa tesi. I modelli CUB, infatti, sono in grado di studiare la soddisfazione dell'intervistato tenendo in considerazione sia la componente di *feeling* sia la componente di *uncertainty*.

Queste domande sono state realizzate utilizzando (1) delle scale di Likert da 5 punti, in cui le alternative di risposta sono rappresentate alternativamente da "molto insoddisfatto", "insoddisfatto", "né soddisfatto né insoddisfatto", "soddisfatto" ed infine "molto soddisfatto" oppure da "per nulla", "poco", "abbastanza", "molto" e "moltissimo", e (2) una scala a differenziale semantico.

Nella domanda 12 (scala di Likert a 5 punti con modalità da "molto insoddisfatto" a "molto soddisfatto") si vuole studiare la soddisfazione dei visitatori relativamente a 9 item, ovvero agli orari di apertura, alla facilità di raggiungimento del Museo, alla cortesia e la competenza del personale, l'orientamento nei percorsi, la cura e la pulizia

degli ambienti, l'accessibilità per gli utenti con ridotta capacità motoria, i materiali informativi a disposizione, i servizi di accoglienza ed infine il prezzo del biglietto.

A questa domanda con scala di Likert segue la domanda 13 con la quale si chiede di attribuire un punteggio di soddisfazione complessiva alla visita assegnando a questa soddisfazione un punteggio che va da 1, molto insoddisfatto, a 10, pienamente soddisfatto.

Nella domanda 14 (scala di Likert a 5 punti con modalità da “per nulle” a “moltissimo”) l'obiettivo è studiare il grado di accordo degli intervistati relativamente a 7 item che indagano se l'illuminazione valorizza le opere, se il percorso espositivo è funzionale alla valorizzazione stessa, se il silenzio consente di riflettere ed ammirare, se la presenza delle aree di sosta consente di apprezzare meglio le opere, se la descrizione delle opere è precisa ed interessante, se la presenza di un percorso tattile permette di valorizzare le opere, ed infine se i contenuti multimediali sono coinvolgenti ed aiutano a capire i temi trattati.

La domanda 15 viene formulata invece in modo differente rispetto alle domande precedenti. In questa domanda vengono analizzate le percezioni che i visitatori hanno avuto durante la visita del Museo di Santa Giulia attraverso l'utilizzo di una scala a differenziale semantico. Gli aspetti che vengono indagati sono essenzialmente cinque: la prima domanda si basa su quanto la visita viene considerata “noiosa” piuttosto che “piacevole”, la seconda varia da “banale” ad “interessante”, la terza da “difficile” ad “agevole”, la quarta da “insignificante” a “coinvolgente”, ed infine l'ultima domanda da “ordinaria” a “sorprendente”.

La domanda 16 (scala di Likert a 5 punti con modalità da “per nulla” a “moltissimo”) valuta la misura in cui 8 specifici elementi hanno reso unica l'esperienza della visita al Museo di Santa Giulia. Gli elementi considerati sono i seguenti: il susseguirsi di eventi storici che hanno influito sullo sviluppo del complesso monastico, la maestosità delle architetture monumentali dell'antica Brixia, la storia e le peculiarità del complesso monastico, le forme, le geometrie e i colori dell'arte figurativa presente nel museo, l'osservazione dei diversi sistemi di rappresentazione grafica che si sono susseguiti nei

secoli, la possibilità di conoscere le abitudini e gli oggetti della quotidianità nei diversi periodi storici, la dimensione estetica associata alla visita connessa al desiderio di conoscere opere e reperti importanti, e per ultimo la dimensione edonistica rispondente al desiderio di trascorrere un momento personale piacevole.

L'ultima domanda relativa allo studio della soddisfazione degli intervistati è la domanda 17 (scala di Likert a 5 punti con modalità da “per nulla” a “moltissimo”), in cui ancora una volta si valuta l'importanza di alcuni elementi nel rendere unica l'esperienza di visita. In questo caso gli elementi indagati sono 6: la calma e la tranquillità del giardino esterno Viridarium, la possibilità di utilizzare gli ArtGlass - ovvero gli occhiali multidimensionali – la presenza di un percorso tattile, la possibilità di sperimentare una forma nuova di conoscenza attraverso l'utilizzo delle tecnologie interattive presenti nel museo, l'offerta del bookshop ed infine la presenza di contenuti digitali di elevata qualità - quali possono essere foto, video, ricostruzioni 3D, musiche, supporti audio e così via. La novità di questa domanda è che, per la prima volta, oltre alle classiche cinque alternative di risposta, per gli intervistati vi era la possibilità di selezionare una sesta opzione, ovvero il “non applicabile”. Questa opzione è stata pensata per evitare che vi fossero risposte non veritiere perché si tratta di servizi che non sempre sono sperimentati da tutti gli intervistati.

2.8.4 Domande relative alle iniziative del Museo

In queste domande vengono invece affrontate le varie iniziative prese dal Museo di Santa Giulia e dalla Fondazione Brescia Musei. Più precisamente, si è voluto indagare se gli intervistati fossero effettivamente a conoscenza delle varie proposte, ad esempio di potenziamento dei servizi offerti per migliorare ulteriormente la visita, o ancora delle varie iniziative predisposte per i bambini e i ragazzi, oppure dei vari programmi scolastici.

2.8.5 Domande relative ai dati socio-demografici dei rispondenti

Quest'ultima sezione di domande comprende tutte le informazioni circa i dati socio-demografici dei rispondenti, come il sesso, l'età, il titolo di studio, la residenza e la professione. Questo insieme di domande risulta essere utile in questa tesi per poter

svolgere l'analisi con modelli CUB in modo più approfondito, tenendo in considerazione quindi anche le varie covariate dei soggetti rispondenti.

Per comprendere meglio la composizione dei rispondenti al questionario verranno di seguito rappresentate le informazioni principali dei rispondenti attraverso l'utilizzo di una serie di grafici.

Partendo dal sesso dei rispondenti. In totale, questo questionario è stato somministrato a 665 soggetti divisi tra 286 uomini e 379 donne.

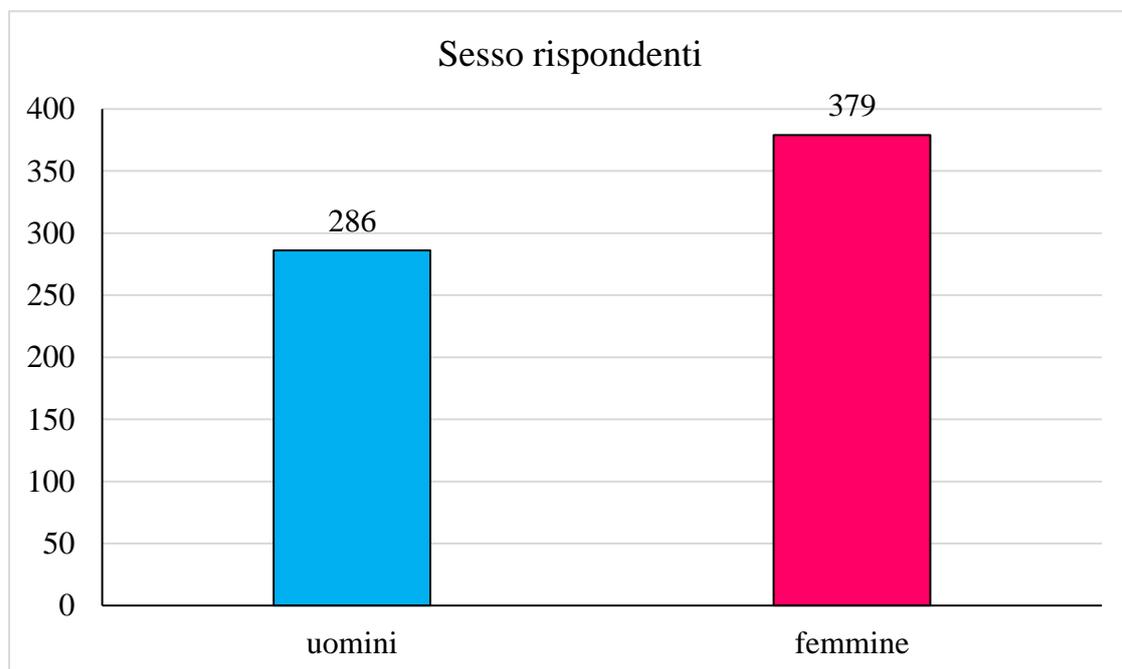


Figura 9: Distribuzione della popolazione dei rispondenti secondo il sesso

In secondo luogo, si è voluta realizzare una distinzione dei rispondenti anche in base all'età. In questo caso la classificazione dei soggetti intervistati è stata rappresentata in base alla generazione di appartenenza:

- i Tradizionalisti, nati tra il 1925 e il 1945;
- i Boomers, nati tra il 1946 e il 1964;
- la Generazione X, nati tra il 1965 e il 1980;
- la Generazione Y, nati tra il 1981 e il 1996;
- la Generazione Z, nati tra il 1997 e il 2010.

Da questa partizione ne risulta il seguente grafico:

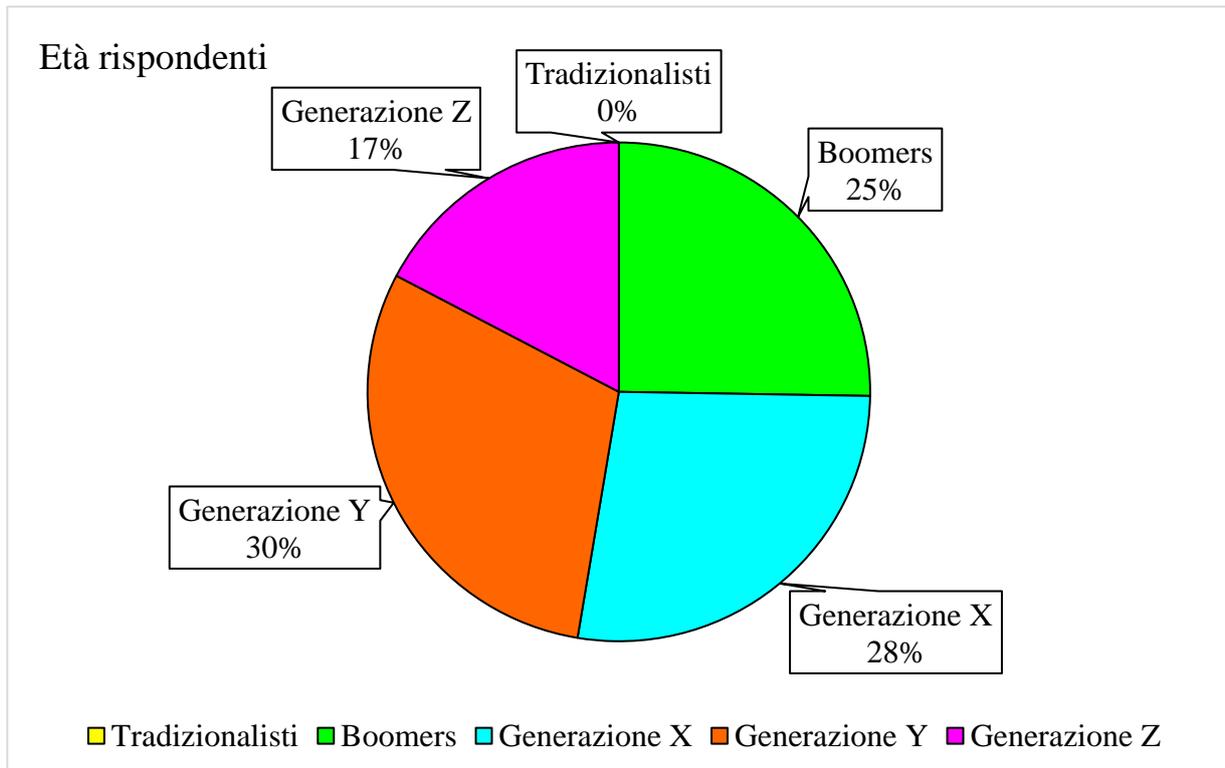


Figura 10: Distribuzione della popolazione dei rispondenti per fasce d'età

Abbiamo poi la ripartizione dei soggetti rispondenti a seconda del loro titolo di studio.

Sono state individuate principalmente cinque categorie differenti, ovvero:

- coloro che possiedono una licenza elementare o il titolo di terza media;
- il diploma di scuola superiore;
- una laurea triennale;
- una laurea magistrale;
- un titolo post-laurea.

La ripartizione che individuiamo è la seguente:

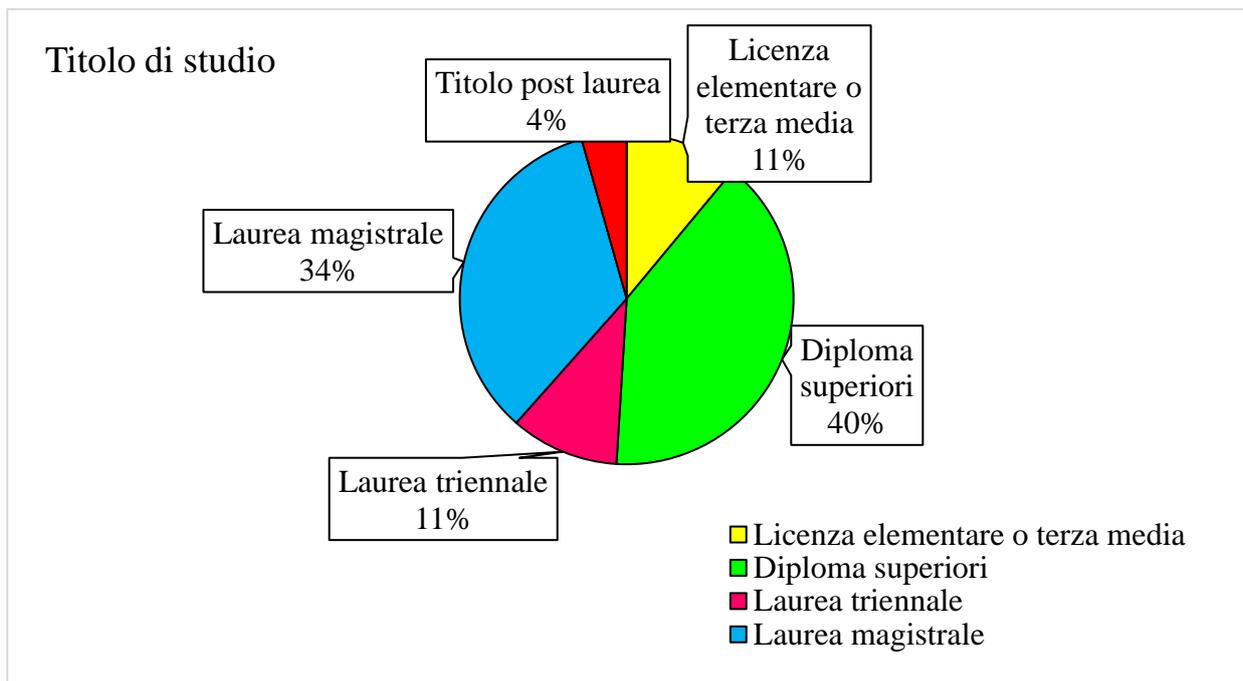


Figura 11: Distribuzione della popolazione dei rispondenti per titolo di studio posseduto

Infine, l'ultima variabile presa in considerazione è la residenza dei rispondenti, distinguendo tra chi risiede nella città di Brescia e provincia, chi proviene dalla restante parte d'Italia e chi invece dall'estero. Di seguito riportiamo la suddivisione.

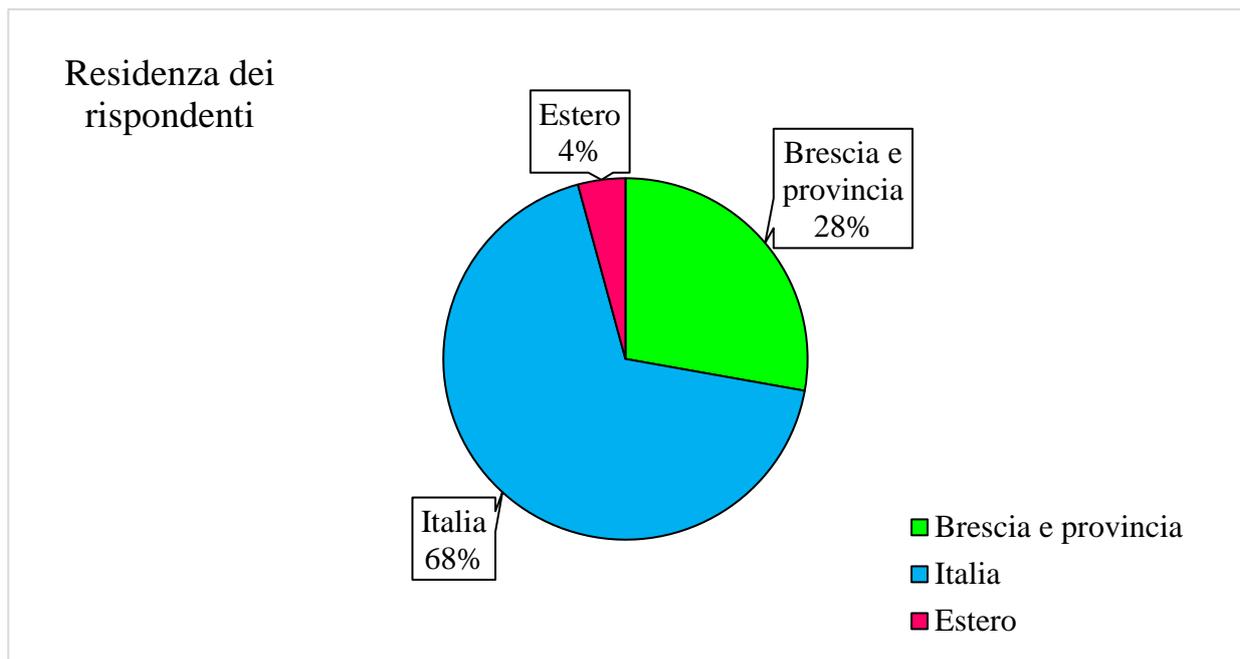


Figura 12: Distribuzione della popolazione dei rispondenti per residenza

Terremo in considerazione solamente queste tre differenti variabili per lo svolgimento delle analisi delle covariate dei soggetti perché, tra tutti i dati socio-demografici rilevati, sono quelle che ipotizziamo possano avere un impatto maggiormente significativo sul perché i differenti rispondenti hanno selezionato una determinata alternativa di risposta piuttosto che un'altra.

CAPITOLO III

APPLICAZIONE DEL MODELLO CUB AL CASO STUDIO

In questo capitolo verrà applicato ai dati che sono stati presentati al termine del capitolo precedente il modello CUB introdotto nel Capitolo I di questo elaborato.

Sono necessarie una serie di premesse prima di passare all'applicazione del modello stesso. Innanzitutto, è fondamentale sottolineare come, di tutti i numerosi aspetti che sono stati indagati dal questionario sottoposto ai visitatori, verranno approfondite solamente le domande numero 12 (sulla soddisfazione) e 14 (sul grado di accordo).

In secondo luogo, di questi item, studiati attraverso il modello CUB, solamente alcuni verranno approfonditi con l'utilizzo delle covariate; questi verranno selezionati sulla base del valore assunto dall'indice *Diss*.

3.1 Il modello CUB senza covariate

In questo paragrafo presentiamo l'analisi delle domande del questionario realizzate utilizzando la scala di Likert (a 5 punti) come modalità di risposta. Di tutte queste domande si è deciso di approfondire una domanda relativa alla soddisfazione rispetto ad una serie di item dei rispondenti e una domanda relativa al grado di accordo rispetto ad alcune affermazioni degli stessi. Per questo motivo è stato applicato il modello CUB ai dati raccolti tramite le domande 12 e 14 del questionario.

Nelle seguenti tabelle e nei seguenti grafici si andranno a rappresentare tutti gli item che sono stati approfonditi nelle domande 12 e 14. Questa rappresentazione serve innanzitutto per fornire un'idea circa il perché si è deciso di analizzare successivamente nello specifico solo alcuni degli item oggetto della domanda e, in secondo luogo, per fornire una rappresentazione grafica di come, secondo il modello CUB, sono posizionati gli item studiati in ciascuna delle due domande.

Si andrà ad analizzare per prima la domanda numero 12. La domanda in questione è la seguente: "Quanto si ritiene soddisfatto/a dei seguenti aspetti?". Nella tabella 1 sono rappresentati per ciascun aspetto indagato il peso della componente di *feeling*, della

componente di *uncertainty* e l'indice *Diss*, ovvero quell'indice che va a valutare la bontà dell'adattamento.

Nello specifico, la decisione circa quali item approfondire con la successiva analisi è stata presa basandosi sul valore dell'indice *Diss* dei vari aspetti indagati; partendo infatti da una prima analisi a batteria è emerso che, per alcuni di questi item, l'indice di bontà di adattamento assume valori bassi a sottolineare come il modello CUB si sia adattato bene alle frequenze osservate. Per altri item invece questo indice assume valori più elevati: sulla base di ciò si è deciso di selezionare gli item il cui indice *Diss* fosse superiore al 5% (nonostante nella teoria questo risultato sia comunque soddisfacente).

Come si può notare dalla tabella 1, gli item per i quali l'indice di *Diss* assume valori più elevati sono rappresentati da “orientamento” e da “accessibilità”; saranno quindi proprio questi ad essere oggetto dell'analisi successiva tramite l'aggiunta di covariate per quanto riguarda la domanda 12.

Per tutti gli altri item indagati nella domanda sulla soddisfazione il modello CUB utilizzato si adatta quasi perfettamente alle distribuzioni di frequenza e non necessita quindi di ulteriori approfondimenti.

| <i>Item studiato</i> | $1 - \xi$ | $1 - \pi$ | <i>Diss</i> |
|----------------------|--------------------------|-------------------------|---------------|
| Orari | 0,94798 (0,005319774) | 0,08188 (0,01610279) | 0,002 |
| Facilità | 0,9505 (0,005449771) | 0,07373 (0,01628803) | 0,019 |
| Cortesìa | 0,98132 (0,003224903) | 0,05582 (0,01230853) | 0,0093 |
| Orientamento | 0,59292 (0,01541428) | 0,30897 (0,05842773) | 0,0714 |
| Pulizia | 0,98031 (0,00324037) | 0,04494 (0,01127386) | 0,0062 |
| Accessibilità | 0,81179 (0,008526429) | 0,05589 (0,0180333) | 0,0681 |
| Informazioni | 0,89799 (0,008654479) | 0,16613 (0,0258573) | 0,0317 |
| Accoglienza | 0,96479 (0,004404543) | 0,05744 (0,01352775) | 0,0145 |
| Prezzo | 0,93561 (0,006300794) | 0,08248 (0,01810801) | 0,0235 |

Tabella 1: Stima dei risultati del modello CUB per la domanda numero 12 (standard error delle stime tra parentesi)

Per approfondire ulteriormente l'analisi e fornire una migliore rappresentazione degli item che compongono la domanda 12, si è deciso di rappresentare tutti questi aspetti indagati in un unico grafico che viene costruito andando a posizionare il peso della componente di *uncertainty* sull'asse delle ascisse e il peso della componente di *feeling* sull'asse delle ordinate. Gli aspetti indagati sono rappresentati tramite dei punti colorati che sono posizionati tanto più in alto quanto maggiore è il peso della componente di *feeling* e tanto più verso destra quanto maggiore è il peso della componente di *uncertainty*.

Nella figura 13 abbiamo la rappresentazione di tutti gli aspetti indagati nella domanda numero 12.

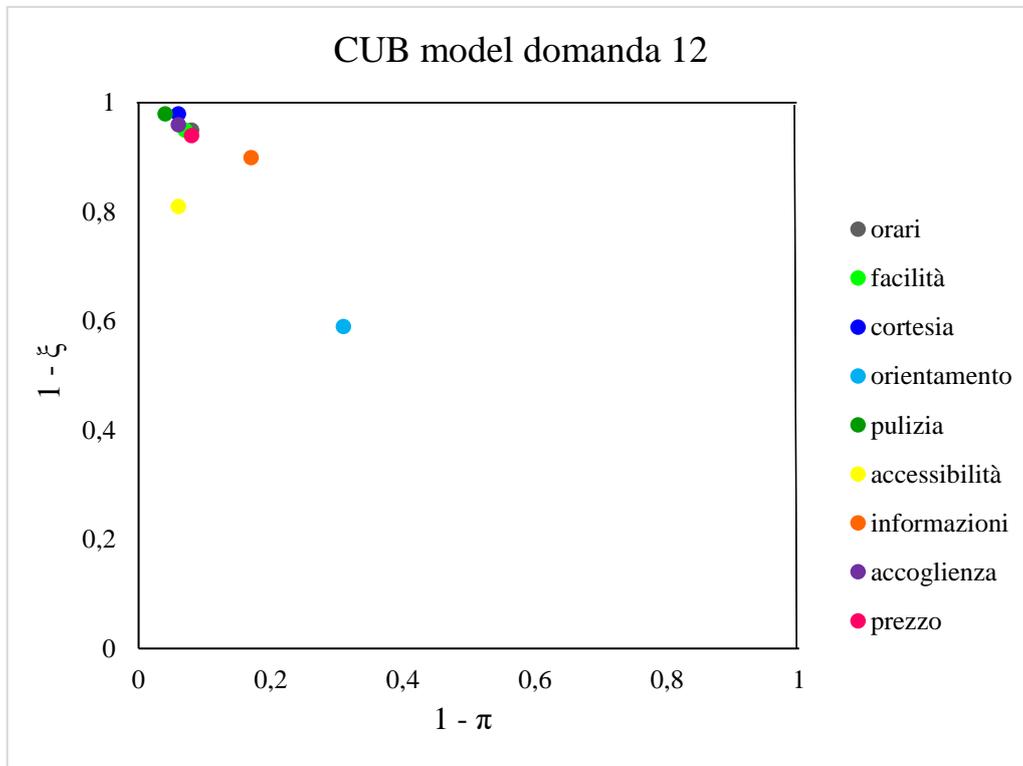


Figura 13: Parametri stimati dal modello CUB degli item della domanda numero 12

Come si può vedere, escludendo da questa analisi gli item che verranno approfonditi nella parte successiva di questo Capitolo III, tutti gli aspetti indagati si trovano in una zona in cui si ha un peso molto elevato della componente di *feeling*, quasi uguale a 1 per tutti, e un basso peso per la componente di *uncertainty*, ad eccezione per l'item "informazioni" che ha un peso dell'*uncertainty* maggiore, anche se non in modo particolarmente rilevante, rispetto agli altri aspetti.

Lo stesso lavoro si è svolto per la domanda 14. In questo caso la domanda di riferimento è la seguente: "Con riferimento al Museo di Santa Giulia, quanto è d'accordo con le seguenti affermazioni?". Anche qui, come per la domanda precedente, abbiamo una tabella (2) in cui vengono rappresentati il peso della componente di *feeling*, della componente di *uncertainty* e l'indice *Diss* per ciascuno degli aspetti indagati. Anche qui, per selezionare gli item che verranno approfonditi nel corso dell'analisi si è guardato ai valori risultanti dell'indice *Diss*.

| <i>Item studiato</i> | $1 - \xi$ | $1 - \pi$ | <i>Diss</i> |
|---------------------------|--------------------------|-------------------------|---------------|
| Illuminazione | 0,87184 (0,01068644) | 0,15977 (0,03152459) | 0,1 |
| Percorso | 0,84133 (0,007463243) | 0,00555 (0,00842615) | 0,004 |
| Silenzio | 0,91257 (0,007602631) | 0,08355 (0,02084706) | 0,053 |
| Aree sosta | 0,80594 (0,01032957) | 0,10714 (0,02845171) | 0,0445 |
| Descrizioni | 0,89036 (0,008203658) | 0,09625 (0,02217882) | 0,0447 |
| Percezione tattile | 0,68815 (0,01174308) | 0,18592 (0,03971524) | 0,2883 |
| Contenuti multimediali | 0,78058 (0,01184905) | 0,16366 (0,03614692) | 0,0887 |

Tabella 2: Stima dei risultati del modello CUB per la domanda numero 14 (standard error delle stime tra parentesi)

A differenza di prima, dove tutti gli item (compresi quelli che verranno approfonditi successivamente) registravano un indice *Diss* inferiore allo 0,1, per questa domanda sul grado di accordo è possibile vedere come vi siano due indici superiori a questo valore soglia; di conseguenza gli item che verranno approfonditi sono rappresentati da “illuminazione” e da “percezione tattile”. Per completare questa analisi verrà indagato anche gli item “contenuti multimediali” e “silenzio” poiché il loro indice *Diss*, è superiore alla soglia precedentemente stabilita del 5%. Come per l’analisi svolta per la domanda sulla soddisfazione, anche qui possiamo affermare che per gli altri item approfonditi in questa domanda – ma che non verranno studiati durante il corso del Capitolo III – l’indice di *goodness of fit* ha valori ottimali, a dimostrazione della bontà di adattamento del modello CUB rispetto alle distribuzioni di frequenza osservate.

Sempre come in precedenza, gli aspetti indagati dalla domanda 14 sono stati rappresentati in un grafico (figura 14).

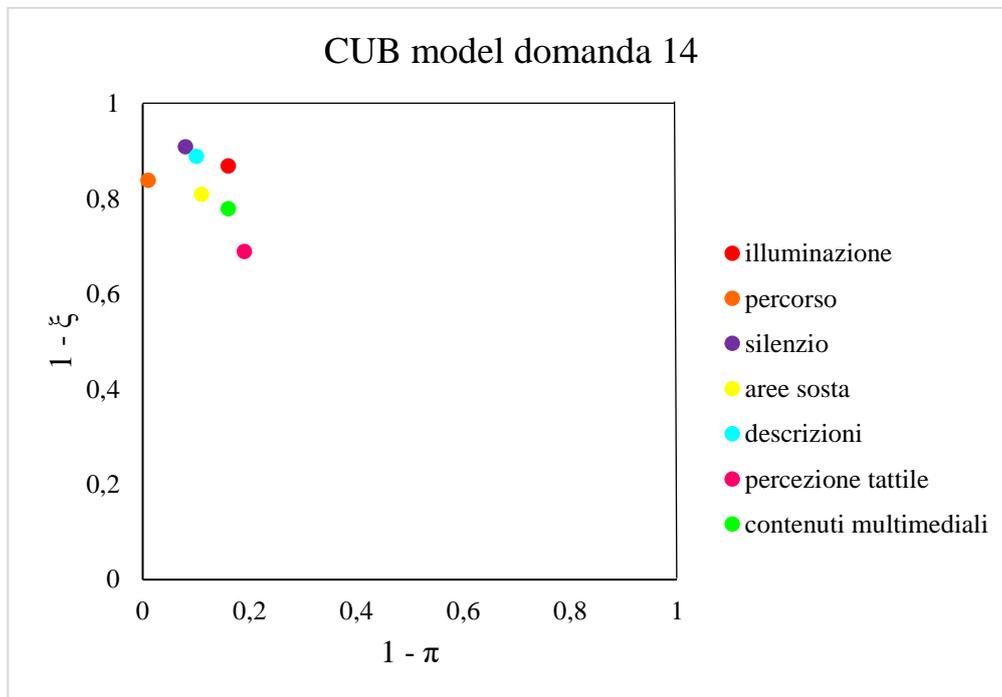


Figura 14: Parametri stimati dal modello CUB degli item della domanda numero 14

A differenza del caso precedente, qui è possibile notare come vi sia una minore concentrazione degli item in un unico punto del grafico. Infatti, se per la domanda 12 il peso della componente di *feeling* e della componente di *uncertainty* era quasi il medesimo per tutti gli aspetti indagati, qui cambia per i vari item, che appaiono come maggiormente distribuiti nel grafico, sempre però mantenendo un peso importante per la componente di *feeling* e un peso della componente di *uncertainty* piuttosto basso.

In definitiva, quindi, gli item che si è deciso di andare ad approfondire nel corso del capitolo tramite l'applicazione del metodo delle covariate sono i seguenti:

- il grado di soddisfazione circa l'orientamento nei percorsi presenti all'interno del Museo di Santa Giulia;
- il grado di soddisfazione circa l'accessibilità al Museo per gli utenti con ridotta capacità motoria;
- il grado di accordo circa l'illuminazione presente nelle sale del Museo, che consente di valorizzare al meglio le opere;

- il grado di accordo circa come il silenzio presente nel Museo permetta di riflettere e ammirare in modo migliore la mostra;
- il grado di accordo circa l'utilità del percorso tattile che è presente nel Museo e la sua utilità per la valorizzazione delle opere;
- il grado di accordo circa i contenuti multimediali, che permettono di coinvolgere ed aiutare i visitatori a comprendere i temi trattati.

3.1.1 Il modello CUB per i sei item selezionati

In questa prima parte di analisi si è deciso di applicare ai dati il modello CUB nella sua versione generica, in cui l'attenzione sarà focalizzata sui due elementi distintivi del modello stesso, ovvero sul *feeling* e sull'*uncertainty*.

Una prima analisi può essere svolta guardando i grafici presenti nella figura 15; in questa figura è possibile notare come i modelli si adattano ai dati osservati. I punti neri nel grafico rappresentano le frequenze osservate, mentre i punti vuoti e la linea tratteggiata rappresentano le frequenze teoriche del modello CUB.

Ciò che si può affermare fin da subito è che questi sei item hanno delle distribuzioni di frequenze differenti; infatti, è possibile notare come per gli elementi "orientamento" e "percezione tattile" la frequenza massima non è sulla valutazione pari a 5. Al contrario, la frequenza di risposta maggiore circa l'"orientamento" è pari a 4. In questa distribuzione è presente una simmetria.

Per la "percezione tattile" il grado di accordo con l'affermazione iniziale è ancora più basso, in quanto il punteggio assegnato più frequentemente è pari a 3.

Per quanto riguarda invece gli item di "accessibilità", "illuminazione", "silenzio" e "contenuti multimediali" la frequenza di risposta maggiore è sulla valutazione 5. In queste distribuzioni di frequenza siamo invece in assenza di simmetria, ma abbiamo piuttosto una distribuzione spostata verso destra, cioè con frequenze elevate sulle valutazioni più alte.

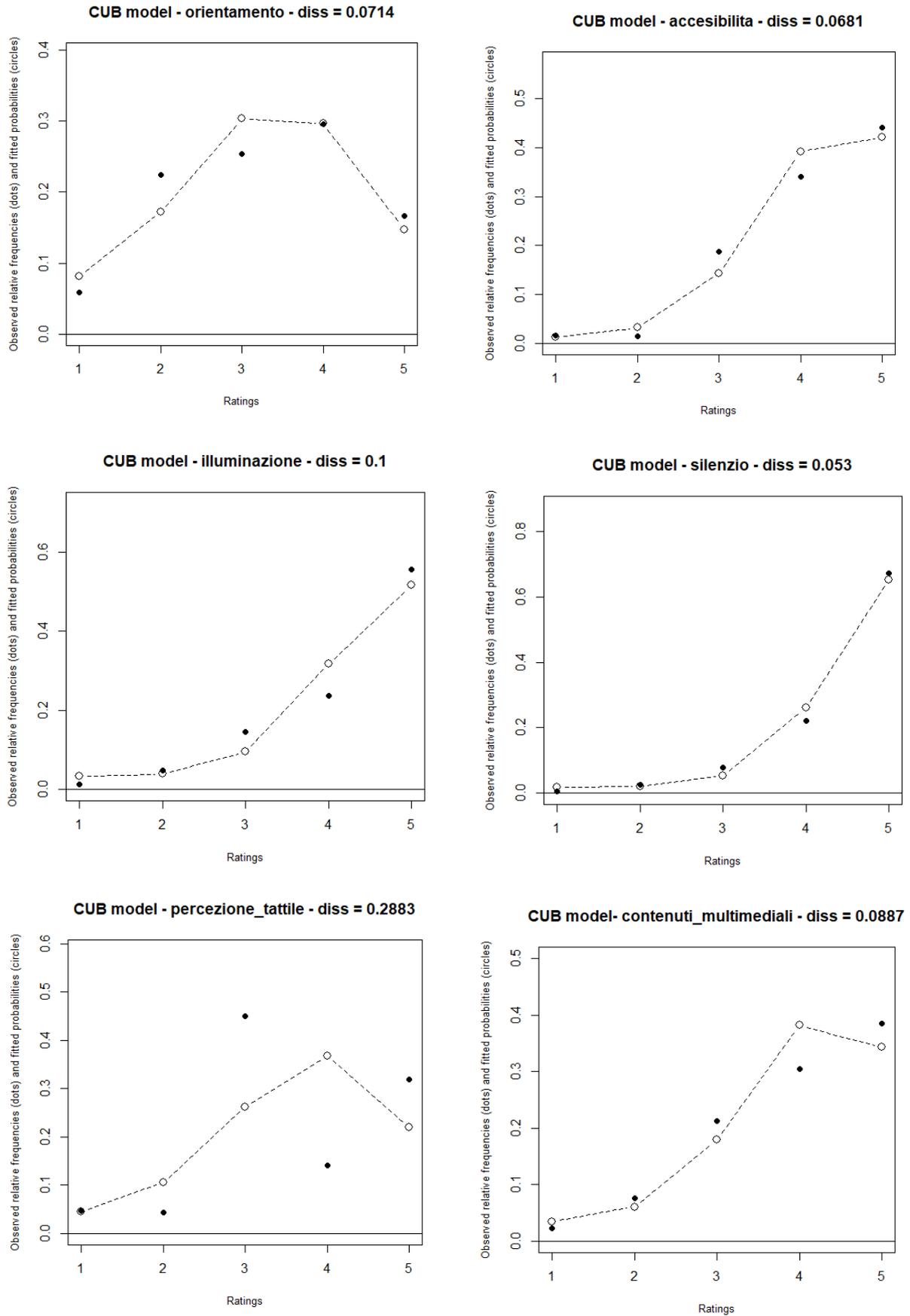


Figura 15: Distribuzioni attese del modello CUB (punti vuoti) e osservate (punti neri) per gli item selezionati

In questi grafici è riportato nuovamente anche il valore dell'indice di dissimilarità, $Diss$. Come già spiegato nel capitolo I dell'elaborato, più questo indice si avvicina allo zero e migliore è l'accostamento, ovvero quanto bene il modello CUB riesce a spiegare una determinata distribuzione di frequenza. L'indice di dissimilarità $Diss$ minore è registrato per l'item "accessibilità", ed è pari a 0,0681; è possibile, infatti, notare come in questo caso l'adattamento del modello CUB alla distribuzione osservata sia il migliore. Per quanto riguarda invece il valore massimo assunto da questo indice, questo è registrato per l'item "percezione tattile", e registra un valore pari a 0,2883; in questo caso è ben visibile come il modello CUB non si accosti perfettamente alla distribuzione di frequenze osservata. Inoltre, è possibile notare come vi sia una vasta preferenza verso la terza alternativa di risposta. È possibile approfondire questa caratteristica attraverso lo studio dello *shelter effect*.

Indicando nello script di R uno shelter pari a 3 per quanto riguarda l'item "percezione tattile" non vi è stata alcuna rilevazione dello shelter stesso. Nella tabella 3 è possibile vedere i valori risultanti da questo approfondimento.

| <i>Item studiato</i> | $1 - \zeta$ | $1 - \pi$ | δ |
|-----------------------|--------------------|--------------------|---------------|
| Percezione tattile | 0,6881 (0,0161) | 0,1859 (0,0590) | 0 (0,0305) |

Tabella 3: Stima dei risultati del modello CUB per l'item "percezione tattile" (standard error della stima tra parentesi) con shelter effect

Vediamo come il parametro δ risultante da questo approfondimento sia pari a 0. Questo significa che non vi è alcuna tendenza da parte dei rispondenti nel selezionare una categoria rifugio come alternativa di risposta, nonostante la rappresentazione grafica (figura 15) facesse intuire il contrario.

Dunque, per quanto possa essere sorprendente, da questa analisi viene evidenziato come il modello non sia in grado di trovare una parametrizzazione idonea per riuscire a spiegare nel modo più completo possibile tutte le opzioni di risposta. In questo caso specifico è possibile affermare che il modello CUB nella sua forma base non porta buoni risultati. Probabilmente questo item dovrebbe essere approfondito facendo ricorso ad altre classi di modelli nati come estensione del modello CUB utilizzato in questa tesi,

quale ad esempio il modello NLCUB di cui è stato fatto un breve approfondimento nel “Capitolo I”.

Analizziamo nuovamente i parametri di *feeling* e di *uncertainty* assunti da questi sei item. Nella tabella 4 sono riportati i risultati stimati con l'utilizzo del modello CUB applicato ai sei aspetti presi in considerazione per lo svolgimento dell'analisi (già riportati in precedenza nelle tabelle 1 e 2). Questa tabella viene costruita andando a riportare i valori del *feeling* ($1 - \xi$) e i valori dell'*uncertainty* ($1 - \pi$) e il valore assunto dall'indice *Diss*.

I valori del *feeling* sono piuttosto alti per quasi tutte le voci analizzate, ad eccezione che per l'item “orientamento” in cui abbiamo una stima pari a 0,5929. Il valore di *feeling* più elevato lo si registra invece per l'item “silenzio”, ed è pari a 0,9126. Anche i valori dell'*uncertainty* non sono troppo bassi: gli unici valori inferiori a 0,10 li troviamo per gli item “accessibilità” (0,0559) e “silenzio” (0,0835); per tutte le altre voci invece questo peso è più elevato, in particolar modo per l'item relativo all'“orientamento”, in cui assume un valore pari addirittura a 0,3090.

| <i>Item studiato</i> | $1 - \xi$ | $1 - \pi$ | <i>Diss</i> |
|---------------------------|--------------------|--------------------|-------------|
| Orientamento | 0,5929 (0,0154) | 0,3090 (0,0584) | 0,0714 |
| Accessibilità | 0,8118 (0,0085) | 0,0559 (0,0180) | 0,0681 |
| Illuminazione | 0,8718 (0,0107) | 0,1598 (0,0315) | 0,1 |
| Silenzio | 0,9126 (0,0076) | 0,0835 (0,0208) | 0,053 |
| Percezione tattile | 0,6882 (0,0117) | 0,1859 (0,0397) | 0,2883 |
| Contenuti multimediali | 0,7806 (0,0118) | 0,1637 (0,0361) | 0,0887 |

Tabella 4: Stima dei risultati del modello CUB per i sei item approfonditi (standard error delle stime tra parentesi)

Costruiamo nuovamente la rappresentazione grafica già proposta nelle figure 13 e 14, in cui però questa volta andremo a riportare solamente gli item oggetto di approfondimento.

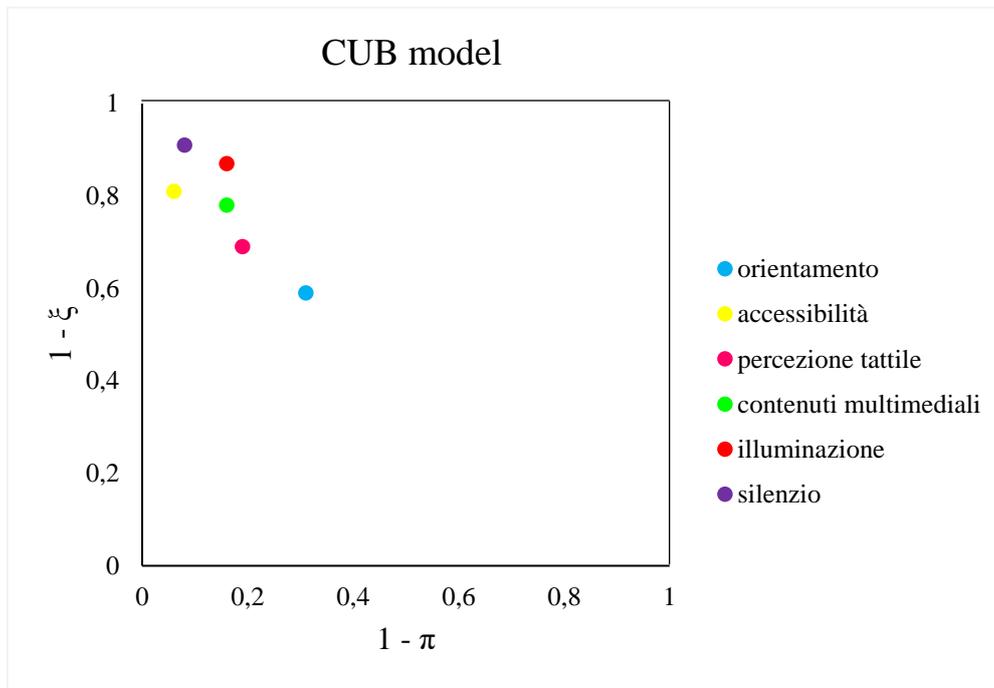


Figura 16: Parametri stimati dal modello CUB dei sei item approfonditi

3.2 Il modello CUB con le covariate

Dopo aver applicato la forma base del modello CUB ai dati ricavati per i sei item approfonditi, ora verranno introdotte in questa analisi le covariate. Attraverso questo approfondimento è possibile capire qual è l'impatto che le caratteristiche socio-demografiche dei rispondenti, raccolte tramite il questionario, avranno sulla componente di *feeling*, sulla componente di *uncertainty* e, di conseguenza, sulla valutazione finale espressa dagli stessi.

Come covariate si è deciso di selezionare le seguenti informazioni sui rispondenti:

- il *sex* (chiamata in questa tesi anche col termine *gender*);
- l'*età* e, di conseguenza, la *classe generazionale* a cui i rispondenti appartengono;
- il *titolo di studio*, distinguendo tra licenza elementare e media, diploma di scuola superiore, laurea triennale, laurea magistrale ed infine titolo post-laurea;

- la *residenza*, distinguendo tra chi vive a Brescia o in provincia di Brescia, in Italia o ancora all'estero.

Vediamo di seguito i risultati che sono stati ricavati da questo approfondimento.

Nella tabella 5 vengono elencate le principali variabili che, per ciascun item, sono risultate significative, e che quindi possiamo dedurre abbiano una maggiore influenza sulle componenti di *feeling* e di *uncertainty*. Quanto riportato è il risultato di diverse prove; alla fine è risultato che le combinazioni ottimali sono quelle elencate successivamente. Con ottimali si fa riferimento al fatto che i risultati che si ottengono da queste combinazioni di covariate forniscono dei parametri significativi. Dove invece non fornivano dei parametri significativi semplicemente non sono state inserite.

Verrà indicato di seguito come CUB (0;0) il modello CUB che non tiene in considerazione alcun tipo di covariata, come CUB (p ;0) il modello CUB in cui abbiamo p covariate per il parametro π , come CUB (0; q) il modello CUB in cui abbiamo q covariate per il parametro ξ , ed infine come CUB (p ; q) il modello CUB in cui abbiamo p covariate per il parametro π e q covariate per il parametro ξ ⁵⁶.

⁵⁶ Piccolo D., 2006, *Observed information matrix for MUB models*

| <i>Item studiato</i> | <i>Modello</i> | <i>Uncertainty</i> | <i>Feeling</i> |
|---------------------------|----------------|--------------------------|--|
| Orientamento | CUB (0;2) | - | Titolo di studio Residenza Età |
| Accessibilità | CUB (0;3) | - | Generazione Titolo di studio |
| Illuminazione | CUB (0;3) | - | Età Generazione Titolo di studio |
| Silenzio | CUB (2;1) | Età Titolo di studio | Titolo di studio |
| Percezione tattile | CUB (0;1) | - | Titolo di studio Età Età |
| Contenuti multimediali | CUB (3;3) | Generazione Residenza | Generazione Titolo di studio |

Tabella 5: Variabili che influenzano il grado di *uncertainty* e di *feeling* per i sei item studiati

Semplicemente osservando questa tabella è possibile trarre delle prime considerazioni più superficiali. Innanzitutto, si può notare come nessuna delle variabili selezionate per approfondire con l'utilizzo delle covariate l'analisi effettuata abbia un impatto significativo sulla componente di *uncertainty*, eccezione fatta per gli item "silenzio" in cui risultano significative le variabili *età* e *titolo di studio*, e i "contenuti multimediali" in cui la variabile *età* e, di conseguenza, la variabile *generazione* giocano un ruolo discriminante. In secondo luogo, la variabile *gender* non ha alcun impatto per alcun item approfondito né per la componente di *feeling* né per la componente di *uncertainty*. Questo significa che, secondo l'approccio CUB, essere uomo o donna, per quanto riguarda la visita presso il Museo di Santa Giulia, non comporta alcuna differenza sostanziale circa la percezione e la valutazione della visita al Museo stesso. Per ultimo, è possibile notare come l'unica variabile ad avere un effettivo impatto per ogni item studiato è il *titolo di studio*, solo però per quanto riguarda la componente del *feeling*.

Nelle seguenti tabelle sono riportati i coefficienti ricavati per le variabili ritenute significative. I coefficienti sono rappresentati da γ_i per la componente di *feeling*, e da β_i per la componente di *uncertainty*. Le due formule che sono state utilizzate per svolgere le analisi sono state precedentemente riportate nel Capitolo I di questo elaborato (formule [1] e [2]).

Nelle tabelle è stato indicato anche il valore risultante del test di Wald che viene utilizzato, come spiegato nel Capitolo I, per studiare la significatività delle stime.

Per la realizzazione di queste analisi sono state utilizzate le cosiddette *variabili dummy*, ovvero delle variabili che si vengono a creare quando una covariata è una variabile qualitativa con k modalità.

Non tutte le modalità delle variabili prese in considerazione hanno portato a risultati soddisfacenti. Infatti, una variabile può essere considerata come significativa nell'analisi quando il valore risultante dal *test di Wald*, dato dal rapporto tra la stima e l'errore standard, è in valore assoluto pari o superiore a 1,96. Per comprendere il perché di questo valore soglia è necessario fare una breve digressione relativa al cosiddetto *livello di confidenza*. Nel caso in cui il test di Wald, che in questo caso viene svolto come un'ipotesi alternativa bilaterale, sia superiore a 1,96 vuol dire che si è in presenza di un livello di confidenza pari a 95%. Nell'inferenza statistica però non si parla di livello di confidenza, bensì di $(1 - \text{livello di confidenza})$, ovvero la probabilità di affermare che una data covariata sia significativa quando in realtà non lo è. In altre parole, si tratta di un errore che prende il nome di *Errore di Prima Specie*.

Le variabili sono quindi significative al livello di confidenza del 95% se il valore del test di Wald in valore assoluto è maggiore a 1,96; in questo elaborato abbiamo considerato anche qualche valore più basso, accettando così un livello di confidenza inferiore. I risultati del test di Wald che sono considerati soddisfacenti nelle tabelle presenti a seguire verranno riportati in rosso.

Inoltre, come prima riga di ogni variabile utilizzata come covariata viene riportata la variabile che rappresenta la costante; questa è rappresentata dalla modalità "Generazione Z" per la variabile *generazione*, dalla modalità "Brescia e provincia" per la variabile *residenza* e dalla modalità "licenza elementare e media" per la variabile *titolo di studio*.

Il segno positivo o negativo del test di Wald, che è uguale al segno del parametro, permette di comprendere come una variabile agisce sulla componente di *feeling* o sulla componente di *uncertainty*. Se il coefficiente è negativo allora la presenza di quella variabile implica una riduzione del peso della componente (quindi una riduzione di ξ_i o di π_i a seconda del caso) e un conseguente incremento del valore della componente di *feeling* o di *uncertainty*; se il coefficiente è positivo allora si ha un effetto opposto, quindi un aumento del peso della componente e una conseguente riduzione del valore delle rispettive componenti.

Vediamo di seguito i risultati per ciascun item approfondito. La prima analisi viene svolta per la domanda 12, quindi sulle domande relative alla soddisfazione dei rispondenti circa “orientamento” e “accessibilità” del Museo di Santa Giulia.

| <i>Item studiato</i> | <i>Uncertainty</i> | γ_i | <i>Feeling</i> | <i>Test di Wald</i> |
|---------------------------------------|--------------------|---------------------|----------------|---------------------|
| Orientamento | | | | |
| <u>Titolo di studio</u> | | | | |
| Licenza elementare e media (costante) | 0,3006 (0,0568) | -0,2035 (0,1855) | 0,5507 | -1,0970 |
| Diploma superiore | 0,3006 (0,0568) | -0,0463 (0,2109) | 0,5507 | -0,2193 |
| Laurea triennale | 0,3006 (0,0568) | -0,1469 (0,2577) | 0,5507 | -0,5699 |
| Laurea magistrale | 0,3006 (0,0568) | -0,3054 (0,2135) | 0,5507 | -1,4306 |
| Titolo post-laurea | 0,3006 (0,0568) | -0,8487 (0,4194) | 0,7412 | -2,0236 |
| <u>Residenza</u> | | | | |
| Brescia e provincia (costante) | 0,2893 (0,0567) | -0,1281 (0,1177) | 0,5320 | -1,0883 |
| Italia | 0,2893 (0,0567) | -0,2870 (0,1398) | 0,6023 | -2,0522 |
| Eestero | 0,2893 (0,0567) | -1,1082 (0,3565) | 0,7749 | -3,1084 |

Tabella 6: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB con covariate per l'item "orientamento"

Per l'item "orientamento" l'unico impatto significativo viene registrato esclusivamente sulla componente di *feeling*.

Come si è detto precedentemente, le due variabili risultate significative sono rappresentate da *titolo di studio* e *residenza*.

Per quanto riguarda la prima di queste due variabili, tra le varie modalità identificate l'unica ad avere un elevato livello di confidenza è rappresentato dal titolo post-laurea. Più nello specifico, abbiamo un *test di Wald* pari a -2,0236. Il coefficiente

γ_i è negativo e quindi si avrà un impatto negativo sul parametro ξ_i , quindi va a diminuire questo parametro, e di conseguenza si registrerà un aumento della componente di *feeling* (ricordiamo che questa è calcolata come $1 - \xi_i$). È quindi possibile affermare che, per chi possiede un titolo post-laurea, la componente di *feeling* ha un peso maggiore rispetto a coloro che possiedono una licenza elementare o media.

Quanto individuato da questa analisi può essere rappresentato graficamente, per mostrare in modo più immediato l'effettivo andamento della componente di *feeling* per le varie modalità approfondite.

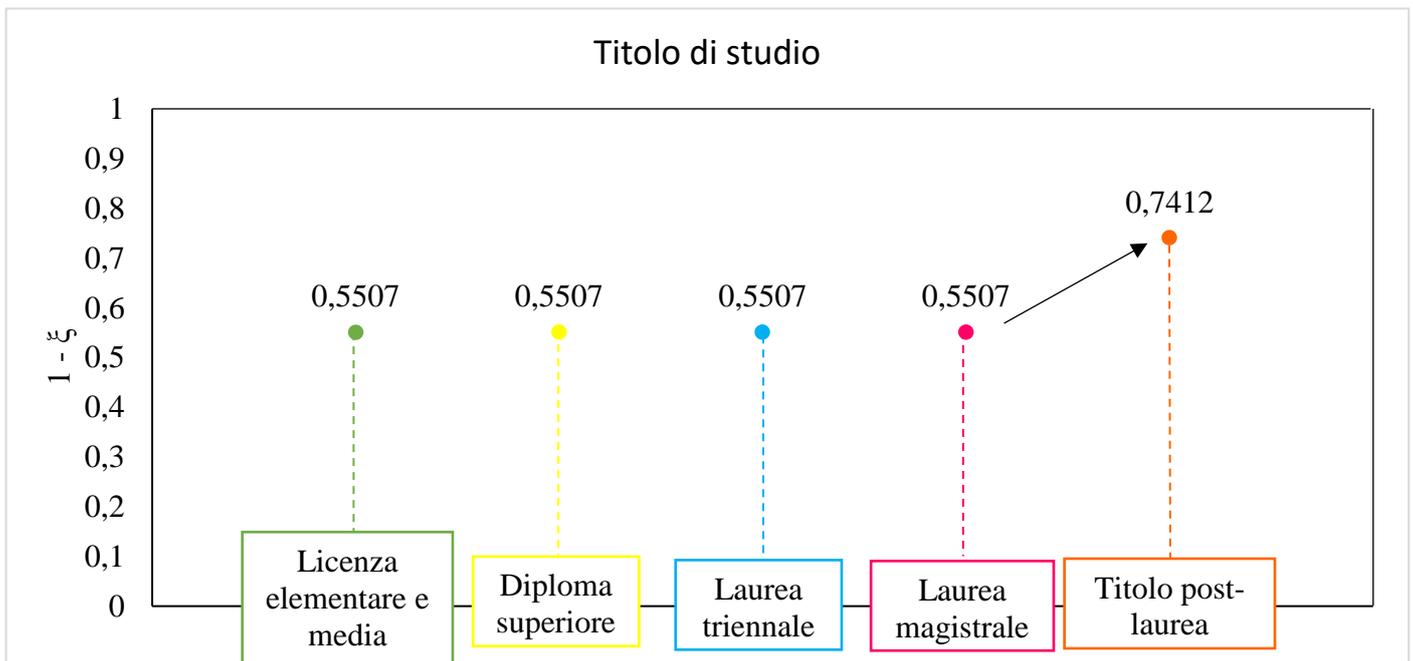


Figura 17: Rappresentazione dell'andamento della componente di *feeling* per la variabile titolo di studio per l'item "orientamento"

Per completare ulteriormente questa analisi, avendo solamente una modalità su cinque significativa, si è deciso di procedere con un'analisi dicotomizzata.

Per realizzare questa analisi si è svolto il seguente lavoro: innanzitutto sono stati raggruppati in un'unica categoria [0] tutte le modalità caratterizzate da feeling pari a 0,5507 (come riportato nella tabella 6) – quindi, in altre parole, sono state raggruppate la licenza elementare e media, il diploma di scuola superiore, la laurea triennale e la laurea magistrale. La modalità titolo post-laurea rimane invece a sé stante [1]. Dopo di che è stata svolta su R l'analisi tramite covariate per vedere se la modalità titolo post-

laurea mantiene la sua significatività anche nel momento in cui la si va a confrontare con tutte le altre modalità e non più solamente con la licenza elementare e media.

I risultati che sono stati ottenuti sono rappresentati nella tabella 7.

| <i>Item studiato</i> | <i>Uncertainty</i> | γ_i | <i>Feeling</i> | <i>Test di Wald</i> |
|------------------------------|--------------------|---------------------|----------------|---------------------|
| Orientamento | | | | |
| <u>Titolo di studio</u> | | | | |
| Licenze, diplomi e lauree | 0,3057 (0,0575) | -0,3540 (0,0641) | 0,5876 | -5,5233 |
| Titolo post-laurea | 0,3057 (0,0575) | -0,7042 (0,3832) | 0,7423 | -1,8378 |

Tabella 7: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "orientamento"

Seppur il test di Wald, considerato in valore assoluto, per il titolo post-laurea non abbia valori pari o superiori a 1,96 si può considerare il risultato abbastanza soddisfacente. È possibile quindi affermare che la modalità titolo post-laurea resta significativa anche nel confronto con le altre modalità considerate nel loro insieme, con un livello di confidenza leggermente inferiore al 95%.

È possibile poi fare un confronto tra i valori assunti dalla componente di feeling nel caso di analisi con covariate semplici e nel caso di approfondimento con covariate dicotomiche. È possibile notare come vi sia coerenza tra questi valori; viene confermato anche in questa analisi che il peso della componente di feeling da chi possiede una licenza elementare e media fino a chi possiede una laurea magistrale è sempre pari a 0,5, ed aumenta a 0,74 in entrambi i casi per chi possiede un titolo post-laurea. Per quanto riguarda invece la componente di *uncertainty*, per questo item il suo peso è mediamente elevato, ma in linea con i valori ricavati nelle analisi iniziali. Infatti, nella tabella 4 è possibile vedere come per l'"orientamento" il peso dell'*uncertainty* raggiungeva i valori più elevati tra tutti gli item presi in considerazione per l'analisi.

Con questa analisi, è possibile ottenere una rappresentazione grafica che permette di confrontare l'andamento delle frequenze teoriche ottenute per le due modalità della covariata. In questo grafico le modalità [0], quindi la licenza elementare e media, il

diploma superiore e le lauree triennali e magistrali, sono rappresentate da dei punti vuoti, mentre la modalità [1], dunque il titolo post laurea, è rappresentata dai punti neri.

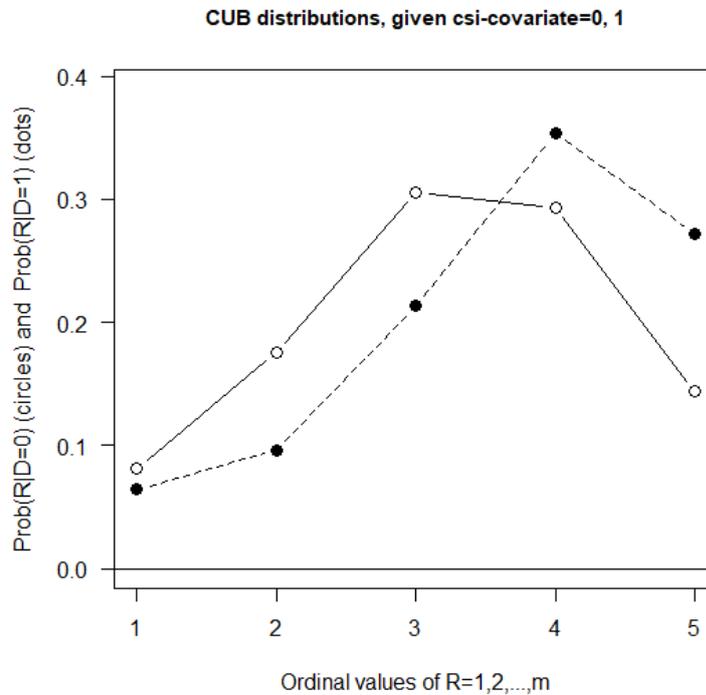


Figura 18: Rappresentazione dell'analisi con covariate dicotomiche per l'item "orientamento" (in cui la modalità [0] è rappresentata da punti vuoti e la modalità [1] da punti neri)

Se la variabile *titolo di studio* è pari a [1] vuol dire che abbiamo la modalità titolo post-laurea e, di conseguenza, siamo in presenza di un parametro negativo (-1,8378). Questo parametro negativo ha come effetto una riduzione del parametro ξ_i e quindi un aumento della componente di *feeling*. Questo risultato è ben visibile dal grafico dove vediamo come la componente di *feeling* aumenta soprattutto in prossimità delle modalità 4 e 5, a sottolineare che i rispondenti hanno una probabilità più elevata sulle due modalità. Questo è molto chiaro, anche in confronto alla probabilità di selezione dei rating 1, 2 e 3 che appare visibilmente molto più bassa. Si nota anche come la modalità [1] sia disegnata con un parametro ξ_i più alto rispetto alla modalità 2. Si può affermare che chi possiede un titolo post-laurea abbia una soddisfazione più elevata in merito all'orientamento presso il Museo di Santa Giulia.

Per quanto riguarda invece la variabile *residenza* anche qui si sono trovati dei risultati interessanti: questa variabile risulta essere significativa sia per la modalità Italia sia per la modalità estero. Più nello specifico abbiamo un test di Wald pari a -2,0522 per coloro che provengono dal resto d'Italia e pari a -3,1084 per chi proviene dall'estero. Essendo il coefficiente γ_i negativo, vi sarà un impatto negativo sul parametro ξ_i che porterà ad un incremento del peso della componente di *feeling* sia per i rispondenti che provengono dall'Italia, ma soprattutto per i rispondenti esteri. È possibile affermare che i visitatori esterni alla città di Brescia e provincia abbiano una soddisfazione circa il percorso studiato per la visita presso il Museo di Santa Giulia più elevata rispetto ai residenti stessi. Nella figura 19 è possibile osservare l'andamento crescente della componente di *feeling* per la variabile *residenza*.

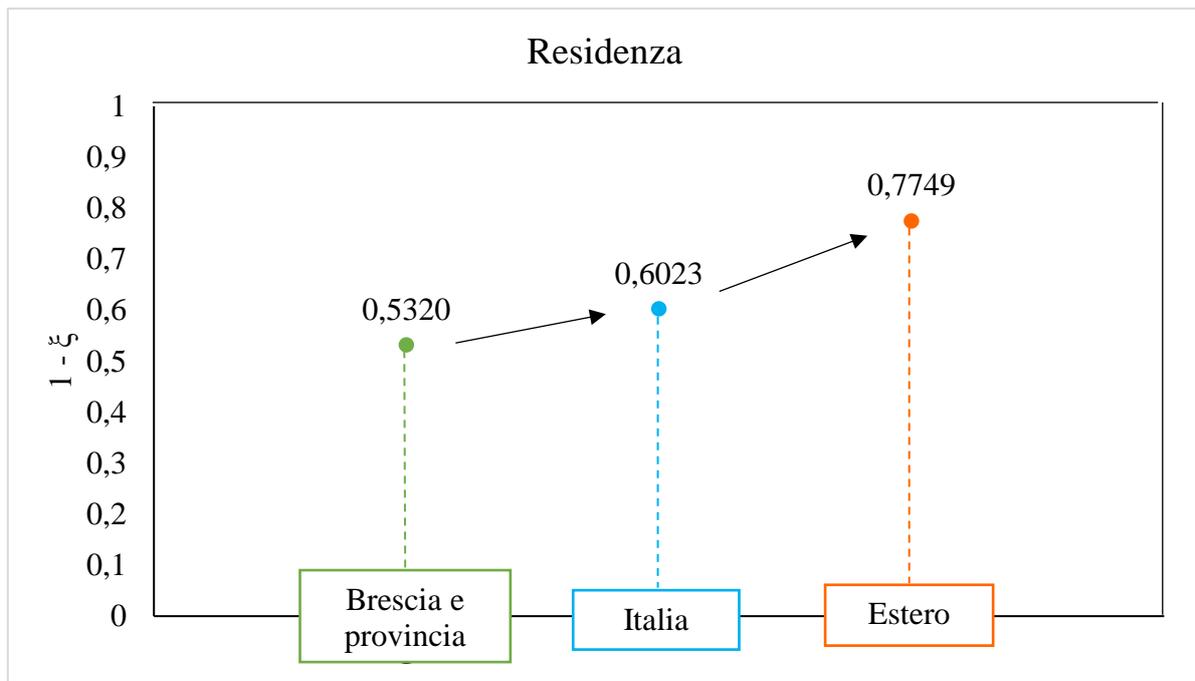


Figura 19: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile residenza per l'item "orientamento"

Il secondo item approfondito tramite le covariate è rappresentato dall'"accessibilità".

| <i>Item studiato</i> | <i>Uncertainty</i> | γ_i | <i>Feeling</i> | <i>Test di Wald</i> |
|--|--------------------|---------------------|----------------|---------------------|
| Accessibilità | | | | |
| Costante | 0,0564 (0,0185) | -1,0299 (0,1533) | Figura 20 | -6,7178 |
| Età | 0,0564 (0,0185) | -0,0102 (0,0035) | Figura 20 | -2,9372 |
| Generazione | | | | |
| Generazione Z (costante) | 0,0556 (0,0184) | -1,1931 (0,1230) | 0,7673 | -9,1035 |
| Generazione Y | 0,0556 (0,0184) | -0,2010 (0,1554) | 0,7673 | -1,2932 |
| Generazione X | 0,0556 (0,0184) | -0,3461 (0,1602) | 0,8233 | -2,1607 |
| Boomers | 0,0556 (0,0184) | -0,4722 (0,1696) | 0,8409 | -2,7852 |
| Tradizionalisti | - | - | - | - |
| Titolo di studio | | | | |
| Licenza elementare e media (costante) | 0,0543 (0,0178) | -1,5213 (0,1700) | 0,8207 | -8,9485 |
| Diploma superiore | 0,0543 (0,0178) | 0,0147 (0,1893) | 0,8207 | 0,0775 |
| Laurea triennale | 0,0543 (0,0178) | -0,0828 (0,2445) | 0,8207 | -0,3385 |
| Laurea magistrale | 0,0543 (0,0178) | 0,0928 (0,1917) | 0,8207 | 0,4840 |
| Titolo post-laurea | 0,0543 (0,0178) | 0,6465 (0,2816) | 0,7057 | 2,2955 |

Tabella 8: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB con covariate per l'item "accessibilità"

Per questo item risultano essere rilevanti sia le covariate *età*, e di conseguenza la *generazione* che permette di effettuare un approfondimento ulteriore di come appunto al variare dell'età ci sia un peso differente della componente in questo specifico caso di *feeling*, sia la covariata *titolo di studio*. Anche per questo item per la componente *uncertainty* non vi sono risultati significativi dall'approfondimento tramite covariate. Analizziamo i risultati per ordine.

Innanzitutto, vi è l'*età*: il test di Wald registra un valore pari a -2,9372. Il coefficiente γ_i negativo va a segnalare come vi sia un impatto negativo, con conseguente riduzione, del parametro ξ_i . Di contro però è possibile affermare che all'aumentare dell'età dei rispondenti vi sarà un aumento del peso della componente di *feeling* nella valutazione dell'"accessibilità" al Museo di Santa Giulia.

L'età minima dei rispondenti è di 12 anni, mentre l'età massima di 76. Si è calcolato il peso della componente di *feeling* per ciascuna età compresa tra i due valori soglia e si è deciso di rappresentare graficamente l'andamento risultante della componente stessa; il risultato di questo è rappresentato nella figura a seguire (20). Vediamo come all'aumentare dell'età aumenti effettivamente anche il peso della componente di *feeling*.

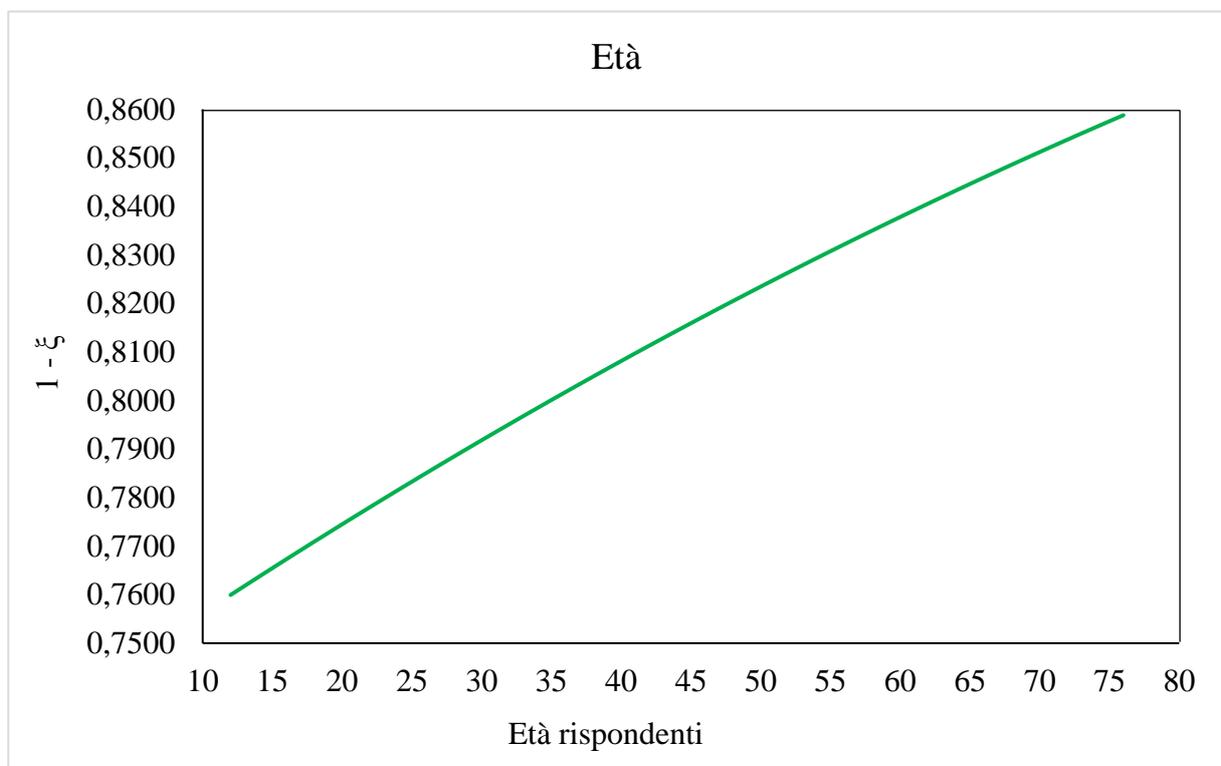


Figura 20: Rappresentazione dell'andamento della componente di *feeling* per la variabile *età* per l'item "accessibilità"

È possibile vedere più nello specifico questo effetto andando ad osservare i valori ricavati dalla covariata *generazione*. In questo caso il test di Wald risulta essere significativo solamente per la Generazione X e per la generazione dei Boomers. I valori del test di Wald registrati in questo caso sono rispettivamente pari a -2,1607 e -2,7852. Ancora una volta il coefficiente γ_i è negativo e quindi possiamo desumere quanto affermato nell'approfondimento precedente: al crescere dell'età aumenta il peso della componente di *feeling* nella valutazione dell'item. Più nello specifico è possibile affermare che appartenere alla Generazione X, o ancor di più appartenere alla generazione dei Boomers, porta ad avere una maggiore soddisfazione circa l'accessibilità rispetto ai rispondenti che appartengono alla Generazione Z. Questo è un ottimo risultato, che siano proprio i più anziani, ovvero coloro che effettivamente hanno un maggior bisogno di supporto, ad essere i più soddisfatti relativamente a questo item. Di seguito viene presentata la rappresentazione grafica dell'andamento del peso della componente di *feeling* al variare della classe generazionale dei rispondenti.

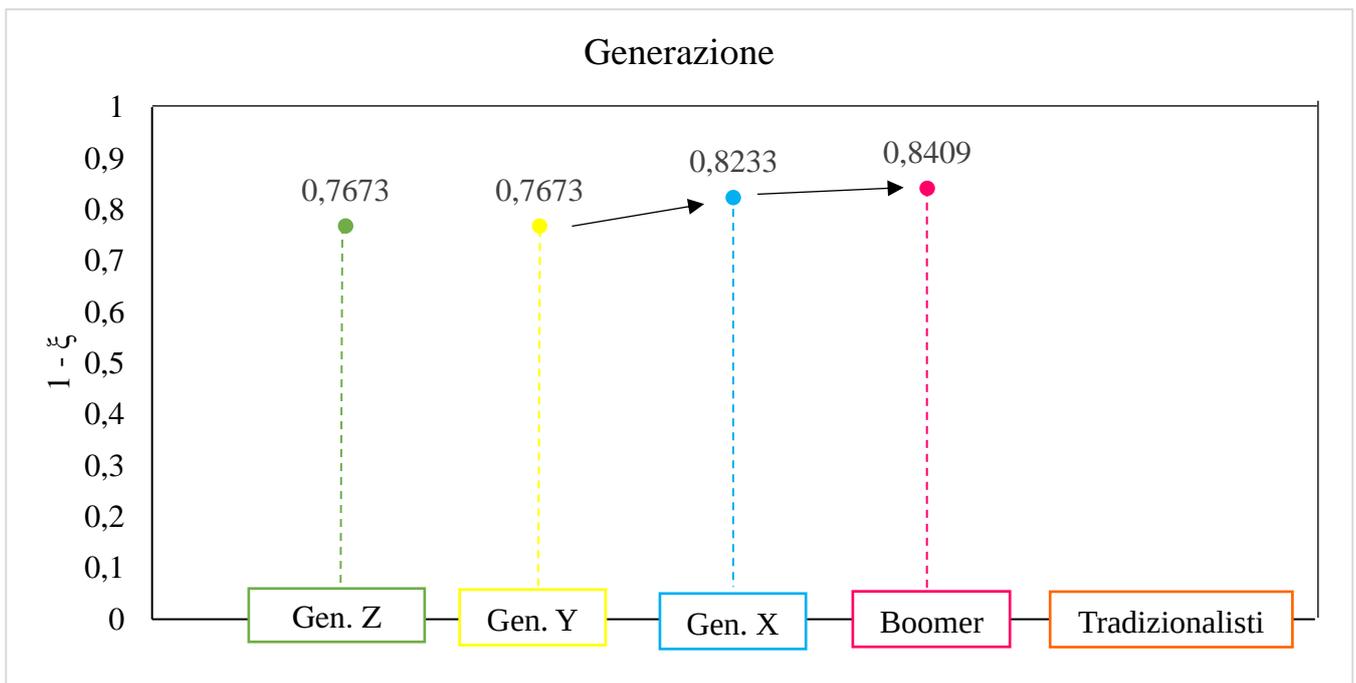


Figura 21: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile generazione per l'item "accessibilità"

Infine, l'analisi è stata approfondita tramite il *titolo di studio*: in questo caso il risultato ottenuto dal test di Wald è pari a 2,2955; anche qui il parametro γ_i ha un coefficiente positivo. Questo significa che si registrerà un aumento del parametro ξ_i ma, di conseguenza, assisteremo ad una riduzione della componente di *feeling*. Infatti, come si può vedere sia dai valori riportati nella tabella 8 sia dall'andamento rappresentato nella figura 22, si parte da un livello base di feeling pari a 0,8207 per coloro che possiedono una licenza elementare o media, che resta il medesimo per chi possiede un diploma superiore, una laurea triennale e una laurea magistrale dato che i risultati di questo approfondimento non sono significativi al punto da avere un impatto sulla componente stessa, e questo livello base si riduce a 0,7057 per coloro che possiedono un titolo post-laurea. In altre parole, è possibile affermare che chi possiede un titolo post-laurea, rispetto a chi possiede una licenza elementare o media, tende a valutare in modo più severo l'accessibilità al Museo di Santa Giulia, e di conseguenza ad avere una componente di *feeling* inferiore.

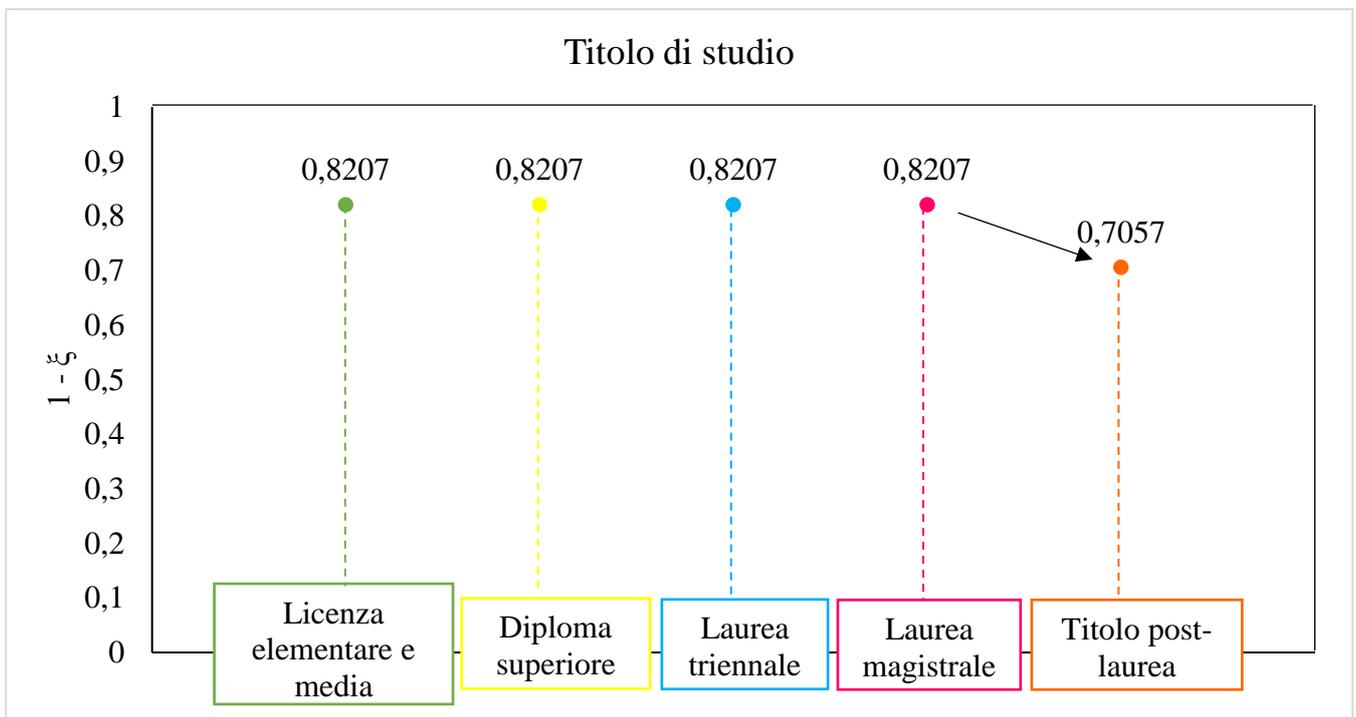


Figura 22: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile titolo di studio per l'item "accessibilità"

Anche in questo caso, per la covariata *titolo di studio*, si è deciso di svolgere un ulteriore approfondimento andando a dicotomizzare le modalità per vedere se la modalità titolo post-laurea mantiene significatività anche nel confronto con tutte le altre. Sempre come per l'approfondimento dell'item "orientamento", anche in questo caso le modalità licenza elementare e media, diploma superiore, laurea triennale e laurea magistrale sono state raggruppate in un'unica modalità [0] mentre il titolo post-laurea resta indipendente [1].

Da questo approfondimento sono stati ricavati i risultati riportati nella tabella seguente.

| <i>Item studiato</i> | <i>Uncertainty</i> | γ_i | <i>Feeling</i> | <i>Test di Wald</i> |
|------------------------------|--------------------|---------------------|----------------|---------------------|
| Accessibilità | | | | |
| <u>Titolo di studio</u> | | | | |
| Licenze, diplomi e lauree | 0,0542 (0,0179) | -1,4897 (0,0574) | 0,8160 | -25,9682 |
| Titolo post-laurea | 0,0542 (0,0179) | 0,6148 (0,2321) | 0,7058 | 2,6492 |

Tabella 9: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "accessibilità"

A differenza dell'item precedente, per l'"accessibilità" il risultato ottenuto dal test di Wald mantiene comunque un valore superiore alla soglia critica per il livello di confidenza del 95%. Anche qui vi è coerenza tra i valori del *feeling* ricavati dalle due differenti analisi realizzate tramite l'utilizzo di covariate. Il peso della componente di *uncertainty* invece è decisamente basso, e questo peso poco rilevante lo si può notare anche dalla rappresentazione grafica delle due modalità approfondite.

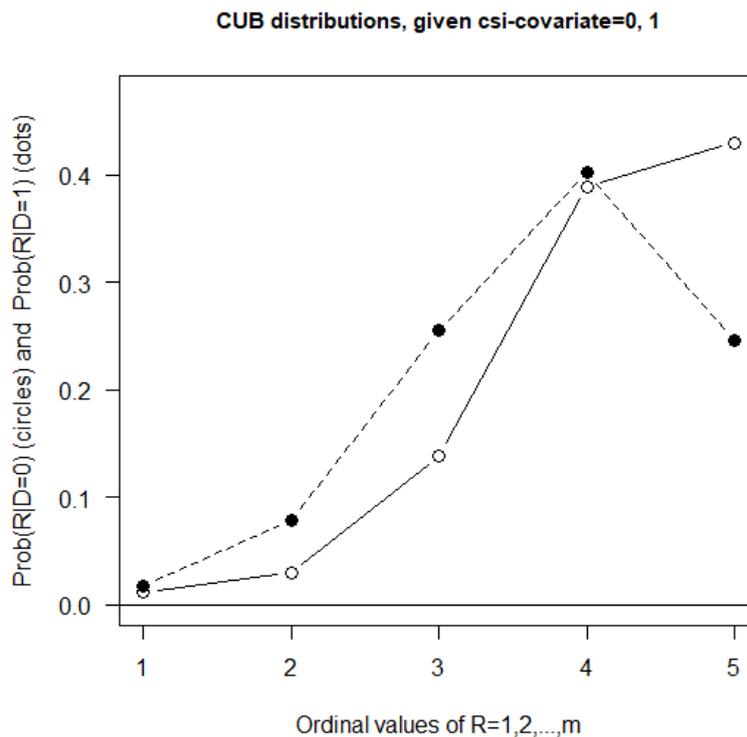


Figura 23: Rappresentazione dell'analisi con covariate dicotomiche per l'item "accessibilità" (in cui la modalità [0] è rappresentata da punti vuoti e la modalità [1] da punti neri)

Se la modalità [1], quindi la modalità titolo post-laurea, ha un coefficiente γ_i positivo significa che un qualsiasi effetto sul parametro ξ_i porterà ad un aumento dello stesso e, di conseguenza, una riduzione del peso della componente di *feeling*.

La differenza rispetto all'andamento dell'item "orientamento" analizzato precedentemente è ben visibile in questo caso, dato che a feeling più basso corrispondono probabilità più elevate sulle modalità 2 e 3, mentre rimangono invariate per il rating 4 e crollano drasticamente in corrispondenza della modalità numero 5.

Passiamo ora all'approfondimento degli item della domanda 14, domanda in cui si va a studiare il grado di accordo dei rispondenti. Il primo item approfondito è l'"illuminazione".

| <i>Item studiato</i> | <i>Uncertainty</i> | γ_i | <i>Feeling</i> | <i>Test di Wald</i> |
|--|--------------------|---------------------|----------------|---------------------|
| Illuminazione | | | | |
| Costante | 0,1673 (0,0318) | -1,0898 (0,2068) | Figura 24 | -5,2695 |
| Età | 0,1673 (0,0318) | -0,0207 (0,0054) | Figura 24 | -3,8360 |
| Generazione | | | | |
| Generazione Z (costante) | 0,1668 (0,0320) | -1,5815 (0,1496) | 0,8294 | -10,5685 |
| Generazione Y | 0,1668 (0,0320) | -0,1405 (0,2020) | 0,8294 | -0,6956 |
| Generazione X | 0,1668 (0,0320) | -0,4681 (0,2241) | 0,8859 | -2,0885 |
| Boomers | 0,1668 (0,0320) | -0,9066 (0,2780) | 0,9233 | -3,2611 |
| Tradizionalisti | - | - | - | - |
| Titolo di studio | | | | |
| Licenza elementare e media (costante) | 0,1535 (0,0313) | -2,4951 (0,3018) | 0,9238 | -8,2666 |
| Diploma superiore | 0,1535 (0,0313) | 0,5480 (0,3178) | 0,8751 | 1,7241 |
| Laurea triennale | 0,1535 (0,0313) | 0,7845 (0,3632) | 0,8469 | 2,1598 |
| Laurea magistrale | 0,1535 (0,0313) | 0,5866 (0,3237) | 0,8709 | 1,8120 |
| Titolo post-laurea | 0,1535 (0,0313) | 1,5459 (0,3924) | 0,7210 | 3,9393 |

Tabella 10: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB con covariate per l'item "illuminazione"

Anche in questo caso sono tre le covariate che hanno portato a degli approfondimenti significativi: *età*, *generazione* e *titolo di studio*.

Per quanto riguarda l'*età*, vediamo dal risultato del test di Wald un valore piuttosto elevato. Questo valore è pari a $-3,8360$; il parametro γ_i ha ancora una volta un coefficiente negativo, così come sarà negativo l'impatto sul parametro ξ_i ; dunque si registrerà un conseguente aumento del peso della componente di *feeling*.

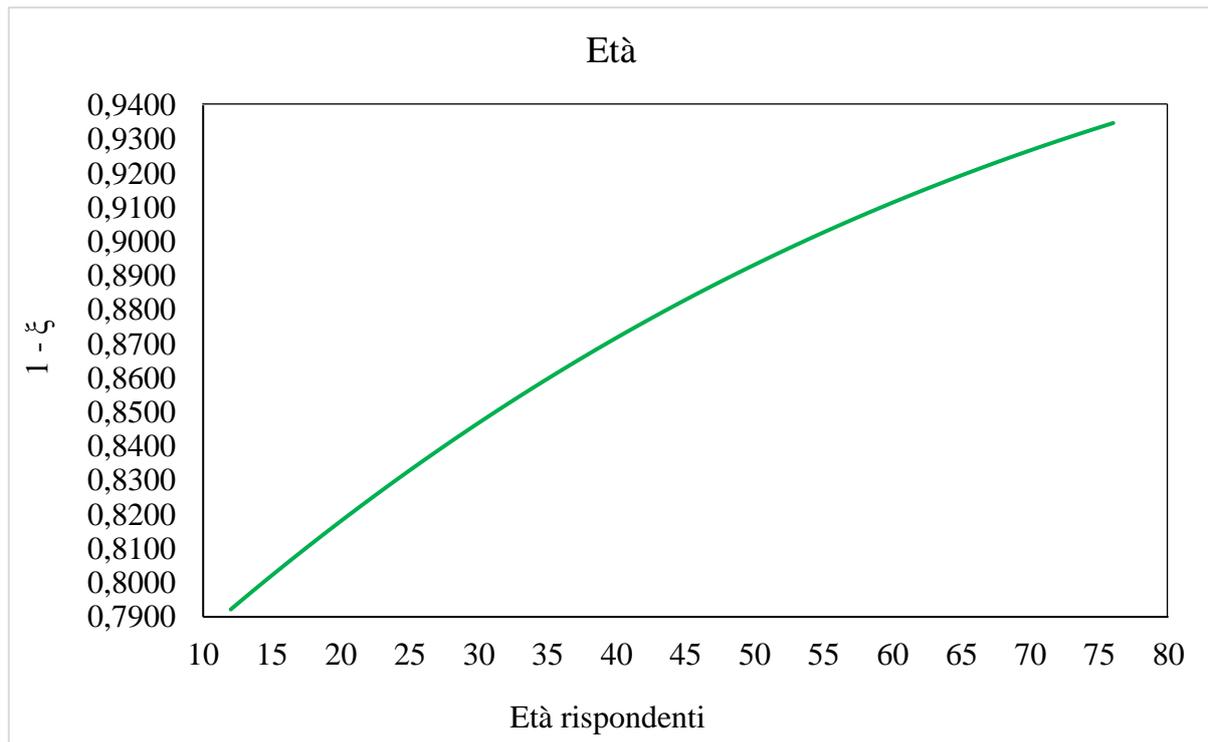


Figura 24: Rappresentazione dell'andamento della componente di *feeling* per la variabile *età* per l'item "illuminazione"

Quanto affermato è confermato dall'analisi svolta con la covariata *generazione*, in cui viene evidenziato come il peso del *feeling* parta da un livello base pari a 0,8294 per coloro che appartengono alla Generazione Z e che si mantiene al medesimo livello per coloro che appartengono alla Generazione Y; comincia ad aumentare poi il suo peso per la Generazione X, in cui la componente di *feeling* raggiunge un livello pari a 0,8859, fino a raggiungere il maggior valore registrato per la generazione dei Boomers pari a 0,9233. Riportiamo nuovamente l'andamento del peso della componente di *feeling* al variare della classe generazionale di appartenenza.

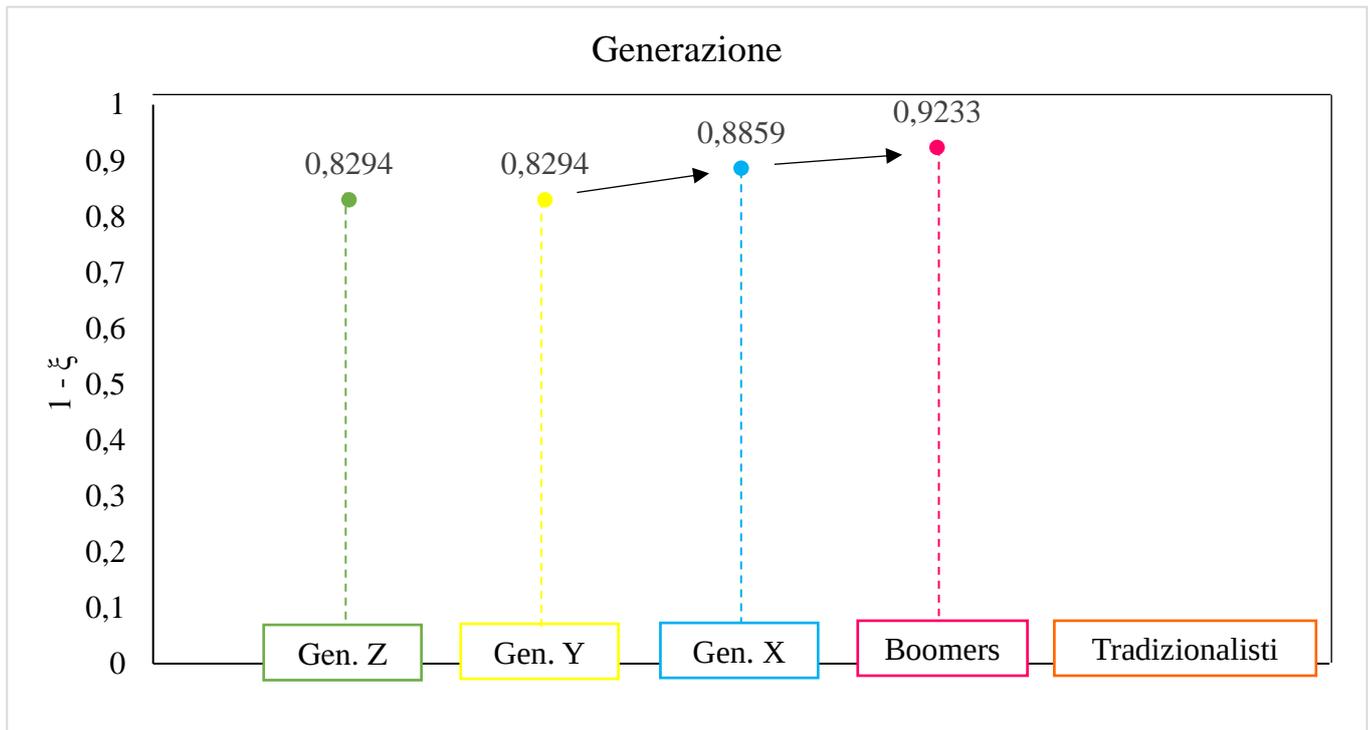


Figura 25: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile generazione per l'item "illuminazione"

Per quanto riguarda invece la covariata *titolo di studio*, qui notiamo dei risultati differenti rispetto a quanto rilevato per gli item "orientamento" e "accessibilità": se per questi, infatti, gli unici risultati significativi si registravano per la modalità titolo post-laurea, per l'item "illuminazione" invece vediamo come vi sono dei risultati non indifferenti per tutte le modalità selezionate. Ad eccezione della modalità licenza elementare e media (ovvero della modalità costante) in cui il coefficiente ha segno negativo – con peso della componente di *feeling* molto alta, pari a 0,9238 – per tutte le altre modalità che compongono la covariata *titolo di studio* abbiamo un coefficiente positivo. Questo sta a significare come all'aumentare del titolo di studio posseduto si riduca la componente di feeling dei rispondenti per l'"illuminazione". Difatti, si parte da un *feeling* molto alto fino ad arrivare a registrare un valore pari a 0,7210 per chi possiede un titolo post-laurea.

La peculiarità di questo specifico caso è che, come conseguenza dei valori risultanti dal test di Wald, riscontriamo come il peso della componente di *feeling* sia sempre in calo a mano a mano che aumenta il titolo di studio dei rispondenti, ad eccezione per chi possiede una laurea magistrale dove questa componente pesa di più (0,8709) rispetto al

suo peso per chi possiede una laurea triennale (0,8469). Questa peculiarità però non risulta essere particolarmente significativa; questo perché la differenza tra i vari pesi della componente di *feeling* per le modalità diploma superiore, laurea triennale e laurea magistrale è talmente bassa da non risultare significativa ai fini dell'analisi; anzi, la differenza è così irrilevante che per queste tre modalità di *titolo di studio* il peso della componente si può considerare come costante. Volendo si potrebbero rappresentare questi risultati come suddivisi in tre blocchi: la costante rappresentata dalla licenza elementare e media (con un *feeling* pari a 0,9238), la componente formata da diploma superiore, laurea triennale e magistrale (con un *feeling* pari a 0,8760), ed infine la componente in cui troviamo il titolo post-laurea (con un *feeling* pari a 0,7210). Quanto affermato lo si può osservare anche dalla figura 26.

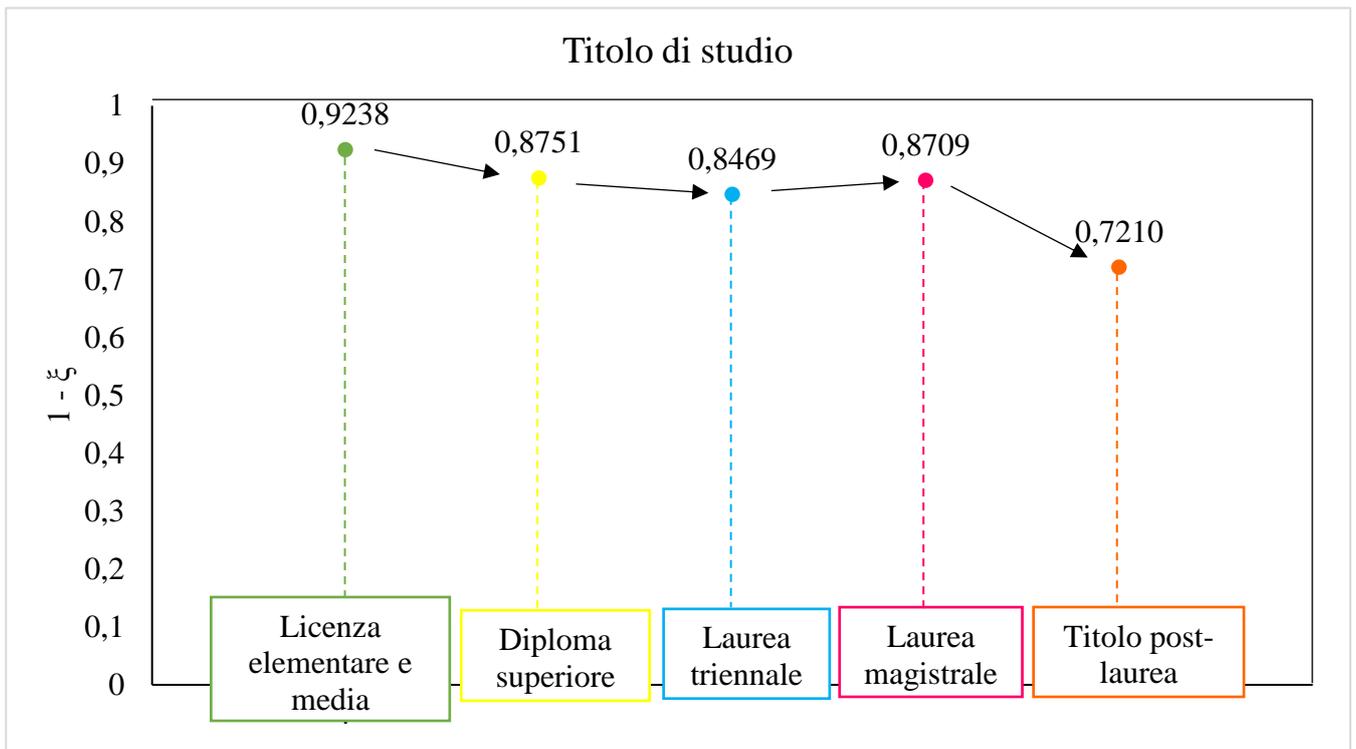


Figura 26: Rappresentazione dell'andamento della componente di feeling per la variabile titolo di studio per l'item illuminazione

Essendo rilevanti tutte le modalità presenti nella variabile *titolo di studio*, non è possibile qui approfondire l'analisi con la covariata dicotomica come nei due casi precedenti.

Segue ora l'approfondimento dell'item "silenzio". Per questo item la covariata titolo di studio è risultata significativa sia per la componente di *feeling* che per la componente di *uncertainty*. Andremo quindi a riportare i valori ricavati per questi due andamenti in due tabelle differenti, analizzando in un primo momento la componente di *feeling* (11) e in un secondo momento la componente di *uncertainty* (12).

| <i>Item studiato</i> | <i>Uncertainty</i> | γ_i | <i>Feeling</i> | <i>Test di Wald</i> |
|---------------------------------------|--------------------|---------------------|----------------|---------------------|
| Silenzio | | | | |
| <u>Titolo di studio</u> | | | | |
| Licenza elementare e media (costante) | 0,0825 (0,0207) | -1,9818 (0,2151) | 0,8789 | -9,2130 |
| Dip. superiore | 0,0825 (0,0207) | -0,4406 (0,2551) | 0,9185 | -1,7272 |
| Laurea triennale | 0,0825 (0,0207) | -0,5830 (0,3399) | 0,9286 | -1,7150 |
| Laurea magistrale | 0,0825 (0,0207) | -0,4469 (0,2573) | 0,9190 | -1,7369 |
| Titolo post-laurea | 0,0825 (0,0207) | 0,2949 (0,3595) | 0,8789 | 0,8245 |

Tabella 11: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB per l'andamento del *feeling* con covariate per l'item "silenzio"

L'unica variabile che risulta significativa per la componente di *feeling* è rappresentata dal *titolo di studio*. Nello specifico, le modalità che registrano un valore significativo sono rappresentate dal diploma superiore, laurea triennale e laurea magistrale. Queste tre modalità registrano un test di Wald rispettivamente pari a -1,7272, -1,7150 e -1,7369; i parametri γ_i con coefficienti negativi comportano quindi un aumento del peso della componente di *feeling*. È possibile affermare che, rispetto a chi possiede una licenza elementare o media, coloro che hanno un titolo di studio superiore hanno un *feeling* maggiore e, dunque, aumenta anche il loro grado di accordo con l'affermazione iniziale. Questa tendenza però non è registrata per coloro che possiedono un titolo post-laurea. Anche per questo item, la differenza del peso della componente di *feeling* per le modalità diploma superiore, laurea triennale e laurea magistrale è talmente bassa che viene quindi

considerata come irrilevante; queste tre modalità possono quindi essere considerate come compatte e quindi come un tutt'uno.

L'approfondimento tramite covariata dicotomica non viene in questo caso realizzato poiché le modalità rilevanti sono tre e non più una come nei casi precedenti. Viene comunque riportata la rappresentazione grafica dell'andamento della componente di *feeling* al variare del *titolo di studio* posseduto dai rispondenti.

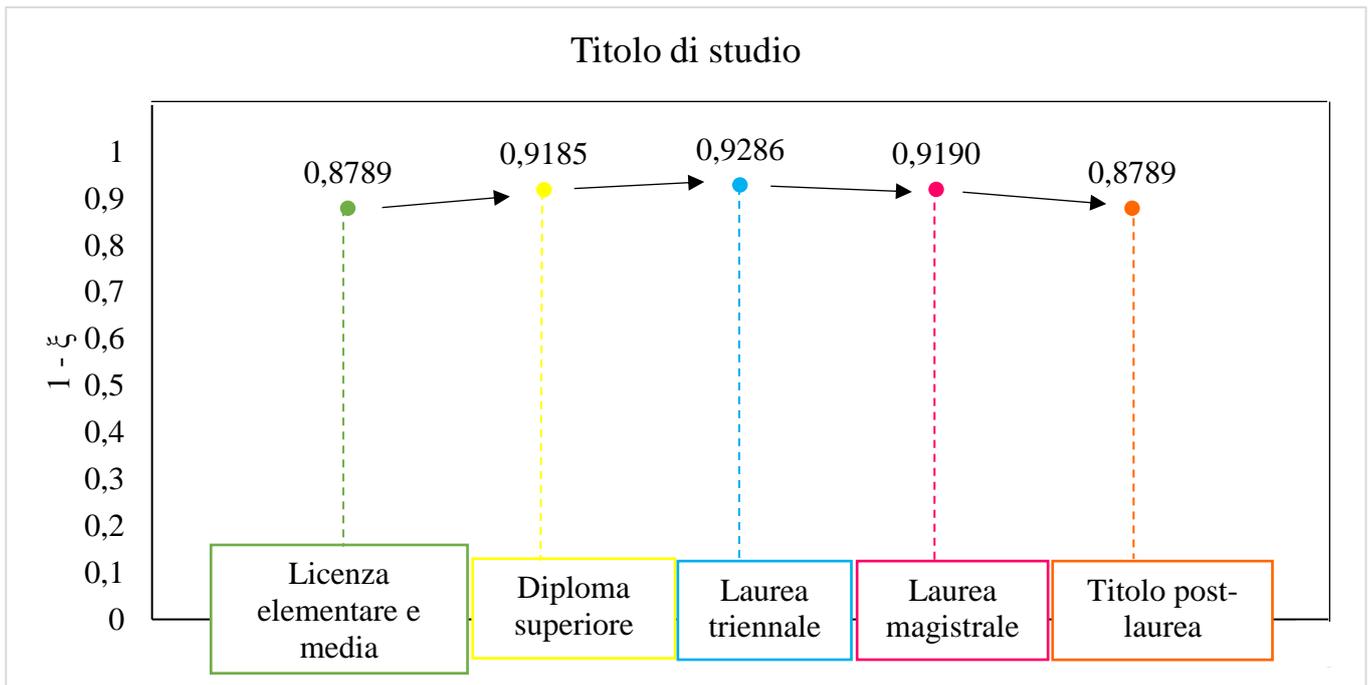


Figura 27: Rappresentazione dell'andamento della componente di *feeling* per la variabile titolo di studio per l'item "silenzio"

Per quanto riguarda invece i risultati ricavati per la componente di *uncertainty*, questi vengono riportati nella tabella 12 e nell'approfondimento a seguire.

| <i>Item studiato</i> | <i>Feeling</i> | β_i | <i>Uncertainty</i> | <i>Test di Wald</i> |
|--|--------------------|---------------------|--------------------|---------------------|
| Silenzio | | | | |
| Costante | 0,9101 (0,0077) | 4,5481 (1,2927) | Figura 28 | 3,5183 |
| Età | 0,9101 (0,0077) | -0,0428 (0,0221) | Figura 28 | -1,9332 |
| Generazione | | | | |
| Generazione Z (costante) | 0,9096 (0,0075) | 2,7032 (0,6988) | 0,0628 | 3,8681 |
| Generazione Y | 0,9096 (0,0075) | 1,7309 (2,2651) | 0,0628 | 0,7641 |
| Generazione X | 0,9096 (0,0075) | -0,3626 (0,7945) | 0,0628 | -0,4564 |
| Boomers | 0,9096 (0,0075) | -0,8934 (0,7717) | 0,0628 | -1,1577 |
| Tradizionalisti | - | - | - | - |
| Titolo di studio | | | | |
| Licenza elementare e media (costante) | 0,9130 (0,0075) | 1,7083 (0,5615) | 0,1534 | 3,0422 |
| Diploma superiore | 0,9130 (0,0075) | 0,4313 (0,6353) | 0,1534 | 0,6789 |
| Laurea triennale | 0,9130 (0,0075) | 1,2802 (1,0455) | 0,1534 | 1,2245 |
| Laurea magistrale | 0,9130 (0,0075) | 1,4022 (0,8374) | 0,0427 | 1,6745 |
| Titolo post-laurea | 0,9130 (0,0075) | 0,0279 (1,1003) | 0,1534 | 0,0253 |

Tabella 12: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB per l'andamento dell'uncertainty con covariate per l'item "silenzio"

Solo guardando ai dati riportati nella tabella 12, è possibile notare come questo approfondimento non abbia portato informazioni aggiuntive particolarmente interessanti. Innanzitutto, è possibile notare come, per questo item, le covariate incidono sia sulla componente di *uncertainty* sia sulla componente di *feeling*.

Nello specifico, per l'*uncertainty* sono considerate rilevanti le variabili *età* e *titolo di studio*. Per quanto riguarda l'*età*, si registra un test di Wald pari a -1,9332; anche in questo caso vale il ragionamento svolto finora per la componente di *feeling*: il parametro β_i ha un coefficiente negativo che comporta inevitabilmente una riduzione del parametro π_i e, di conseguenza, un aumento del peso dell'*uncertainty* a mano a mano che aumenta l'età dei rispondenti. Quanto detto lo si può notare anche dalla figura seguente 28.

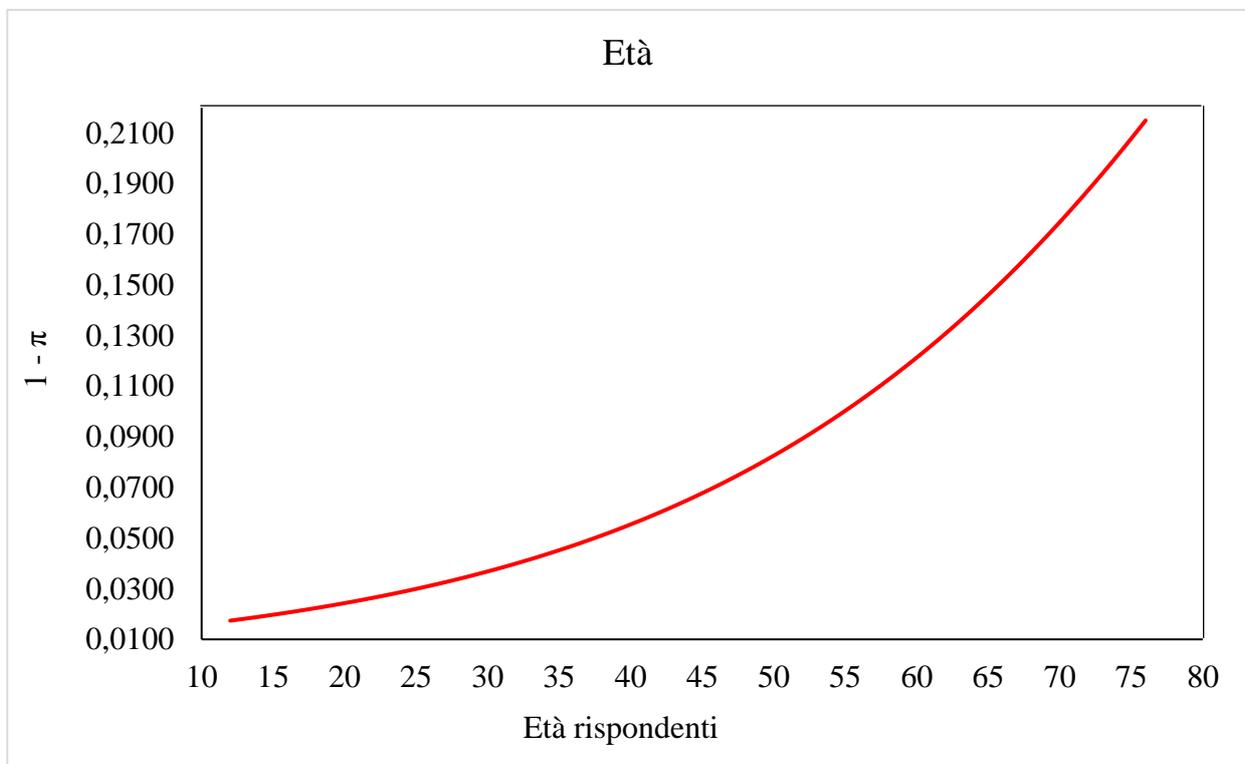


Figura 28: Rappresentazione dell'andamento della componente di *uncertainty* per la variabile *età* per l'item "silenzio"

Quanto ricavato da questa prima analisi è stato approfondito con lo studio della variabile *generazione*, ma questo non ha portato ad alcun risultato interessante; infatti, i valori risultanti dal test di Wald, per tutte le modalità che compongono questa variabile, sono troppo bassi per risultare significativi in qualche modo.

Proprio perché non significativi l'andamento della componente di *uncertainty* per questa variabile non viene rappresentato graficamente.

Per quanto riguarda invece il *titolo di studio*, l'unico valore significativo registrato dal test di Wald è per la modalità laurea magistrale: il risultato che si ottiene dall'analisi è pari a 1,6745, e quindi risulta un β_i con coefficiente positivo che va a sottolineare come l'impatto sul parametro π_i sia positivo e quindi questo comporta una riduzione del peso dell'*uncertainty* – che difatti si riduce passando da un valore pari a 0,1534 a 0,0427.

Di seguito riportiamo la rappresentazione grafica dell'andamento della componente di *uncertainty*.

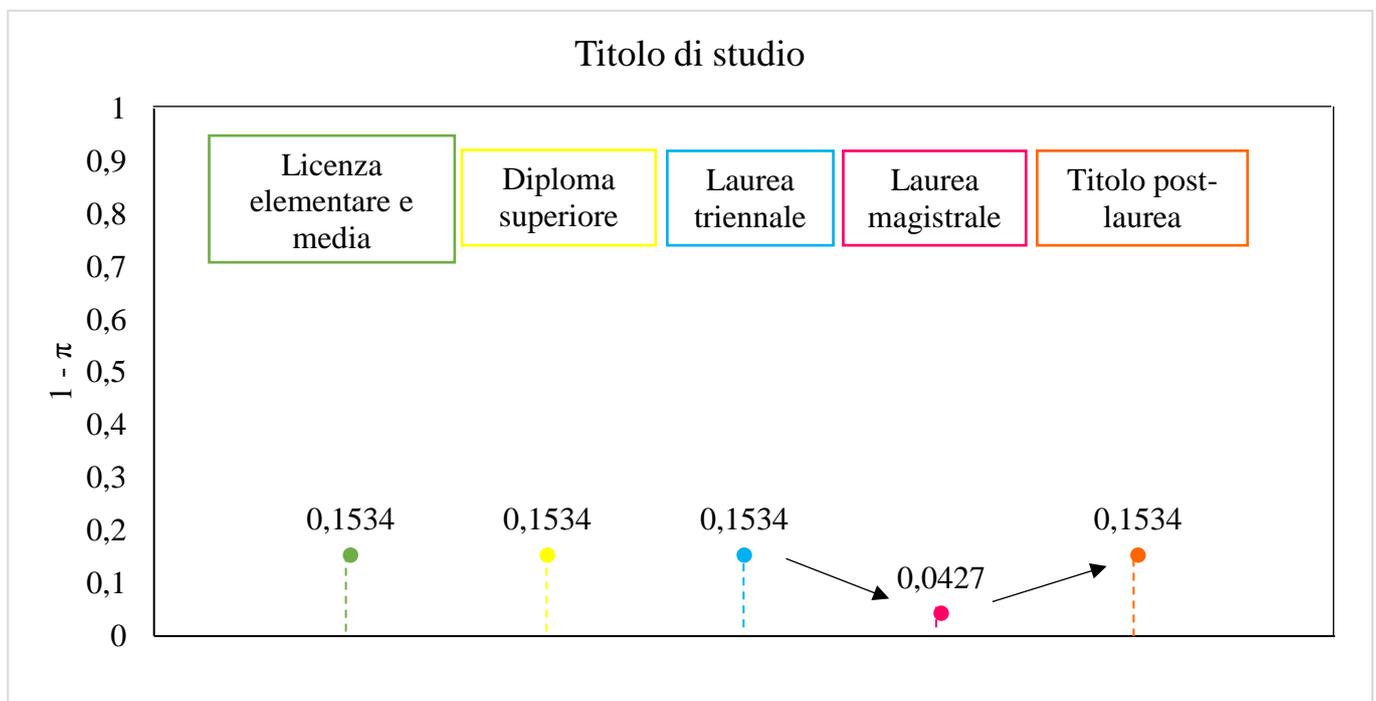


Figura 29: Rappresentazione dell'andamento della componente di uncertainty per la variabile titolo di studio per l'item "silenzio"

Questa analisi è stata approfondita tramite l'utilizzo della covariata dicotomica ma non ha portato ad alcun tipo di conoscenza ulteriore; anzi, la modalità laurea magistrale, nel momento in cui è stata messa a confronto con tutte le altre modalità considerate assieme come una modalità unica, ha perso la sua significatività. Questo era però facilmente intuibile dato il valore basso individuato inizialmente dal test di Wald. I risultati di questo approfondimento vengono lo stesso riportati nella tabella 12.

| <i>Item studiato</i> | <i>Feeling</i> | β_i | <i>Uncertainty</i> | <i>Test di Wald</i> |
|---|--------------------|--------------------|--------------------|---------------------|
| Silenzio | | | | |
| <u>Titolo di studio</u> | | | | |
| Licenze, diplomi, laurea triennale e titolo post-laurea | 0,9119 (0,0075) | 2,174 (0,2806) | 0,1021 | 7,7498 |
| Laurea magistrale | 0,9119 (0,0075) | 0,9692 (0,6935) | 0,1021 | 1,3975 |

Tabella 13: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "silenzio"

Sempre per la domanda circa il grado di accordo, si è approfondito l'item relativo alla "percezione tattile".

| <i>Item studiato</i> | <i>Uncertainty</i> | γ_i | <i>Feeling</i> | <i>Test di Wald</i> |
|--|--------------------|---------------------|----------------|---------------------|
| Percezione tattile | | | | |
| <u>Titolo di studio</u> | | | | |
| Licenza elementare e media (costante) | 0,1713 (0,0393) | -0,8987 (0,1544) | 0,7107 | -5,8204 |
| Dip. superiore | 0,1713 (0,0393) | 0,0385 (0,1768) | 0,7107 | 0,2178 |
| Laurea triennale | 0,1713 (0,0393) | 0,2594 (0,2287) | 0,7107 | 1,1347 |
| Laurea magistrale | 0,1713 (0,0393) | 0,1086 (0,1777) | 0,7107 | 0,6114 |
| Titolo post-laurea | 0,1713 (0,0393) | 0,9804 (0,3251) | 0,4796 | 3,0155 |

Tabella 14: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB con covariate per l'item "percezione tattile"

L'unica covariata che ha portato a dei risultati significativi è il *titolo di studio*. Anche qui il test di Wald risulta essere significativo esclusivamente per la modalità titolo post-laurea, in cui assume un valore pari a 3,0155. Abbiamo a che fare con un parametro γ_i con coefficiente positivo che fa crescere poi il parametro ξ_i ; avremo quindi una riduzione del peso della componente di *feeling*. Difatti, mentre nella modalità di riferimento – licenza elementare e media – e nelle modalità non significative – diploma superiore, laurea triennale e laurea magistrale – si registra un peso della componente di *feeling* pari a 0,7107, per la modalità titolo post-laurea il peso di questa componente si riduce a 0,4796. In altre parole, chi possiede un titolo post-laurea ha un accordo inferiore circa l'affermazione che “la presenza di un percorso tattile permette di valorizzare le opere”, rispetto a chi possiede una licenza elementare o media.

Di seguito si può trovare la rappresentazione grafica dell'andamento della componente di *feeling*.

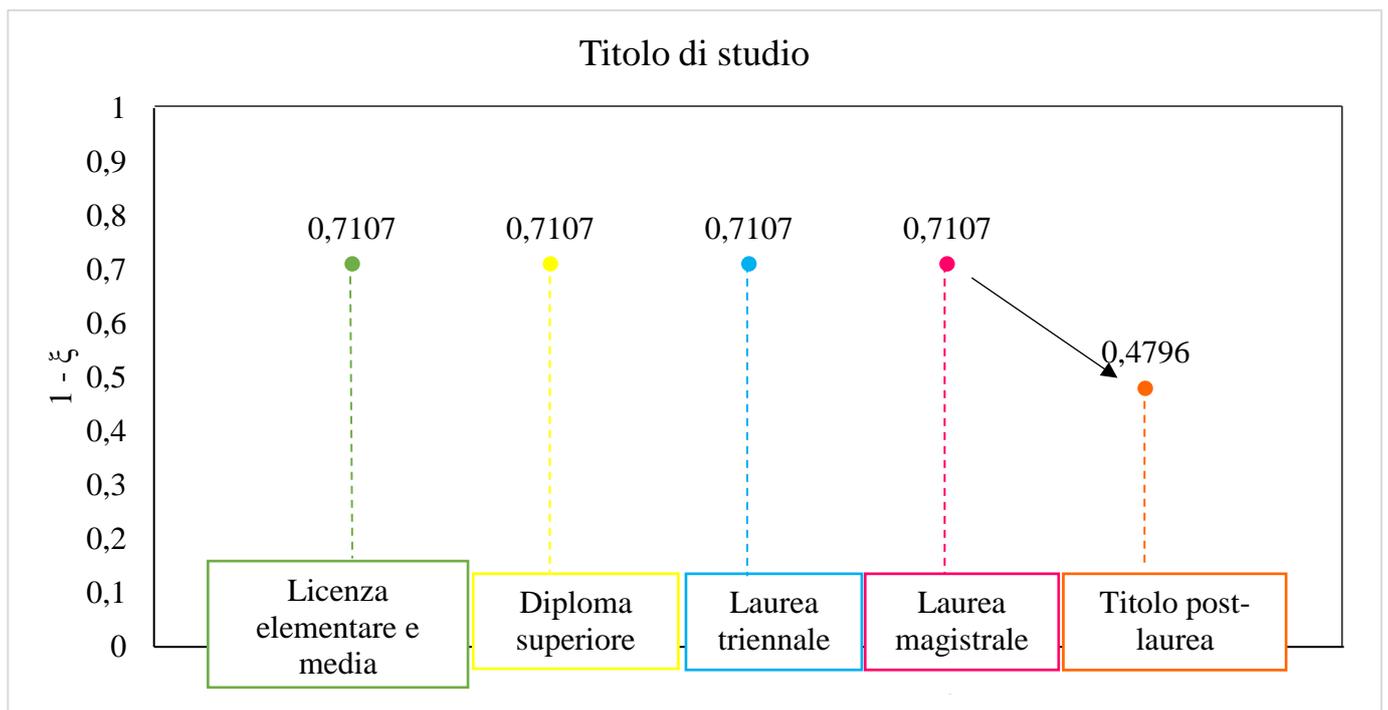


Figura 30: Rappresentazione dell'andamento della componente di *feeling* per la variabile titolo di studio per l'item “percezione tattile”

Anche qui è possibile realizzare un approfondimento dell'analisi tramite le covariate dicotomiche. La modalità di realizzazione è sempre la medesima e i risultati dell'analisi sono presentati nella tabella 15.

| <i>Item studiato</i> | <i>Uncertainty</i> | γ_i | <i>Feeling</i> | <i>Test di Wald</i> |
|---------------------------|--------------------|---------------------|----------------|---------------------|
| Percezione tattile | | | | |
| <u>Titolo di studio</u> | | | | |
| Licenze, diplomi e lauree | 0,1740 (0,0391) | -0,8171 (0,0550) | 0,6936 | -14,8568 |
| Titolo post-laurea | 0,1740 (0,0391) | 0,9007 (0,2930) | 0,4791 | 3,0741 |

Tabella 15: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "percezione tattile"

Anche per questo item questo approfondimento ha portato al raggiungimento di ulteriori risultati significativi. La modalità titolo post laurea, come per l'item "accessibilità", non solo è significativa rispetto alla modalità licenza elementare e media, ma mantiene una significatività forte (test di Wald pari a 3,0741) anche rispetto all'unione delle modalità licenza elementare e media, diploma superiore, laurea triennale e laurea magistrale. Il parametro γ_i mantiene un coefficiente positivo, con conseguente impatto sempre positivo sul parametro ξ_i e, di contro, la riduzione del peso della componente di *feeling*. I valori individuati per la componente di *feeling* con l'analisi dicotomica restano molto coerenti con quanto individuato dall'analisi con covariate semplici realizzata precedentemente. Per quanto riguarda la componente di *uncertainty*, per queste modalità assume valori contenuti.

L'andamento decrescente del *feeling*, che ci era stato anticipato dal risultato del test di Wald, è confermato ed è facilmente visibile; la maggior parte delle risposte per coloro che possiedono un titolo post-laurea si concentra principalmente sulla seconda ma soprattutto sulla terza modalità, piuttosto che sui rating 4 e 5 (rating in prossimità dei quali viene sottolineato l'andamento decrescente della componente di *feeling* dei rispondenti).

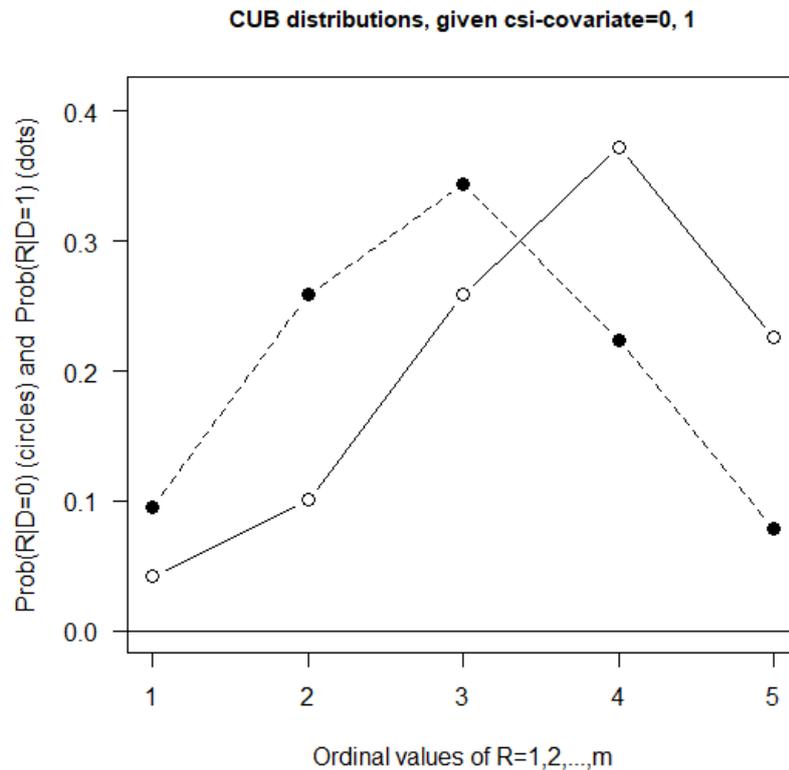


Figura 31: Rappresentazione dell'analisi con covariate dicotomiche per l'item "percezione tattile" (in cui la modalità [0] è rappresentata da punti vuoti e la modalità [1] da punti neri)

Grazie a questo approfondimento è possibile dare una spiegazione al presunto effetto *shelter* ipotizzato nel paragrafo 3.1.1 di questo capitolo. Nella prima parte di questo elaborato dalla visione del grafico era ipotizzabile la presenza di un effetto *shelter*; ipotesi che però era stata smentita dal modello stesso poiché era stato evidenziato come il parametro δ fosse pari a 0. Dallo studio realizzato invece tramite covariata dicotomizzata è stato possibile individuare la reale causa di questa propensione dei rispondenti verso il rating numero 3: si tratta di coloro che possiedono un titolo post-laurea, molti dei quali vanno a dare una valutazione a questo item pari a 3. Evidentemente, coloro che possiedono un titolo di studio superiore sono "abbastanza" d'accordo col fatto che la presenza di un percorso tattile permetta l'effettiva valorizzazione delle opere.

Per ultimo, viene approfondito l'item "contenuti multimediali". Questo è l'unico, tra gli item approfonditi con l'analisi delle covariate, per cui abbiamo dei valori significativi

anche per la componente di *uncertainty*. Analizziamo separatamente queste due componenti, riportandole in tabelle differenti. Nella tabella 16 riportiamo i valori della componente di *uncertainty*.

| <i>Item studiato</i> | <i>Feeling</i> | β_i | <i>Uncertainty</i> | <i>Test di Wald</i> |
|-----------------------------------|--------------------|---------------------|--------------------|---------------------|
| Contenuti multimediali | | | | |
| Costante | 0,7805 (0,0114) | -0,6958 (0,7510) | Figura 32 | -0,9265 |
| Età | 0,7805 (0,0114) | 0,0617 (0,0229) | Figura 32 | 2,6948 |
| <u>Generazione</u> | | | | |
| Generazione Z (costante) | 0,7823 (0,0115) | 0,6409 (0,4204) | 0,3450 | 1,5247 |
| Generazione Y | 0,7823 (0,0115) | 0,4864 (0,5440) | 0,3450 | 0,8940 |
| Generazione X | 0,7823 (0,0115) | 2,0890 (0,7851) | 0,0612 | 2,6606 |
| Boomers | 0,7823 (0,0115) | 1,9408 (0,9440) | 0,0703 | 2,0559 |
| Tradizionalisti | - | - | - | - |
| <u>Residenza</u> | | | | |
| Brescia e provincia (costante) | 0,7799 (0,0116) | 1,1243 (0,3800) | 0,2452 | 2,9586 |
| Italia | 0,7799 (0,0116) | 0,8834 (0,4984) | 0,1184 | 1,7724 |
| Estero | 0,7799 (0,0116) | -0,3114 (0,8904) | 0,2452 | -0,3497 |

Tabella 16: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB per l'andamento dell'uncertainty con covariate per l'item "contenuti multimediali"

Per quanto riguarda la covariata *età* il valore ricavato dal test di Wald per l'età è significativo e pari a 2,6948. Il parametro β_i ha quindi coefficiente positivo e questo comporta un impatto positivo sul parametro π_i ; di conseguenza, si avrà una riduzione del peso della componente di *uncertainty*. Quanto dedotto permette di affermare che all'aumentare dell'età dei rispondenti si riduce la componente di *uncertainty* durante la valutazione dell'item oggetto di indagine. È stato nuovamente studiato l'andamento della componente di *uncertainty* al variare dell'età dei rispondenti e ne è stata ricavata la figura 32.

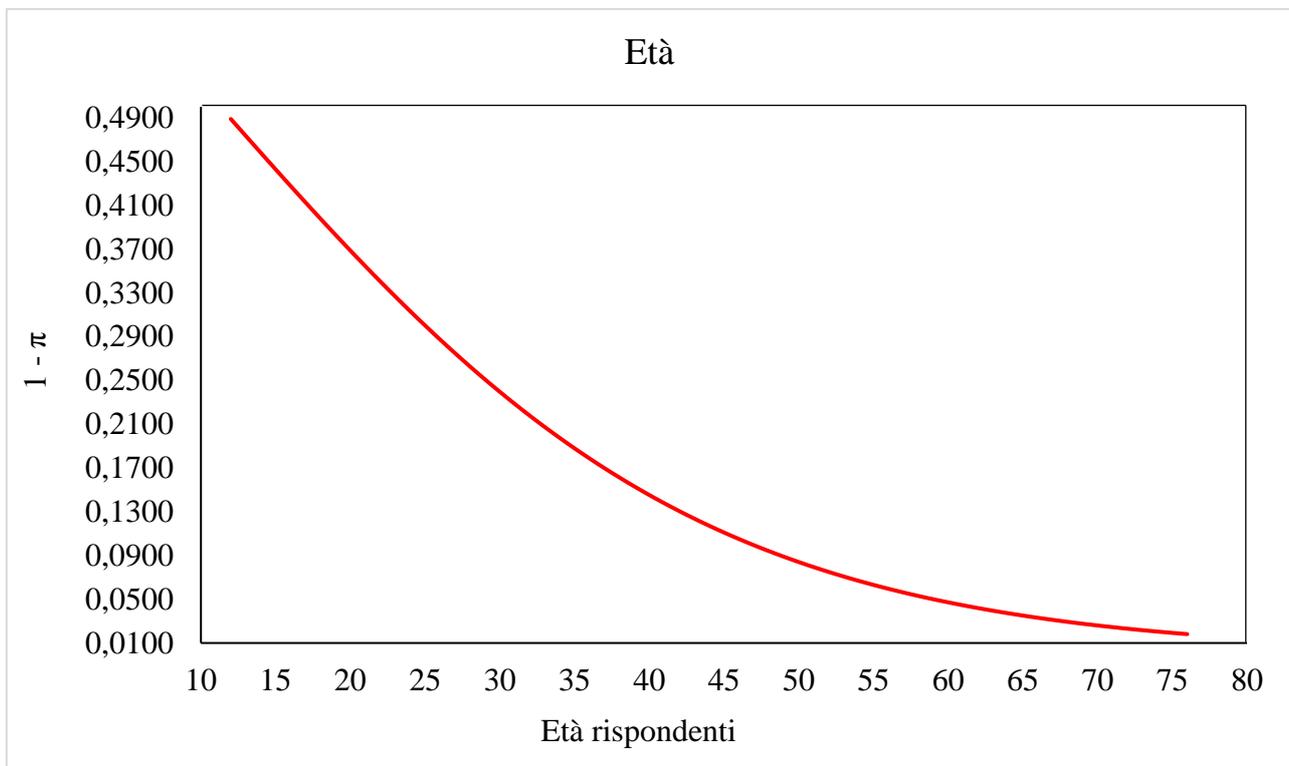


Figura 32: Rappresentazione dell'andamento della componente di *uncertainty* per la variabile età per l'item "contenuti multimediali"

Approfondendo meglio l'analisi tenendo in considerazione la covariata *generazione* si ottiene una conferma di questo. Infatti, il peso della componente di *uncertainty* si riduce all'aumentare dell'età: partendo infatti da un livello di *uncertainty* pari a 0,3450 per coloro che appartengono alla Generazione Z, e di conseguenza alla Generazione Y non essendo considerati questi valori significativi, si passa ad un livello pari a 0,0612 per la Generazione X e a 0,0703 per coloro che appartengono alla Generazione dei Boomers.

Nella figura a seguire è possibile trovare la rappresentazione grafica dell'andamento della componente di uncertainty al variare della generazione di appartenenza.

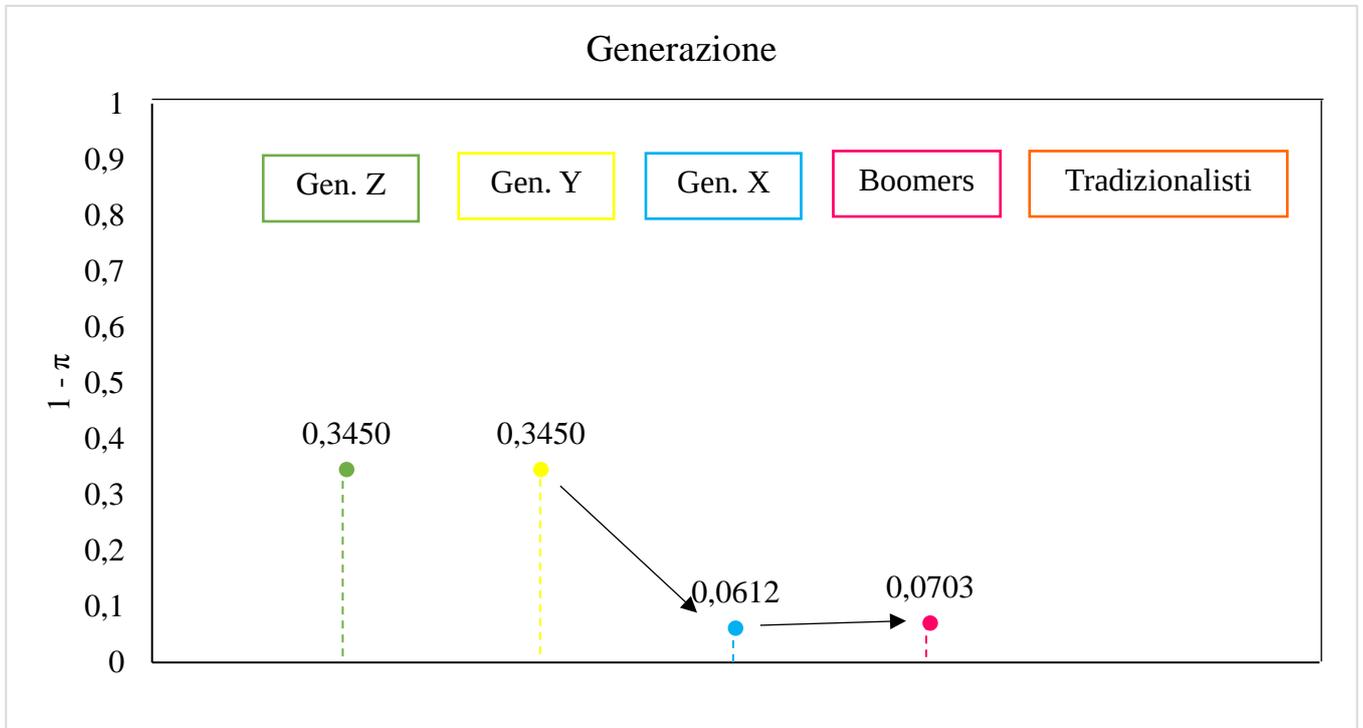


Figura 33: Rappresentazione dell'andamento della componente di uncertainty per la variabile generazione per l'item "contenuti multimediali"

Un'altra variabile che ha un impatto abbastanza significativo sulla componente di *uncertainty* è rappresentata dalla *residenza*. L'unico valore significativo identificato dal test di Wald lo si può trovare per la modalità Italia: si registra un risultato pari a 1,7724. Notiamo subito parametro β_i con coefficiente positivo che porterà ad un aumento del peso del parametro π_i e, di conseguenza, ad una riduzione del peso della componente di *uncertainty*. È possibile quindi dedurre che, per coloro che provengono dai vari Paesi d'Italia, si riduce il grado di incertezza nella valutazione dei contenuti multimediali. Quanto detto è visibile sia guardando ai valori presentati in tabella (16) sia guardando alla rappresentazione grafica (34).

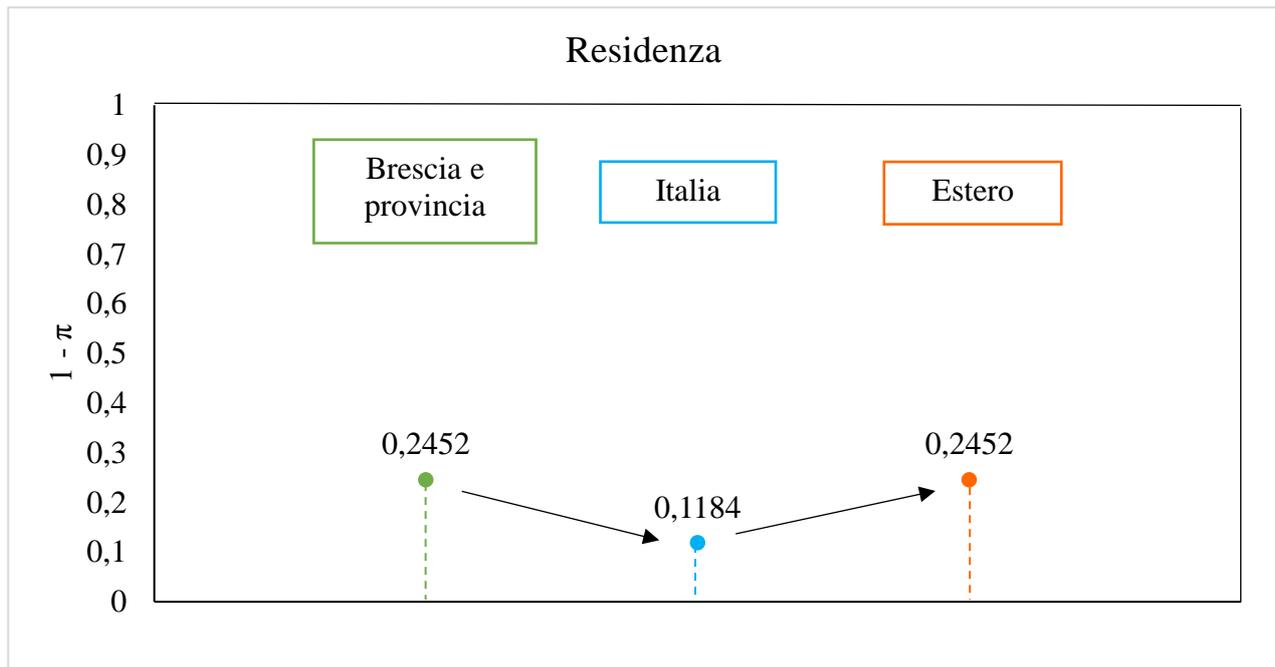


Figura 34: Rappresentazione dell'andamento della componente di uncertainty per la variabile residenza per l'item "contenuti multimediali"

Anche per questa variabile è stata realizzata l'analisi tramite covariate dicotomiche per vedere se questa avrebbe potuto portare a risultati aggiuntivi. La modalità [0] in questo specifico caso è rappresentata dall'unione dei rispondenti che risiedono a Brescia e provincia e all'estero, mentre la modalità [1] da tutti i rispondenti che provengono dalla restante parte d'Italia. Questo perché, solamente per questa modalità di rispondenti, la variabile residenza ha portato a un test di Wald significativo. Quanto è risultato da questa analisi viene sintetizzato nella tabella seguente.

| <i>Item studiato</i> | <i>Feeling</i> | β_i | <i>Uncertainty</i> | <i>Test di Wald</i> |
|---------------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|---------------------|
| Contenuti multimediali | | | | |
| <u>Residenza</u> | | | | |
| Brescia e provincia e estero | 0,7801 (0,0116) | 1,0714 (0,3430) | 0,2551 | 3,1234 |
| Italia | 0,7801 (0,0116) | 0,9328 (0,4740) | 0,1188 | 1,9680 |

Tabella 17: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "contenuti multimediali"

Anche questo approfondimento ha portato a dei risultati significativi. Infatti, per la modalità [1] abbiamo un test di Wald significativo al 95%. Essendo il coefficiente positivo, avremo una riduzione del peso della componente di *uncertainty* per i rispondenti che provengono dal resto d'Italia, come si era potuto evidenziare anche con l'analisi con covariate semplici. Infatti, anche qui, vediamo come vi è un'ottima coerenza tra i risultati ricavati da queste due analisi. Per quanto riguarda invece il peso della componente di *feeling*, questo registra dei valori elevati, come si può notare poi anche dalla rappresentazione grafica (figura 35) dove è possibile vedere come il grafico non rimane schiacciato ma si sviluppa comunque in altezza.

Sempre dal grafico è possibile sottolineare come i rispondenti che provengono dall'Italia abbiano concentrato le proprie risposte principalmente sulle modalità 4 e 5, quindi possiamo dire che il livello di accordo circa il contributo offerto dai contenuti multimediali alla visita è molto elevato.

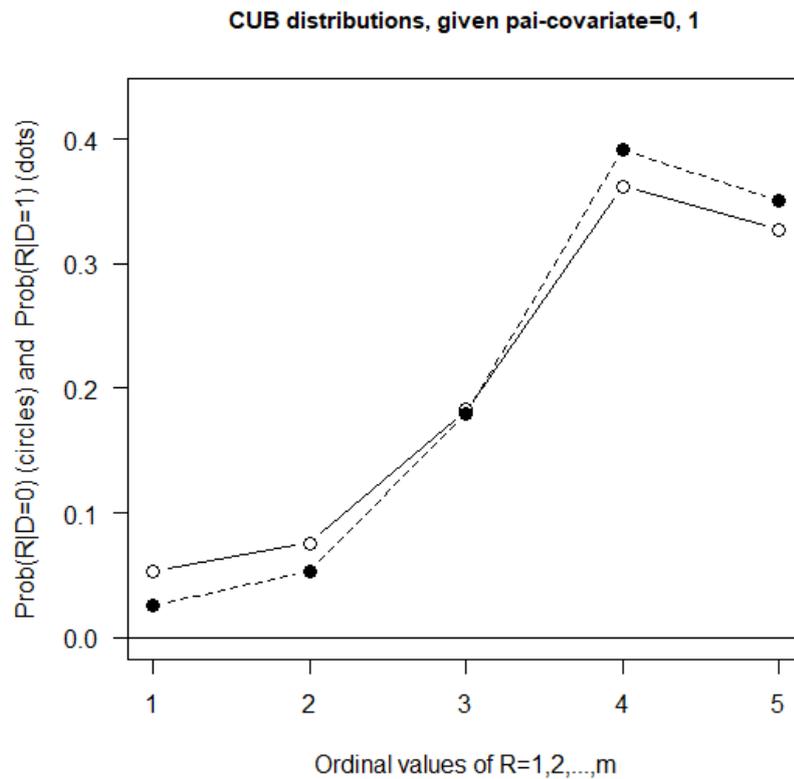


Figura 35: Rappresentazione dell'analisi con covariate dicotomiche per l'item "contenuti multimediali" (in cui la modalità [0] è rappresentata da punti vuoti e la modalità [1] da punti neri)

Analizziamo ora i risultati ricavati dall'analisi tramite covariate per la componente di *feeling*. I valori vengono riportati nella tabella 18.

| <i>Item studiato</i> | <i>Uncertainty</i> | γ_i | <i>Feeling</i> | <i>Test di Wald</i> |
|--|--------------------|---------------------|----------------|---------------------|
| Contenuti multimediali | | | | |
| Costante | 0,1533 (0,0359) | -0,8322 (0,1745) | Figura 36 | -4,7682 |
| Età | 0,1533 (0,0359) | -0,0097 (0,0038) | Figura 36 | -2,5764 |
| <u>Generazione</u> | | | | |
| Generazione Z (costante) | 0,1499 (0,0362) | -1,0255 (0,1446) | 0,7360 | -7,0926 |
| Generazione Y | 0,1499 (0,0362) | -0,1379 (0,1776) | 0,7360 | -0,7763 |
| Generazione X | 0,1499 (0,0362) | -0,3433 (0,1786) | 0,7972 | -1,9221 |
| Boomers | 0,1499 (0,0362) | -0,3442 (0,1851) | 0,7970 | -1,8597 |
| Tradizionalisti | - | - | - | - |
| <u>Titolo di studio</u> | | | | |
| Licenza elementare e media (costante) | 0,1525 (0,0356) | -1,4916 (0,1938) | 0,8163 | -7,6953 |
| Diploma superiore | 0,1525 (0,0356) | 0,2490 (0,2115) | 0,8163 | 1,1776 |
| Laurea triennale | 0,1525 (0,0356) | 0,2074 (0,2641) | 0,8163 | 0,7852 |
| Laurea magistrale | 0,1525 (0,0356) | 0,1637 (0,2175) | 0,8163 | 0,7529 |
| Titolo post-laurea | 0,1525 (0,0356) | 1,1698 (0,3011) | 0,5798 | 3,8848 |

Tabella 18: Coefficienti delle variabili significative nel modello CUB per l'andamento del feeling con covariate per l'item "contenuti multimediali"

Per quanto riguarda la componente di *feeling* assistiamo al medesimo andamento dei risultati ottenuti nell'analisi della componente di *uncertainty* ma con segno opposto. Per quanto riguarda la variabile *età* ricaviamo un test di Wald significativo pari a $-2,5764$; il parametro γ_i ha un coefficiente negativo che comporta una riduzione del parametro ξ_i e, di conseguenza, un aumento della componente di *feeling* a mano a mano che aumenta l'età dei rispondenti. Questo è visibile anche dall'andamento rappresentato nella figura 36.

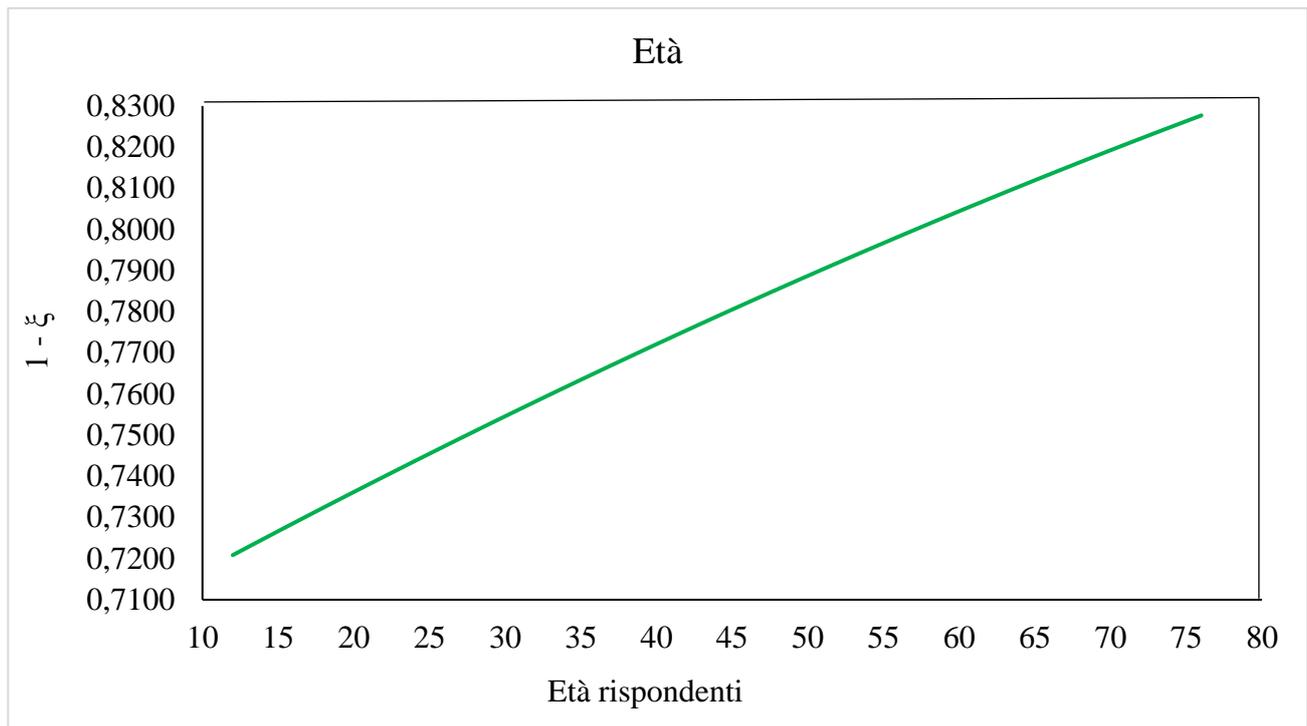


Figura 36: Rappresentazione dell'andamento della componente di *feeling* per la variabile *età* per l'item "contenuti multimediali"

Quanto detto è confermato anche dall'analisi più approfondita svolta con la covariata *generazione*. Si registra un test di Wald significativo sempre solamente per la Generazione X e dei Boomers. Anche qui γ_i ha un coefficiente negativo, sottolineando come vi sia un aumento del peso della componente di *feeling* a mano a mano che si passa ad una generazione più anziana; infatti, si registra un peso iniziale della componente pari a 0,7360 per la Generazione Z e, non essendo significativa, per la Generazione Y, fino ad arrivare ad un livello massimo per la Generazione X pari a 0,7972 e, per la generazione dei Boomers, pari a 0,7970.

Da questa analisi è possibile affermare che per coloro che appartengono a generazioni più anziane la presenza di contenuti multimediali ha coinvolto maggiormente i visitatori durante la mostra e ha permesso di comprendere meglio i temi trattati. Probabilmente questo loro giudizio positivo è dettato anche dalla novità che rappresentano per loro questi contenuti multimediali rispetto alle generazioni più giovani che sono abituati ad usufruire di tali tecnologie e quindi le danno maggiormente per scontate.

In altre parole, si può affermare che soprattutto chi appartiene alla Generazione X ma anche per coloro che appartengono alla generazione dei Boomers vi sia una riduzione del peso della componente di *uncertainty* e un aumento del peso della componente di *feeling* rispetto a coloro che appartengono alla Generazione Z.

Nella figura a seguire è possibile trovare la rappresentazione di quanto appena detto.

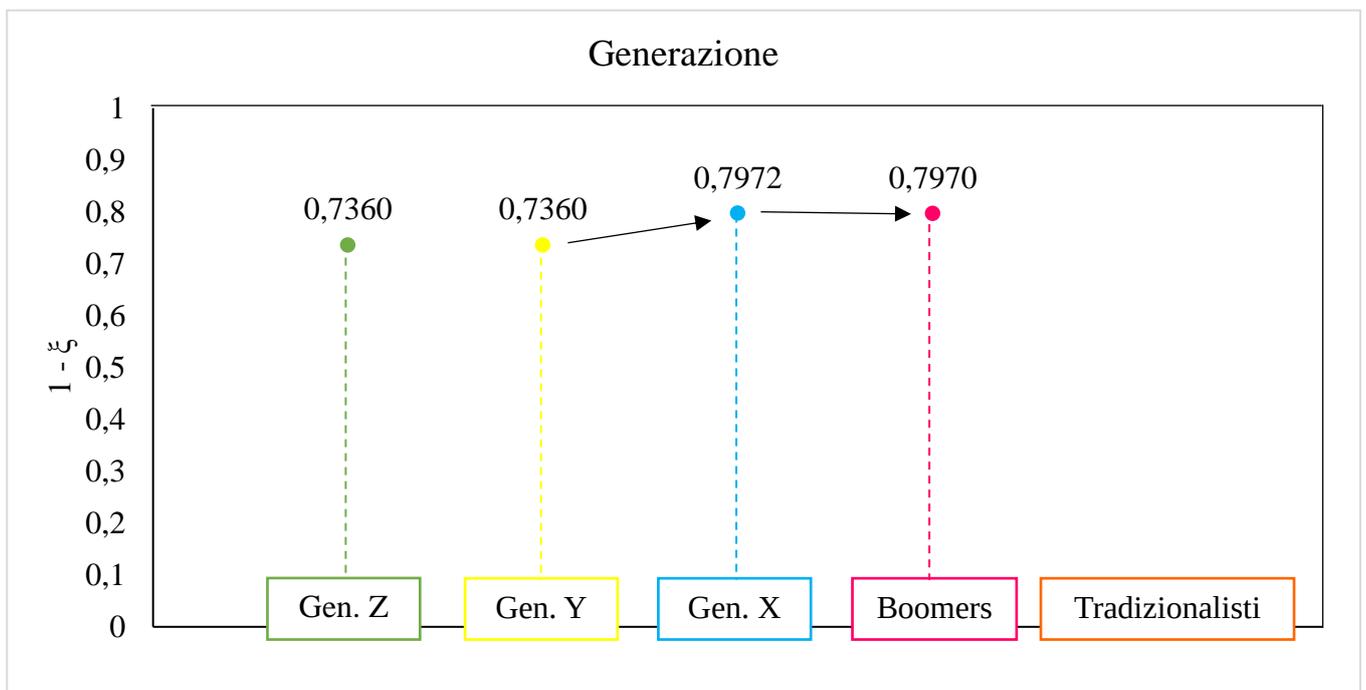


Figura 37: Rappresentazione dell'andamento della componente di *feeling* per la variabile generazione per l'item "contenuti multimediali"

Guardando i risultati ottenuti sia per la componente di *uncertainty* che per la componente di *feeling* tramite le variabili *età* e *generazione*, è possibile affermare che vi è una compattezza nelle risposte dei soggetti rispondenti. Infatti, abbiamo potuto osservare come, all'aumentare dell'età dei rispondenti, si riduca la componente di *uncertainty* e aumenti la componente di *feeling* durante la valutazione dell'item oggetto di indagine.

Per quanto riguarda invece la covariata *titolo di studio*, questa ha un impatto solo ed esclusivamente sulla componente di *feeling*. Anzi, come visto in precedenza, anche per questo item l'unica modalità significativa è il titolo post-laurea. Il test di Wald risultante è pari a 3,8848, con coefficiente positivo. Questo, ancora una volta, sottolinea come questa covariata porti ad un aumento del parametro ξ_i ma al tempo stesso porti ad una riduzione del peso della componente di *feeling*. È possibile affermare quindi che chi possiede un titolo post-laurea abbia una riduzione della componente di *feeling* (0,5798) rispetto a chi possiede una licenza elementare o media (0,8163).

A seguire la rappresentazione grafica dell'andamento della componente di *feeling*.

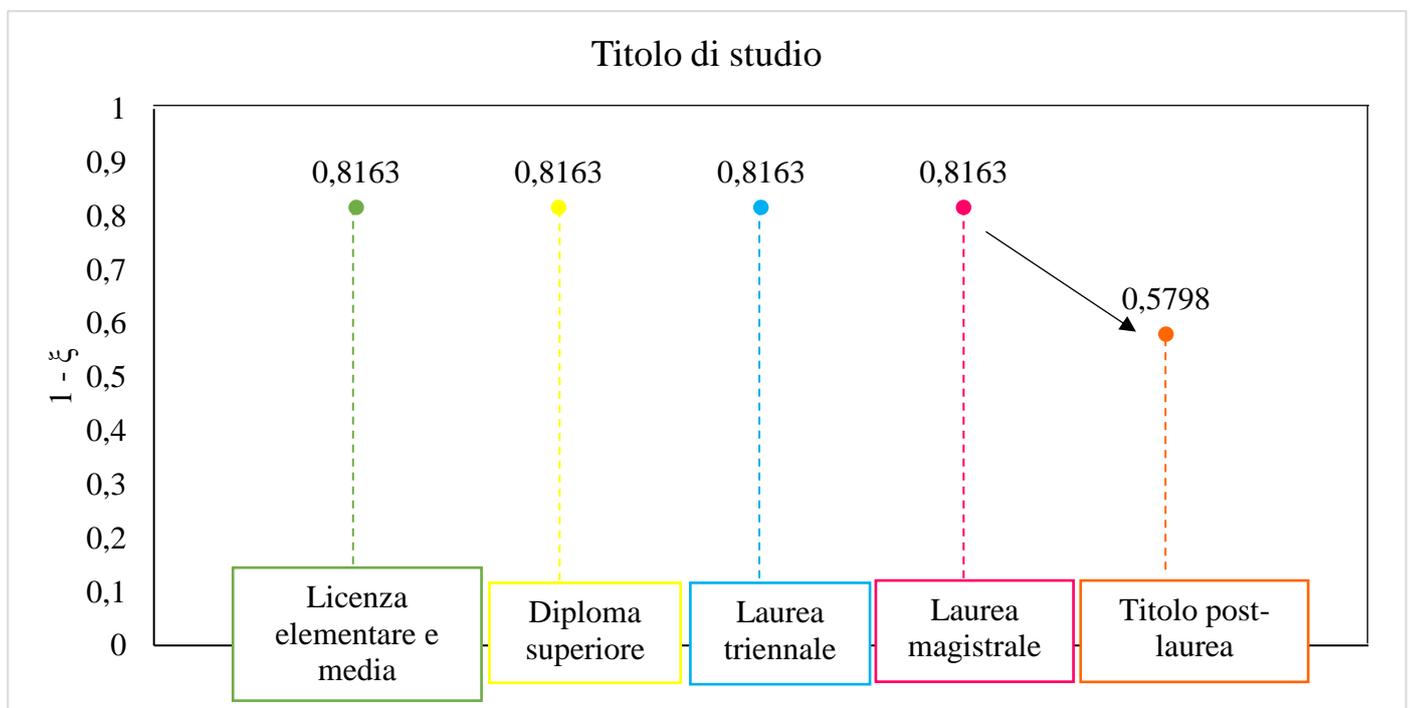


Figura 38: Rappresentazione dell'andamento della componente di *feeling* per la variabile titolo di studio per l'item "contenuti multimediali"

Anche qui l'analisi è stata approfondita per la covariata *titolo di studio* con la covariata dicotomizzata; nella tabella 19 sono riportati i risultati ottenuti da questo approfondimento.

| <i>Item studiato</i> | <i>Uncertainty</i> | γ_i | <i>Feeling</i> | <i>Test di Wald</i> |
|-------------------------------|--------------------|---------------------|----------------|---------------------|
| Contenuti multimediali | | | | |
| <u>Titolo di studio</u> | | | | |
| Licenze, diplomi e lauree | 0,1529 (0,0355) | -1,3058 (0,0707) | 0,7868 | -18,4706 |
| Titolo post-laurea | 0,1529 (0,0355) | 0,9848 (0,2414) | 0,5796 | 4,0780 |

Tabella 19: Coefficienti dei valori assunti con covariate dicotomiche per l'item "contenuti multimediali"

Nuovamente i risultati confermano quanto, ancor più degli altri item approfonditi con la medesima modalità. Infatti, il test di Wald per i "contenuti multimediali" registra un valore elevato (4,0780), con coefficiente γ_i positivo che porta ad una riduzione della componente del *feeling*. La coerenza del peso assunto dalla componente di *feeling* in questa analisi, rispetto al peso della stessa ricavato dall'analisi svolta con covariate semplici, viene mantenuta anche per questo item. La componente di *uncertainty*, anche per l'item "contenuti multimediali", mantiene valori piuttosto bassi.

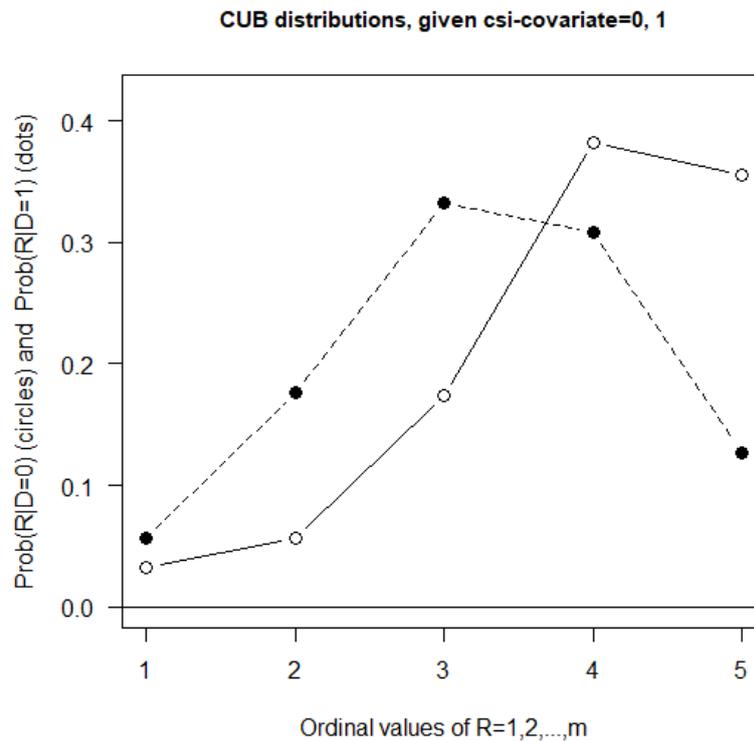


Figura 39: Rappresentazione dell'analisi con covariate dicotomiche per l'item "contenuti multimediali" (in cui la modalità [0] è rappresentata da punti vuoti e la modalità [1] da punti neri)

Ancora una volta è possibile vedere come la modalità preferita dai rispondenti che possiedono un titolo post-laurea sia in corrispondenza del rating 3, anche se buoni risultati vengono registrati anche per la modalità 4. Si può quindi affermare che il grado di accordo dei rispondenti che possiedono un titolo di studio estremamente alto circa il supporto fornito dai contenuti multimediali alla visita presso il Museo di Santa Giulia sia abbastanza elevato, ma non al punto da attribuire la valutazione massima. Infatti, è possibile vedere come un numero superiore di rispondenti abbia selezionato il rating 2 piuttosto che il rating 5.

3.3 I risultati ottenuti

Le analisi che sono state descritte nel corso di questo capitolo ci permettono di comprendere al meglio il funzionamento del modello CUB e come questo porti ad una migliore e più approfondita comprensione dei dati analizzati.

Per quanto riguarda l'applicazione della forma base del modello CUB, sono stati approfonditi i pesi delle componenti di *feeling* e di *uncertainty* per i sei item selezionati. Innanzitutto, notiamo che i rispondenti tendono ad avere un grado di *uncertainty* piuttosto basso solamente per gli item relativi all'"accessibilità" e al "silenzio" in cui si registrano valori rispettivamente pari a 0,0559 e 0,0835. Probabilmente questo è dovuto ad una maggiore immediatezza di valutazione di questi due aspetti rispetto agli altri item approfonditi, dove il grado di *uncertainty* risulta essere superiore a 0,15 fino a raggiungere il suo peso massimo per l'item "orientamento" pari a 0,3090.

Per quanto riguarda la componente di *feeling* invece, i valori sono molto elevati per quasi tutti gli item ad eccezione sempre per l'item "orientamento" in cui si registra un *feeling* pari a 0,5929 e per l'item "percezione tattile" in cui si registra un valore pari a 0,6882.

Da questa prima analisi si sono tratte alcune considerazioni. In primo luogo, è possibile notare come per gli item in cui la componente di *feeling* assume valori elevati anche la valutazione media è più elevata: infatti, dove il grado di *feeling* aumenta, aumenta anche la propensione dei rispondenti a orientarsi sulle modalità di risposta più elevate. Ovviamente vale anche l'opposto: al ridursi del grado di *feeling*, le modalità di risposta maggiormente selezionate dai rispondenti corrispondono a dei rating più bassi, tendenzialmente (più nello specifico) alla modalità 3. Si può quindi evincere l'azione combinata delle due componenti sulla valutazione finale dei rispondenti. Infatti, è possibile osservare come per gli item in cui la componente di *uncertainty* assume valori più elevati, la valutazione media finale tende a ridursi molto rispetto a quegli item in cui, a parità di *feeling*, la componente di *uncertainty* assume valori tendenti allo 0,0. Prendendo a confronto gli item "accessibilità" e "contenuti multimediali" è possibile osservare quanto detto. Il primo aspetto ha una valutazione media pari a 4,18 a fronte di un *feeling* pari a 0,8118 e un'*uncertainty* pari a 0,0559; il secondo aspetto invece ha una valutazione media pari a 3,95 a fronte di un *feeling* pari a 0,7806 e un'*uncertainty* pari a 0,1637. È ben visibile quindi come, in questo caso, il valore dell'*uncertainty* diventi fondamentale, poiché va a ridurre l'importanza giocata dalla componente di *feeling* sulla valutazione finale. È evidente che queste considerazioni non sono generale, ma limitate a questi dati, in cui il livello di *feeling* è elevato. In un caso con livello di *feeling* basso (e quindi con risposte concentrate sulle prime categorie di rating) si osserverebbe l'effetto opposto. Il tutto tenendo sempre presente innanzitutto come la media aritmetica non possa essere considerata affidabile per delle modalità qualitative, quali sono i dati

che sono stati utilizzati per svolgere l'intera indagine oggetto di questa tesi, e in secondo luogo come questo lavoro svolto, ovvero l'individuazione del peso della componente del *feeling* e il peso della componente dell'*uncertainty*, sia proprio un lavoro sostitutivo alla media e che va a ricavare dei risultati indubbiamente più precisi.

Per quanto riguarda invece l'approfondimento realizzato tramite l'utilizzo di covariate, sono stati rilevati numerosi aspetti rilevanti.

Innanzitutto, delle cinque variabili rilevate inizialmente solo quattro di queste hanno portato ad un effetto (positivo o negativo che sia) sulle componenti di *feeling* e di *uncertainty*. Infatti, la variabile *gender* è risultata non significativa per tutti gli item approfonditi, sia per il *feeling*, sia per l'*uncertainty*. È stato invece interessante notare come l'unica variabile ad avere un'influenza significativa per tutti gli item dell'analisi si è rivelata essere il *titolo di studio*, in particolar modo nella modalità titolo post-laurea. Un'altra variabile che ha portato a risultati interessanti è stata l'*età* e, di conseguenza, l'approfondimento tramite la *classe generazionale* di appartenenza dei rispondenti, ad eccezione però per quanto riguarda gli item "orientamento" e "percezione tattile" da cui non sono stati ricavati ulteriori risultati significativi. Infine, la variabile *residenza* è risultata significativa solamente per gli item "orientamento" e "contenuti multimediali", ma, nonostante ciò, non ha permesso di ottenere delle informazioni interessanti o dei risultati che potessero fornire informazioni aggiuntive per comprendere meglio le valutazioni dei rispondenti.

Principalmente queste variabili hanno portato a delle informazioni aggiuntive solamente per quanto riguarda la componente di *feeling*; infatti, gli unici due item in cui sono stati rilevati dei risultati considerati significativi anche per la componente di *uncertainty* sono stati il "silenzio" e i "contenuti multimediali".

In sostanza, da questa analisi si deduce come, ad eccezione dell'item "orientamento" in cui sia la variabile *titolo di studio* sia la variabile *residenza* hanno evidenziato come per chi possiede un titolo post laurea e per chi risiede fuori dalla provincia di Brescia la componente di *feeling* tenda a crescere, per tutti gli altri item approfonditi l'impatto della variabile *età* e della variabile *titolo di studio* sia il medesimo. Infatti, per quanto riguarda l'impatto sulla componente di *feeling*, l'aumento dell'età dei rispondenti porta ad un incremento della componente di *feeling*, mentre questa si riduce quando aumenta il titolo di studio posseduto dai rispondenti stessi.

Per quanto riguarda invece la componente di *uncertainty* si registrano dei risultati significativi solo per l'item "contenuti multimediali"; la variabile che risulta avere un'influenza sulla valutazione è rappresentata dall'*età* e, di conseguenza, dalla *generazione* di appartenenza dei rispondenti. In questo caso, all'aumentare dell'*età* abbiamo una riduzione del peso della componente di *uncertainty*. Per quanto riguarda la variabile *titolo di studio*, risulta significativa sul peso della componente di *uncertainty* solamente per l'item "silenzio". Tuttavia, la differenza tra i parametri stimati è così bassa da non aver arricchito in alcun modo l'analisi svolta.

È possibile poi guardare anche ai risultati ottenuti rispetto ai singoli item. Innanzitutto, è interessante notare come per l'unico item ("orientamento") ad avere un peso della componente di *uncertainty* molto rilevante (pari a 0,3090) non sia stata individuata alcuna variabile in grado di differenziare tale componente per categorie di rispondenti. spiegare il perché di questo peso.

In secondo luogo, possiamo affermare che l'unico item a non aver ottenuto delle conoscenze ulteriori tramite questo approfondimento è il "silenzio". Infatti, nonostante alcune modalità delle varie covariate siano risultate significative, i valori ricavati sono talmente bassi da non avere, nel concreto, alcun tipo di effetto considerevole né sulla componente di feeling né sulla componente di *uncertainty*. In realtà, quanto detto si poteva intuire già guardando al grafico 15 in cui possiamo notare come la distribuzione attesa del modello CUB e quella osservata coincidono quasi del tutto per ogni modalità di risposta.

Per quanto riguarda invece i restanti item l'analisi svolta con l'utilizzo delle covariate ha permesso di ottenere dei risultati più che soddisfacenti, come si può notare osservando ad esempio i risultati ottenuti per l'item "percezione tattile" in cui l'analisi tramite covariate ha permesso di comprendere la propensione dei rispondenti verso la modalità 3 nel momento di valutazione dell'item stesso.

Risulta quindi interessante quanto emerge da questo approfondimento: infatti, pare che la soddisfazione della visita presso il Museo di Santa Giulia cresca all'aumentare dell'*età* dei rispondenti. Probabilmente questo è dovuto a tutte le migliorie ottenute grazie alla possibilità di poter avere a disposizione nuove tecnologie per poter migliorare ed integrare con ulteriori elementi la mostra stessa. Inoltre, proprio questa ricchezza

intesa come maggiore disponibilità che abbiamo oggi rispetto a decenni fa contribuisce a creare un valore aggiunto che viene principalmente percepito da coloro che appartengono ad una generazione più anziana piuttosto che dai giovani. Di contro abbiamo però una soddisfazione che diminuisce all'aumentare del titolo di studio; probabilmente persone più istruite si aspettano di ottenere molto di più da una visita presso un Museo non tanto in termini di materiale in esposizione quanto piuttosto in termini di valore aggiunto da tutto ciò che “abbellisce” una mostra. La loro valutazione difatti appare più severa, tant'è che la modalità di risposta prediletta da coloro che possiedono un titolo post-laurea è “abbastanza” sia in risposta al loro grado di soddisfazione sia al loro grado di accordo. Questo lo si può notare soprattutto nella domanda relativa all'“item” della percezione tattile, in cui l'accanimento a questo rating è tale da far ipotizzare in un primo momento la presenza di un effetto *shelter*, quindi della selezione di questa risposta come modalità rifugio.

CONCLUSIONE

Negli ultimi anni, grazie allo sviluppo e alla diffusione della data science anche nel campo dell'arte e della cultura, sono state apportate diversi miglioramenti, al fine di rendere sempre più uniche ed indimenticabili le visite presso i Musei. La città di Brescia non è rimasta estranea a questo fenomeno tant'è che, grazie ad un finanziamento della Fondazione Cariplo, è stato avviato il progetto DS4BS con l'obiettivo di studiare l'esperienza vissuta dai visitatori durante la visita presso il Museo di Santa Giulia.

Grazie alla somministrazione mirata di questionari è stato possibile raccogliere una grande quantità di valutazioni, fondamentali per sviluppare poi l'analisi della soddisfazione dei visitatori.

Nella letteratura esistono diverse classi di modelli che studiano il processo decisionale alla base delle valutazioni dei soggetti. Il metodo scelto per l'analisi realizzata in questa tesi è la classe dei modelli CUB. Questo modello permette di dividere e misurare separatamente sue componenti, denominate *feeling* e *uncertainty*, che si assumono agire indipendentemente l'una dall'altra nel processo decisionale che porta il rispondente ad esprimere una valutazione su un certo aspetto. Risulta fondamentale, per chi si occupa di gestire gli eventi e le mostre presso il Museo di Santa Giulia, riuscire a individuare l'incidenza della componente di *feeling* e il grado della componente di *uncertainty* dei rispondenti; questo modello diventa così un vero e proprio strumento che permette di comprendere la soddisfazione dei visitatori e, di conseguenza, può permettere un miglioramento dell'offerta e dei servizi erogati.

La forma base del modello CUB è stata applicata alle domande 12 e 14 del questionario, e questa ha permesso di notare come, per la maggior parte degli item analizzati, il modello CUB si adattasse quasi alla perfezione con le distribuzioni di frequenza osservate. Per tutti questi item è stato possibile osservare come il peso della componente di *feeling* fosse molto alto – soprattutto per gli item della domanda in merito alla soddisfazione – contro ad una componente di *uncertainty* estremamente bassa. Gli unici sei item a discostarsi da quanto detto sono quelli che registrano un indice *Diss* superiore al 5%, e sono stati proprio questi ad essere approfonditi tramite l'utilizzo delle covariate. Approfondendo questo studio è stato possibile notare come le caratteristiche socio-demografiche dei rispondenti abbiano un impatto effettivo sulla loro soddisfazione e sul

grado di accordo. A fare realmente la differenza sono state principalmente le variabili *età* (e di conseguenza la *generazione* di appartenenza) e il *titolo di studio*.

Tendenzialmente la variabile *età* ha portato ad individuare un effetto positivo sulla componente di *feeling* e uno negativo sulla componente di *uncertainty*; più nello specifico, all'aumentare dell'età sono aumentati sia la soddisfazione sia il grado di accordo dei visitatori in merito ai vari elementi presenti nel Museo che contribuiscono ad arricchire l'esperienza e la visita stessa. Questo risultato è molto importante, soprattutto se accostato agli item studiati; il risultato più soddisfacente di questa elevata soddisfazione da parte dei visitatori più anziani lo si registra per l'item "accessibilità", in cui la componente di *feeling* raggiunge un peso pari a 0,8409 a sottolineare come proprio coloro che più necessitano di un'accessibilità agevolata e comoda siano effettivamente coloro ad esserne maggiormente soddisfatti.

Per quanto riguarda invece la variabile *titolo di studio* assistiamo ad un andamento opposto; infatti, osservando i dati studiati è stato possibile notare come all'aumentare del grado del titolo di studio posseduto si è registrata tendenzialmente una riduzione del peso della componente di *feeling*, in particolar modo in prossimità della modalità titolo post-laurea. Questo comporta necessariamente che questi soggetti diano delle valutazioni inferiori, come si può vedere osservando l'andamento delle frequenze osservate per l'item "percezione tattile". Inizialmente l'andamento di queste aveva fatto intuire la presenza di un effetto *shelter* in corrispondenza della modalità di risposta 3; attraverso l'approfondimento tramite le covariate, in particolare appunto con la variabile *titolo di studio*, è stato possibile comprendere come non si tratti di una modalità rifugio bensì di una bassa valutazione da parte dei visitatori che possiedono un titolo post-laurea. È necessario prestare attenzione ai risultati ottenuti grazie alla variabile *titolo di studio*, soprattutto se si desidera aumentare il gradimento anche per gli utenti più formati, ad esempio indagando maggiormente sulle loro aspettative o sulle problematiche riscontrate. Questi visitatori rappresentano infatti una fonte di informazioni e di stimoli per apportare delle migliorie ai servizi offerti dal Museo di Santa Giulia in supporto alle varie mostre ed esposizioni. Questa è una delle tante ragioni per cui l'analisi della soddisfazione e del grado d'accordo dei visitatori del Museo di Santa Giulia risulta essere così importante.

Per quanto riguarda invece la variabile *residenza*, nonostante sia risultata avere un impatto significativo su due degli item approfonditi, non ha portato ad ottenere informazioni aggiuntive circa le migliorie che si possono apportare per aumentare la soddisfazione e il grado di accordo dei visitatori. L'unica informazione interessante ricavata da questa analisi è che, dove l'impatto di questa variabile risulta essere significativo, ha sottolineato un maggiore apprezzamento degli item indagati da parte dei visitatori che provengono da fuori Brescia e le sue province.

Per quanto riguarda la componente di *uncertainty* si nota invece come le uniche variabili ad avere un impatto sono rappresentate dall'*età* e dal *titolo di studio*. Tuttavia, i valori registrati dall'analisi con il modello CUB nella sua forma base erano molto bassi, da non risultare particolarmente incisivi, ad eccezione per l'item "orientamento" in cui il peso dell'*uncertainty* registra un valore pari a 0,3090. Purtroppo, però, per questo item i dati socio-demografici dei rispondenti a disposizione non hanno permesso di ottenere informazioni aggiuntive; infatti, nessuna delle variabili analizzate ha avuto alcun tipo di impatto per questo item sulla componente di *uncertainty*.

Sarebbe interessante dunque completare questo lavoro analizzando altre caratteristiche dei rispondenti, così come sarebbe interessante effettuare un approfondimento tramite covariate per analizzare anche altri aspetti indagati nelle altre domande presenti nel questionario.

APPENDICE



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI BRESCIA



FONDAZIONE
BRESCIA
MUSEI



FONDAZIONE CARIPLO

Gentile visitatore, l'Università degli Studi di Brescia con Fondazione Brescia Musei e Comune di Brescia e il supporto di Fondazione Cariplo sta conducendo un'indagine sull'esperienza vissuta dagli utenti durante la visita del Museo di Santa Giulia. Il fine è creare percorsi personalizzati sulla base delle preferenze dei visitatori, anche tramite l'utilizzo di app che forniscano, per esempio, mappe interattive per la visita del Museo. Le chiedo pochi minuti del suo tempo per la compilazione totalmente anonima del questionario.

*Campo obbligatorio

1. Come è venuto a conoscenza del Museo di Santa Giulia? (è possibile più di una risposta) *

| | |
|---|---|
| <input type="checkbox"/> Parenti/amici e passaparola | <input type="checkbox"/> Sito web di Fondazione Brescia Musei |
| <input type="checkbox"/> Social media di Fondazione Brescia Musei | <input type="checkbox"/> Altri siti web |
| <input type="checkbox"/> Altri social media | <input type="checkbox"/> Trasmissioni TV/radio |
| <input type="checkbox"/> Riviste/giornali quotidiani | <input type="checkbox"/> Infopoint (di Brescia centro) |
| <input type="checkbox"/> Cartelli stradali (segnaletica) | <input type="checkbox"/> Altro..... |

2. Se è venuto a conoscenza del Museo tramite “altri social media”, indichi quali

3. Se è venuto a conoscenza del Museo tramite “altri siti web”, indichi quali

4. Come nella graduatoria di una gara, metta in ordine di importanza da 1 (il più importante) a 5 (il meno importante) i seguenti motivi che l'hanno spinto a visitare il Museo di Santa Giulia: *
 - 1) Approfondire la conoscenza storica della città di Brescia
 - 2) Ammirare, dal punto di vista architettonico, il complesso monastico sede del museo di Santa Giulia
 - 3) Studiare e approfondire come si svolgeva la vita quotidiana nelle differenti epoche del passato
 - 4) Osservare l'arte figurativa e scultorea presente nel complesso museale
 - 5) Partecipare attivamente all'esperienza museale attraverso la realtà virtuale e la realtà aumentata

5. È la prima volta che visita il Museo di Santa Giulia? *

- Sì (passa alla domanda 8) No (passa alla domanda 6)

6. Cosa l'ha spinto a tornare? (è possibile più di una risposta) *

- Una mostra temporanea
 Per accompagnare amici/parenti
 Per rivivere l'esperienza a distanza di tempo
 Per accrescere le mie conoscenze
 Un'attività didattica
 Per completare la visita
 Altro _____

7. Se è tornato per visitare "una mostra temporanea", indichi quale

8. Con chi ha condiviso questa esperienza? *

- Amici Famiglia Gruppo organizzato
 Partner Nessuno, sono venuto/a da solo/a Altro _____

9. Come è arrivato qui? (è possibile più di una risposta) *

- A piedi In bicicletta In auto
 In metro In treno In autobus
 Altro _____

10. Ha pernottato o pernosterà a Brescia? *

- Sì (passa alla domanda 11) No (passa alla domanda 12)

11. Quante notti si ferma a Brescia? *

12. In generale, quanto si ritiene soddisfatto/a dei seguenti aspetti? *

| | Molto insoddisfatto | Insoddisfatto | Né soddisfatto né insoddisfatto | Soddisfatto | Molto soddisfatto |
|---|---------------------|---------------|---------------------------------|-------------|-------------------|
| Orari di apertura | | | | | |
| Facilità di raggiungimento (indicazioni stradali, | | | | | |

| | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|
| parcheggi, mezzi pubblici) | | | | | |
| Cortesìa e competenza del personale | | | | | |
| Orientamento nei percorsi | | | | | |
| Cura e pulizia degli ambienti | | | | | |
| Accessibilità per gli utenti con ridotta capacità motoria | | | | | |
| Materiali informativi (schede, pannelli, didascalie) | | | | | |
| Servizi di accoglienza | | | | | |
| Prezzo del biglietto | | | | | |

13. Quanto è complessivamente soddisfatto/a della visita? (Da 1, molto insoddisfatto, a 10, pienamente soddisfatto) *

14. Con riferimento al Museo di Santa Giulia, quanto è d'accordo con le seguenti affermazioni? *

| | Per nulla | Poco | Abbastanza | Molto | Moltissimo |
|---|-----------|------|------------|-------|------------|
| L'illuminazione valorizza le opere | | | | | |
| Il percorso espositivo è funzionale alla valorizzazione delle opere | | | | | |
| Il silenzio consente di riflettere e ammirare | | | | | |
| La presenza di aree di sosta (sedie, panche) consente di apprezzare meglio le opere | | | | | |

| | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|
| La descrizione delle opere è precisa ed interessante | | | | | |
| La presenza di un percorso tattile permette di valorizzare le opere | | | | | |
| I contenuti multimediali sono coinvolgenti e aiutano capire i temi trattati | | | | | |

15. Di seguito troverà delle coppie di aggettivi di significato opposto: selezioni la casella che, tra i due aggettivi estremi, meglio corrisponde alla Sua percezione relativa alla visita del museo di Santa Giulia: *

| | | | | | | | | |
|----------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|--------------|
| Noiosa | <input type="radio"/> | Piacevole |
| Banale | <input type="radio"/> | Interessante |
| Difficile | <input type="radio"/> | Agevole |
| Insignificante | <input type="radio"/> | Coinvolgente |
| Ordinaria | <input type="radio"/> | Sorprendente |

16. Quanto hanno contribuito, su una scala da “Per nulla” a “Moltissimo”, i seguenti elementi nel rendere unica la sua esperienza nel Museo di Santa Giulia? *

| | Per nulla | Poco | Abbastanza | Molto | Moltissimo |
|---|-----------|------|------------|-------|------------|
| Il susseguirsi di avvenimenti storici che hanno influito sullo sviluppo del complesso monastico | | | | | |
| La maestosità delle architetture monumentali dell'antica Brixia | | | | | |
| La storia e le peculiarità del complesso monastico | | | | | |

| | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|
| Le forme, le geometrie e i colori dell'arte figurativa presente nel museo | | | | | |
| L'osservazione dei diversi sistemi di rappresentazione grafica che si sono susseguiti nei secoli | | | | | |
| La possibilità di conoscere le abitudini e gli oggetti della quotidianità nei diversi periodi storici | | | | | |
| La dimensione estetica associata alla visita, connessa al desiderio di conoscere opere e reperti importanti | | | | | |
| La dimensione edonistica rispondente al mio desiderio di trascorrere un momento personale piacevole | | | | | |

17. Quanto hanno contribuito, su una scala da “Per nulla” a “Moltissimo”, i seguenti elementi aggiuntivi nel rendere unica la sua esperienza nel Museo di Santa Giulia? *

| | Per nulla | Poco | Abbastanza | Molto | Moltissimo | Non applicabile (elemento non sperimentato) |
|---|-----------|------|------------|-------|------------|---|
| La calma e la tranquillità del giardino esterno (Viridarium) | | | | | | |
| La possibilità di utilizzare gli ArtGlass (occhiali multimediali) | | | | | | |
| La presenza di un percorso tattile | | | | | | |
| La possibilità di sperimentare una forma nuova di conoscenza attraverso l'utilizzo delle tecnologie | | | | | | |

| | | | | | | |
|--|--|--|--|--|--|--|
| interattive presenti nel museo | | | | | | |
| L'offerta del bookshop | | | | | | |
| La presenza di contenuti digitali di elevata qualità (foto, video, ricostruzioni 3D, musiche, supporti audio ecc.) | | | | | | |

18. Il Museo sta valutando la possibilità di potenziare alcune proposte: tra le seguenti cosa Le piacerebbe trovare? Indichi 3 alternative e le ordini per importanza (come nella classifica di una gara: 1= la più importante; 3= la meno importante) *

- Maggiore multimedialità (esempio: video, musica, ...)
- Più materiali informativi (schede, pannelli, didascalie, brochure)
- Attività interattive (per adulti e per bambini)
- Audio-guide
- Maggiori esperienze sensoriali (esempio: percorso tattile, auditivo, olfattivo, ...)
- Maggiore realtà aumentata (esempio: occhiali ArtGlass)
- Maggiore e più diversificata offerta del bookshop

19. Quali altri musei intende visitare nel prossimo futuro? *

- Brixia. Parco Archeologico di Brescia romana
- Pinacoteca Tosio Martinengo
- Museo delle Armi "Luigi Marzoli"
- Altro _____

20. Ha figli in età scolare? *

- Sì No (passa alla domanda 27)

21. Sa che Fondazione Brescia Musei predispone molte attività per bambini e ragazzi?

*

- Sì No

22. Conosce i seguenti strumenti a disposizione per le famiglie in visita autonoma ai Musei? *

App game Geronimo Stilton Brescia Musei adventures

- Sì No

Activity books

- Sì No

23. È a conoscenza del ricco calendario di attività rivolte al pubblico organizzate da Fondazione Brescia Musei? *

- Decisamente no
- Più no che sì
- Più sì che no
- Decisamente sì

24. Quali dei seguenti programmi conosce? *

Museo e Scuola

- Sì
- No

Museo per Tutti

- Sì
- No

25. Se conosce altri programmi, indichi quali

26. Desidera esprimere qualche suggerimento/critica/consiglio?

27. Se vuole essere informato sulle iniziative di Fondazione Brescia Musei, può iscriversi alla newsletter, lasciando qui il suo indirizzo email o sul web alla pagina <https://www.bresciamusei.com/iscriviti-alla-newsletter>, dove troverà anche l'informativa privacy.

Dati anagrafici

28. Sesso: * Femmina Maschio Altro

29. Età in anni compiuti: * _____

30. Titolo di studio: *

- Licenza elementare o diploma terza media (passa alla domanda 38)
- Diploma di scuola media superiore (passa alla domanda 38)
- Laurea triennale (passa alla domanda 35)
- Laurea magistrale (passa alla domanda 36)
- Titolo post-laurea (passa alla domanda 37)

31. Quale Laurea triennale? *

32. Quale Laurea magistrale? *

33. Quale Titolo post-laurea? *

34. Residenza: *

- | | |
|--|---|
| <input type="checkbox"/> Brescia (passa alla domanda 42) | <input type="checkbox"/> Provincia di Brescia (passa alla domanda 39) |
| <input type="checkbox"/> Italia (passa alla domanda 40) | <input type="checkbox"/> Estero (passa alla domanda 41) |

35. In quale comune? *

36. In quale città italiana? *

37. In quale Stato? *

38. Professione: *

- | | | | |
|--------------------------------------|------------------------------------|---------------------------------------|---|
| <input type="checkbox"/> Impiegato/a | <input type="checkbox"/> Studente | <input type="checkbox"/> Pensionato/a | <input type="checkbox"/> Imprenditore/libero professionista |
| <input type="checkbox"/> Casalingo/a | <input type="checkbox"/> Operaio/a | <input type="checkbox"/> Insegnante | <input type="checkbox"/> Altro _____ |

Grazie per la collaborazione!

Martina Bagni

BIBLIOGRAFIA

- Allik J., 2014, *A mixed-binomial model for Likert-type personality measure*
- Banfield J.D., Raftery A.E., 1993, *Model-based Gaussian and non-Gaussian clustering*
- Box and Draper, 1987, *Empirical Model Building and Response Surfaces*, New York: Wiley
- Bradburn N.M., Sudman S., Blair E., 1979, *Improving Interview Method and Questionnaire Design*, San Francisco
- Capecchi S., Iannario M., 2016, *Gini heterogeneity index for detecting uncertainty in ordinal data surveys*
- Capecchi S., Piccolo D., 2017, *Dealing with heterogeneity in ordinal responses*
- Corduas M., Iannario M., Piccolo D., 2009, *A class of statistical models for evaluating services and performances*
- D'Elia A., 2000, *A shifted Binomial model for rankings*
- D'Elia A., 2000, *The mechanism of paired comparisons in rank modelling: statistical issues and critical considerations*
- D'Elia A., 2003, *Finite sample performance of the E-M algorithm for ranks data modelling*
- D'Elia A., Piccolo D., 2005, *A mixture model for preference data analysis*
- Dempster A.P., Laird N.M., Rubin D.B., 1977, *Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm*
- Di Nardo E., Simone R., 2018, *A model-based fuzzy analysis of questionnaires*
- Granger C.J., 1969, *Investigating Casual Relationships by Econometrics Models and Cross Spectral Methods*
- Grilli L., Rampichini C., Varriale R., 2015, *Binomial Mixture Modelling of University Credits*
- Iannario M., 2012, *Modelling shelter choices in a class of mixture models for ordinal responses*
- Iannario M., Piccolo D., 2016, *A generalized framework for modelling ordinal data*
- Iannario M., Monti A.C., Piccolo D., 2016, *Robustness issues in CUB models*
- Iannario M., Piccolo D., Simone R., 2018, *CUB: a class of mixture models for ordinal data*
- Jonung L., 1986, *Uncertainty about inflationary perceptions and expectations*

- Koster E. P., 2009, *Diversity in the determinants of food choice: a psychological perspective*
- Krosnick J.A., 1991, *Response strategies for Coping with the Cognitive Demands of Attitude Measures in Surveys*
- Krosnick J.A., 1999, *Surveys research*
- Luchini S., Watson V., 2013, *Uncertainty and framing in a valuation task*
- Manisera M., Zuccolotto P., 2014, *Modelling "don't know" responses in rating scale*
- Manisera M., Zuccolotto P., 2014, *Modelling rating data with Nonlinear CUB models. Computational Statistics & Data Analysis*
- Manisera M., Zuccolotto P., 2022, *A mixture model for ordinal variables measured on semantic differential scales. Econometrics and Statistics*
- McLachlan G., Krishnan T., 1997, *The EM Algorithm and Extensions*, Wiley, New York
- McLachlan G., Peel G.J., 2000, *Finite Mixture Models*, Wiley, New York
- McLachlan G., Krishnan T., 2008, *The EM Algorithm and Extensions*, 2nd edition
- Piccolo D., 2003, *On the moments of a mixture of uniform and shifted binomial random variables*
- Piccolo D., 2006, *Observed information matrix for MUB models*
- Piccolo D., 2018, *A new paradigm for rating data models*
- Simon H.A., 1957, *Models of Man*, J. Wiley & Sons, New York
- Toureangeau R., Rips L.J., Rasinski K., 2000, *The Psychology of Survey Response*, Cambridge University Press, Cambridge
- Zhou H., Lange K., 2009, *Rating movies and rating the raters who rate them. The Amer Stat*

SITOGRAFIA

Airlapp, 2020, *Realtà Mista (MR): cos'è e come funziona*, [Realtà Mista \(MR\): cos'è e come funziona - Airlapp](#), (ottobre 2022)

Andrea Il Matematico, 2021, *Chi quadrato – quanta dipendenza c'è tra due variabili?*, [Indice Chi quadrato - Quanta dipendenza esiste tra due variabili? \(andreailmatematico.it\)](#), (ottobre 2022)

Artribune, 2017, *Papagna experience. Un nuovo museo invisibile in Valle d'Itria*, [Papagna experience. Un museo in Valle d'Itria | Artribune](#), (ottobre 2022)

Calveri C., Sacco P.L., 2019, *Musei e Social Media. Sviluppo ed Evoluzione dell'interazione utente-museo*, [Musei & Social Media: sviluppo ed evoluzione dell'interazione utente-museo - DeRev](#), (ottobre 2022)

Doxee, 2019, *I Big Data nel settore turistico – perché sono preziosi e come sfruttarli al meglio*, [I Big Data nel settore turistico: come sfruttarli al meglio \(doxee.com\)](#), (ottobre 2022)

ETT Solutions, 2017, *Premi e Pubblicazioni*, [Premi e Pubblicazioni | ETT - People and Technology \(ettsolutions.com\)](#). (ottobre 2022)

Fondazione Fitzcarraldo, 2018, *Indagine Cariverona sui fabbisogni delle organizzazioni culturali*, [FONDAZIONE FITZCARRALDO](#), (ottobre 2022)

Lavecchia V., 2018, *Big data: caratteristiche e differenze tra data science e data analytics*, [Big Data: Caratteristiche e differenza tra Data Science o Data Analytics | Informatica e Ingegneria Online \(vitolavecchia.altervista.org\)](#), (ottobre 2022)

Lavecchia V., 2018, *Differenza tra Big Data e Data Science*, [Differenza tra Big Data e Data Science | Informatica e Ingegneria Online \(vitolavecchia.altervista.org\)](#), (ottobre 2022)

Osservatorio Innovazione Digitale nei Beni e Attività Culturali, 2019, *Innovazione nei musei: chi guida il viaggio digitale nella cultura?*, [Innovazione nei musei: chi guida il viaggio digitale nella cultura? \(osservatori.net\)](#), (ottobre 2022)

Sistemi Integrati, 2018, *M9: il più grande museo multimediale d'Europa dedicato al '900*, [M9: il più grande museo multimediale d'Europa dedicato al '900 - Sistemi Integrati \(sistemi-integrati.net\)](#), (ottobre 2022)

RINGRAZIAMENTI

Ringrazio prima di tutto la mia relatrice, la *Professoressa Paola Zuccolotto*, che con i Suoi suggerimenti e i preziosi consigli mi ha aiutata nello svolgimento di questo lavoro. La ringrazio per aver creduto in me e per tutto il sostegno che mi ha dimostrato in questi mesi. Ciò che ha contraddistinto la Professoressa fin da subito ai miei occhi è stata la Sua competenza non solo in termini di professionalità e bravura nel Suo insegnamento, ma anche e soprattutto per la sua umanità e sensibilità. Caratteristiche percepite fin dalla primissima lezione da Lei tenuta, quando aveva esordito commossa per quanto fosse felice di tornare a fare lezione in presenza dopo quasi due anni di didattica a distanza. In ogni momento di sconforto e di ansia la Professoressa è sempre stata in grado di rassicurarmi e farmi credere nel mio lavoro e nel percorso che stavo intraprendendo. Gliene sono immensamente grata. Lo svolgimento di questo elaborato è stato un lavoro impegnativo e la Sua presenza ha fatto indubbiamente la differenza. Sono onorata e grata di aver potuto svolgere con Lei tutto questo.

Ringrazio poi la mia correlatrice, la *Professoressa Marica Manisera*, e ringrazio i miei colleghi Federica Alberti, Chiara Avanzi e Alessandro Salvetti, per aver contribuito a questo elaborato attraverso la somministrazione dei questionari, la raccolta e codifica dei dati.

Un infinito grazie poi va alla mia famiglia, a mia mamma, mio papà e mio fratello, per avermi dato la possibilità di arricchire il mio percorso accademico con questa Laurea Magistrale. Sono stati due anni di alti e bassi, in cui il loro supporto e la loro vicinanza è stato fondamentale. Questo risultato è dedicato a voi.

Infine, ma non meno importanti, ringrazio le mie compagne di avventura, il mio “Team UNIBS”. Sono estremamente grata di aver trovato delle compagne di corso che poi sono diventate delle vere e proprie compagne di vita. Non avrei mai immaginato a inizio anno che potessi avere la fortuna di conoscere delle persone così speciali. Questo percorso senza di voi non sarebbe stato lo stesso.