

APPENDICE B – La costruzione dei gruppi omogenei (cluster)

La metodologia per l'individuazione dei gruppi omogenei

Per suddividere i comuni in gruppi omogenei sulla base degli aspetti strutturali, è stata seguita una strategia di analisi che combina in sequenza due tecniche statistiche di tipo multivariato:

- un'analisi fattoriale del tipo *Analyse des données* e nella fattispecie l'Analisi in Componenti Principali;
- un procedimento di Cluster Analysis.

L'Analisi in Componenti Principali è una tecnica statistica che permette di ridurre il numero delle variabili originarie pur conservando gran parte dell'informazione iniziale. A tal fine vengono identificate nuove variabili, dette componenti principali, tra loro ortogonali (linearmente indipendenti, incorrelate).

Nel dettaglio, data una matrice di dati relativa a n individui e k variabili quantitative, si sintetizzano i dati nel senso di pervenire a una riduzione delle colonne della matrice dei dati X , definendo un numero q ($q < k$) di variabili artificiali (componenti principali).

La riduzione del numero delle variabili consente alle volte più agevoli sintesi interpretative. Dal punto di vista geometrico, la matrice dei dati $X_{n,k}$ è rappresentabile come n punti nello spazio R^k . Si tratta di proiettare gli n punti in un sottospazio R^q , individuato in modo tale che la nuvola degli n punti in R^k sia deformata il meno possibile.

Tecnicamente il metodo delle componenti principali costruisce un insieme di variabili (y_1, y_2, \dots, y_q), che siano combinazioni lineari delle variabili osservate x_1, x_2, \dots, x_k e tali che:

- siano tra loro incorrelate;
- abbiano, ciascuna, varianza massima.

Le variabili prese in esame nell'Analisi in Componenti Principali sono quelle presenti nella banca dati utilizzata per il calcolo dei fabbisogni standard aggiornata all'annualità 2016.

Nell'applicazione dell'Analisi in Componenti Principali è stata scelta la soluzione migliore in termini di significatività statistica, economica e contestuale. Pertanto, sono state scelte le componenti principali che riescono a spiegare la maggior parte della varianza iniziale e che consentono, sulla base del criterio dell'interpretabilità, di rappresentare i diversi aspetti oggetto di studio.



La tecnica statistica della *Cluster Analysis*, applicata ai risultati dell'Analisi in Componenti Principali, permette di identificare al meglio gruppi omogenei di comuni (*cluster*); in tal modo è possibile raggruppare i comuni con caratteristiche simili.

L'utilizzo combinato delle due tecniche è preferibile rispetto a un'applicazione diretta della *Cluster Analysis* poiché attraverso l'Analisi in Componenti Principali si ottiene sia una riduzione del numero di variabili su cui effettuare il procedimento di classificazione, sia una standardizzazione delle variabili utilizzate necessaria qualora siano espresse in unità di misura differenti. Inoltre, variabili con varianze più ampie tendono ad avere maggior effetto sui risultati del procedimento di classificazione rispetto a quelle con varianze più piccole. In questo modo l'operazione di *clustering* risulta meno complessa e più precisa.

Nel procedimento di *clustering* adottato, l'omogeneità dei gruppi deve essere interpretata non tanto in rapporto alle caratteristiche delle singole variabili, quanto in funzione delle principali interrelazioni esistenti tra le variabili esaminate che concorrono a definire il profilo dei singoli gruppi.

L'analisi di *clustering* è un metodo multivariato che mira a catturare la struttura naturale dei dati dividendoli in gruppi concettualmente significativi (*cluster*). Inoltre, può essere definita come il processo di classificazione di un campione di soggetti (o oggetti) in un certo numero di gruppi diversi sulla base di un insieme di variabili misurate, in modo che soggetti simili siano collocati nello stesso gruppo. Gli elementi all'interno di un *cluster* sono molto simili (ma non identici) l'uno all'altro e molto diversi dagli elementi di altri *cluster*.

Si tratta di una tecnica di data mining esplorativa per l'analisi statistica dei dati nonché di uno strumento particolarmente utile in grado di rivelare associazioni, modelli, relazioni e strutture in masse di dati.

Un buon metodo di *clustering* produrrà *cluster* con:

- elevate similarità *intra-class*;
- bassa similarità *inter-class*.

Nello specifico la tecnica utilizzata per il procedimento di *Cluster Analysis* rientra nella famiglia dei *Model-based (Distribution-based) clustering* ed in particolare un modello di misture Gaussiane.

L'assunzione base consiste nell'ipotizzare un modello (distribuzione) di appartenenza per ciascun *cluster* con l'obiettivo di individuare il miglior adattamento (*fit*) in termini di probabilità. La tipologia di distribuzioni più comunemente utilizzate per dati reali risulta essere quella delle distribuzioni Gaussiane (Normali).



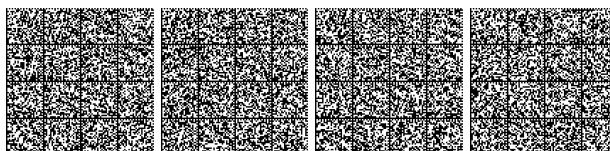
Come suggerito dal nome stesso, un modello di misture Gaussiane (*Gaussian mixture model*) è ottenuto da una combinazione di distribuzioni Normali secondo un approccio probabilistico. Il database è modellato rispetto a un numero finito di distribuzioni (onde evitare problemi di *overfitting*) i cui parametri sono iterativamente ottimizzati al fine di raggiungere il miglior adattamento possibile. L'algoritmo di massimizzazione più comunemente utilizzato è definito *Expectation-maximization algorithm*.

I procedimenti di *model-based clustering* risultano particolarmente adatti per dati sintetici e in presenza di eterogeneità dimensionale associata a ciascun cluster. Tuttavia aspetti negativi associati a questo tipo di approccio consistono nel dover inserire dei vincoli di complessità del modello stesso al fine di evitare problemi di *overfitting*. Un modello più complesso di solito è in grado di spiegare meglio i dati, il che rende la scelta della complessità del modello appropriato intrinsecamente difficile. Inoltre, sebbene il clustering basato sulla distribuzione produca cluster che assumono complessi modelli sinteticamente definiti come sottostanti la base dati in grado di catturare le correlazioni e le dipendenze tra gli attributi, per alcune distribuzioni di dati può non esserci un modello matematico definito in modo conciso, ovvero l'assunzione di distribuzione Normale potrebbe essere un'ipotesi piuttosto forte.

L'utilizzo di un approccio probabilistico garantisce diversi vantaggi rispetto a una semplice procedura partizionale (*k-medie*) che costruisce varie partizioni (raggruppamenti) attraverso una divisione dell'insieme di oggetti in sottoinsiemi non sovrapposti (disgiunti) in modo che ogni unità sia esattamente in un sottoinsieme.

In primo luogo affidarsi ad un model-based clustering significa che ciascun cluster è descritto da una struttura completa comprensiva non solamente del centroide (media), ma anche della rispettiva covarianza e ampiezza (peso) che determinano la forma della distribuzione sottostante. Di conseguenza, i modelli di misture Gaussiane sono in grado di gestire sia cluster circolari sia cluster oblungi.

Una ulteriore differenza è associata alla tipologia di clustering risultante. Differentemente dal metodo delle *k-medie*, attraverso il quale si ottiene una classificazione esclusiva (*hard clustering*), ovvero ogni unità è assegnata a un singolo cluster, i modelli di misture restituiscono una classificazione di tipo "soft" (*fuzzy*). Ogni unità appartiene a ogni cluster con un peso di appartenenza che è compreso tra zero (assolutamente non appartiene) e 1 (assolutamente appartiene). In altre parole, i cluster sono trattati come insiemi fuzzy dove la somma dei pesi per ogni unità deve essere uguale a uno. Allo stesso modo le tecniche di clustering probabilistiche calcolano la probabilità con cui ogni punto appartiene a ogni cluster e anche queste probabilità devono sommarsi a uno. Un procedimento fuzzy o probabilistico è



convertito in clustering esclusivo assegnando ogni oggetto al cluster in cui il suo peso di appartenenza o la sua probabilità è più alta.

In sintesi, la limitazione legata a una identificazione dei cluster in base ai centroidi "più vicini", è superabile adattando un insieme di distribuzioni gaussiane ai dati attraverso la stima di parametri quali la media, la varianza e il peso per ogni cluster. Dopo aver stimato i parametri, per ogni osservazione è possibile calcolare le probabilità che essa appartenga a ciascuno dei cluster.

Matematicamente i modelli di misture sono rappresentabili come media pesata di k distribuzioni:

$$P(X) = \sum_{k=1}^G \tau_k \theta_k(x_i | \mu_k, \Sigma_k) \quad (B.1)$$

Dove \mathbf{X} rappresenta la matrice di dati, G il numero di componenti (cluster), $\theta(\mathbf{x} | \mu_k, \Sigma_k)$ rappresenta il cluster con media μ_k , covarianza Σ_k e peso τ_k (la somma dei pesi è pari a 1).

Nello specifico, nel caso di misture di distribuzioni Normali si ha:

$$\theta_k(x_i | \mu_k, \Sigma_k) = (2\pi)^{-\frac{p}{2}} |\Sigma_k|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_i - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x_i - \mu_k)\right\} \quad (B.2)$$

Quando gli elementi di informazioni sono vettori reali, può essere ragionevole modellare i dati come una mistura di distribuzioni gaussiane, utilizzando gli stessi dati per stimare il peso di ogni mistura, la matrice media vettoriale e di covarianza di ogni componente.

La matrice Σ_k può essere una qualsiasi valida matrice di covarianza, oppure si potrebbe vincolare Σ_k a una matrice diagonale. Qualora le matrici Σ_k di covarianza siano diagonali, tutta la dipendenza tra le variabili in \mathbf{X} è una conseguenza del fatto che la distribuzione è una mistura.

In riferimento all'identificazione dei parametri, un procedimento naturale utilizzato per la stima di τ_k , μ_k , e Σ_k ($k = 1 \dots K$) consiste nel massimizzare la probabilità congiunta (*likelihood*). Assumendo che le unità siano indipendenti, la *log-likelihood* è data da:

$$\sum_{k=1}^G \log P(x_i)$$

dove \mathbf{x}_i è il vettore dei dati per l'unità i , e $P(\cdot)$ è come definita in (B.1).



Per stimare i parametri di un modello di misture che massimizzino la probabilità congiunta, è generalmente impiegato un metodo noto come algoritmo EM (Expectation Maximization), che risulta semplice da implementare e anche molto stabile (sebbene necessiti di considerevoli tempi di computazione).

L'idea su cui si basa l'algoritmo EM consiste nell'assegnare un valore random iniziale ai parametri della mistura in modo da attribuire probabilisticamente una componente a ciascuna unità per poi ottenere, in modo iterativo, stime più precise dei parametri partendo da tali assegnazioni.

Nel dettaglio l'algoritmo esegue i due passi, E ed M, in momenti alterni:

- **E Step:** utilizzando i valori correnti dei parametri, vengono computate le probabilità di provenienza da una componente ("*responsibilities*") per ciascuna unità, applicando la regola di Bayes:

$$r_{ik} = P(\text{unità } i \text{ provenga dalla componente } k \mid x_i)$$

- **M Step:** utilizzando i valori delle probabilità di provenienza (*responsibilities*), vengono stimati nuovamente i parametri, utilizzando medie ponderate, con dei pesi dati dalle stesse probabilità di provenienza:

$$\tau_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_{ik} ; \quad \mu_k = \frac{\sum_{i=1}^N r_{ik} x_i}{\sum_{i=1}^N r_{ik}} ; \quad \sigma_k^2 = \frac{\sum_{i=1}^N r_{ik} (x_i - \mu_k)^2}{\sum_{i=1}^N r_{ik}}$$

È possibile iniziare con dei valori random attribuiti ai parametri, ovvero con valori iniziali casuali per le probabilità di provenienza, in questo caso l'iterazione comincerebbe dal passo M. Il procedimento iterativo prosegue alternando i passi E e M fin quando non sussiste alcuna differenza significativa tra una iterazione e la successiva.

La determinazione del numero ottimale di cluster costituisce una delle complicazioni più rilevanti in questo tipo di analisi. Tuttavia in ambito del model-based clustering, gli *information criteria* sono ampiamente utilizzati per estrapolare importanti indicazioni riguardo una adeguata suddivisione del set completo di informazioni iniziali. Tra i più noti in letteratura si possono annoverare: *Akaike's Information Criterion (AIC)*, *Approximate Weight of Evidence (AWE)*, *Bayesian Information Criterion (BIC)*, *Classification Likelihood Criterion (CLC)*, *Kullback Information Criterion (KIC)*, etc.



Il modello che restituisce il valore minimo del criterio scelto può essere selezionato come il modello migliore.

L'individuazione dei gruppi omogenei di comuni

La suddivisione in gruppi omogenei dei comuni del territorio nazionale (regioni a statuto ordinario) è stata implementata utilizzando le informazioni di natura strutturale presenti nel set di variabili disponibili. Ciò ha permesso di caratterizzare i comuni in base ai diversi aspetti demografici, socio-economici e alla differente morfologia del territorio.

In particolare l'informazione contenuta in variabili come la popolazione o la densità abitativa si è rivelata molto utile al fine di dividere i comuni più grandi e con molti abitanti (ivi incluse le grandi città come Roma, Milano, Napoli, Torino e Genova) dalle realtà più piccole in termini di popolazione.

Altre variabili come il livello altimetrico del municipio e le presenze turistiche hanno indotto a una naturale suddivisione geografica. Inoltre, il raggruppamento dei comuni in relazione al livello di sviluppo economico è stata guidata in particolare da variabili come il reddito. Invece, il livello dei canoni di affitto degli uffici è stato utilizzato come indicatore di ricchezza del comune.

Nonostante la disponibilità di una base dati estesa su più anni (*panel*), la computazione dell'analisi di clustering è stata ristretta solamente all'ultima annualità, ovvero il 2016 in virtù del carattere strutturale delle variabili di contesto utilizzate che, per tale motivo, mostrano una limitata variabilità nel breve/medio periodo.

L'assunzione che risiede alla base di tale scelta può essere individuata, quindi, nella natura stessa dei dati utilizzati. Le variabili "*discriminanti*" inserite nel calcolo della clustering possono essere infatti definite come "*slowly time variant*" ossia variabili che variano lentamente nel tempo oppure rimangono pressoché costanti (altimetria, ubicazione in zona litoranea). Per di più il cluster di appartenenza di un municipio può facilmente essere considerato come un elemento strutturale e in quanto tale stabile nel tempo. Tali considerazioni rendono non necessaria la revisione della clustering per ciascuna delle annualità incluse nell'analisi. Di conseguenza il cluster associato a ciascun comune risulta "*time invariant*".

Gli aspetti più rilevanti in grado di garantire una efficiente differenziazione dei comuni all'interno del territorio nazionale, sia in termini di completezza che di esogeneità, possono essere individuati tra:

- caratteristiche demografiche;



- morfologia del territorio;
- aspetti socio-economici;
- numerosità della popolazione.

Di seguito si riporta l'elenco nonché una breve descrizione delle variabili utilizzate in fase di Cluster Analysis per l'individuazione dei gruppi omogenei.

- **Numero di immobili locati** - Variabile che quantifica il numero di immobili locati presenti sul territorio comunale per ciascun abitante residente. I valori sono espressi per abitante rispetto alla popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (fonte MEF) (**ABIT_IMMOBILI_LOCATI_P**).
In riferimento a tale variabile, ai soli fini dell'implementazione della clustering ai comuni con valori mancanti (*missing*) è stato attribuito il valore mediano della corrispondente regione e fascia di popolazione.
- **Totale addetti** - Variabile che quantifica il numero di addetti desunti dal Registro Statistico delle Imprese Attive (ASIA 2015) presenti sul territorio comunale per ciascun abitante residente. I valori sono espressi procapite rispetto alla popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (**ASIA_ADDETTI_TOT_2015_P**).
- **Età media della popolazione** - Variabile che quantifica l'età media della popolazione residente (fonte ISTAT) (**ETA_MEDIA_POP**).
- **Livello altimetrico del municipio** - Variabile che identifica l'altitudine del municipio rispetto al livello del mare (fonte ISTAT) (**ISTAT_ALTIMETRIA_Q_COMUNE**).
- **Comune litoraneo** - Variabile dummy che identifica il posizionamento del comune in zona litoranea (fonte ISTAT) (**ISTAT_COMUNE_LITORANEO_SN**).
- **Comune totalmente montano** - Variabile dummy che identifica il posizionamento del comune in zona montana (fonte ISTAT) (**ISTAT_COMUNE_TOTMONTANO_SN**).
- **Densità abitativa** - Variabile che quantifica il numero di abitanti per Km quadrato di superficie comunale (fonte ISTAT) (**ISTAT_DENSITA_ABITATIVA_KMQ**).
- **Lunghezza delle strade del comune** - Variabile che quantifica il numero di km di strade presenti sul territorio comunale per ciascun abitante residente. I valori sono espressi per abitante rispetto alla popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (fonte ISTAT 2009) (**ISTAT_GENER_STRADE_INTER_KM_P**).
- **Presenze turistiche in alberghi e strutture complementari** - Variabile che quantifica il numero di turisti presenti sul territorio comunale per ciascun abitante residente (fonte ISTAT). I valori sono espressi per abitante rispetto alla popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (**ISTAT_PRESENZE_COMUNE_2016_P**).



- **Superficie territoriale totale** - Variabile che quantifica l'ampiezza totale del territorio comunale in kmq per ciascun abitante residente (fonte ISTAT 2011). I valori sono espressi per abitante rispetto alla popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (**ISTAT_SUPERF_TOTALE_KMQ_P**).
- **Livello di scolarizzazione** - Percentuale di diplomati e laureati rispetto alla popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (fonte ISTAT) (**LIVELLO_SCOLARIZZAZIONE_PERC**).
- **Reddito imponibile ai fini delle addizionali IRPEF** - Variabile che quantifica il reddito medio imponibile ai fini delle addizionali IRPEF 2016 (fonte MEF) (**MEF_REDDITO_MEDIO_DF_2016_EURO**).
- **Numero di famiglie e convivenze** - Variabile che identifica il numero delle famiglie e delle convivenze (fonte ISTAT). I valori sono espressi per abitante rispetto alla popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (**NUM_FAM_CONV_2016_N_P**).
- **Livello delle locazioni immobiliari ad uso ufficio** - Variabile che quantifica il livello degli affitti dei locali adibiti ad uffici espressi in euro al mq mensile (fonte Agenzia delle Entrate). Tale variabile contribuisce a identificare il diverso costo del capitale rinvenibile in un comune (**OMI_UFFICI_AFF_MQ_2016_EURO**).
- **Numero pendolari entranti** - Variabile che identifica il numero di pendolari entranti nel territorio comunale (fonte ISTAT 2011). I pendolari entranti sono ottenuti calcolando, per ogni comune, il numero di individui non residenti che hanno dichiarato di recarsi giornalmente nel comune stesso, per motivi di studio o di lavoro, partendo dall'alloggio di residenza e rientrandovi la sera, utilizzando vari mezzi di trasporto. I valori sono espressi per abitante rispetto alla popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (**PENDOLARI_ENTRANTI_2011_ISTAT_P**).
- **Poli di attrazione urbana** - Variabile dummy che identifica comuni con almeno 35.000 abitanti, un'offerta completa di scuole secondarie superiori, ospedali con DEA di 1° livello e stazioni ferroviarie di tipo almeno silver (corrispondenti a impianti medio-piccoli). Sono inclusi tutti i comuni capoluogo di provincia di fatto non selezionati sulla base della presenza dei tre servizi citati (fonte Dipartimento Sviluppo e Coesione Economica) (**POLO_SN**).
- **Popolazione residente** - Variabile che identifica la popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (fonte ISTAT) (**POPOLAZIONE_AL_31_12_2016**).
- **Immobili a disposizione** - Variabile che quantifica il numero di immobili a disposizione presenti sul territorio comunale per ciascun abitante residente in modo da rappresentare una proxy della presenza di seconde case. I valori sono espressi per abitante rispetto alla popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (fonte MEF) (**SECONDE_CASE_P**).
- **Livello delle retribuzioni del settore privato** - Variabile che quantifica il livello monetario delle retribuzioni del settore privato (fonte SOSE) (**SOSE_IND_RETRIB_PRIV_2016_EURO**).



- **Numero di unità locali Asia che svolgono attività di servizi di alloggio e di ristorazione** - Variabile che quantifica il numero di unità locali che svolgono attività dei servizi di alloggio e di ristorazione (fonte ASIA 2015). I valori sono espressi per abitante rispetto alla popolazione residente nel comune al 31/12/2016 (**UL_I_2015_N_P**).

Di seguito, nella Tabella B.1, viene mostrato lo schema fattoriale (ruotato) relativo all'analisi in componenti principali che ha permesso di individuare 11 fattori che spiegano complessivamente l'87,11% della varianza iniziale.

Tabella B.1 – Schema fattoriale

Descrizione variabile	Fattore 1	Fattore 2	Fattore 3	Fattore 4	Fattore 5	Fattore 6	Fattore 7	Fattore 8	Fattore 9	Fattore 10	Fattore 11
Superficie territoriale totale	90										
Immobili a disposizione	81				27						
Lunghezza delle strade del comune	67	-29		46							
Numero di unità locali che svolgono attività di servizi di alloggio e di ristorazione	60					60					
Livello delle retribuzioni del settore privato		80	24						-31		
Reddito imponibile ai fini delle addizionali IRPEF		72	27		-24		42				
Numero di immobili locati	23	69				31			27	24	
Numero pendolari entranti			93								
Totale addetti		22	90								
Età media della popolazione residente	32			83	21						
Numero di famiglie e convivenze	51			70	28						
Comune totalmente montano				25	87						
Livello altimetrico del municipio	43				74				-20		
Presenze turistiche in alberghi e strutture complementari						90					
Livello di scolarizzazione							95				
Popolazione residente								86		33	
Densità abitativa		22		-44		-25		62	32		
Comune litoraneo									83		
Polo urbano								20		89	
Livello delle locazioni immobiliari ad uso ufficio											94

La seguente Tabella B.2 fornisce i pesi fattoriali per ciascuna variabile inclusa nell'analisi in componenti principali.

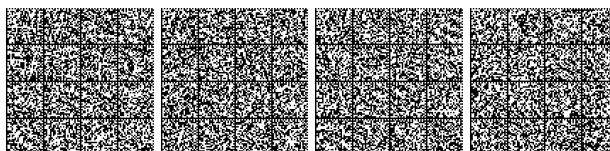
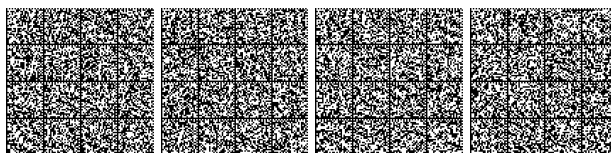


Tabella B.2 – Pesì fattoriali

Descrizione variabile	Fattore 1	Fattore 2	Fattore 3	Fattore 4	Fattore 5	Fattore 6	Fattore 7	Fattore 8	Fattore 9	Fattore 10	Fattore 11
Intercetta	1,879200	-8,754600	-0,763300	-13,637900	0,052400	1,535600	-3,831000	-2,107400	0,432800	3,164700	-2,117700
Numero di immobili locati	1,469000	12,722600	-2,675600	-5,177100	3,902200	1,815800	-4,074100	-4,364800	8,095800	6,691500	-5,028000
Totale adetti	0,058340	-0,713120	3,806840	0,126390	0,354620	0,329040	-0,573180	0,013650	0,031340	0,026690	-0,093810
Età media della popolazione	-0,035580	0,010470	0,010880	0,175690	-0,012990	-0,011880	0,002150	0,023630	0,038450	-0,023820	-0,013220
Livello altimetrico del municipio	0,000119	-0,000150	0,000108	-0,000660	0,001870	-0,000009	0,000452	0,000102	-0,000507	0,000070	-0,000036
Comune litoraneo	-0,317840	-0,140160	0,217130	0,686780	-0,170000	-0,187220	-0,247490	-0,188380	3,147020	-0,149810	-0,052870
Comune totalmente montano	-0,489710	0,114280	0,152240	0,035190	1,510970	-0,090060	-0,078840	0,097760	0,212600	-0,042890	0,132900
Densità abitativa	0,000276	0,000173	0,000019	-0,000446	0,000216	-0,000431	0,000154	0,000781	0,000561	-0,000591	-0,000169
Lunghezza delle strade del comune	4,579070	-3,829920	1,769440	3,280230	-3,199190	-1,884260	-0,010480	1,519810	-2,180150	-1,456590	2,336210
Presenze turistiche in alberghi e strutture complementari	-0,005644	-0,001775	-0,001588	0,001977	-0,002061	0,029330	-0,000064	0,005514	-0,005109	-0,005406	-0,004128
Superficie territoriale totale	9,762150	-1,811670	0,211340	-2,862300	-5,082980	-2,027080	0,517470	0,072430	-3,101380	0,350980	1,272180
Livello di scolarizzazione	0,306200	-2,755300	-0,485900	0,240500	0,411900	0,303600	15,762200	-1,223000	-1,361700	-0,495800	-1,052300
Reddito imponibile ai fini delle addizionali IRPEF	-0,000009	0,000082	-0,000012	0,000036	-0,000027	-0,000009	0,000068	0,000005	-0,000036	-0,000022	0,000007
Numero di famiglie e convivenze	0,096710	2,523630	-0,201040	7,472470	0,394460	-1,358400	1,169540	0,852930	3,215130	-0,976860	-0,487290
Livello delle locazioni immobiliari ad uso ufficio	0,011110	-0,038020	-0,015610	0,009380	0,012300	-0,062570	-0,037900	-0,033520	-0,065330	-0,008770	0,564140
Numero pendolari entranti	0,085680	-1,004590	4,299120	0,422930	0,576350	-0,792690	0,068620	-0,157080	0,627550	-0,256280	-0,342250
Polo urbano	0,277550	0,008770	-0,071320	-0,323820	0,089970	-0,681560	-0,251980	-0,503800	-0,166690	5,429370	-0,067630
Popolazione residente	-0,000002	-0,000002	-0,000001	0,000004	0,000000	0,000005	-0,000003	0,000017	-0,000005	0,000003	-0,000001
Immobili a disposizione	0,648020	0,271750	-0,106570	-0,321460	0,033460	-0,116160	-0,064910	-0,125030	0,203220	0,125660	-0,114250
Livello delle retribuzioni del settore privato	-0,000033	0,000218	-0,000024	0,000067	-0,000023	-0,000008	-0,000103	0,000028	-0,000094	-0,000040	0,000034
Numero di unità locali che svolgono attività di servizi di alloggio e di ristorazione	25,823400	-7,358600	4,199400	-16,229900	-5,916700	43,463700	8,042100	-0,842100	-4,908700	-2,091200	-2,934100



La procedura di clustering ha permesso di individuare **10** gruppi omogenei brevemente descritti nella Tabella B.3 seguente.

Tabella B.3 – Descrizione e numerosità dei cluster

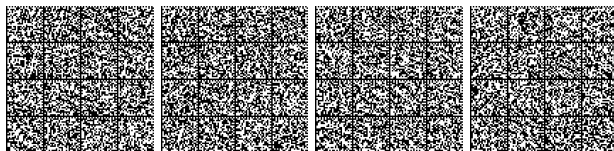
DESCRIZIONE	N. Comuni
Cluster 1 – POLI URBANI	187
Cluster 2 - Comuni con bassa numerosità e densità abitativa, elevato numero di famiglie, età media avanzata, localizzati in aree vaste di carattere interno montano	890
Cluster 3 - Comuni con basso livello di benessere con localizzazione in zone pianeggianti lungo tutto il territorio nazionale	1.556
Cluster 4 – Comuni con medio-alto livello di benessere e attrazione economica localizzati nelle zone pianeggianti del nord-est	1.003
Cluster 5 – Comuni a forte vocazione turistica con alto livello di benessere, bassa densità abitativa e con localizzazione prevalente in zone montane o litoranee	248
Cluster 6 - Comuni montani localizzati lungo l'arco alpino e nelle zone dell'appennino centro-nord	455
Cluster 7 – Comuni con elevato grado di attrazione economica e localizzazione nell'hinterland delle grandi città	407
Cluster 8 – Comuni montani localizzati prevalentemente lungo l'arco appenninico del centro-sud	1.097
Cluster 9 – Comuni con elevata densità abitativa, bassa età media e localizzazione prevalente nel centro-sud	493
Cluster 10 - Comuni in zone litoranee con basso livello di benessere	311

La Tabella B.4 e la Figura B.1 che seguono mostrano, rispettivamente, le statistiche descrittive dei singoli cluster e una rappresentazione geografica della loro dislocazione sul territorio nazionale.



Tabella B.4 –Statistiche per Cluster

Cluster	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	Cluster 6	Cluster 7	Cluster 8	Cluster 9	Cluster 10	TOTALE
Numero	187	890	1.556	1.003	248	455	407	1.097	493	311	6.647
Popolazione residente	100.753,6500	907,1978	2.943,3760	7.044,0857	6.573,6129	3.153,2571	6.901,1130	1.761,6080	18.580,1300	10.324,9420	7.743,4534
Media	50,767	560	2,071	5,817	1,377	2,487	4,128	1,322	14,397	6,196	2,487
Mediana	5,958	53	121	461	30	220	73	114	1,322	412	30
Minimo	2,873,494	7,326	15,257	29,604	123,839	13,205	39,740	7,838	89,141	59,623	2,873,494
Massimo	5,9875	3,9105	3,7117	4,4124	6,6272	4,1868	5,1837	3,5189	5,0402	5,5533	4,2924
Livello delle locazioni immobiliari ad uso ufficio	5,7084	3,4059	3,5244	4,4452	5,3107	4,0694	4,6778	3,1859	4,8436	4,6738	3,9421
Media	2,2428	1,0198	1,0198	1,3964	2,2361	1,8166	1,1619	1,1619	1,5866	1,6060	1,0198
Mediana	13,3976	13,6748	9,2681	7,9524	33,6098	7,6210	17,0646	10,8536	13,3976	16,8428	33,6098
Minimo	958,3769	30,6176	123,9078	514,6117	488,3004	218,2168	328,9161	55,0040	1,547,9684	295,0969	328,7109
Massimo	621,4682	21,8193	112,1612	411,7173	47,4938	169,1588	175,6929	46,8077	1,093,5304	218,7039	119,9587
Densità abitativa	64,9301	3,2200	22,0491	81,1946	0,7474	28,8004	12,7063	9,8656	98,4335	14,2915	0,7474
Media	8,151,2191	175,4579	379,9281	1,721,8699	11,946,4050	833,9951	1,610,8738	213,8529	1,131,0154	1,131,0154	12,272,8760
Mediana	139,5722	605,5685	221,2339	144,6291	600,1250	394,8703	320,9312	561,6481	156,2333	146,6431	338,8344
Minimo	72,0000	605,0000	222,5000	112,0000	506,5000	385,0000	277,0000	555,0000	140,0000	89,0000	279,0000
Massimo	2,0000	42,0000	0,0000	2,0000	1,0000	30,0000	3,0000	45,0000	3,0000	0,0000	0,0000
Livello altimetrico del Municipio	819,0000	1,460,0000	815,0000	457,0000	2,035,0000	1,000,0000	1,049,0000	1,343,0000	502,0000	810,0000	2,035,0000
Media	0,2888	0,0000	0,0000	0,0000	0,3145	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0666
Mediana	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000
Minimo	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000
Massimo	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000	1,0000
Comune Litoraneo	0,0802	0,7933	0,0000	0,0000	0,6411	1,0000	0,4668	1,0000	0,0000	0,2572	0,4065
Media	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	1,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Mediana	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Minimo	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Massimo	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Comune totalmente Montano	30,437,1670	30,442,7820	30,198,4310	32,781,6570	30,514,9660	31,833,6670	30,783,8120	29,281,9750	30,201,9890	28,152,5580	30,540,5420
Media	30,478,6240	30,479,7840	30,597,4440	32,783,4000	30,690,0630	31,477,2540	30,797,7070	29,118,4760	29,673,4320	27,830,0000	30,725,0000
Mediana	25,941,0500	24,390,6480	25,253,4240	29,752,3200	26,273,6840	28,237,2300	24,789,0800	24,390,6480	25,253,4240	25,588,3330	24,390,6480
Minimo	34,657,3280	34,797,4550	34,612,9910	34,781,5060	37,085,5080	34,797,4550	34,797,4550	34,797,4550	34,657,3280	32,647,6800	37,085,5080
Massimo											



Cluster	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	Cluster 6	Cluster 7	Cluster 8	Cluster 9	Cluster 10	TOTALE	
Reddito imponibile ai fini delle addizionali IRPEF	Media	20.954,7230	16.274,4660	17.471,7780	21.265,3470	18.385,9730	19.616,3970	15.072,0470	18.979,4150	15.574,0850	17.919,0530	
	Mediana	20.946,0790	16.491,2180	17.728,7170	21.061,3560	18.034,0860	19.564,6150	14.941,1720	18.323,1960	14.954,1080	18.071,8160	
	Minimo	12.003,5930	6.178,3288	9.595,1538	15.787,0260	10.253,7610	11.236,4640	9.047,6808	9.719,5722	9.582,1795	6.178,3288	
	Massimo	32.030,5270	30.020,4480	28.933,8670	32.733,1490	28.482,5900	33.833,1300	46.841,7630	26.900,0370	34.703,6750	32.862,5240	46.841,7630
Numero di famiglie e convivenze	Media	0,4383	0,5079	0,4222	0,4078	0,5190	0,4394	0,4246	0,4473	0,3941	0,4396	
	Mediana	0,4414	0,4964	0,4207	0,4069	0,4976	0,4360	0,4221	0,4446	0,3994	0,4290	
	Minimo	0,3400	0,3688	0,2992	0,3531	0,3352	0,3572	0,3103	0,3254	0,2987	0,2987	
	Massimo	0,5413	0,8533	0,5486	0,4810	0,8750	0,6597	0,5266	0,6014	0,5085	0,6286	0,8750
Età media della popolazione	Media	45,3259	49,9735	45,9161	43,3193	48,0641	45,4875	44,6962	47,3980	42,7119	45,1158	45,9965
	Mediana	45,5944	49,6512	45,8388	43,3732	47,5400	45,4457	44,6538	47,2698	43,0023	44,9247	45,6311
	Minimo	39,5969	40,7252	38,3802	37,9690	34,9234	39,4933	37,1137	35,6215	34,0221	36,9997	34,0221
	Massimo	49,7480	66,5867	56,3750	49,1074	67,1154	53,6055	51,8856	56,4858	47,8058	52,2894	67,1154
Presenze turistiche in alberghi e strutture complementari	Media	6,0524	7,1135	0,9103	0,9290	79,8628	1,1346	6,0543	1,2489	0,9228	16,7218	5,9610
	Mediana	2,2316	2,4628	0,2207	0,2707	56,5926	0,3468	1,6761	0,3002	0,3023	8,7684	0,5276
	Minimo	0,0658	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	Massimo	101,2254	77,4305	18,7718	12,1237	1.036,3351	11,9083	48,9705	15,6550	8,8568	106,8338	1.036,3351
Pendolari entranti	Media	0,2575	0,1045	0,1403	0,2294	0,1583	0,1879	0,3343	0,0753	0,1712	0,1041	0,1579
	Mediana	0,2346	0,0758	0,1185	0,2079	0,1361	0,1741	0,2245	0,0615	0,1478	0,0907	0,1207
	Minimo	0,0368	0,0000	0,0070	0,0258	0,0000	0,0137	0,0245	0,0000	0,0236	0,0028	0,0000
	Massimo	0,5864	0,7105	0,6060	0,7655	1,1372	0,7119	3,0554	0,2941	0,6359	0,3226	3,0554
Superficie territoriale totale	Media	0,0024	0,0563	0,0107	0,0028	0,1242	0,0076	0,0080	0,0256	0,0015	0,0081	0,0209
	Mediana	0,0016	0,0458	0,0089	0,0024	0,0211	0,0059	0,0057	0,0214	0,0009	0,0046	0,0083
	Minimo	0,0001	0,0057	0,0026	0,0006	0,0001	0,0012	0,0006	0,0047	0,0001	0,0009	0,0001
	Massimo	0,0154	0,3106	0,0454	0,0123	1,3380	0,0347	0,0787	0,1014	0,0102	0,0700	1,3380
Lunghezza delle strade del comune	Media	0,0108	0,1103	0,0334	0,0119	0,1015	0,0207	0,0258	0,0681	0,0084	0,0292	0,0447
	Mediana	0,0089	0,0891	0,0296	0,0107	0,0399	0,0176	0,0195	0,0597	0,0067	0,0220	0,0264
	Minimo	0,0018	0,0080	0,0055	0,0027	0,0013	0,0053	0,0036	0,0086	0,0012	0,0050	0,0012
	Massimo	0,0550	0,4906	0,1051	0,0312	1,1449	0,0683	0,2978	0,2113	0,0315	0,1618	1,1449
Numero di unità locali che svolgono attività di servizi di	Media	0,0065	0,0108	0,0043	0,0038	0,0315	0,0046	0,0063	0,0057	0,0037	0,0099	0,0068
	Mediana	0,0058	0,0099	0,0042	0,0037	0,0250	0,0046	0,0057	0,0055	0,0036	0,0079	0,0048
	Minimo	0,0033	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0013	0,0010	0,0000
	Massimo	0,0247	0,0455	0,0119	0,0086	0,1770	0,0121	0,0193	0,0136	0,0088	0,0453	0,1770



Cluster	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	Cluster 6	Cluster 7	Cluster 8	Cluster 9	Cluster 10	TOTALE
alloggio e di ristorazione	Media	0,3162	0,1512	0,1863	0,2946	0,2829	0,3650	0,1172	0,2220	0,1670	0,2097
	Mediana	0,3099	0,1314	0,1645	0,2808	0,2625	0,2661	0,1028	0,2038	0,1514	0,1787
	Minimo	0,1496	0,0105	0,0171	0,0456	0,0357	0,0425	0,0212	0,0478	0,0295	0,0105
	Massimo	0,6002	0,6917	0,5663	0,9596	1,0656	0,6035	2,3066	0,3607	0,8124	0,4297
Immobili a disposizione	Media	0,0701	0,7130	0,1114	0,0440	1,5900	0,1137	0,2582	0,0453	0,3110	0,2690
	Mediana	0,0543	0,5649	0,0910	0,0403	0,8404	0,0827	0,2136	0,0403	0,2328	0,1107
	Minimo	0,0215	0,0228	0,0144	0,0158	0,0277	0,0133	0,0365	0,0137	0,0201	0,0133
	Massimo	0,4818	3,7381	0,5692	0,1728	11,3026	0,8436	1,0704	0,1944	1,2899	11,3026
Immobili locati	Media	0,0826	0,0484	0,0405	0,0559	0,1310	0,0600	0,0242	0,0515	0,0503	0,0492
	Mediana	0,0744	0,0409	0,0375	0,0547	0,0908	0,0554	0,0194	0,0513	0,0378	0,0438
	Minimo	0,0277	0,0013	0,0006	0,0117	0,0118	0,0061	0,0006	0,0073	0,0010	0,0006
	Massimo	0,1816	0,2286	0,1403	0,1330	0,6980	0,1457	0,1857	0,0956	0,1159	0,1979
Livello di scolarizzazione	Media	0,4317	0,3200	0,3363	0,3508	0,3715	0,3368	0,3276	0,3672	0,3607	0,3446
	Mediana	0,4326	0,3217	0,3335	0,3500	0,3766	0,3354	0,3293	0,3678	0,3605	0,3423
	Minimo	0,2539	0,1026	0,1940	0,2234	0,1343	0,2043	0,2181	0,1907	0,1536	0,1026
	Massimo	0,5467	0,5230	0,5076	0,4954	0,5596	0,5509	0,6171	0,5156	0,5929	0,5716
Poli di attrazione urbana	Media	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0281
	Mediana	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	Minimo	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	Massimo	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000

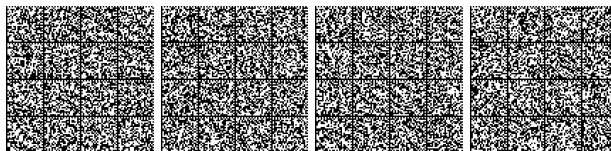


Figura B.1 – Rappresentazione grafica cluster

CLUSTER 1



CLUSTER 2



CLUSTER 3



CLUSTER 4



CLUSTER 5



CLUSTER 6



CLUSTER 7**CLUSTER 8****CLUSTER 9****CLUSTER 10**

Le tabelle seguenti, da B.5 a B.8, forniscono gli elementi di input necessari alla computazione delle misture nonché i parametri stimati.



Tabella B.5 – Medie dei Fattori per Cluster

Cluster	Fattore 1	Fattore 2	Fattore 3	Fattore 4	Fattore 5	Fattore 6	Fattore 7	Fattore 8	Fattore 9	Fattore 10	Fattore 11
1	-0,057319413	0,181096122	0,459862544	-0,064171224	-0,311002229	-0,437754136	0,807331463	1,175935164	0,52438311	5,239440834	0,328106032
2	0,651905829	-0,027377225	-0,219880494	0,914028548	0,582852001	-0,037137098	-0,237262471	-0,0157912	-0,126686433	-0,124535306	-0,044370438
3	-0,145114606	-0,184990629	-0,208965782	0,015523236	-0,812215257	-0,005768779	-0,110229103	-0,250948964	-0,310699051	-0,003551926	-0,27334049
4	-0,264298281	0,73719664	0,348494517	-0,377783573	-0,731672841	-0,160683838	-0,041253195	-0,011160764	-0,411712478	-0,248667754	0,032442527
5	2,303923809	0,697460854	0,107833914	-0,255565693	0,246329316	2,519218418	0,324132194	0,085879195	0,942937383	-0,228162014	0,531417561
6	-0,641280962	0,681996584	0,180653234	-0,000271174	1,139714766	-0,157083083	-0,208565263	-0,131355468	-0,118682875	-0,070568853	0,012771221
7	-0,261528222	-0,096410656	1,198765018	-0,179791949	0,320901278	-0,019580148	0,398877782	-0,142054233	-0,246413116	-0,166348739	0,352614193
8	-0,212765796	-0,648046997	-0,397976065	0,194505891	1,082697982	-0,132611263	-0,1051835	-0,040290879	-0,243225426	-0,07177913	-0,11974862
9	0,082428358	0,108924786	-0,068852923	-1,268313464	-0,411118958	-0,493432902	0,455025457	0,858632157	0,23323119	-0,663547765	0,126301482
10	-0,275293549	-0,804194983	-0,227024473	0,301093762	-0,569512864	0,400294651	0,009457151	-0,309972355	3,134620531	-0,142566847	0,458345558

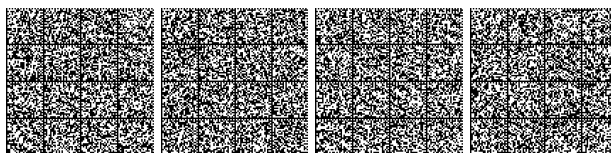
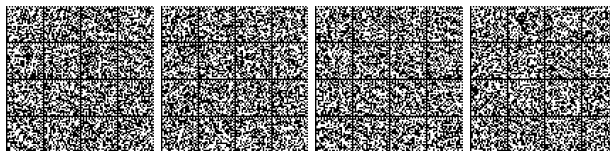


Tabella B.6 – Matrice Sigma (inversa) per Cluster

Cluster misture	Fattore 1	Fattore 2	Fattore 3	Fattore 4	Fattore 5	Fattore 6	Fattore 7	Fattore 8	Fattore 9	Fattore 10	Fattore 11
1	54,327	-6,958	-2,7706	18,457	7,645	-0,879	-4,612	0,3	-0,606	7,356	-1,167
1	-6,958	3,64	0,5605	-4,749	-1,658	1,701	1,654	0,26	0,994	1,954	0,694
1	-2,771	0,56	3,0559	-2,207	-1,157	0,56	0,289	0,19	0,533	1,279	0,351
1	18,457	-4,749	-2,2073	11,435	4,108	-2,995	-3,396	-0,48	-1,517	-1,9	-1,364
1	7,645	-1,658	-1,1574	4,108	4,725	-0,181	-1,721	-0,26	-0,155	-0,274	-0,434
1	-0,879	1,701	0,5597	-2,995	-0,181	6,757	0,891	-0,52	0,467	-2,122	0,148
1	-4,612	1,654	0,2889	-3,396	-1,721	0,891	2,538	0,29	0,629	1,907	0,661
1	0,305	0,259	0,1872	-0,483	-0,257	-0,52	0,295	0,26	0,271	1,289	0,137
1	-0,606	0,994	0,5335	-1,517	-0,155	0,467	0,629	0,27	1,011	2,251	0,274
1	7,356	1,954	1,2793	-1,9	-0,274	-2,122	1,907	1,29	2,251	12,963	1,229
1	-1,167	0,694	0,3506	-1,364	-0,434	0,148	0,661	0,14	0,274	1,229	1,518
2	4,176	-4,48	-3,5116	6,914	4,822	1,774	-6,823	-53,34	-7,988	-25,233	-5,217
2	-4,48	15,409	8,4307	-28,187	-14,103	-7,154	17,704	134,04	32,716	27,633	13,726
2	-3,512	8,431	7,993	-13,359	-8,607	-3,445	11,198	84,62	15,375	34,165	8,608
2	6,914	-28,187	-13,3588	68,073	28,524	16,385	-33,964	-256,37	-84,627	-7,862	-26,765
2	4,822	-14,103	-8,6071	28,524	15,782	6,505	-18,548	-140,23	-34,961	-35,018	-14,461
2	1,774	-7,154	-3,4447	16,385	6,505	8,039	-8,028	-57,19	-18,001	-1,108	-5,709
2	-6,823	17,704	11,1978	-33,964	-18,548	-8,028	24,946	182,92	41,086	55,502	18,509
2	-53,335	134,035	84,6189	-256,371	-140,232	-57,186	182,921	1400,69	307,494	431,071	140,385
2	-7,988	32,716	15,3754	-84,627	-34,961	-18,001	41,086	307,49	113,998	-3,734	33,254
2	-25,233	27,633	34,1648	-7,862	-35,018	-1,108	55,502	431,07	-3,734	393,005	39,449
2	-5,217	13,726	8,6078	-26,765	-14,461	-5,709	18,509	140,39	33,254	39,449	15,284
3	90,753	16,866	0,7577	-20,945	-10,753	-10,674	3,102	51,28	32,31	-63,575	4,878
3	16,866	7,365	1,256	-8,732	-3,873	-6,178	3,354	33,6	11,432	-7,637	2,943
3	0,758	1,256	5,3661	0,583	-6,408	-6,531	4,68	34,87	-4,073	35,246	2,023
3	-20,945	-8,732	0,5828	20,861	4,47	12,342	-1,997	-22,5	-28,476	57,61	-2,489
3	-10,753	-3,873	-6,4081	4,47	23,882	16,157	-9,43	-60,74	-0,783	-54,301	-3,815
3	-10,674	-6,178	-6,5307	12,342	16,157	90,909	-10,195	-77,3	3,686	-68,694	3,392
3	3,102	3,354	4,6797	-1,997	-9,43	-10,195	8,366	53,73	0,418	43,941	3,769
3	51,281	33,602	34,8744	-22,5	-60,743	-77,3	53,732	493,9	7,889	311,15	32,439
3	32,31	11,432	-4,0726	-28,476	-0,783	3,686	0,418	7,89	65,191	-121,429	7,345
3	-63,575	-7,637	35,2462	57,61	-54,301	-68,694	43,941	311,15	-121,429	577,363	9,499
3	4,878	2,943	2,0232	-2,489	-3,815	3,392	3,769	32,44	7,345	9,499	5,519
4	891,317	7,032	-16,3083	156,435	-53,914	-158,615	-29,4	88,51	-192,149	170,861	-49,303
4	7,032	12,987	3,3343	-0,339	-10,213	-2,119	0,519	0,17	-1,893	4,329	-1,256
4	-16,308	3,334	3,8395	-3,314	-5,737	-5,152	2,436	10,61	-1,264	15,148	-0,193
4	156,435	-0,339	-3,3145	37,29	-4,403	-34,402	-6,389	28,59	-44,682	46,108	-9,99
4	-53,914	-10,213	-5,7374	-4,403	44,782	46,392	-2,138	-25,13	6,93	-43,45	6,249
4	-158,615	-2,119	-5,1523	-34,402	46,392	232,881	-5,377	-102,49	78,458	-238,476	25,349
4	-29,4	0,519	2,436	-6,389	-2,138	-5,377	4,885	11,7	2,279	18,521	1,462
4	88,513	0,168	10,6083	28,586	-25,134	-102,486	11,699	171,31	-81,063	232,317	-14,708
4	-192,149	-1,893	-1,2635	-44,682	6,93	78,458	2,279	-81,06	91,051	-131,341	18,867
4	170,861	4,329	15,1476	46,108	-43,45	-238,476	18,521	232,32	-131,341	396,001	-27,335
4	-49,303	-1,256	-0,193	-9,99	6,249	25,349	1,462	-14,71	18,867	-27,335	8,745
5	0,179	-0,022	-0,1302	0,071	0,206	0,046	-0,055	-0,39	0,123	-0,62	-0,013



5	-0,022	1,038	0,2625	-0,129	-0,365	-0,138	-0,035	-0,76	-0,278	-1,686	-0,058
5	-0,13	0,262	1,7774	0,011	-0,157	-0,091	-0,071	0,73	-0,078	0,815	-0,122
5	0,071	-0,129	0,0105	0,902	0,311	0,172	0,34	1,91	0,151	2,295	0,232
5	0,206	-0,365	-0,1567	0,311	0,95	0,063	-0,163	-0,1	0,176	-0,403	0,005
5	0,046	-0,138	-0,0906	0,172	0,063	0,159	0,151	0,73	0,12	0,975	0,123
5	-0,055	-0,035	-0,0708	0,34	-0,163	0,151	1,085	1,94	0,073	2,677	0,273
5	-0,389	-0,764	0,7273	1,915	-0,096	0,731	1,935	13,36	0,192	15,889	1,63
5	0,123	-0,278	-0,0783	0,151	0,176	0,12	0,073	0,19	0,397	0,433	0,049
5	-0,62	-1,686	0,8152	2,295	-0,403	0,975	2,677	15,89	0,433	21,042	1,985
5	-0,013	-0,058	-0,1225	0,232	0,005	0,123	0,273	1,63	0,049	1,985	0,465
6	108,873	8,726	2,7035	3,105	-19,725	-17,589	3,971	70,35	-5,946	22,7	1,106
6	8,726	5,587	2,3158	-0,43	-4,904	-4,074	2,131	14,23	-3,106	14,615	0,464
6	2,704	2,316	4,0854	0,664	-5,559	-7,041	3,586	27,66	-5,883	33,477	1,028
6	3,105	-0,43	0,6639	6,75	1,085	1,068	0,295	13,25	-5,636	16,389	2,116
6	-19,725	-4,904	-5,5586	1,085	24,221	20,112	-6,449	-56,55	8,708	-63,127	0,036
6	-17,589	-4,074	-7,0411	1,068	20,112	94,127	-9,612	-54,04	22,948	-104,685	6,388
6	3,971	2,131	3,5864	0,295	-6,449	-9,612	6,107	41,29	-6,691	45,498	1,628
6	70,348	14,229	27,6585	13,248	-56,547	-54,041	41,287	409,66	-56,001	400,353	17,681
6	-5,946	-3,106	-5,883	-5,636	8,708	22,948	-6,691	-56	24,944	-84,01	0,174
6	22,7	14,615	33,4765	16,389	-63,127	-104,685	45,498	400,35	-84,01	500,83	11,377
6	1,106	0,464	1,0276	2,116	0,036	6,388	1,628	17,68	0,174	11,377	4,675
7	25,33	2,02	-1,1538	1,49	5,015	2,146	-0,753	3,16	-1,698	-4,474	-0,401
7	2,02	2,029	0,5418	-0,593	0,38	-0,54	0,311	1,64	-1,251	4,163	-0,012
7	-1,154	0,542	0,7859	-0,186	-0,435	-0,27	0,58	3,73	-0,909	5,338	0,374
7	1,49	-0,593	-0,1864	3,137	0,525	-0,376	0,08	3,53	-1,108	3,466	0,098
7	5,015	0,38	-0,4348	0,525	2,577	1,065	-0,528	-2,51	-1,203	-3,633	-0,274
7	2,146	-0,54	-0,27	-0,376	1,065	9,985	-0,405	-1,94	3,132	-8,832	0,914
7	-0,753	0,311	0,5797	0,08	-0,528	-0,405	1,456	4,56	0,312	5,725	0,469
7	3,16	1,645	3,7346	3,535	-2,511	-1,936	4,556	48,06	-4,312	45,839	3,078
7	-1,698	-1,251	-0,9092	-1,108	-1,203	3,132	0,312	-4,31	11,364	-8,372	0,733
7	-4,474	4,163	5,3381	3,466	-3,633	-8,832	5,725	45,84	-8,372	68,953	2,42
7	-0,401	-0,012	0,374	0,098	-0,274	0,914	0,469	3,08	0,733	2,42	1,029
8	22,301	3,683	-2,1646	-14,326	3,631	2,544	-1,643	-23,42	23,761	-70,687	-0,522
8	3,683	14,073	6,4425	-24,562	-11,631	-10,549	15,747	121	29,986	23,152	11,644
8	-2,165	6,442	11,9688	-9,082	-7,179	-7,88	8,66	68,07	8,898	32,029	6,251
8	-14,326	-24,562	-9,0816	63,646	17,412	24,291	-24,803	-188,87	-80,966	65,458	-19,064
8	3,631	-11,631	-7,179	17,412	23,923	10,316	-18,576	-143,89	-13,84	-78,271	-12,646
8	2,544	-10,549	-7,88	24,291	10,316	64,96	-10,348	-63,19	-19,408	-3,574	-0,26
8	-1,643	15,747	8,6599	-24,803	-18,576	-10,348	24,137	182,16	28,492	76,965	17,387
8	-23,418	120,999	68,0705	-188,873	-143,889	-63,193	182,158	1464,17	209,959	622,919	139,039
8	23,761	29,986	8,898	-80,966	-13,84	-19,408	28,492	209,96	122,923	-123,801	24,875
8	-70,687	23,152	32,029	65,458	-78,271	-3,574	76,965	622,92	-123,801	899,565	50,685
8	-0,522	11,644	6,2511	-19,064	-12,646	-0,26	17,387	139,04	24,875	50,685	15,759
9	571,78	10,247	0,7601	97,306	-69,516	-95,552	-19,78	11,1	-133,785	115,542	-33,313
9	10,247	4,921	0,2126	-0,668	-2,168	9,487	0,175	-1,79	2,066	-0,924	0,841
9	0,76	0,213	3,1591	-1,441	-4,847	-6,666	0,831	1,94	-1,431	6,694	-0,503
9	97,306	-0,668	-1,4409	21,059	-7,458	-27,397	-4,298	3,99	-24,189	26,464	-7,439
9	-69,516	-2,168	-4,8475	-7,458	42,893	43,788	-1,566	-10,97	19,938	-40,882	5,706



9	-95,552	9,487	-6,6656	-27,397	43,788	317,192	-3,904	-49,31	79,742	-238,074	35,468
9	-19,78	0,175	0,8308	-4,298	-1,566	-3,904	2,722	2,12	4,79	5,031	1,052
9	11,099	-1,792	1,9448	3,985	-10,966	-49,306	2,122	20,3	-15,669	48,638	-5,358
9	-133,785	2,066	-1,4308	-24,189	19,938	79,742	4,79	-15,67	55,56	-62,594	15,859
9	115,542	-0,924	6,6943	26,464	-40,882	-238,074	5,031	48,64	-62,594	208,155	-26,364
9	-33,313	0,841	-0,5031	-7,439	5,706	35,468	1,052	-5,36	15,859	-26,364	6,708
10	17,917	2,16	0,3199	0,167	3,387	-1,844	-0,225	6,05	-5,924	-0,963	-0,67
10	2,16	4,997	0,5864	-1,832	1,27	-1,339	-0,586	-2,37	-4,045	-2,626	-1,882
10	0,32	0,586	7,7476	0,24	-0,153	-0,636	0,391	-0,84	-1,499	5,839	0,108
10	0,167	-1,832	0,2397	4,056	-0,234	0,654	0,365	3,62	-0,93	8,121	0,404
10	3,387	1,27	-0,1529	-0,234	2,705	-0,555	-0,237	1,16	-2,438	-1,199	-0,481
10	-1,844	-1,339	-0,6357	0,654	-0,555	2,358	0,508	1,13	0,984	3,448	0,533
10	-0,225	-0,586	0,3906	0,365	-0,237	0,508	1,586	2,26	0,195	5,592	0,266
10	6,046	-2,37	-0,8438	3,616	1,161	1,13	2,255	28,94	-0,606	22,026	2,53
10	-5,924	-4,045	-1,4989	-0,93	-2,438	0,984	0,195	-0,61	13,416	-4,189	1,338
10	-0,963	-2,626	5,839	8,121	-1,199	3,448	5,592	22,03	-4,189	63,643	2,576
10	-0,67	-1,882	0,1084	0,404	-0,481	0,533	0,266	2,53	1,338	2,576	1,536

Tabella B.7 – Peso Mistura

Cluster	Peso Mistura
1	0,028132992
2	0,137397628
3	0,230786029
4	0,149412322
5	0,037540657
6	0,067471073
7	0,064795757
8	0,162567812
9	0,075173182
10	0,046722548

Tabella B.8 – Determinanti

Cluster	Determinante
1	0,00065780000000
2	0,00000001364900
3	0,00000000000014
4	0,00000000000001
5	529,81878000000000
6	0,00000000000076
7	0,00000154020000
8	0,00000000000017
9	0,00000000010440
10	0,00000004971100

