Business Intelligence per i Big Data

Esercitazione di laboratorio N. 3

Gli obiettivi dell'esercitazione sono:

- **applicare i principali algoritmi di clustering disponibili in RapidMiner per segmentare gli utenti della campagna in funzione delle loro caratteristiche anagrafiche e lavorative.**

Dati strutturati

Il dataset denominato UsersSmall (UsersSmall.xls) raccoglie dati anagrafici e lavorativi relativi a circa 300 persone contattate da un'azienda per proporgli l'iscrizione ad un loro servizio. Per tali utenti è noto se, dopo essere stati contattati, si sono iscritti al servizio proposto oppure no (valore del campo Response).

La lista completa degli attributi del dataset a disposizione (UsersSmall.xls) è riportata di seguito.

(1) Age
(2) Workclass
(3) Education record
(4) Marital status
(5) Occupation
(6) Relationship
(7) Race
(8) Sex
(9) Native country
(10) Response.

Dati testuali

Il dataset denominato Wikipedia contiene una collezione di 12 articoli di Wikipedia, appartenenti a 3 differenti categorie. In particolare, i documenti appartengono ai seguenti argomenti: matematica, cibo, sport.

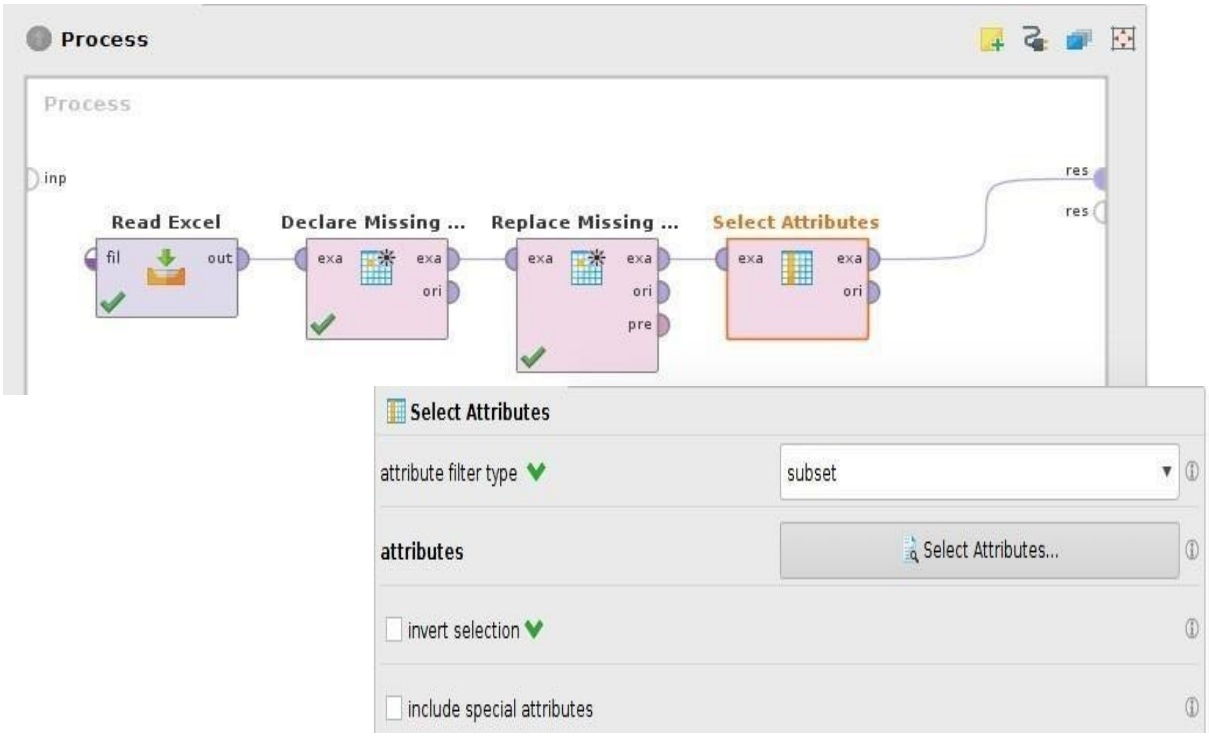
Clustering di dati strutturati

L'obiettivo dell'analisi è raggruppare le persone in gruppi omogenei, tali che persone appartenenti al medesimo gruppo abbiano caratteristiche simili mentre persone appartenenti a gruppi diversi siano dissimili. I gruppi possono rappresentare segmenti di clientela verso cui mirare specifiche promozioni o campagne pubblicitarie.

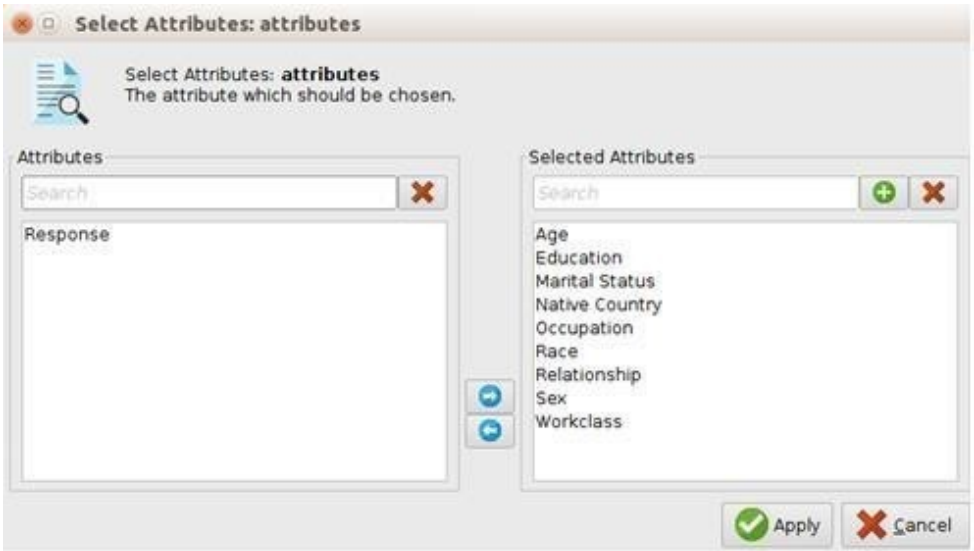
Obiettivo 1 - Import e preprocessing dei dati

Eseguire i diversi step di preprocessing, come imparato nell'esercitazione precedente.

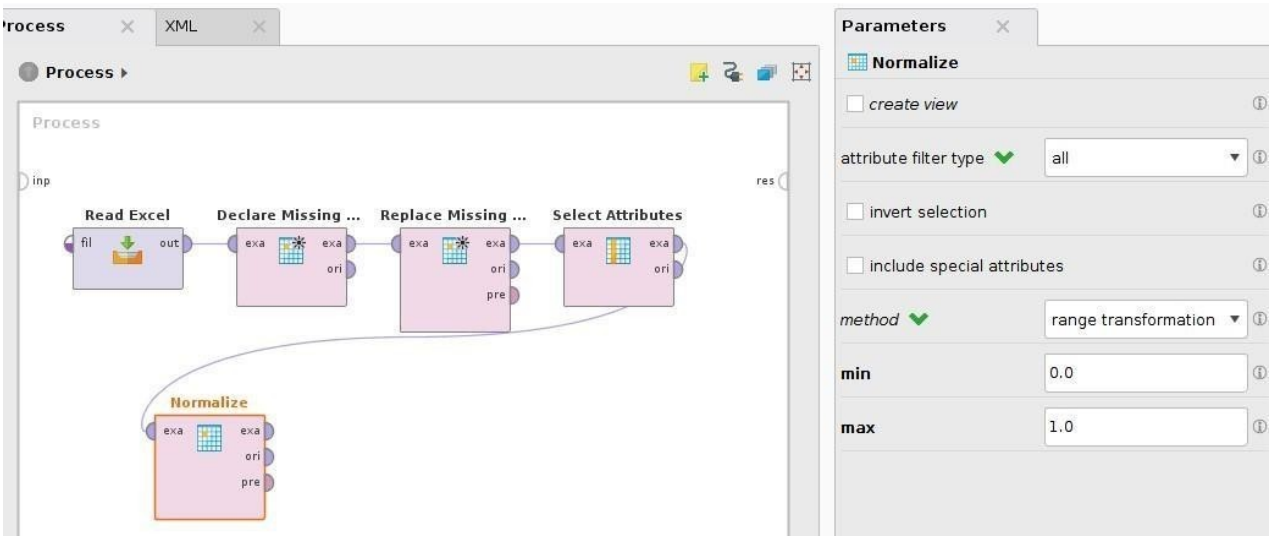
- In particolare, eseguire i seguenti step:
  - Import dati
  - Declare and replace missing values
  - Rimozione degli outliers



- Escludere l'attributo ***Response*** dall'analisi usando l'operatore ***Select Attributes***.



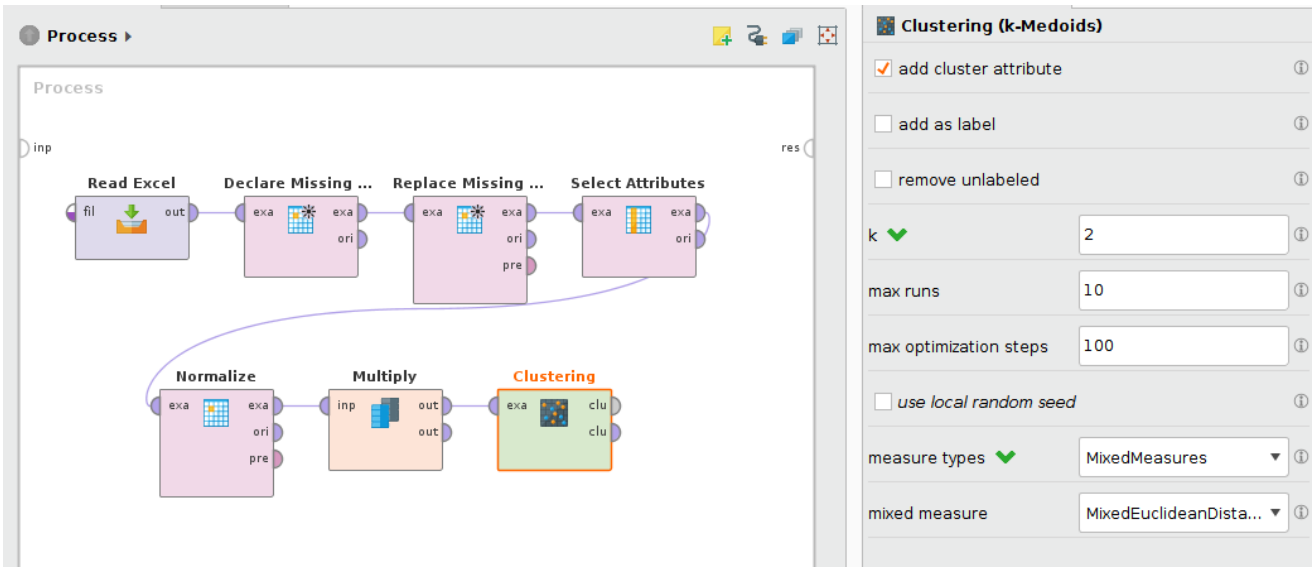
- **Normalizzare** i valori degli attributi numerici indicando come intervallo di valori [0-1] utilizzando l'operatore **Normalize**. L'unico attributo che verrà normalizzato è l'attributo età.



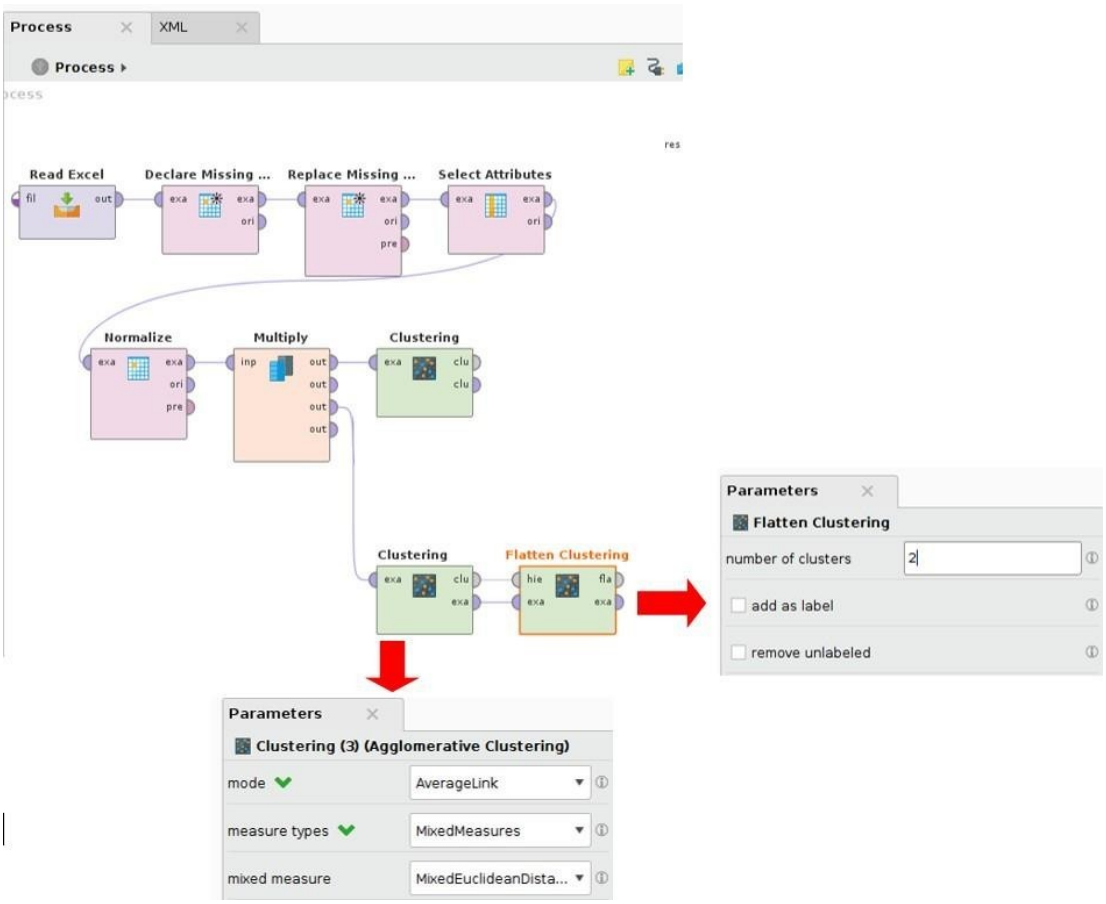
- Quando avete bisogno di utilizzare lo stesso input per diversi algoritmi, utilizzate l'operatore **Multiply**. Nei prossimi step verranno comparati diversi algoritmi di clustering.

Obiettivo 2 - K-Medoids e Agglomerative clustering

- Applicare l'algoritmo di clustering k-Medoids (quali differenze ha rispetto al K-means?) settando a K=2 il numero di cluster. Esegui il processo e analizza i risultati. Come sono distribuiti i due cluster trovati?
- Come sono distribuite le persone con Marital-Status: "*Divorced*" all'interno dei due cluster identificati? Provare a rispondere alla domanda con l'aiuto di un grafico (Bar-column).

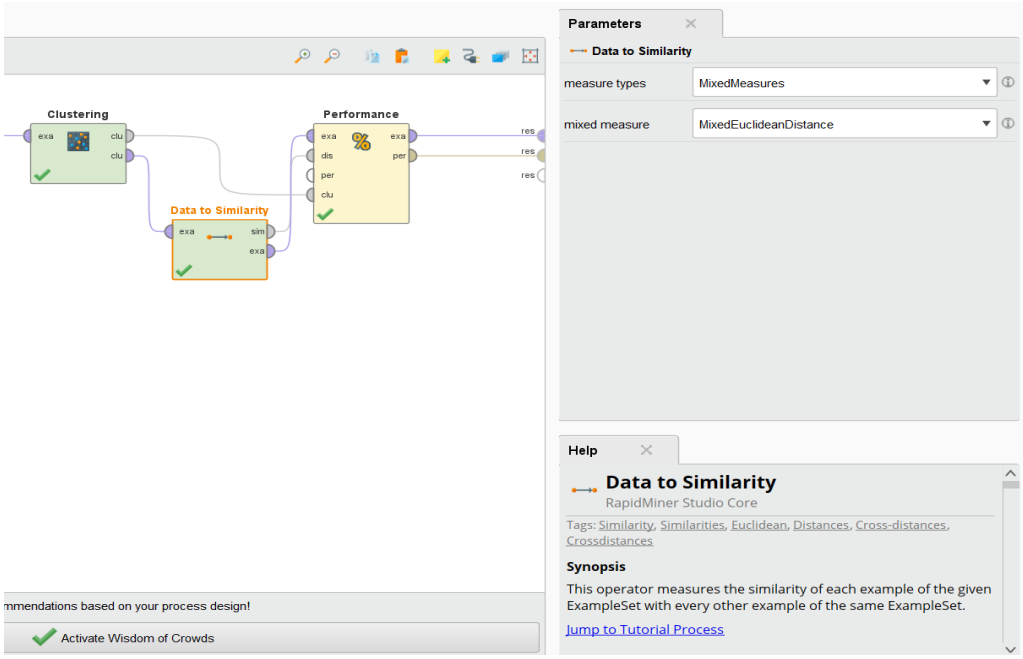


- Applicare l'algoritmo di clustering Agglomerative (Agglomerative Clustering). Selezionare due cluster dal risultato dell'algoritmo di clustering Agglomerative utilizzando l'operatore Flatten Clustering. Esegui il processo e confronta il risultato ottenuto con quello prodotto dall'algoritmo k-Medoids (numero di cluster k=2) svolto precedentemente. Come sono distribuiti gli elementi all'interno dei due clusters?

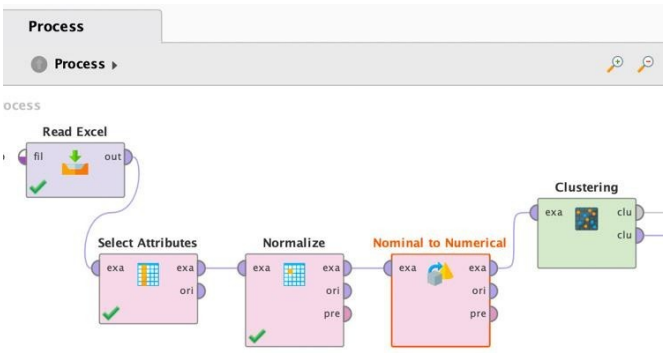


Obiettivo 3 - Valutazione oggettiva dei cluster generati per l'algoritmo K-Medoid

- Calcolare le performance dei cluster generati con l'algoritmo *K-Medoid*. Per il calcolo usare il blocco **Data To Similarity** e il blocco **Performance (Cluster Density Performance)**, che permette di misurare la densità del cluster e quindi quanto questo sia compatto. Utilizzare *MixedMeasures* come *measure types* in **Data To Similarity,** in quanto gli attributi sono sia numerici che nominali.



- Provare adesso a trasformare tutti gli attributi nominali in attributi numerici prima di effettuare l'algoritmo di clustering. Utilizzare l'operatore "Nominal to Numerical" con coding_type: **dummy coding.** In che modo vengono trasformati gli attributi nominali con questo operatore? Se tutti gli attributi sono ora numerici è possibile utilizzare altre misure di distanza cambiando *measure types* a *NumericalMeasures* e scegliendone un altra (per ora mantenere *Euclidean Distance*). Come varia il valore (calcolato sempre con K=2)? Il valore ottenuto è migliore o peggiore di quello ottenuto in precedenza?
- Provare a riflettere su vantaggi e svantaggi della tecnica **dummy coding** rispetto al label encoding utilizzato internamente da RapidMiner nell'operatore di clustering. Quando è meglio utilizzare uno e quando l'altro?



- Rieseguire adesso il processo di valutazione precedente per **differenti valori di K** per l'algoritmo **K-medoids.** Come varia il valore ottenuto all'aumentare di K? Come spieghi questo comportamento?