Tipologia i cicle de dades · PRACTICA 2 · 2017-2018

EEES · Màster de data Science

Relació i patrons entre moviments de índexs de borsa i cryptomoneda

Nom i Cognoms: Albert Costas Gutiérrez

UOC practica 2. Tipologia i cicle de vida.

Descripció

Datasets per la comparació de moviments i patrons entre els principals indexs borsatils espanyols i les crypto-monedes

Links	**Fitxers**
Repositori github: https://github.com/acostasg/scraping Repositori kaggle Open data: • https://www.kaggle.com/acostasg/stock-index • https://www.kaggle.com/acostasg/crypto-currencies • **https://www.kaggle.com/acostasg/cryptocurrenciesvsstockindex**	• Document PDF amb les respostes de les preguntes i els noms dels components del grup. • Fitxer amb el codi **Pyhton** per obtenir les dades • Fitxer **R** amb correlació d'atributs • Carpeta CSV amb les dades

Estructura

```
scraping
├── pdf
│   ├── acostasg-PRACTICA_1.pdf  # Document pdf de la practica 1, components grup
│   └── acostasg-PRACTICA_2.pdf  # Document pdf de la practica 2, components grup
│
├── csv  # datasets
│   ├── cypto_currencies
│   │   └── ... # fitxers csv
│   ├── stock_index
│   │   └── ... # directoris per data amb els csv
│   └── dataset
│       └── dataset.csv # dataset preparat per al script R unifica els anteriors
│
├── projects
│   ├── scraping_crypto_currencies.py # scraping url criptomoneda
│   ├── scraping_stock_indexs.py # scraping url el economista
│   └── cleanAndTransform.py # script para limpiar i unificar en un dataset
├── R
│   └── script.r # script R  i amb correlació d'atributs i model
│
├── README.md
├── cleanData.py #fitxer python per netejar, unificar i transformar les dades
├── scraping.py # fitxer python incial
└── setup.py
```

Autors

Albert Costas Gutierrez - acostasg@uoc.edu

Llicència

Fonts de dades

- http://www.eleconomista.es
- https://coinmarketcap.com

Les dades de borsa i crypto-moneda estan en última instància sota llicència de les webs respectivament.

Respostes a les preguntes

1. Descripció del dataset

Perquè és important i quina pregunta/problema pretén respondre?

En aquest hi ha 2 datasets, els quals netejarem i transformarem en un únic dataset amb l'objectiu de poder **comparar** en el mateix període de temps si hi ha **relació o es podreixen patrons** comuns entre els **moviments borsatils** dels principals indexes espanyols i els **moviments de les crypto-monedes**.

En aquest cas **el «trading» en cryptomoneda** és relativament nou, força popular per la seva formulació com a mitja digital d'intercanvi, **utilitzant un protocol que garanteix la seguretat, integritat i equilibri** del seu estat de compte per mitjà d'un entramat d'agents.

En aquest cas el context és detectar o preveure els **diferents moviments que es produeixen per una sèrie factors**, tant de moviment interns (compra-venda), com externs (moviments polítics, econòmics, etc...), en els principals índexs borsatils espanyols i de les crypto-monedes.

Hem seleccionat diferents fonts de dades per generar fitxers «csv» i **guardar diferents valors en el mateix període de temps**. És important destacar que ens interessa més les tendències alcistes o baixes que el volum de les transaccions.

Cal destacar per altra banda, que en el nou dataset un cop netejades les dades passàrem **totes les monedes a Euros, ja que en la cryptomendes està en dolors, ho farem el script de neteja de python.**

La comunitat podrà respondre, entre altres preguntes, a:

Està afectant o hi ha **patrons comuns** en les cotitzacions de cryptomonedes i el mercat de valors principals del país d'Espanya?

Els efectes o agents **externs afecten per igual a les accions o cryptomonedes**

Hi ha **relacions cause efecte** entre les acciones i cryptomonedes?

2. Neteja de les dades

2.1. Selecció de les dades d'interès a analitzar. Quins són els camps més rellevants per tal de respondre al problema?

En aquest cas el contingut està format per diferents csv, especialment tenim els fitxers de moviments de **cryptomoneda**, els quals s'ha generat **un fitxer per dia del període de temps estudiat**.

Pel que fa als moviments dels principals **índexs borsatils s'ha generat una carpeta per dia del període, en cada directori un fitxer amb cadascun dels noms dels índexs.** Degut això s'han comprimit aquests últims abans de publicar-los en el directori de «*open data*» kaggle.com.

Pel que fa als camps, ens **interessà detectar els moviments alcistes i baixistes**, o almenys aquelles que tenen un patró similar en les cryptomonedes i els índexs. Els camps especialment són els camps comuns els quals netejarem i crearem el dataset parat per l'«script» d'R on generarem la correlació d'atributs i el model:

Camps comuns o nous (transformació i discretització):

- **Data:** Data de l'observació
- **Nom**: Nom empresa o cryptomoneda, per identificar de quina moneda o index estem representant.
- **Símbol**: Símbol de la moneda o del index borsatil, per realitzar gràfic posteriorment d'una forma més senzilla que el nom.
- **Preu**: Valor en euros d'una acció o una cryptomoneda (transformarem la moneda a euros en el cas que estigui en dòlars amb l'última cotització (un dollar a 0,8501 euro)

```
Min.    1st Qu.   Median     Mean     3rd Qu.       Max.
 0.00     0.00     0.09      51.33     2.17        82001.24
```

Clarament tenim valors extrem legítims a causa del bitcoin.

- **Volum:** En euros/volum 24 hores, acumulat de les transaccions diàries en milions d'euros.
- **Tipus_cotitzacio**: Valor nou que agregarem per discretitzar entre la cotització: baix (0 i 1), normal (1 i 100), alt (100 i 1000), molt_alt (>1000)

```
     alta     baixa     molt_alta    normal
      625     33980       242        13653
```

```
def get_type_value(value):
    if value <= 1:
        return 'baixa'
    if 1 < value <= 100:
```

```
        return 'normal'
    if 100 < value <= 1000:
        return 'alta'
    else:
        return 'molt_alta'

  return 'molt_alta'
```

- **Tipus**: Generarem aquest per agrupar identificar cryptomonedes d'índex de borsa, tindrà 2 valors: cryptomoneda/borsa.

```
crypto_moneda :38090
index_borsatil:10432
```

Crypto-currencies (no els utilitzarem):

- **Símbol**: Símbol o acrònim de la moneda
- **Cap de mercat**: Valor total de totes les monedes en el moment actual
- **Oferta circulant**: Valor en oportunitat de negoci
- **% 1h, % 2h i %7d**, tant per cent del valor la moneda en 1h, 2h o 7d sobre la resta de cyprtomonedes.

Stock Index (no els utilitzarem):

- **Estat**: Estat final en tancament en alta o baixa del dia.
- **Var. Per cent**: Variació en el moment del tancament amb tant per cent respecte al dia anterior
- **Var. En euros**: Variació en el moment del tancament amb euros respecte al dia anterior.
- **Capitalització**: Valor de l'empresa respecte a les seves accions.
- **PER**: La ràtio preu-benefici
- **Rent./Div:** Rendibilitat de l'acció respecte al valor inicial de l'acció.

2.2. Les dades contenen zeros o elements buits? I valors extrems? Com gestionaries cadascun d'aquests casos?

Com es pot veure en script de python per netejar les dades: **clearData.py, el fitxer** netejar, elimina, transforma i unifica les dades procedents de les diferents fonts en el fitxer dataset.csv.

El dataset.csv és el conjunt de resultats que utilitzarem per a l'anàlisi amb els camps:

```
HEADERS = ['Data', 'Tipus', 'Nom', 'Simbol', 'Preu (Euros)', 'Tipus_cotitzacio']
```

Filter

	Data	Tipus	Nom	Simbol	Preu..Euros.	Tipus_cotitzacio
1	2017-11-19	crypto_moneda	BTCBitcoin	BTC	6.832132e+03	molt_alta
2	2017-11-19	crypto_moneda	ETHEthereum	ETH	2.985163e+02	alta
3	2017-11-19	crypto_moneda	BCHBitcoin Cash	BCH	1.003034e+03	molt_alta
4	2017-11-19	crypto_moneda	XRPRipple	XRP	1.952729e-01	baixa
5	2017-11-19	crypto_moneda	LTCLitecoin	LTC	6.010265e+01	normal
6	2017-11-19	crypto_moneda	DASHDash	DASH	3.720960e+02	alta

dataset 48522 obs. of 6 variables

Disposem de 48522 observacions amb 6 atributs:

Pel que fa a les estratègies que hem seguit per als zeros i elements buits són:

- Les monedes o índex borsatils que puntualment **no hi havia preu, està en blanc, eliminem l'observació**, en aquest no disposar d'un valor d'una cotització podria contaminar la tendència, en aquest sentit es mantindrà la tendència del dia anterior.

```
def get_value_euros(row):
    value = clear_currency_data(row)
    if value:
        return float(value) * EURO_VALUE_FROM_DOLAR
    else:
        return None
```

(de 48522 observacions em passat a 46859)

- Pel que fa als índexs borsatils, que no hi havia símbol o no es disposava, s'ha agregat els tres primers caràcters del nom del valor, per poder realitzar gràfics posteriorment amb un nom curt.

```
format(get_value_euros(row[4][1:])
```

Finalment sobre les monedes s'ha passat a euros, ja que les cryptomonedes el preu era amb dollars, i els índexs borsatils en euros, amb una precisió de decimals de 9 dígits, què es recomana per monedes.

A més s'ha unificat la data dels valors amb un format estàndard YYYY-m-d.

```
FORMAT_DATA = '%d_%m_%Y'
```

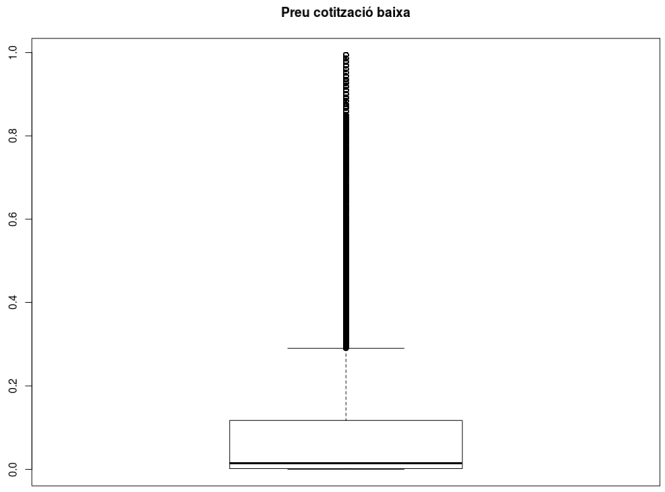
Pel que fa als valors extrems hem d'observar primer les freqüències, ho farem pel tipus de cotització que hem discretitzat, per tenir una primera aproximació a la similitud de la tendència.

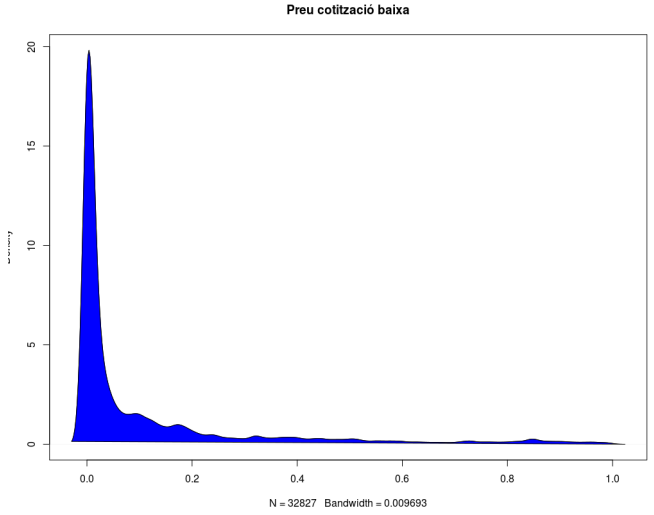
Cal tenir present, que la diferència entre cryptomonedes és molt alta, especialment amb el

màxim o valors extrems del bitcoin.

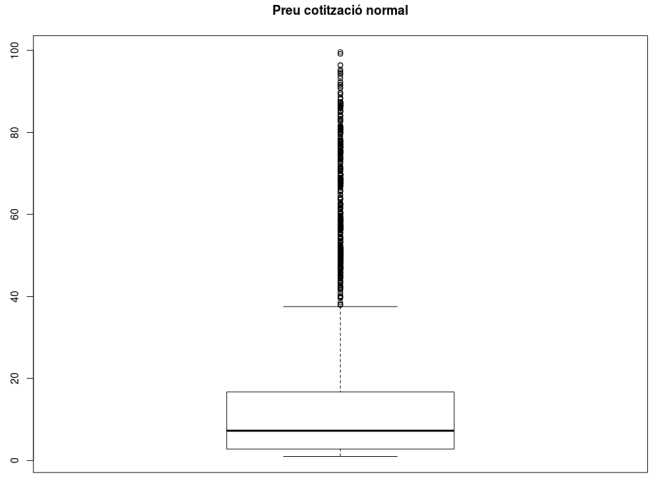
En definitiva els **valors extrems en el nostre cas es tracta de valors atípics legítims**, no son degut a cap error humà o de mostreig, i ens aporta una major font d'informació, degut a que pot haver-hi ha una tendència entres els «stock» index i les cryptomendes amb el cotització alta del bitcoin (es veuran «arrossegades» per la tendència), com valor extrem de la resta de cryptomonedes.

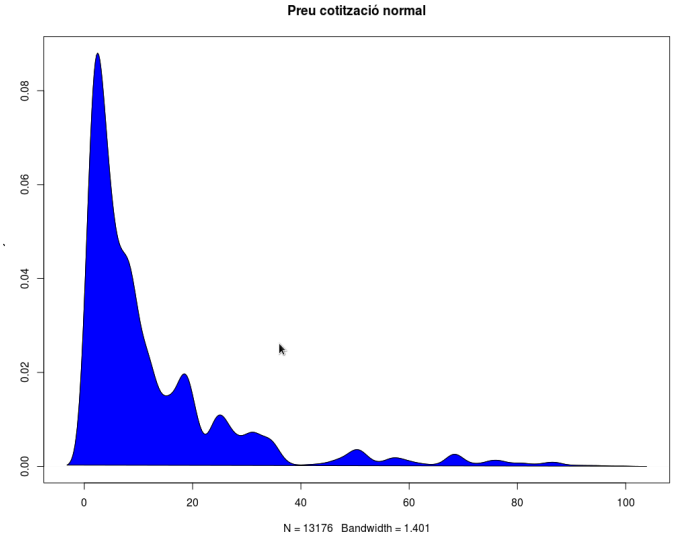
Cotització baixa:



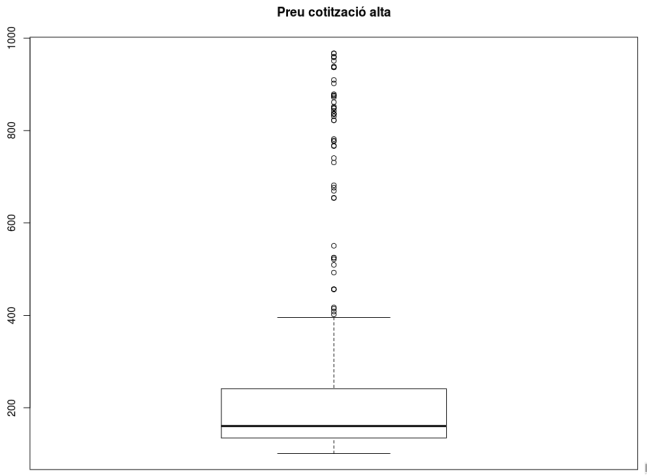


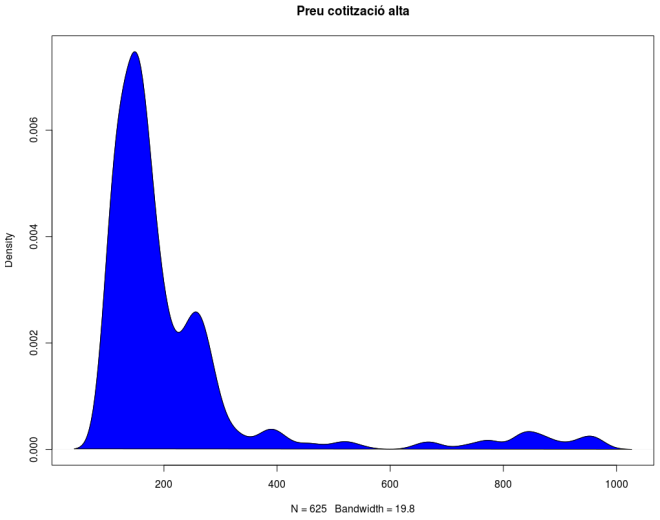
Cotització normal:



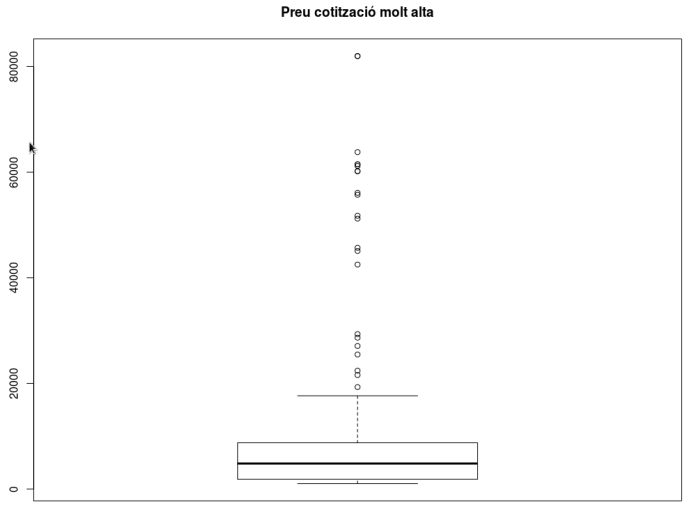


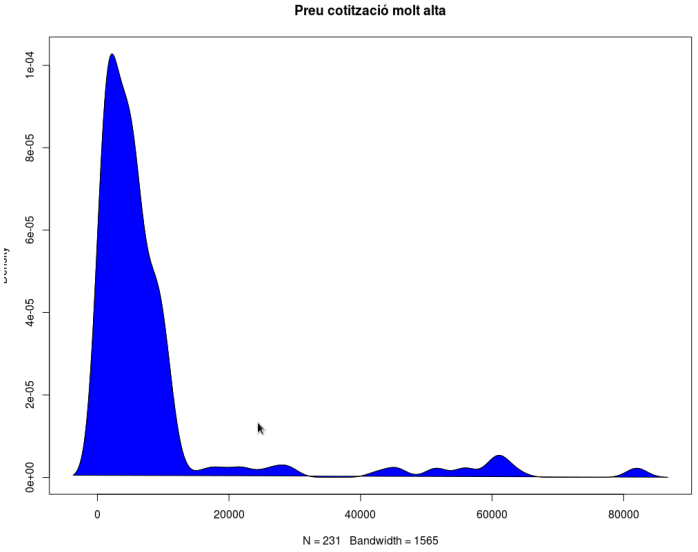
Cotització alta:





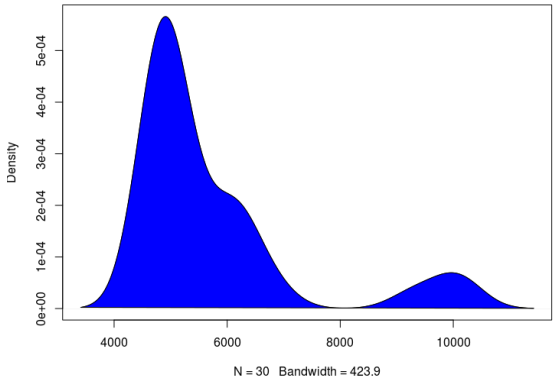
Cotització molt alta:

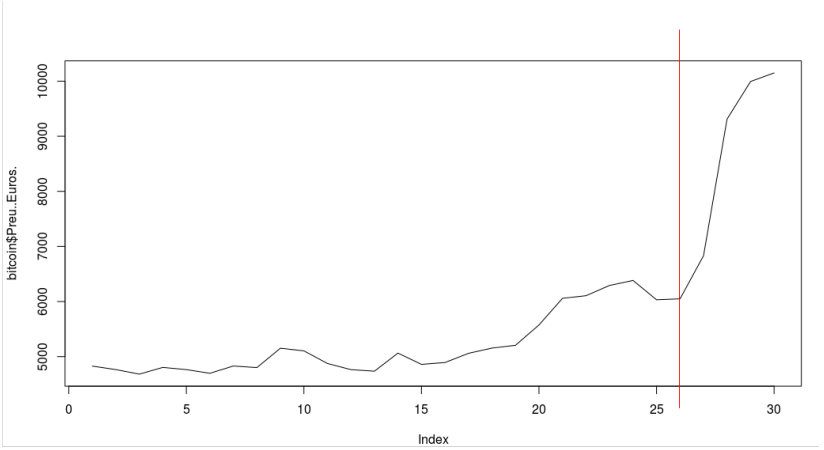




Com podem veure en cada grup del tipus de cotització la distribució es comporta de la mateixa forma, la gran concertació de valors està en el rang més vaig de preu de cada discretització, per tant tenim representat valors extrems legítims que ens indiquen que sempre hi ha cotització molt més altes que la majoria.

Una observació curiosa és un valor extrem el **bitcoin com a cryptomoneda** que està en un moviment alcista molt clar. Podem fer una ampliació de la distribució del bitcoin per veure aquesta tendència:





3. Anàlisis de les dades:

3.1. Selecció dels grups de dades que es volen analitzar/comparar.

En aquest cas el grup de dades que volem comparar son el preu de les cotitzacions, i **discretitzar per grup de baixa, normal, alta i molt alta**, per veure relacions del valor qualitatiu de tipus (si es cryptomoneda o índex borsatil):

- **Data:** Data de l'observació
- **Nom**: Nom de l'empresa o cryptomoneda, per identificar de quina moneda o index estem representant.
- **Símbol**: Símbol de la moneda o del index borsatil, per realitzar gràfic posteriorment d'una forma més senzilla que el nom.
- **Preu**: Valor en euros d'una acció o una cryptomoneda (transformarem la moneda a euros en el cas que estigui en dòlars amb l'última cotització (un dollar a 0,8501 euro)
- **Tipus_cotitzacio**: Valor nou que agregarem per discretitzar entre la cotització: baix (0 i 1), normal (1 i 100), alt (100 i 1000), molt_alt (>1000)
- **Tipus**: Tipus de valor: «stock» índex o cryptomoneda.

Tenim 2 grups cyptomoneda i «stock index», a més de 4 grups per tipus de preu en la cotització, posteriorment utilitzarem algorismes d'agrupació per veure similitud amb aquest tipus de valor.

3.2. Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variància. Si és necessari (i possible), aplicar transformacions que normalitzin les dades.

Com hem vist en la pregunta 2, no hi hagut més remei que discretitzar per tipus de preu en la transacció, ja que els valors extrems d'algunes cryptomonedes eren molt alts (bitcoin), igual ha passat en les stock indexs.

Amb el test de Levene amb els grups de cryptomoneda i stock index, p-valor és menor de 0.05 per tant es **rebutja la hipotiposi nul·la**:

```
Rcmdr>  with(dataset, tapply(Preu..Euros., Tipus, var, na.rm=TRUE))
 crypto_moneda index_borsatil
   1758612.334        501.601

Rcmdr>  leveneTest(Preu..Euros. ~ Tipus, data=dataset, center="median")
Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = "median")
         Df F value    Pr(>F)
group     1  13.562 0.000231 ***
      47183
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Per tant hem **aplicat transformació per obtenir grups homogenis i poder tenir un gràfic adequat amb la freqüència dels valors**. Tot i això aplicarem un algorisme d'agrupació en la pregunta 5, i ara realitzarem el test de Levene per **veure l'homogeneïtat dels grups** per tipus de valor:

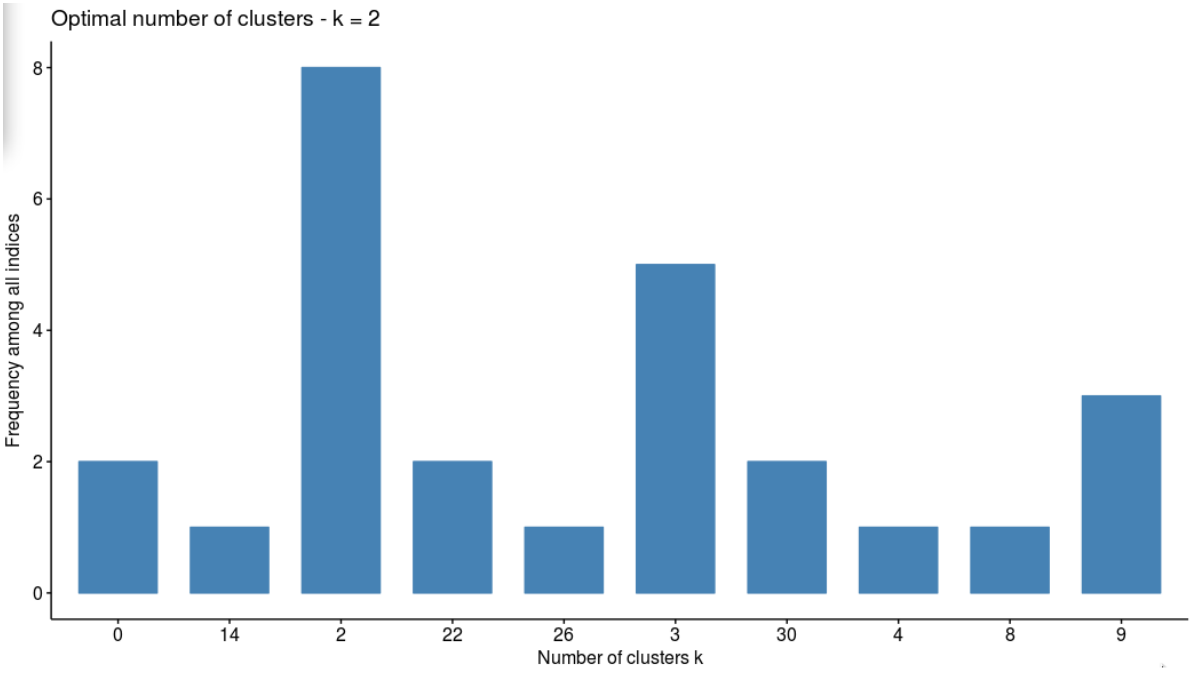
```
Rcmdr>  with(dataset, tapply(Preu..Euros., list(Tipus, Tipus_cotitzacio), var, na.rm=TRUE))
                     alta      baixa molt_alta   normal
crypto_moneda  38146.8202 0.03796463 203807965 236.7990
index_borsatil   506.1773 0.06039860        NA 238.1323

Rcmdr>  leveneTest(Preu..Euros. ~ Tipus*Tipus_cotitzacio, data=dataset, center="median")
Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = "median")
         Df F value    Pr(>F)
group     6  1864.7 < 2.2e-16 ***
      47178
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Tampoc tenim normalitat ni grups homogenis, degut als valors extrems que no hem descartat segurament, en tot cas, el que farem al punt 3.3 és usar algorisme de kmeans per trobar la agrupació més optima i poder veure realment si hi ha una relació entre als valors de la cryptomoneda i els index borsatil.

3.3. Aplicació de proves estadístiques (tantes com sigui possible) per comparar els grups de dades.

En aquest cas utilitzarem un **model d'agregació que ens permetrà fer perdicions d'atributs observant els veïns més pròxims**, per majoria o mitjana. El que farem és normalitzar els valors i utilitzarem l'algorisme kmeans

amb R per crear cluster o grups de dades òptims, a més del NbClust un paquet que iterare amb algorisme kmeans per proposar el número de clusters o grups més òptims:




```
Conclusion

=========================
* According to the majority rule, the best number of clusters is  2 .
```

Podem veure que el cluster més optim està format per 2 grups, tot i això, amb 4 grups ens dóna un valor més alt d'homogeneïtat:

```
clusters_2 <- kmeans(price_norm,2, 15)
print(clusters_2)

K-means clustering with 2 clusters of sizes 47168, 17

Cluster means:
   Preu..Euros.
1  -0.01698065
2  47.11429870

Within cluster sum of squares by cluster:
[1] 6930.837 2503.691
 (between_SS / total_SS =  78.1 %)
```

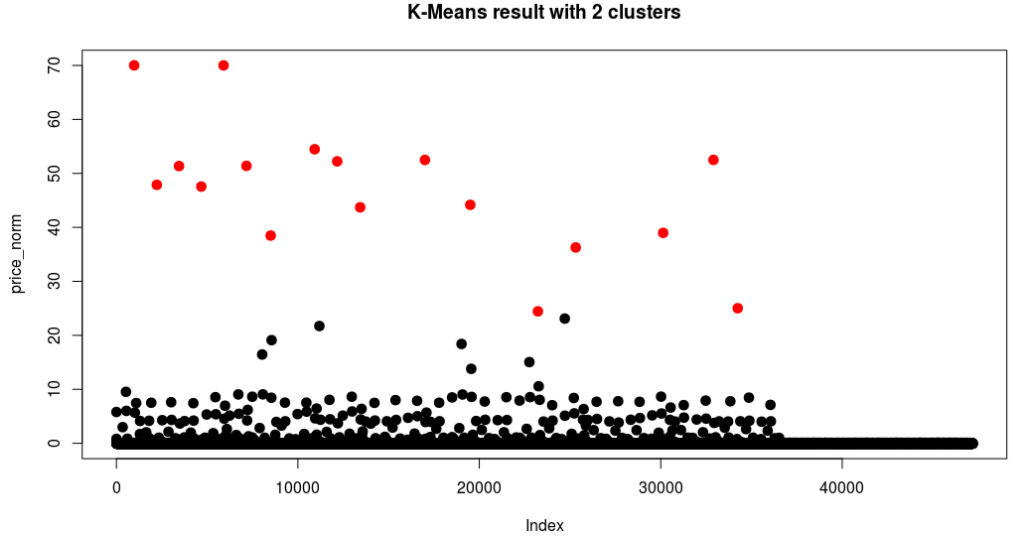
```
clusters_4 <- kmeans(price_norm,4, 15)
print(clusters_4)

Within cluster sum of squares by cluster:
[1]  284.6638  291.0051 1341.0138  480.6168
 (between_SS / total_SS =  95.1 %)
```

4. Representació dels resultats a partir de taules i gràfiques.

Durant tot la practica hem anat representat els resultats, tant les freqüències per veure els valors extrems, en tenir sols un valor quantitatiu, el preu, no hem pogut fer una regressió lineal, d'altra banda els hem vist amb facilitat.

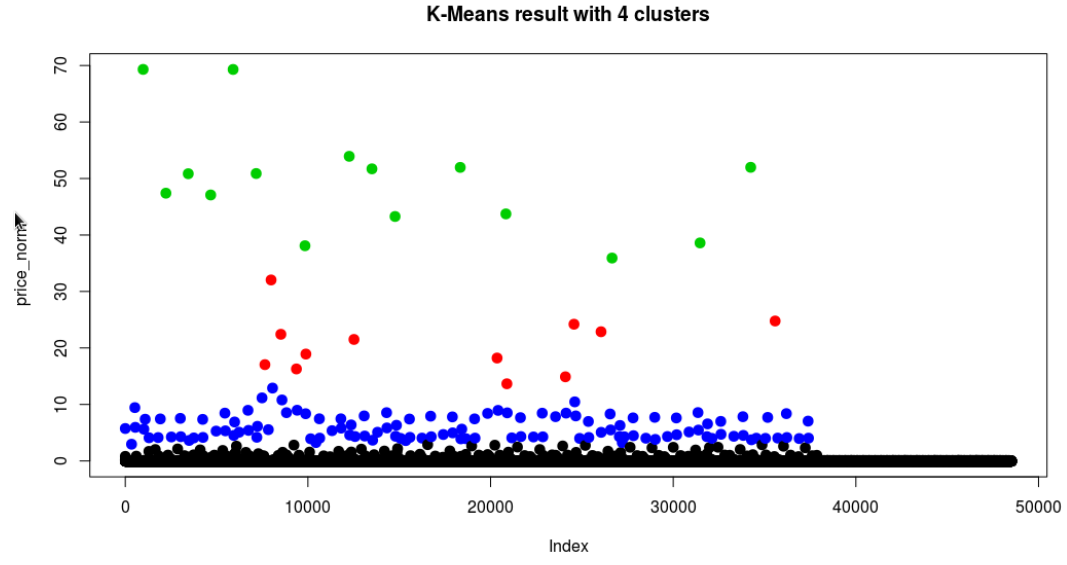
Finament, hem pogut agrupar mitjançant algoritme de kmeans amb 2 i 4 grups, hem **normalitzat les dades perquè no ens interessa donar més pes al valor més alt, el nostre objectiu és veure tendències**. Un cop hem normalitzat les dades que podem veure gràficament:

```
plot(price_norm, col =(clusters_2$cluster) , main="K-Means result with 2 clusters", pch=20, cex=2)
```



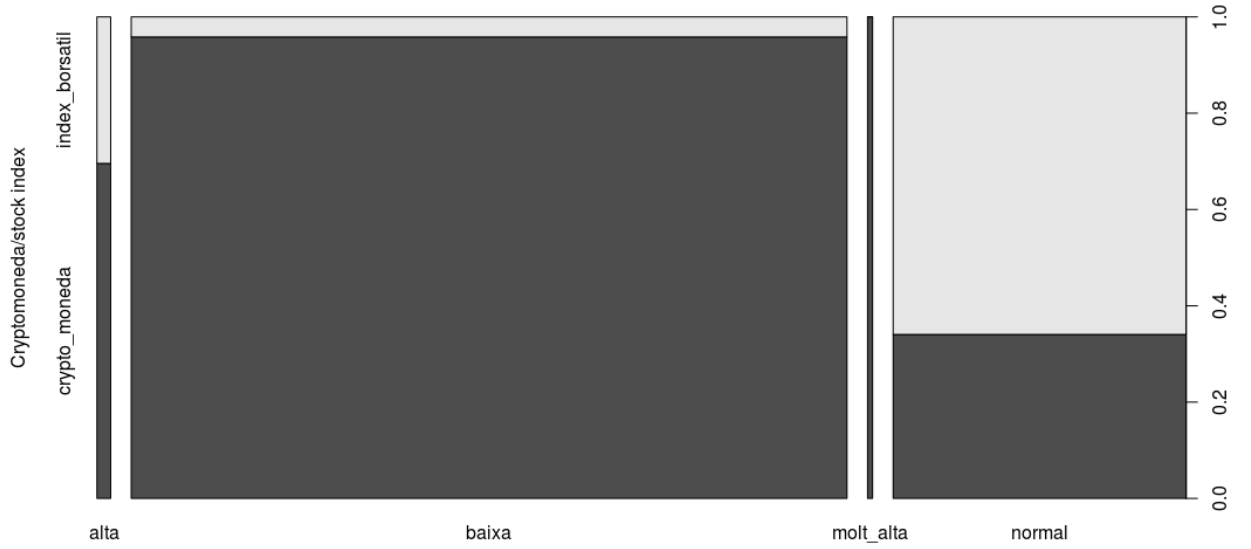
Per alta banda, si realitzem **una agrupació per 4 grups, podem veure es molt similar a la discretització per tipus de preu** (baix, normal, alt i molt alt):

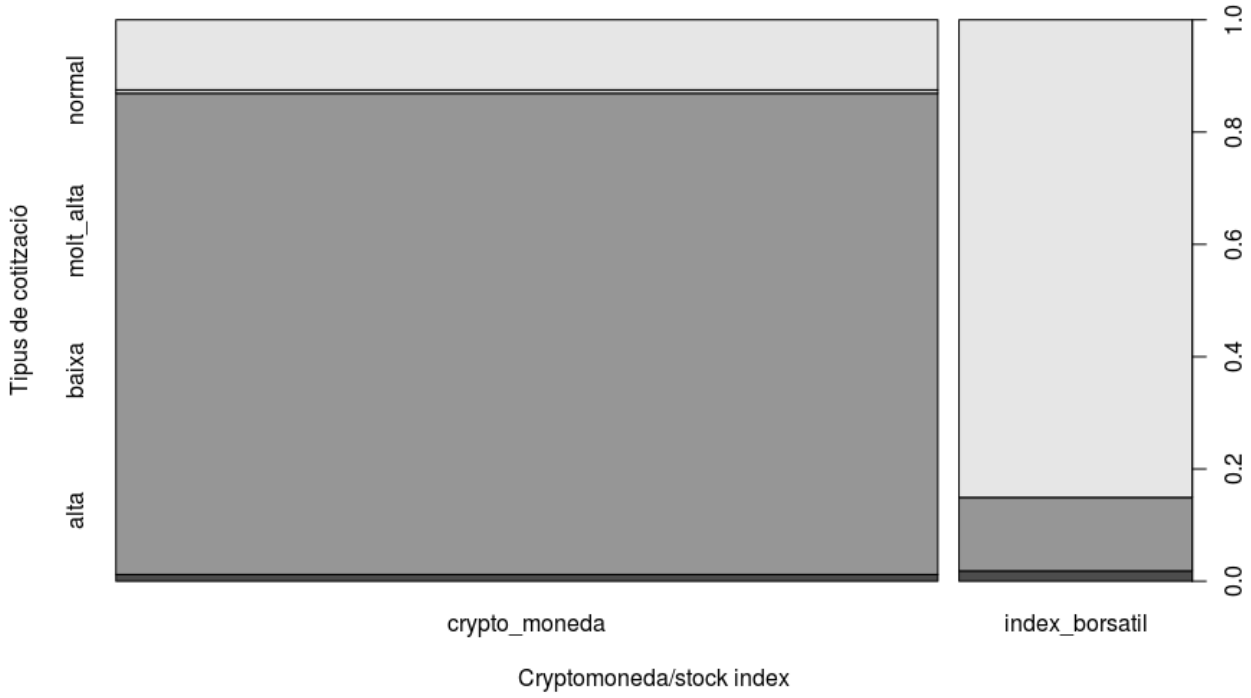
```
plot(price_norm, col =(clusters_4$cluster) , main="K-Means result with 4 clusters", pch=20, cex=2)
```



Ara podem veure la distribució de les discretitzacions o grups del tipus de preu:

```
#comparació tipus de preus o rangs amb cryptomonedes/stock índex
plot(dataset$Tipus_cotitzacio, dataset$Tipus, xlab = "Tipus de cotització", ylab = "Cryptomoneda/stock index")

#inversa de la anterior comparació de cryptomondes i sotck index amb el tipus de preus
plot(dataset$Tipus, dataset$Tipus_cotitzacio, xlab = "Cryptomoneda/stock index", ylab = "Tipus de cotització")
```





He agregat el script d'R com a kernel en el kaggle.com:

- https://www.kaggle.com/acostasg/grafic-distribucion-and-kmeans-algorim-group/output

5. **Resolució del problema.**

A partir dels resultats obtinguts, quines són les conclusions? Els resultats permeten respondre al problema?

Podem veure que l'agrupació natural és de 2 grups, d'altra banda, **podem extraure més valor del «cluster» de 4**, on podem comparar amb la discretització que hem fet de l'atribut de tipus de preu sobre la cotització.

- Grup Verd:
  - Degut això, podem veure que en el rang de cotització (preu diari de la cotització del valor) alt (més de 1000 euros el valor) **són sòls valors de cryptomonedes**, i no hi ha valors d'índexs borsatils que tinguin aquest volum, **té una densitat baixa**. Segurament aquests valors **estan ocasionant tendències sobre la resta de grups**.
- Grup Vermell:
  - El tipus de cotització alta (100 i 1000 euros), **és un rang predominat pels index borsatils**, també hi ha cryptomonedes. Aquest grup t**é una densitat molt baixa,** és el grup que menys patrons podrem trobar.
- Grup Blau:
  - La cotització està en el rang d'1 i 100 euros, normal, **té una densitat alta de valors predominat pels index borsatils**, hi podrem trobar bastantes tendències.
- Grup Negre:
  - Cotització baixa, entre O i 1 euro, **és el grup més dens, a causa de la gran quantitat de cryptomondes noves**, també disposem d'índexs borsatils. Per altra banda, **és on podem trobar tendències entre els dos tipus de valors** (cryptomoneda i «stock» índexs).

Els resultats sols permeten **repondre la pregunta parcialment**, no hem determinar exactament quins valors borsatils estan influenciats per les cryptomonedes, però si en vist el comportament de cryptomonedes similars als de index borsatils entre els valors d'1 i 100 euros de cotització.

6. **Codi:**

Cal adjuntar el codi, preferiblement en R, amb el que s'ha realitzat la neteja, anàlisi i representació de les dades. Si ho preferiu, també podeu treballar en Python.

El codi amb python i R està en la wiki https://github.com/acostasg/scraping, exactament hem de destacar:

- El fitxer de codi de python per la netejat, eliminació i transformació de dades

- https://github.com/acostasg/scraping/blob/master/clearData.py

- I el fitxer de codi R amb l'analisi i els gràfics del conjunt de dades (s'ha discretitzat un atribut):
  - https://github.com/acostasg/scraping/blob/master/R/script.r

Referencies

- https://stackoverflow.com/questions/6159900/correct-way-to-write-line-to-file-in-python
- Llibre manual: Richard Lawson. Web Scraping with Python. Packt Publishing Ltd, October 2015. 174 p. ISBN 9781782164371
- Regressió lineal simple amb R. https://www.uam.es/personal_pdi/ciencias/joser/paginaR/regresion.html
- The R Graph Gallery. https://www.r-graph-gallery.com/
- Exemple de com fer un gràfic de Kmeans usan ACP. http://apuntes-r.blogspot.com.es/2014/10/ejemplo-graficar-kmeans-usando-acp.html
- https://docs.python.org/2/tutorial/inputoutput.html