Anàlisi de dades i

regressió

GRUP: GPA304-1030

Víctor Bosch Pueyo 1566583

Álvaro Caravaca Hernández 1566685

Juan Carlos Martínez Moreno 1566936

Contenido

[Introducció 3](#_Toc85891936)

[Explicació de la base de dades 3](#_Toc85891937)

[Anàlisi numèric de cada atribut 5](#_Toc85891938)

[Correlació entre dades 11](#_Toc85891939)

[Regressió lineal 12](#_Toc85891940)

[Error quadràtic 13](#_Toc85891941)

[Atribut escollit 14](#_Toc85891942)

[El descens de gradient 14](#_Toc85891943)

[Conclusions 14](#_Toc85891944)

# Introducció

En aquesta pràctica haurem d’aplicar els coneixements obtinguts a classe sobre aplicant-los a un problema real. Haurem d’analitzar els atributs d’una base de dades real a partir de diferents processos matemàtics i representacions gràfiques, per tal d’escollir els més representatius.

Un cop fet això, els normalitzarem per poder avaluar l’error del model i visualitzar les dades. Aplicarem també el descens de gradient als atributs més representatius, per ser capaços de fer prediccions del resultat a partir de valors nous.

Tot l’esmentat anteriorment l’haurem d’implementar aplicant models de regressió.

La nostra base de dades tracta de diferents mesures del producte interior brut en diversos sectors determinats de l’Índia. Aquestes dades estan organitzades per quadrimestres dels anys 2005 al 2016. Totes les dades que representen el producte interior brut estan expressats en bilions de rupies índies.

<https://www.kaggle.com/navoneel/fta-data>

# Llibreries utilitzades

Per tal de realitzar la practica amb la màxima comoditat i eficiència possible, farem us d’algunes llibreries de Python especials per el aprenentatge computacional i la IA que ens donen moltes eines matemàtiques, d’analisi i algorismes.

Les principals llibreries utilitzades son:

* **Numpy**: llibreria que incorpora funcions matemàtiques de alt rendiment amb les que podem fer operacions de forma molt ràpida i eficient (computacionalment).
* **Pandas**: llibreria que incorpora estructures de dades que ens faciliten l’emmagatzematge de taules i la seva manipulació. A més, inclou algunes funcions d’analisi matemàtic també a considerar.
* **Matplotlib i seaborn**: dos llibreries especialitzades en gràfics, taules i anàlisi de variables.
* **Sklearn**: la llibreria d’aprenentatge computacional que incorpora tots els algorismes que hem utilitzat: regressions, normalitzacions, etc...
* **Scipy**: llibreria matemàtica que ens ha ajudat amb el test de distribució normal i algunes funcions matemàtiques, també.

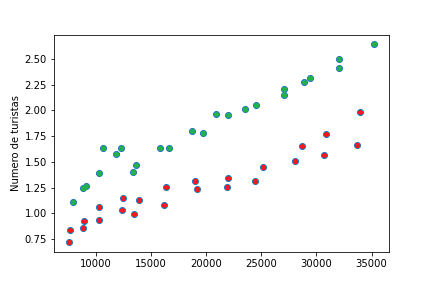
# Explicació de la base de dades

Aquest apartat el dedicarem a analitzar la base de dades que tenim entre mans per a entendre el problema al que ens enfrontem. És important saber que no treballem amb un conjunt de números sense sentit, sinó que el que tenim és una base de dades real que hem d’entendre per a no agafar com a atribut més important un que, per molt que hi hagi una correlació forta entre les dades, podria ser pura coincidència.

Com ja hem dit a l’apartat d’introducció, la nostra base de dades ens mostra el producte interior brut en diferents sectors de 2005 fins a 2016, dividit en quadrimestres. L’objectiu de treballar amb aquestes dades es poder aconseguir predir és el número de turistes que arriben a l’Índia. Els trobem en 4 sub-datasets de la següent manera:

* **q1.csv** : corresponent al 1r quadrimestre de 2005 fins a 2016
* **q2.csv** : corresponent al 2n quadrimestre de 2005 fins a 2016
* **q3.csv** : corresponent al 3r quadrimestre de 2005 fins a 2016
* **q4.csv** : corresponent al 4t quadrimestre de 2005 fins a 2016

Hem seguit les indicacions donades pel professor de treballar amb totes les dades juntes a l’hora de fer el descens de gradient i la predicció. Ens hem trobat amb el problema que les dades dels diferents quadrimestres varien dins un llindar, cosa totalment normal ja que en el primer i en l’últim, el número de turistes que arriben és molt més elevat que en els altres dos. Les dades d’aquests dos trimestres amb valors més alts comencen el primer d’Octubre fins el 31 de Març. Buscant informació per internet hem descobert que les dates més recomanades per a visitar l’Índia, per a raons climatològiques, són al nadal. Podem dir llavors que les nostres dades segurament siguin correctes. Vist això, hem decidit seguir amb la pràctica com ens va indicar el professor però, dedicarem un apartat a fer la regressió per a un sol quadrimestre.

En el següent gràfic de punts podem observar aquesta variància entre el primer i quart quadrimestre (marcats en verd) i el segon i el tercer (marcats en vermell).

Els sectors sobre els que treballem són els següents, expressats en bilions de rupies índies:

* PIB als preus de mercat (enfoc des de la producció)
* Valor afegit brut a preus bàsics (activitat total)
* Agricultura, silvicultura i pesca
* La indústria (inclosa l'energia)
* Fabricació
* Construcció
* Serveis
* Transport, allotjament i activitat de serveis alimentaris
* Activitats immobiliàries
* Administracions públiques (seguretat social, educació, etc.)

Tots aquests valors els veiem representats 4 cops segons el tipus de mesura en el que s’ha fet; aquestes són:

* **CQRSA**: Moneda nacional, preus corrents, nivells trimestrals, ajustos estacionals
* **CQR**: Moneda nacional, preus corrents, nivells trimestrals
* **VNBQRSA**: Moneda nacional, preus constants, any base nacional, nivells trimestrals, ajustos estacionals
* **VNBQR**: Moneda nacional, preus constants, any base nacional, nivells trimestrals

També trobem un atribut que són els guanys per canvi de divisa. Aquest atribut no el tindrem en compte, tot hi que es el que més relació té amb els turistes que arriben. Òbviament, com més turistes vinguin, més canvis de divisa hi haurà però en la vida real no ens ajudaria a predir el nombre de turistes. Podem dir que aquest atribut depèn dels turistes (no a la inversa) i no ens ajudarà a predir-ho. Com a exemple: si la nostra base de dades fos de predicció de les patates que recollirem d’un camp, es obvi que com més en plantem, més en sortiran. Per a fer una millor predicció escolliríem altres valors com: nivell d’acidesa de l’aigua, el nivell de substrat a la terra, etc.

Per cada atribut hem dibuixat el seu histograma i la seva gràfica de punts per a veure quina distribució segueixen. També hem aplicat el test de Shapiro per a determinar quines variables no segueixen una distribució normal.

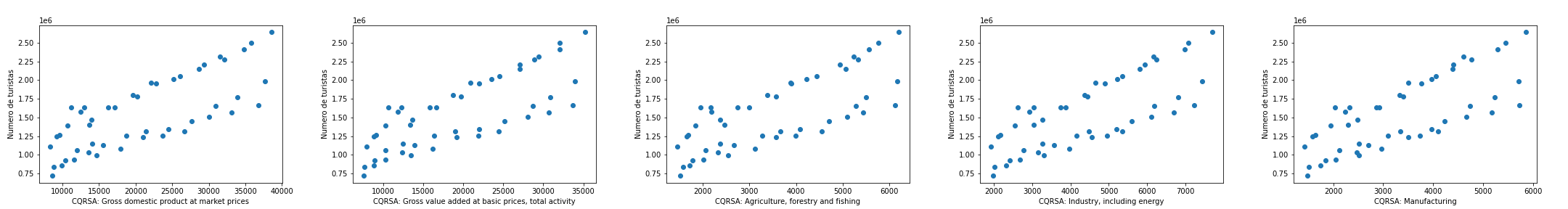
# Anàlisi numèric de cada atribut

Aquests han estat tots els histogrames i diagrames de punts per a tots els atributs de la base de dades.

Atributs 1-5:

Gráfico, Histograma

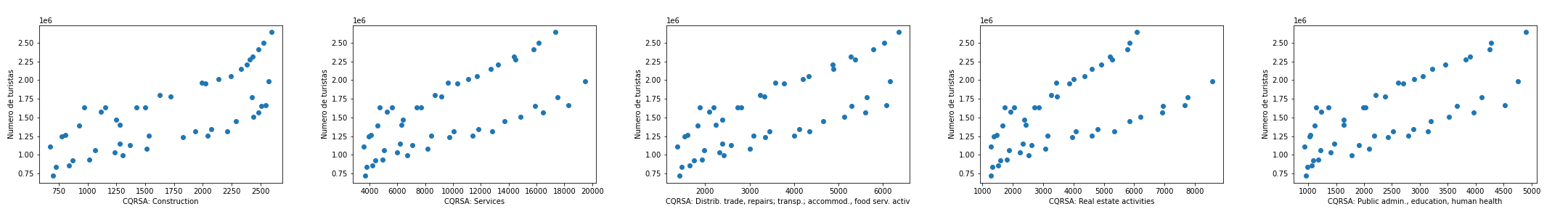
Descripción generada automáticamente



Atributs 6-10:

Gráfico, Histograma

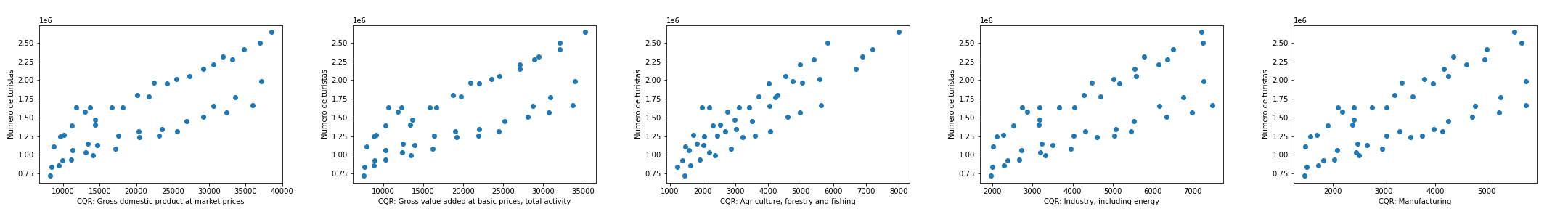
Descripción generada automáticamente



Atributs 11-15:

Gráfico, Histograma

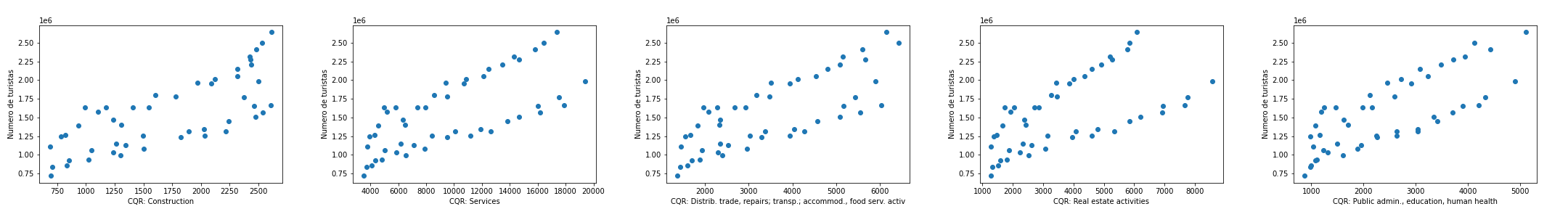
Descripción generada automáticamente



Atributs 16-20:

Gráfico, Histograma

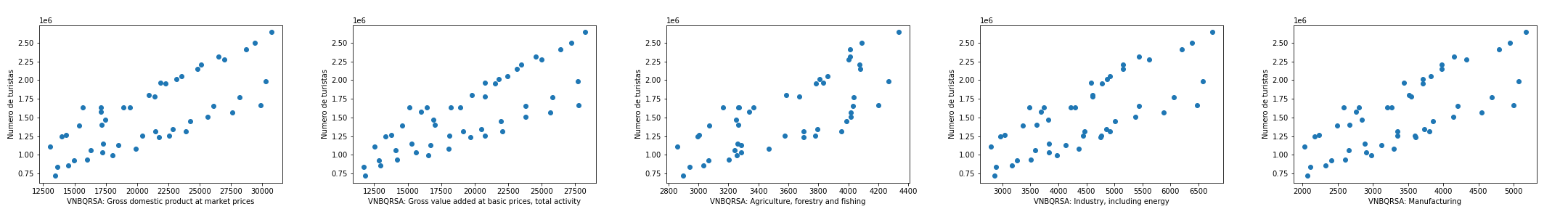
Descripción generada automáticamente



Atributs 21-25:

Gráfico, Histograma

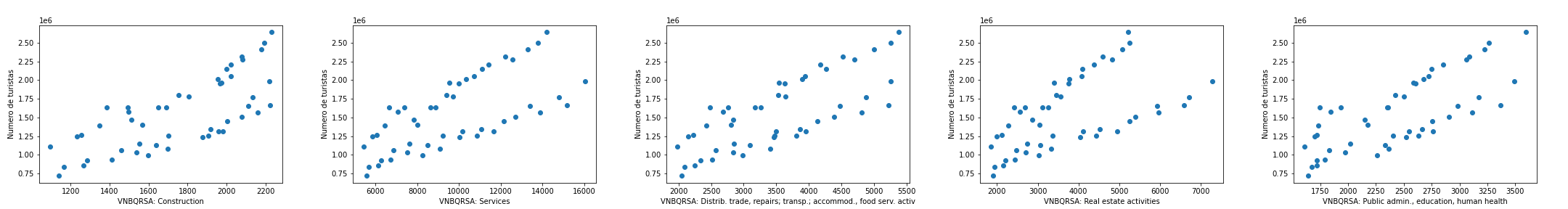
Descripción generada automáticamente



Atributs 26-30:

Gráfico

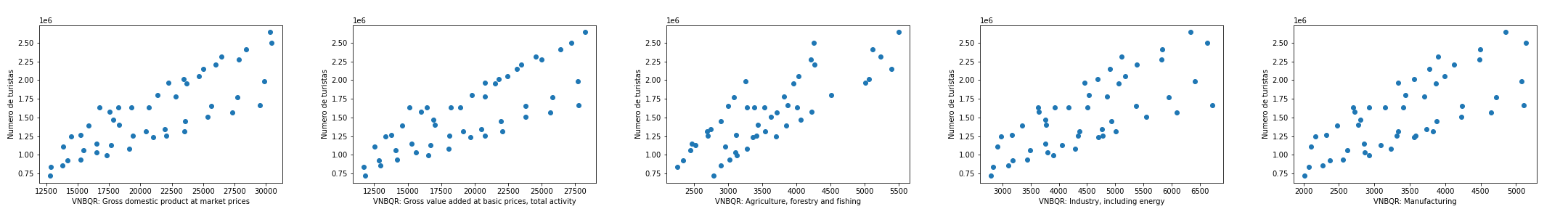
Descripción generada automáticamente



Atributs 31-35:

Gráfico

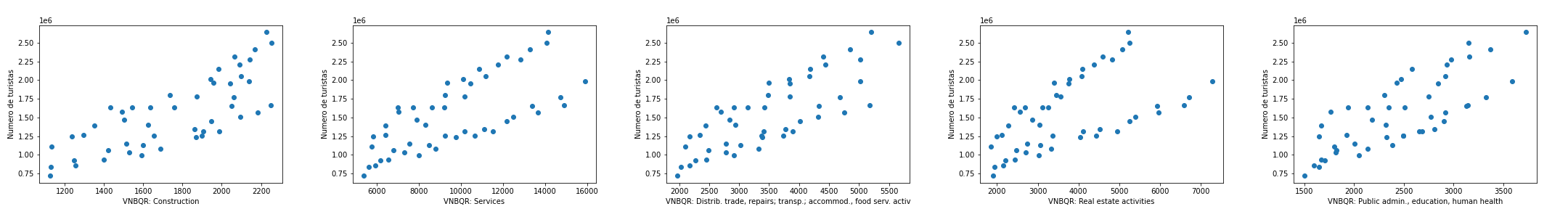
Descripción generada automáticamente



Atributs 36-40:

Gráfico, Histograma

Descripción generada automáticamente



Quant als diagrames de punts, podem observar que tots els atributs tendeixen a augmentar el seu valor a mesura que augmenta la y. És a dir, que a mesura que passen els anys el valor del producte interior brut augmenta.

La regressió lineal assumeix tres qüestions importants: que la relació és de tipus lineal, que els residus segueixen una distribució normal i la variància d’aquests residus és constant.

El regressor funciona millor quan les dades estan disperses. Volem una dispersió elevada però tenint en compte que han de seguir una distribució normal.

Per tant, haurem de rebutjar tots aquells atributs que no segueixen una distribució normal. Per fer això, hem aplicat el test de Shapiro.

Aquest test planteja la hipòtesi nul·la que una mostra prové d’una distribució normal. Escollim un nivell de confiança (0.05) i tenim la hipòtesi alternativa que sosté que la distribució no és normal. El test de Shapiro intenta rebutjar la hipòtesi nul·la al nostre nivell de confiança. Per tant, rebutja aquells atributs que no segueixen una distribució normal.

RESULTATS DEL TEST DE SHAPIRO

|  |  |
| --- | --- |
| Atributo 1 : Estadistico: 0.931 | P-Valor: 0.007  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 2 : Estadistico: 0.932 | P-Valor: 0.008  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 3 : Estadistico: 0.928 | P-Valor: 0.006  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 4 : Estadistico: 0.949 | P-Valor: 0.035  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 5 : Estadistico: 0.950 | P-Valor: 0.039  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 6 : Estadistico: 0.910 | P-Valor: 0.001  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 7 : Estadistico: 0.931 | P-Valor: 0.007  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 8 : Estadistico: 0.926 | P-Valor: 0.005  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 9 : Estadistico: 0.929 | P-Valor: 0.007  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 10 : Estadistico: 0.930 | P-Valor: 0.007  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 11 : Estadistico: 0.930 | P-Valor: 0.007  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 12 : Estadistico: 0.932 | P-Valor: 0.008  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 13 : Estadistico: 0.939 | P-Valor: 0.015  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 14 : Estadistico: 0.943 | P-Valor: 0.021  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 15 : Estadistico: 0.947 | P-Valor: 0.029  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 16 : Estadistico: 0.911 | P-Valor: 0.002  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 17 : Estadistico: 0.930 | P-Valor: 0.007  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 18 : Estadistico: 0.928 | P-Valor: 0.006  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 19 : Estadistico: 0.930 | P-Valor: 0.007  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 20 : Estadistico: 0.934 | P-Valor: 0.010  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 21 : Estadistico: 0.957 | P-Valor: 0.073  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 22 : Estadistico: 0.962 | P-Valor: 0.117  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 23 : Estadistico: 0.934 | P-Valor: 0.010  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 24 : Estadistico: 0.967 | P-Valor: 0.188  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 25 : Estadistico: 0.966 | P-Valor: 0.182  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 26 : Estadistico: 0.939 | P-Valor: 0.015  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 27 : Estadistico: 0.959 | P-Valor: 0.089  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 28 : Estadistico: 0.957 | P-Valor: 0.076  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 29 : Estadistico: 0.945 | P-Valor: 0.025  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 30 : Estadistico: 0.953 | P-Valor: 0.051  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 31 : Estadistico: 0.958 | P-Valor: 0.082  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 32 : Estadistico: 0.962 | P-Valor: 0.117  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 33 : Estadistico: 0.951 | P-Valor: 0.044  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 34 : Estadistico: 0.969 | P-Valor: 0.221  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 35 : Estadistico: 0.967 | P-Valor: 0.188  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 36 : Estadistico: 0.942 | P-Valor: 0.019  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 37 : Estadistico: 0.958 | P-Valor: 0.086  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 38 : Estadistico: 0.965 | P-Valor: 0.164  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 39 : Estadistico: 0.945 | P-Valor: 0.025  Se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |
| Atributo 40 : Estadistico: 0.967 | P-Valor: 0.185  NO se puede rechazar la hipotesis de que los datos de distribuyen de forma normal | Gráfico, Histograma  Descripción generada automáticamente |

Després de veure els resultats del test de Shapiro, els atributs que no podem rebutjar, és a dir, que no es pot assegurar que no segueixen una distribució normal són els atributs 21, 22, 24, 25, 27, 28, 30, 31, 32, 34, 35, 37, 38 i 40.

Aquests són els histogrames dels atributs que poden seguir una distribució normal i que, per tant, els hem de considerar com possibles candidats a més representatius.

Atributs 21, 22, 24, 25 i 27:

Gráfico

Descripción generada automáticamente

Atributs 28, 30, 31, 32 i 34:

Gráfico, Gráfico en cascada

Descripción generada automáticamente

Atributs 35, 37, 38 i 40:

Gráfico, Histograma

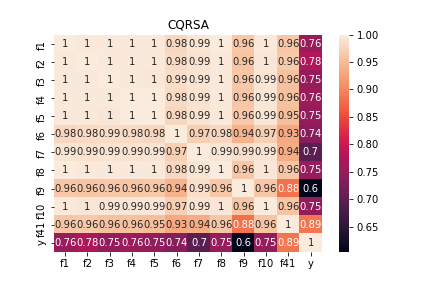
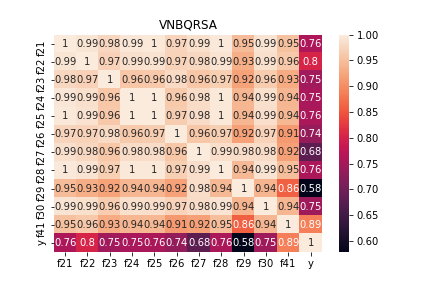
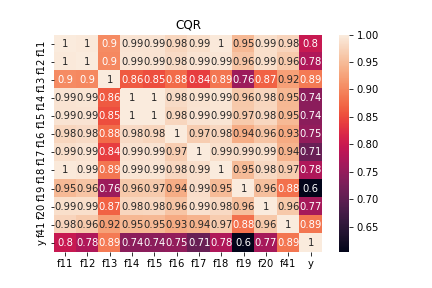
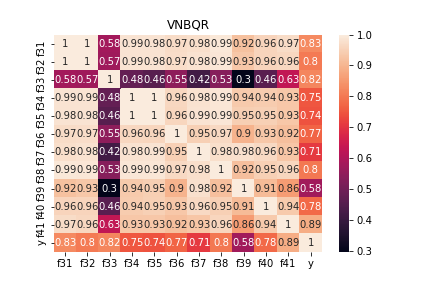
Descripción generada automáticamente

Com que ens interessen els atributs amb molta dispersió, hem de mirar també la dispersió de cada atribut, i rebutjar els que tinguin molt poca. Després de calcular la dispersió de cada atribut, aquest ha estat el resultat (la primera fila representa els atributs de l’1 al 10, la segona de l’11 al 20, i així successivament):

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 9188 | 8392 | 1476 | 1680 | 1297 | 635 | 4621 | 1531 | 1963 | 1172 |
| 9204 | 8392 | 1688 | 1674 | 1293 | 637 | 4610 | 1521 | 1963 | 1187 |
| 5060 | 4715 | 417 | 1058 | 859 | 334 | 2862 | 971 | 1382 | 552 |
| 5101 | 4715 | 830 | 1056 | 859 | 336 | 2852 | 969 | 1382 | 574 |

Per poder escollir els atributs amb més dispersió hem decidit seleccionar aquells que tinguin una dispersió de més de 2000. Aquests atributs són l’1, 2, 7, 11, 12, 17, 21, 22, 27, 31, 32 i 37.

# Correlació entre dades

També hem calculat la correlació entre els diferents atributs per tal de saber si estan relacionats entre ells. El que més ens interessa es si estan relacionats amb l’atribut que volem predir. Els mapes de calor obtinguts són els següents:

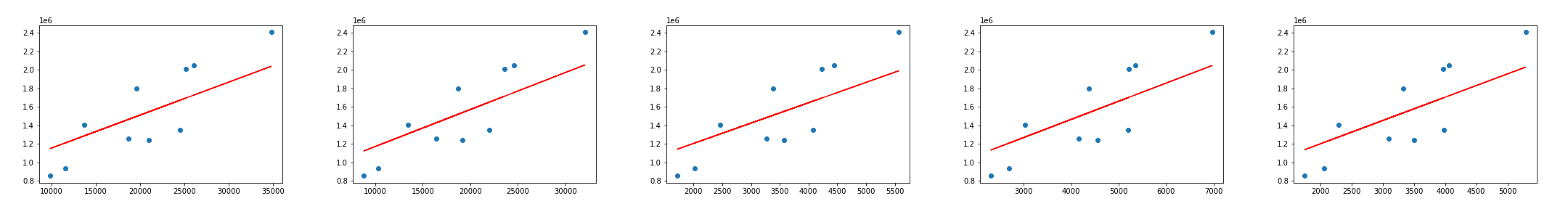
Aquests tipus de mapa son molt útils ja que, gràficament podem observar molt fàcilment quins atributs tenen una correlació més alta i més baixa segons el color que presenten. Com hem dit abans, el que més ens interessa és la seva relació amb l’atribut a predir. Hem descartat tots aquells valors que, comparats amb **y** no superen el 0.75, tots els que si que ho fan els hem guardat com a possibles candidats.

# Regressió lineal

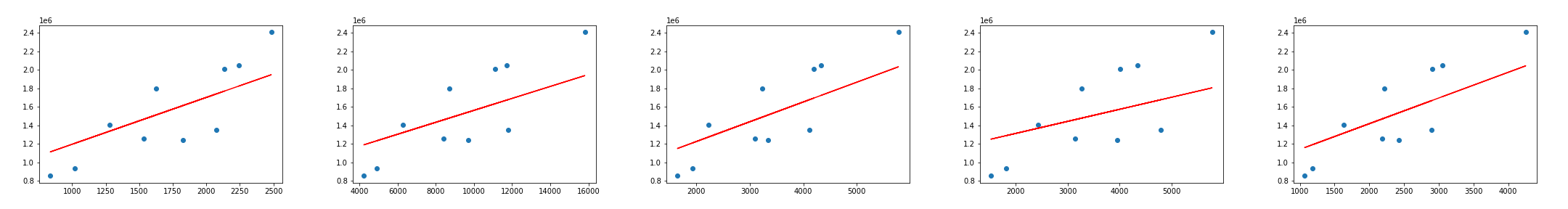
En aquest apartat farem la regressió lineal de cada atribut. Primer, la farem sense normalitzar les dades, i després ho tornarem a fer normalitzant-les. Un cop fet això calcularem l’error quadràtic mitjà del regressor tant normalitzat com sense normalitzar.

**Regressió sense normalitzar dades:**

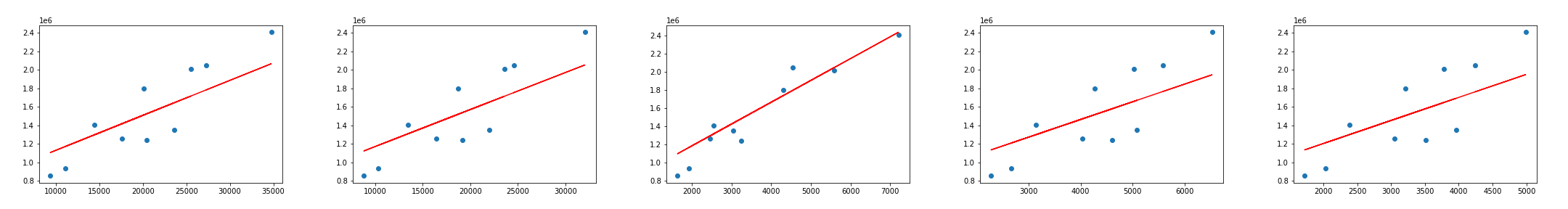
Atributs 1-5:



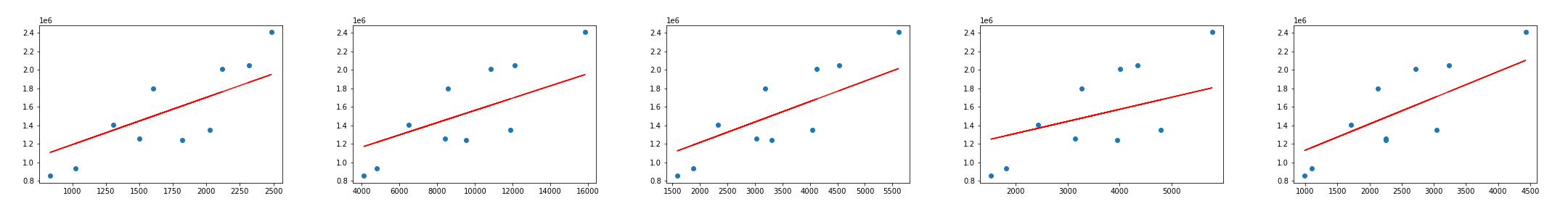
Atributs 6-10:



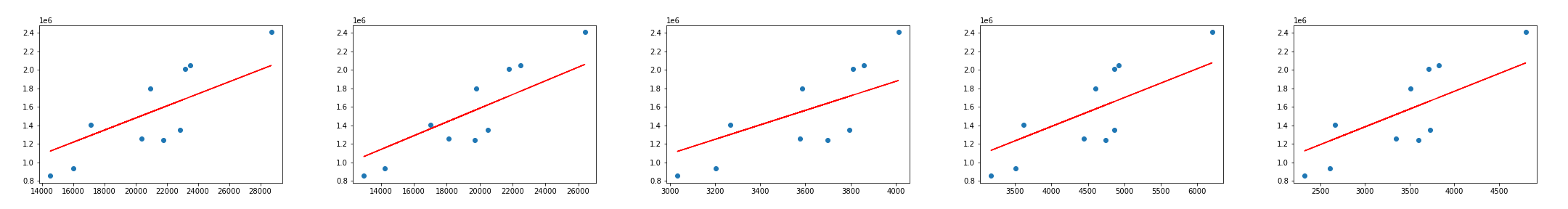
Atributs 11-15:



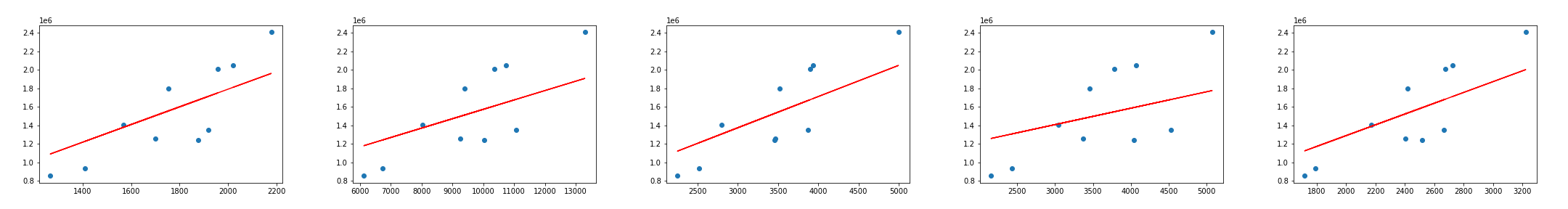
Atributs 16-20:



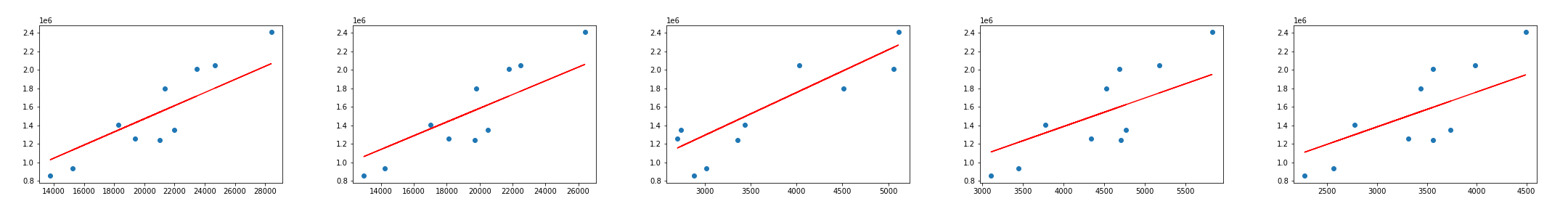
Atributs 21-25:



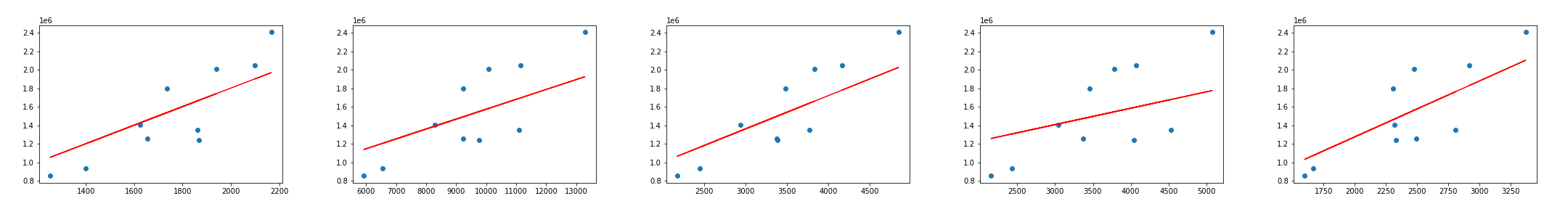
Atributs 26-30:



Atributs 31-35:

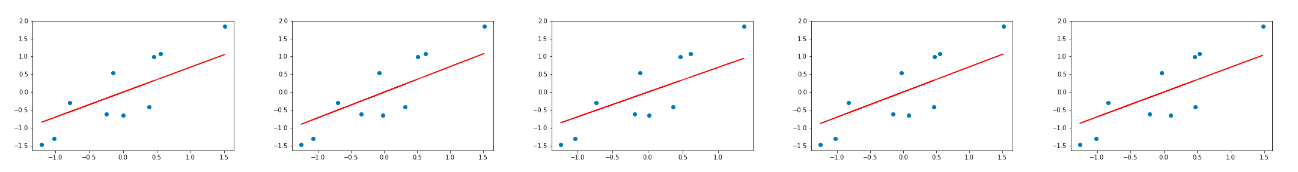


Atributs 36-40:

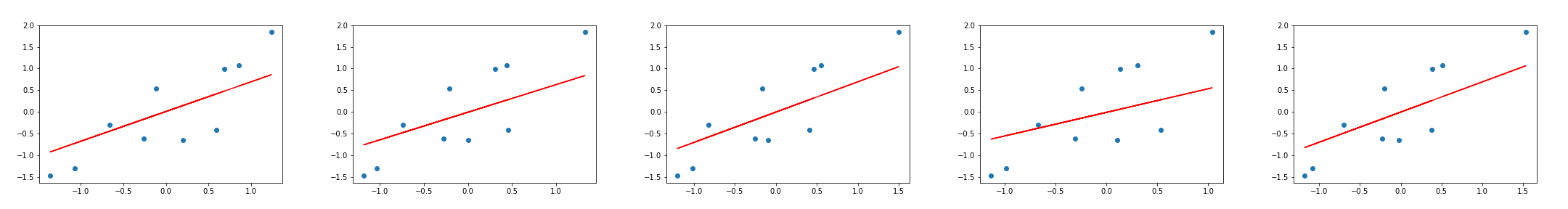


**Regressió normalitzant dades:**

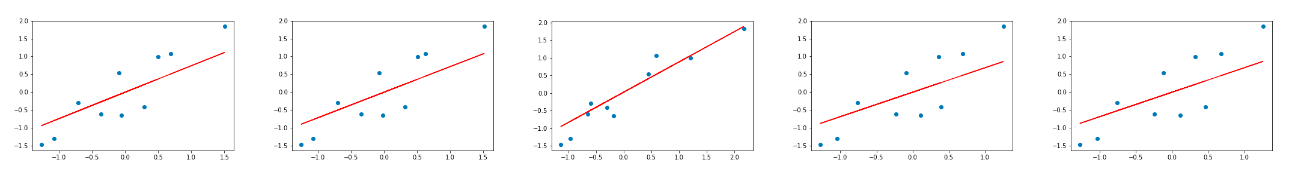
Atributs 1-5:



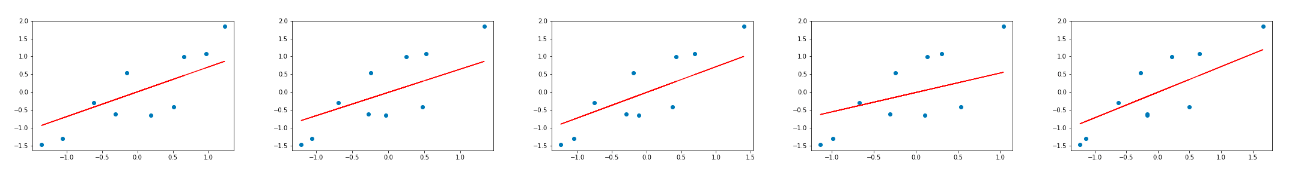
Atributs 6-10:



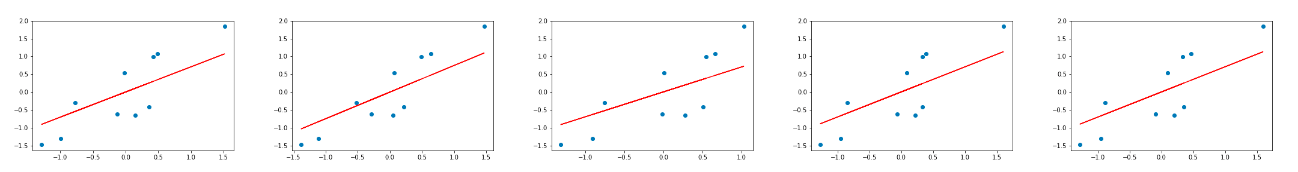
Atributs 11-15:



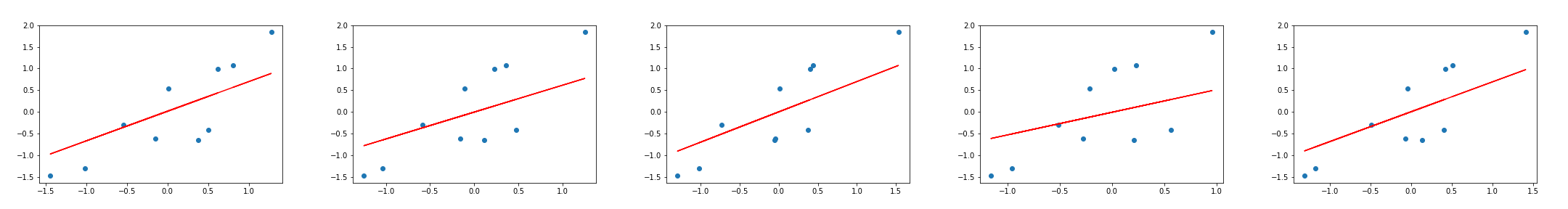
Atributs 16-20:



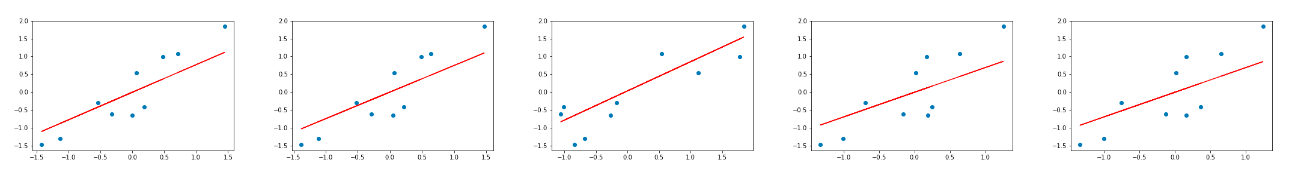
Atributs 21-25:



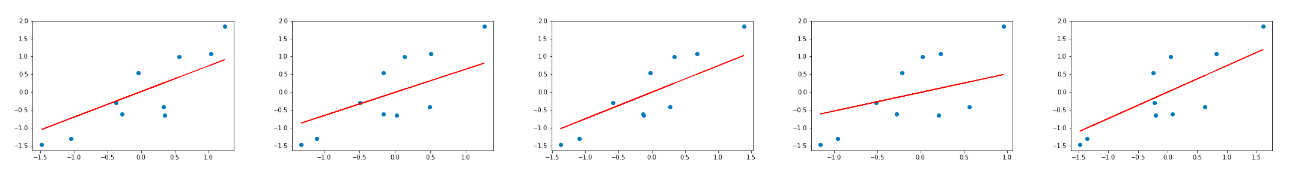
Atributs 26-30:



Atributs 31-35:



Atributs 36-40:



En totes les gràfiques es pot observar com, sense diferenciar entre atributs normalitzats o no, la recta de regressió no acaba de cobrir molt be tots els punts. Per tant, per algunes mostres que li arribin al regressor, el error serà molt gran, però per altres mostres que estiguin més a prop de la recta de regressió, el error serà més petit.

Aquest problema ve de la distribució que tenen les dades; a les gràfiques de dispersió s’observen dues línies de punts ben separades. Això passa perquè els quatre trimestres que tenim a la base de dades tenen valors diferents, i justament el primer trimestre i l’últim tenen valors molt semblants, i els 2 trimestres del mig, tenen valors més baixos. Per tant, el regressor calcula la w0 i w1 per deixar al recta enmig d’aquestes dues línies de punts.

# Error quadràtic mitjà (MSE)

En aquest apartat calcularem l’error quadràtic mitjà del regressor per a cada atribut de la base de dades. Amb aquest pas podrem observar quin atribut mostra un error quadràtic menor, que voldrà dir que difereix menys entre la predicció i la realitat.

Hem calculat aquest error amb les dades sense normalitzar i amb les dades normalitzades per a poder observar la diferència entre les dues maneres i per a veure la importància de normalitzar els atributs per a poder tractar els rangs de dades per igual.

Hem estandarditzat el resultat per a que l’error doni entre 0 i 1.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Error quadràtic | Sense normalitzar | Normalitzat |
| Atribut 1 | 0.2589 | 0.3838 |
| Atribut 2 | 0.1985 | 0.3315 |
| Atribut 3 | 0.2461 | 0.3927 |
| Atribut 4 | 0.2820 | 0.3867 |
| Atribut 5 | 0.2892 | 0.3984 |
| Atribut 6 | 0.2965 | 0.3991 |
| Atribut 7 | 0.3159 | 0.4778 |
| Atribut 8 | 0.2552 | 0.3813 |
| Atribut 9 | 0.4365 | 0.6252 |
| Atribut 10 | 0.2629 | 0.3921 |
| Atribut 11 | 0.1850 | 0.3076 |
| Atribut 12 | 0.1985 | 0.3315 |
| Atribut 13 | 0.0822 | 0.1156 |
| Atribut 14 | 0.2799 | 0.4174 |
| Atribut 15 | 0.3071 | 0.4319 |
| Atribut 16 | 0.2738 | 0.3808 |
| Atribut 17 | 0.3104 | 0.4608 |
| Atribut 18 | 0.2294 | 0.3591 |
| Atribut 19 | 0.4365 | 0.6252 |
| Atribut 20 | 0.2898 | 0.3729 |
| Atribut 21 | 0.2809 | 0.3937 |
| Atribut 22 | 0.1601 | 0.2920 |
| Atribut 23 | 0.3738 | 0.4757 |
| Atribut 24 | 0.3238 | 0.4158 |
| Atribut 25 | 0.3155 | 0.4059 |
| Atribut 26 | 0.2998 | 0.4105 |
| Atribut 27 | 0.3475 | 0.5141 |
| Atribut 28 | 0.2565 | 0.3837 |
| Atribut 29 | 0.5137 | 0.6774 |
| Atribut 30 | 0.2675 | 0.4001 |
| Atribut 31 | 0.1462 | 0.2624 |
| Atribut 32 | 0.1601 | 0.2920 |
| Atribut 33 | 0.2261 | 0.2580 |
| Atribut 34 | 0.2849 | 0.4283 |
| Atribut 35 | 0.3198 | 0.4416 |
| Atribut 36 | 0.2494 | 0.3561 |
| Atribut 37 | 0.3305 | 0.4765 |
| Atribut 38 | 0.1915 | 0.3255 |
| Atribut 39 | 0.5137 | 0.6774 |
| Atribut 40 | 0.3466 | 0.3780 |
| Atribut 41 | 0.1117 | 0.1571 |

Podem observar clarament que l’atribut amb un error quadràtic menor es el 41 però, com ja hem explicat al primer apartat, aquest atribut el descartem.

Una altra observació, una mica curiosa, es que l’error quadràtic mitjà és més gran quan normalitzem les dades que quan no ho fem. A la teoria, això seria una contradicció, ja que amb una normalització de les dades, el regressor hauria d’aprendre millor, però si les dades ja estan en un interval mes o menys normal, no fa falta normalitzar. El que podem observar es que els nostres atributs d’entrada (del 1 al 40), més o menys estan en l’interval del 1.000 al 10.000, i la sortida es del ordre de 10^6, per tant, aquesta diferencia hauria de interferir molt en la capacitat del regressor per aprendre, però no ho esta fent. Per tant, en aquest cas concret, no ens fa falta normalitzar les dades per aconseguir bons resultats.

# Atribut escollit

|  |  |
| --- | --- |
| Mesura | Possibles atributs |
| Histogrames i test de Shapiro | 21, 22, 24, 25, 27, 28, 30, 31, 32, 34, 35, 37, 38 i 40 |
| Desviacions | 1, 2, 7, 11, 12, 17, 21, 22, 27, 31, 32 i 37 |
| Mapes de calor | 1, 2, 4, 11, 12, 13, 18, 20, 21, 22, 25, 28, 31, 32, 33, 36, 38 i 40 |

Els atributs que assoleixen aquests tres requisits són: 21, 22, 31 i 32.

Els que segueixen una distribució normal però solament assoleixen un dels altres dos requisits són: 25, 27, 28, 37, 38 i 40.

Agrupant tots aquests possibles atributs ens queden com a més possibles: 21, 22, 31 i 32, i també: 25, 27, 28, 37, 38 i 40 com a altres possibilitats.

Entre aquests atributs haurem d’escollir aquells que tinguin un error quadràtic mitjà menor.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Error quadràtic | Sense normalitzar | Normalitzat |
| Atribut 21 | 0.2809 | 0.3937 |
| Atribut 22 | 0.1601 | 0.2920 |
| Atribut 25 | 0.3155 | 0.4059 |
| Atribut 27 | 0.3475 | 0.5141 |
| Atribut 28 | 0.2565 | 0.3837 |
| Atribut 31 | 0.1462 | 0.2624 |
| Atribut 32 | 0.1601 | 0.2920 |
| Atribut 37 | 0.3305 | 0.4765 |
| Atribut 38 | 0.1915 | 0.3255 |
| Atribut 40 | 0.3466 | 0.3780 |

Els atributs que menys error quadràtic tenen són el 22, 31, 32 i 38.

Per tant, aquests seran els atributs que seleccionarem com a més representatius.

Per aquests atributs més representatius, el regressor millora significativament les seves prediccions, però encara dona errors quadràtics una mica grans degut a aquesta separació entre els punts, ja comentada anteriorment.

**PCA (Principal Component Analysis)**

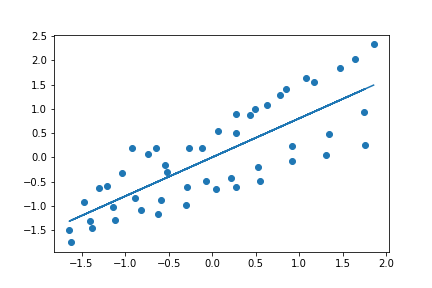
Per poder visualitzar els 40 atributs que té la nostra base de dades en un espai visualitzable, es podria aplicar un PCA per reduir la dimensió del espai a una observable (com 2 o 3). Si ho apliquéssim a la nostra base de dades, ens quedaria un espai de 2 dimensions (2D perquè es visualitza millor) i podríem veure de forma més directa la relació que hi ha entre els 40 atributs d’entrada de la nostra base de dades.

# El descens de gradient

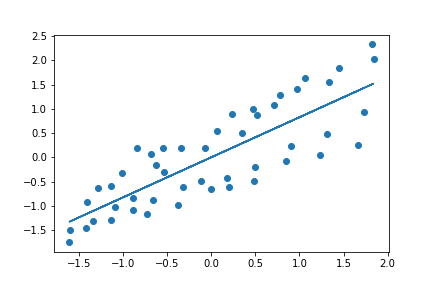
En aquest apartat hem aplicat el descens de gradient a cadascun dels atributs escollits en l’apartat anterior i hem calculat el seu error quadràtic.

Aquests han estat els resultats:

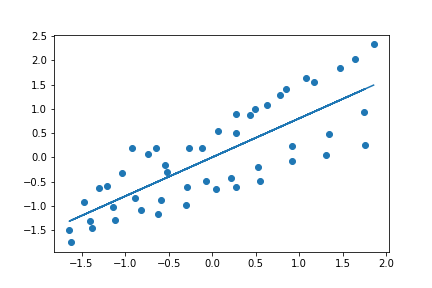
Atribut 22:



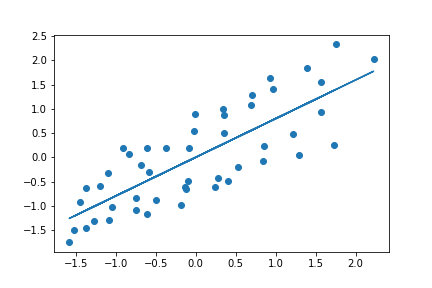
Atribut 31:



Atribut 32:



Atribut 38:



L’error quadràtic mitjà de cada atribut ha estat el següent:

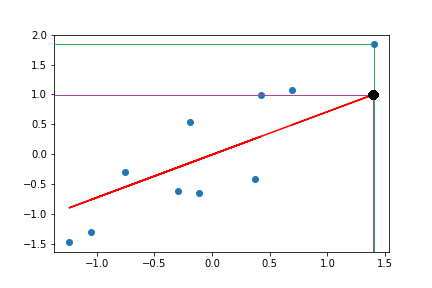
|  |  |
| --- | --- |
| Atribut | Error quadràtic |
| Atribut 22 | 0.038 |
| Atribut 31 | 0.030 |
| Atribut 32 | 0.038 |
| Atribut 38 | 0.040 |

Com es pot observar a la taula anterior, l’atribut que té un valor d’error menor és el 31. Per altra banda, el que en té un major és l’atribut 38, que té sentit, ja que era dels quatre, el que menys assolia els requisits. Els atributs 22 i 32 tenen aproximadament el mateix error.

Per tant, el millor atribut per predir noves dades és el que expressa la “moneda nacional, preus constants, any base nacional, nivells trimestrals del PIB als preus de mercat”.

# Aplicar el procés per un quadrimestre

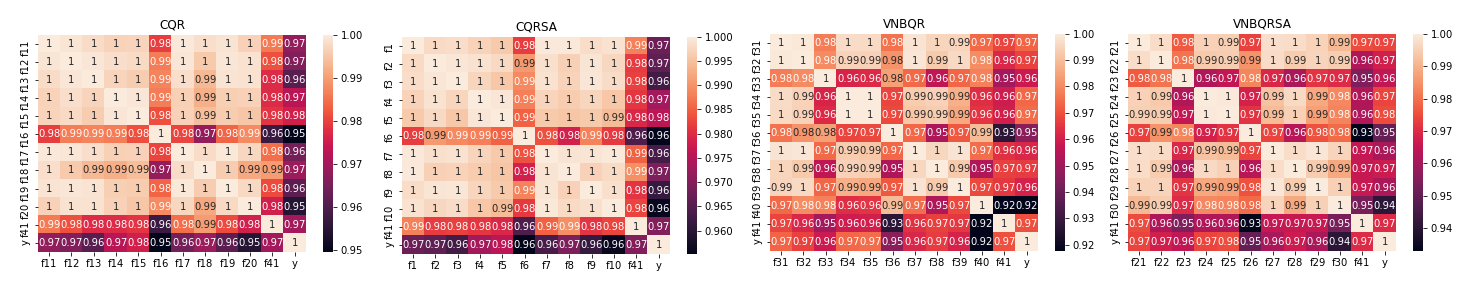
Les dades estan molt correlacionades amb el quadrimestre, per això la predicció que hem fet al treballar amb tots junts no es molt ajustada. Al treballar amb totes les dades alhora, fem la mitja i ens retorna un valor que no reflecteix la realitat.



Com podem veure en la següent gràfica d’exemple, la predicció que ens dona per a x = 1.4 es troba al voltant de l’1.0 però, el valor real és de gairebé 2.0.

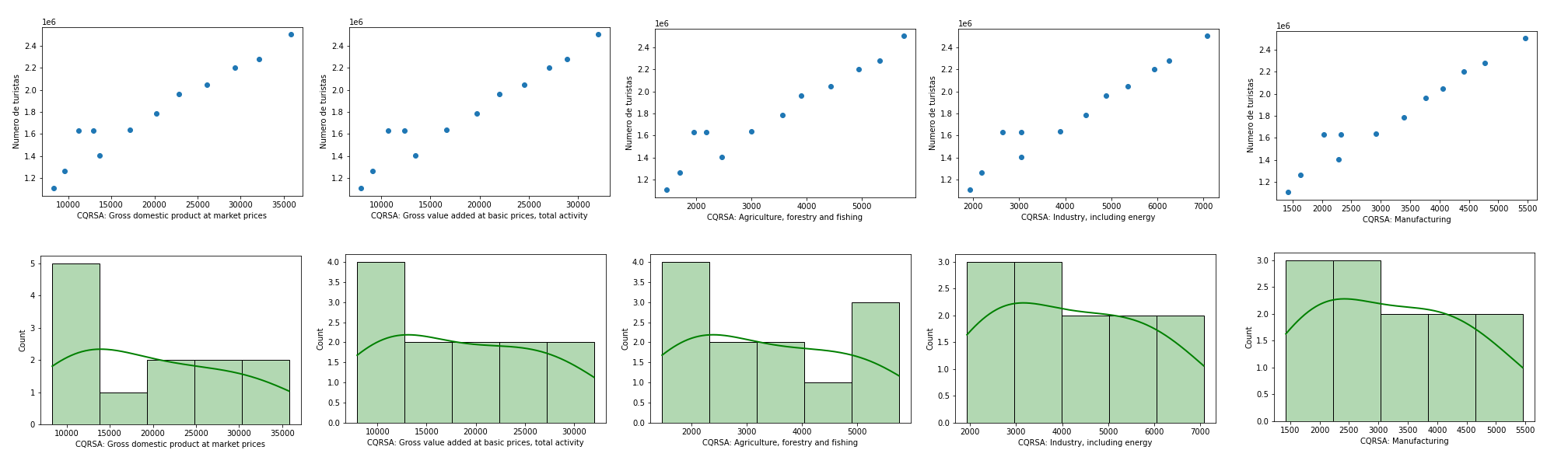
En aquest apartat plantejarem el problema des d’un altre enfoc, buscarem fer una predicció però només per a un quadrimestre. Les dades estaran més regularitzades i treballarem amb un marge d’error menor. Un cop plantejada aquesta hipòtesi, ho posarem en pràctica seguint el mateix procés que hem fet en tota la pràctica per a només el primer quadrimestre.

Aplicant els mateixos procediments d’anàlisi numèric dels diferents atributs. El primer que observem clarament és que les dades estan molt més correlacionades entre si, ja que la dispersió de les dades es menor.



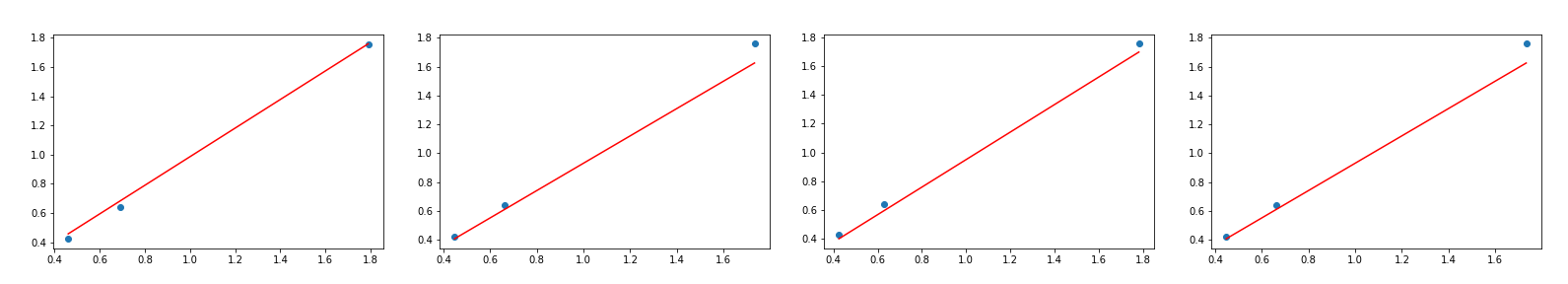
Com podem observar, cap correlació amb l’atribut objectiu baixa de 0.92. Podem veure que les gràfiques de punts ja no presenten el que abans semblaven dues fileres de punts, sinó que mostren una sola recta. En els histogrames veiem que s’ha suavitzat molt la seva corba.

Atributs 1-5:



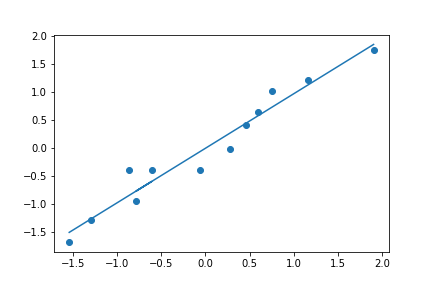
És important destacar que el test de Shapiro ja no ens es útil per a descartar atributs a l’hora d’escollir el que farem servir per a fer la predicció així que haurem d’escollir-ho per altres vies.

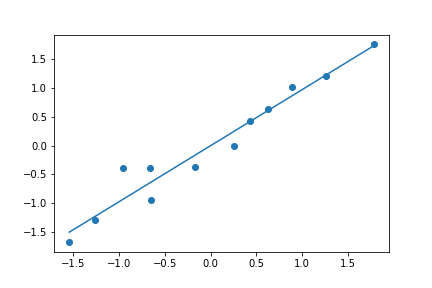
Per a triar l’atribut ens basarem en la regressió lineal i en l’error quadràtic. Al contrari que en la part anterior de la pràctica, observem que la recta s’ajusta molt a les nostres dades ja que no es troben tant distribuïdes en l’espai. De la mateixa manera, tots els errors quadràtics oscil·len entre **2.13 · 10-5** i **0.011**. Els atribut amb els que farem el descens de gradient donat que tenen el menor error quadràtic i segueixen una distribució normal són: **15, 22, 31** i **32**. Les seves gràfiques de punts i els seus errors quadràtics son els següents respectivament (un cop normalitzats):

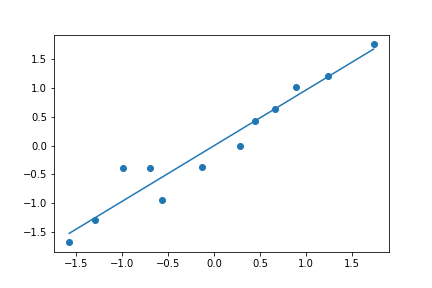
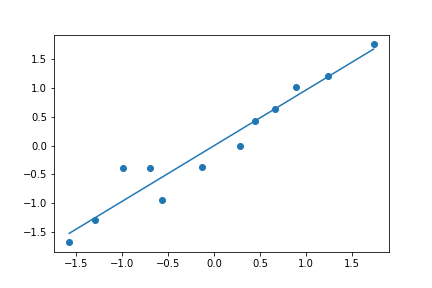


15: 0.0009 22: 0.0062 31: 0.0022 32: 0.0062

Per acabar, només farà falta aplicar el descens de gradient amb els atributs escollits. Seguirem el mateix procediment que el que hem aplicat anteriorment així que només mostrem i expliquem els resultats.

**Atribut 15**.- mostra error del 0.00064 **Atribut 31**.- mostra error del 0.00072



**Atribut 22**.- mostra error del 0.00104 **Atribut 32**.- mostra error del 0.00104

Aplicant el mateix raonament d’abans, el millor atribut per a predir el número de turistes que arriben de l’Índia el primer quadrimestre és l’atribut 15, la Fabricació segons la moneda nacional, preus constants, any base nacional, ajustats estacionalment.

Amb aquest resultat tant satisfactori corroborem la nostra hipòtesi que, al fer l’estudi per quadrimestres podem predir amb molta més precisió.

# Conclusions

Aquesta pràctica ens ha servit d’introducció al Machine Learning, aplicant de manera pràctica tota la teoria que hem anat veient a les classes.

Ara sabem com plantejar el problema, els mètodes que hem d’aplicar i com interpretar els resultats obtinguts. Tot això aplicant-lo a un problema real, afrontant els diferents dubtes que hem tingut durant la realització de la pràctica.

Hem entès la importància d’entendre els atributs de la base de dades, de visualitzar aquestes dades, de normalitzar-les i de fer una bona regressió per poder arribar a un bon resultat en el descens de gradient.

Un cop acabada la pràctica som capaços d’afrontar un problema d’aquest estil amb les eines i coneixements adquirits a través d’aquesta assignatura.