PRACTICA 1: REGRESSIÓ

Pol Espinasa Vilarrasa - 1566792

Marc Gonzalez Amores - 1564995

ÍNDEX

Introducció 3
Llibreries utilitzades 3
Explicació de la base de dades 4
Anàlisi numèric de cada atribut 8
Resultats test de Shapiro 14
Correlació entre dades 15
Regressió lineal 16
Error quadràtic mitjà (MSE) 22
Atribut escollit 24
Principal Component Analysis (PCA) 24
Conclusions 24

Introducció

En aquesta pràctica, tenint en compte els coneixements que hem anat adquirint en la assignatura, haurem d'aplicar aquests coneixements a un problema real. S'haurà d'analitzar una base de dades real utilitzant gràfiques i procediments matemàtics.

La nostra base de dades tracta sobre la esperança de vida dels països de tot el món separades per anys i països. Els anys van del 1800 al 2016.

https://www.kaggle.com/amarpandey/world-life-expectancy-18002016

Llibreries utilitzades

Per portar a terme aquesta pràctica utilitzarem llibreries de Python per l'aprenentatge computacional i la IA, que ens facilita eines d'anàlisi i algoritmes.

Les diferents llibreries que hem utilitzat són: NumPy, Pandas, Matplotlib, Sklearn i Spicy.

Numpy és una llibreria de Python que s'utilitza per crear vectors i matrius grans i multidimensionals. A més a més conté un gran conjunt de funcions matemàtiques molt optimitzades per poder fer càlculs a aquests vectors i matrius de manera molt eficient.

Pandas és una llibreria que s'utilitza com a extensió de NumPy utilitzada per la manipulació i anàlisi de dades.

Matplotlib s'utilitza per a la generació de gràfics a partir de dades contingudes en llistes, matrius i llistes. Aquesta és compatible amb Numpy.

Sklearn és una llibreria utilitzada per a l'aprenentatge automàtic, aquesta inclou diversos algorismes de classificació, regressió i anàlisi de grups.

La derrera llibreria, Scipy, proporciona algorismes per a l'optimització, integració, interpolació, per a problemes de valors propis, equacions algebraiques, equacions diferencials, estadística i una gran varietat de classes de problemes.

Explicació de la base de dades

En aquesta secció analitzem la base de dades per tal d'entendre el problema. No treballem amb un conjunt de dades sense sentit, sinó que darrera hi ha una base de dades real que hem d'analitzar per tal d'agafar els atributs més importants sense que siguin escollits de manera aleatòria.

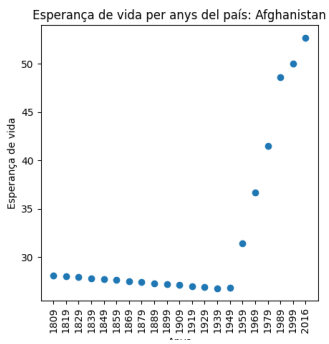
Com s'ha comentat prèviament, la base de dades tracta sobre la esperança de vida dels països de tot el món des de l'any 1800 al 2016. L'objectiu de treballar amb aquestes dades es intentar predir la esperança de vida al llarg d'aquest interval de temps. Tenim les dades organitzades en un dataset:

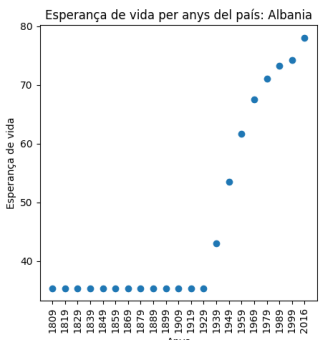
- **indicator-life_expectancy_at_birth.csv**

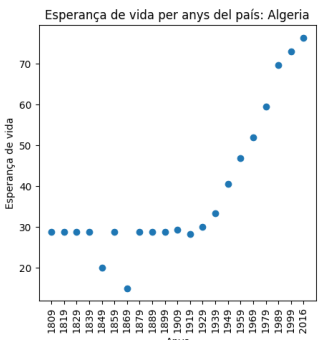
El primer problema que hem hagut d'afrontar era el fet que alguns països tenien dades buides, és a dir que hi ha països dels quals no tenim informació sobre les dades de la esperança de vida o altres que no tenim dades seves fins a algun any en concret. Per tal de poder tractar aquestes dades, hem eliminat aquells països que no tenien dades. Altres opcions com substituir els valors nuls per zeros o realitzar mitjanes comportaria afegir dades completament incorrectes i afegir soroll a la base de dades, s'ha considerat més oportú eliminar-les.

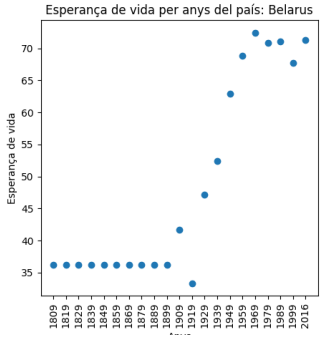
Hem analitzat per cada país les dades, i hem pogut veure com la esperança de vida en la gran majoria de països la esperança de vida a anat augmentant. En alguns països es pot veure alguna recessió en la esperança de vida, això és normal i és que si fem una mica de recerca per internet amb les dades d'aquells països en aquells punts, podrem veure que es tracte de períodes de guerra o greus crisis en el país. El creixement generalitzat de l'esperança de vida té sentit, ja que actualment hem evolucionat molt sobre la manera de tractar malalties cosa que fa en gran majoria que puguem viure més.

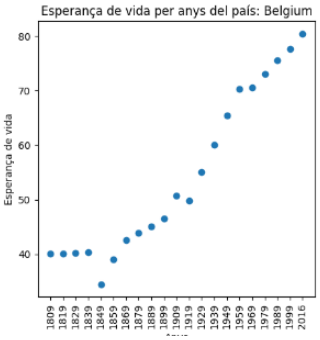
A continuació es mostren diferents gràfics del països des de el any 1969-2016, on podem veure aquesta evolució de la que estem parlant:

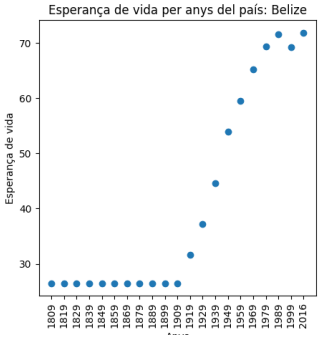


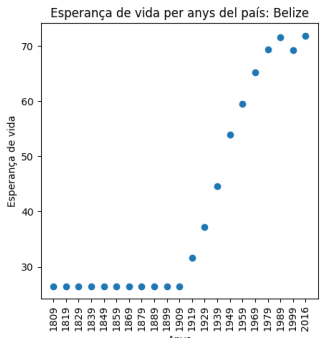


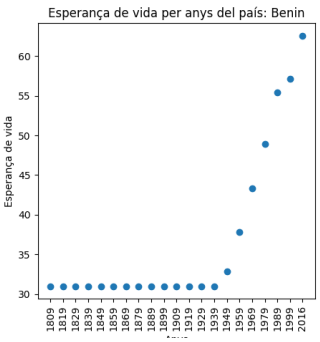


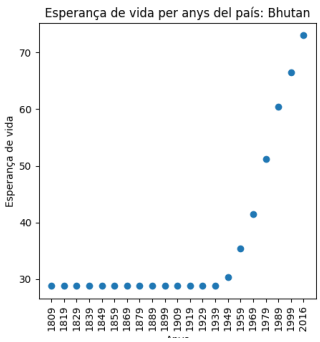

Esperança de vida per anys del país: Belarus
Esperança de vida


Esperança de vida per anys del país: Belgium
Esperança de vida

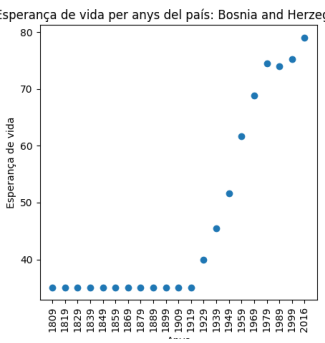

Esperança de vida per anys del país: Belize
Esperança de vida

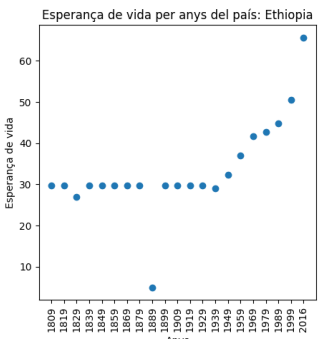

Esperança de vida per anys del país: Belize
Esperança de vida

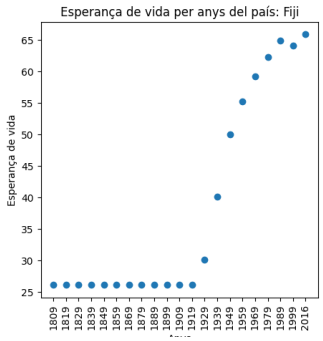

Esperança de vida per anys del país: Benin
Esperança de vida

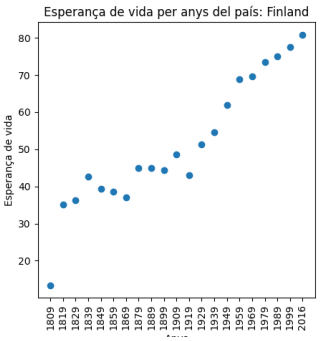

Esperança de vida per anys del país: Bhutan
Esperança de vida

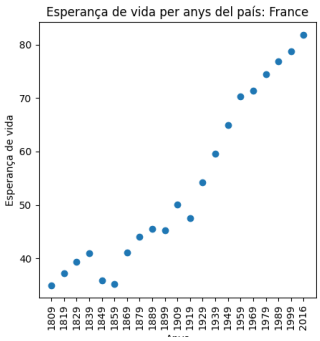

Esperança de vida per anys del país: Bolivia
Esperança de vida

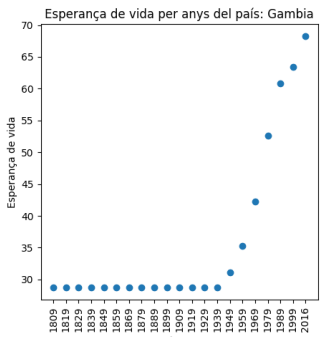

Esperança de vida per anys del país: Bosnia and Herzegovir
Esperança de vida

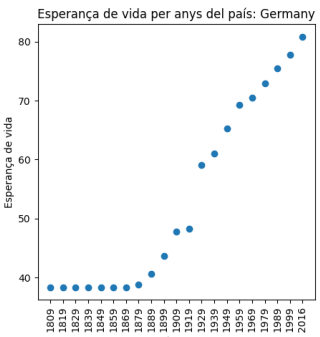

Esperança de vida per anys del país: Ethiopia
Esperança de vida

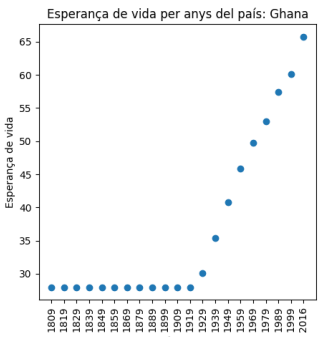

Esperança de vida per anys del país: Fiji
Esperança de vida

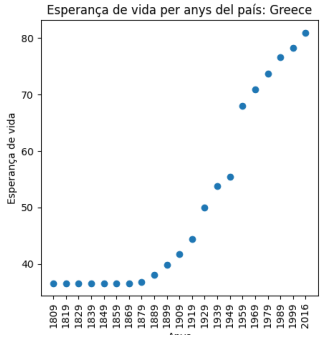

Esperança de vida per anys del país: Finland
Esperança de vida

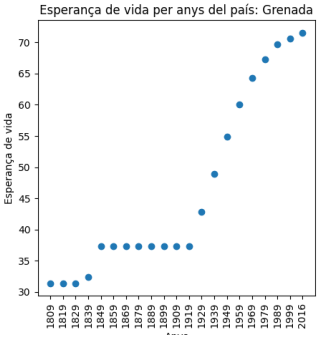

Esperança de vida per anys del país: France
Esperança de vida


Esperança de vida per anys del país: Gambia
Esperança de vida

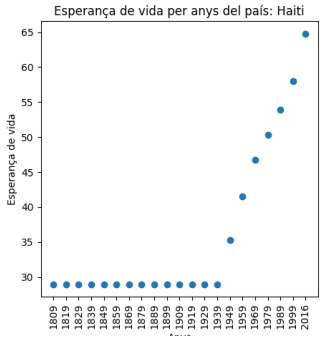

Esperança de vida per anys del país: Germany
Esperança de vida

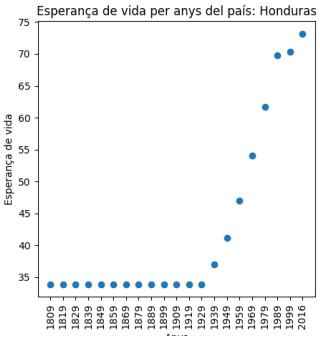

Esperança de vida per anys del país: Ghana
Esperança de vida

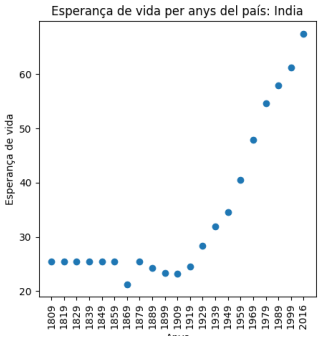

Esperança de vida per anys del país: Greece
Esperança de vida

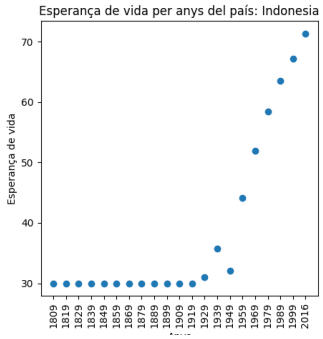

Esperança de vida per anys del país: Grenada
Esperança de vida

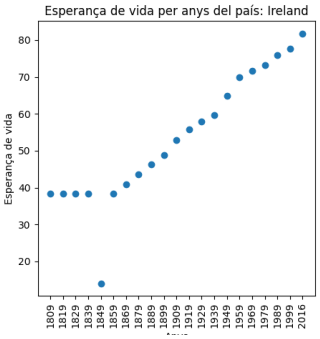

Esperança de vida per anys del país: Guadeloupe
Esperança de vida

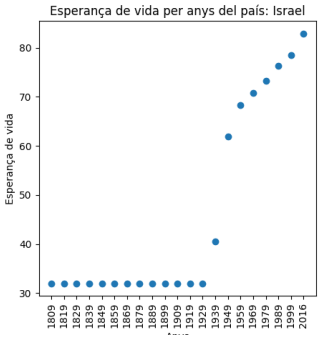

Esperança de vida per anys del país: Haiti
Esperança de vida

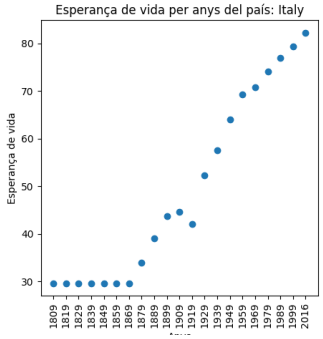

Esperança de vida per anys del país: Honduras
Esperança de vida

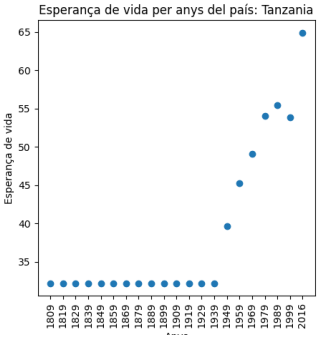

Esperança de vida per anys del país: India
Esperança de vida

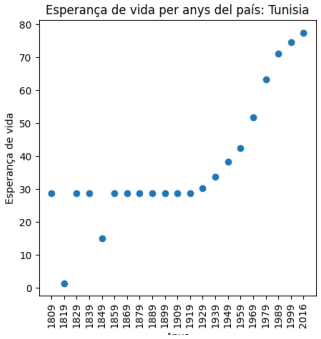

Esperança de vida per anys del país: Indonesia
Esperança de vida

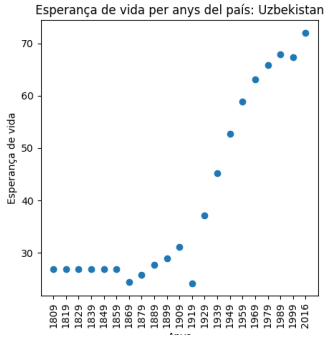

Esperança de vida per anys del país: Ireland
Esperança de vida

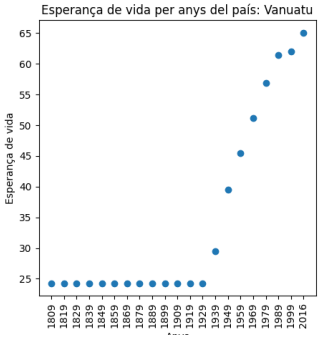

Esperança de vida per anys del país: Israel
Esperança de vida

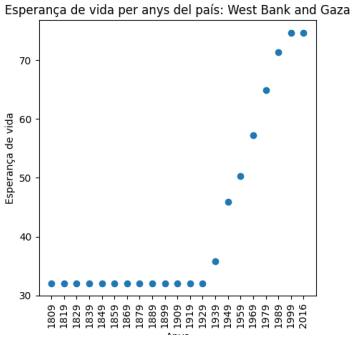

Esperança de vida per anys del país: Italy
Esperança de vida

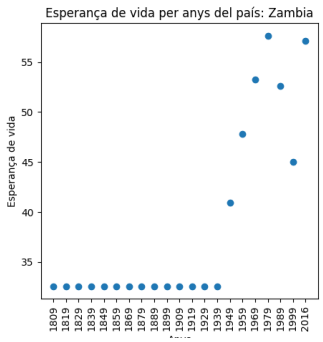

Esperança de vida per anys del país: Tanzania
Esperança de vida


Esperança de vida per anys del país: Tunisia
Esperança de vida







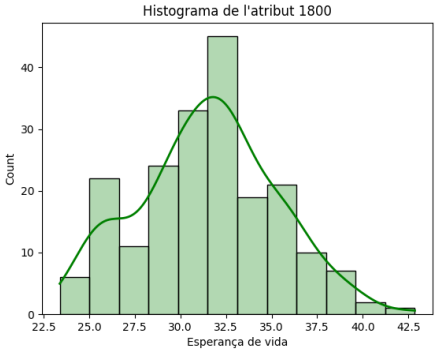


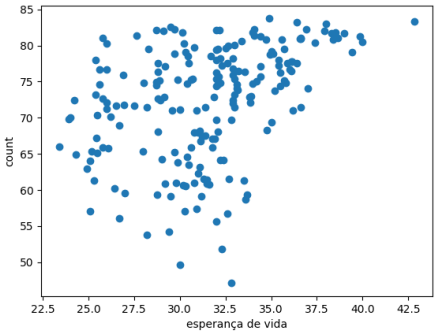
Com podem observar als diagrames de punts, podem veure la evolució de la esperança de vida tal i com hem comentat amb anterioritat, tot i que alguns països tenen més esperança de vida que d'altres. (Tots els diagrames de punts de tots els països es poden trobar al repositori de Github.)

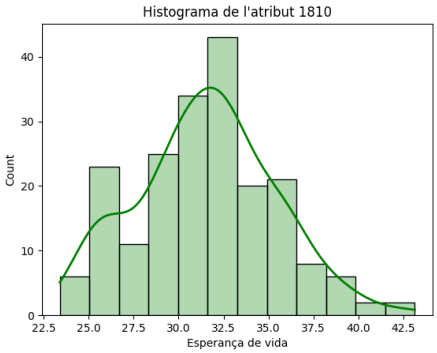
Per a cada any de la mostra hem dibuixat el seu histograma i la seva gràfica de punts per a veure la distribució que segueix la esperança de vida de cada any. També hem aplicat el test de Shapiro per a determinar quins anys de la mostra no segueixen una distribució normal.

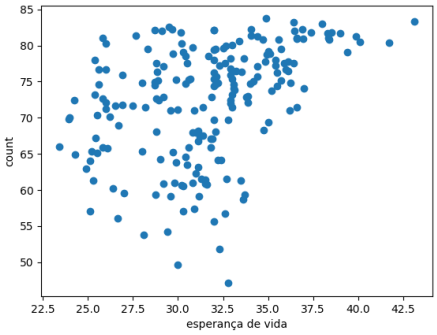
Anàlisi numèric de cada atribut

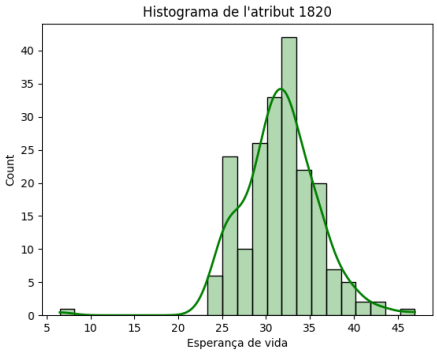
En el informe només mostrarem els anys de 10 en 10, ja que sinó l'informe seria molt extens, tot i això els gràfics de cada atribut es poden trobar al repositori de Github:

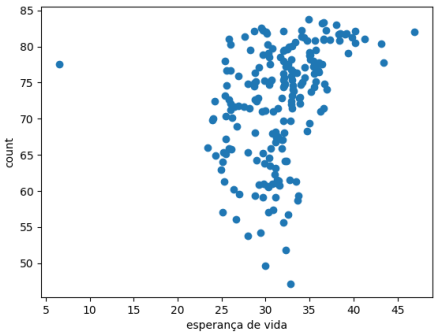


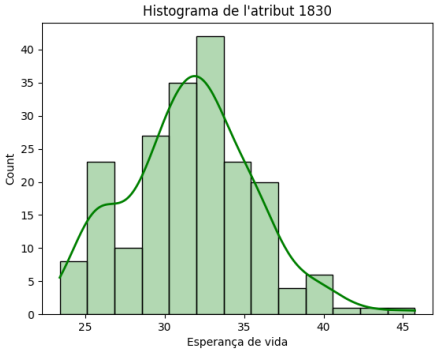


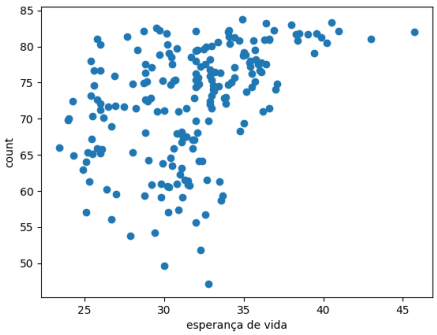


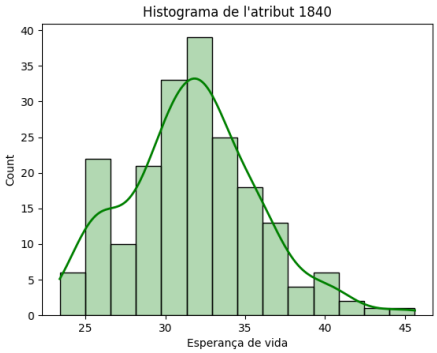


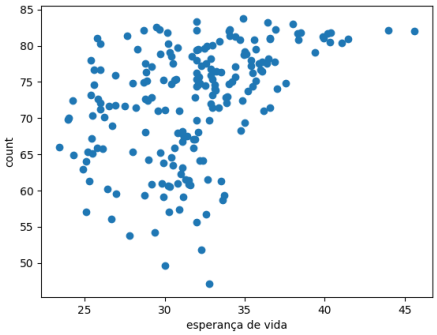


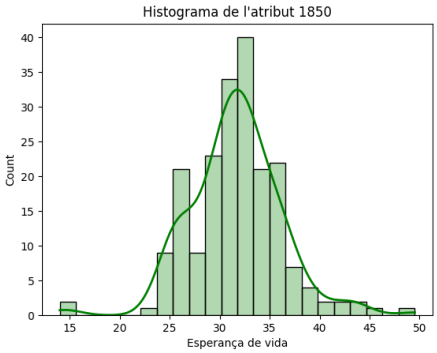


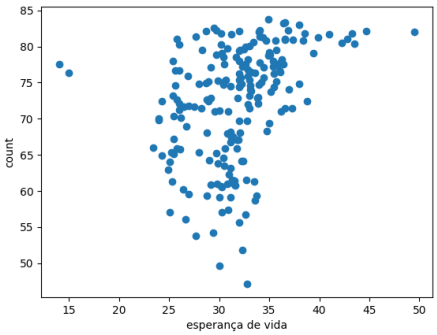

Histograma de l'atribut 1830
Count
Esperança de vida

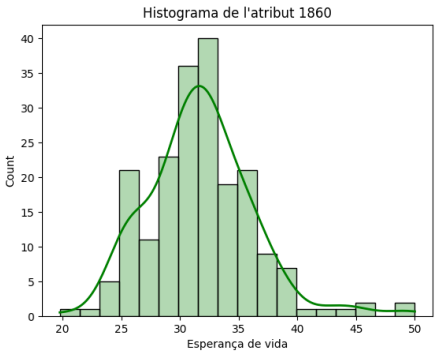

count
esperança de vida

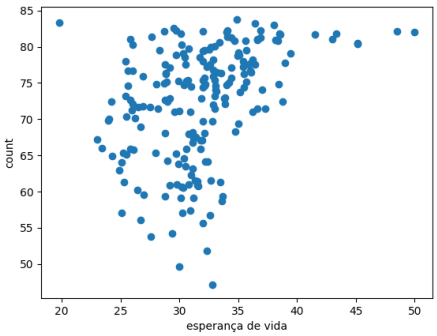

Histograma de l'atribut 1840
Count
Esperança de vida

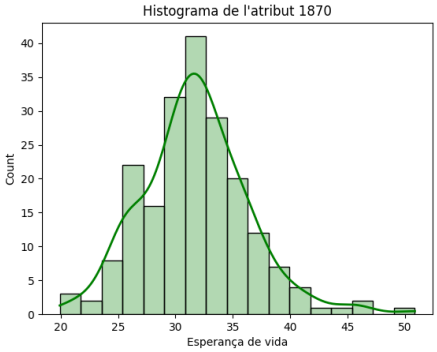

count
esperança de vida

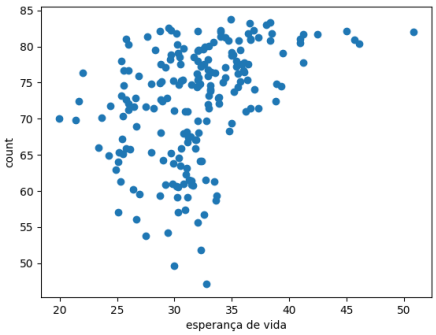

Histograma de l'atribut 1850
Count
Esperança de vida

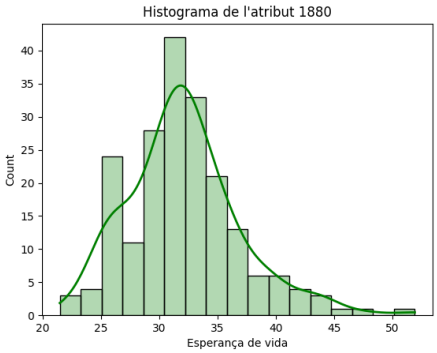

count
esperança de vida

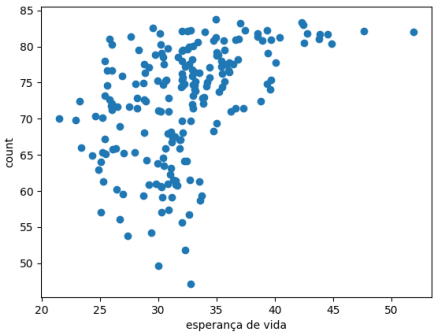

Histograma de l'atribut 1860
Count
Esperança de vida

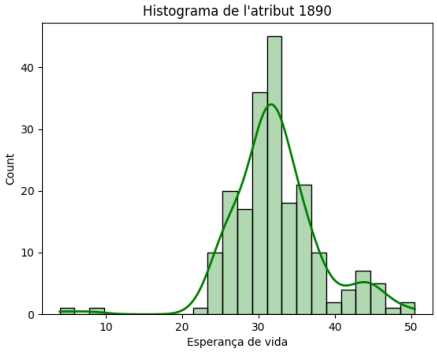

count
esperança de vida

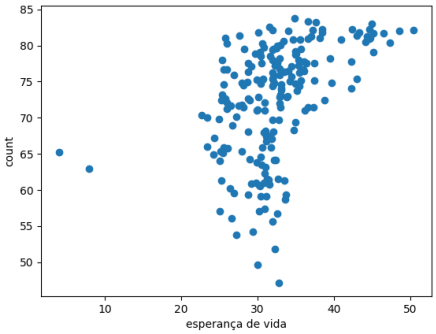

Histograma de l'atribut 1870
Count
Esperança de vida

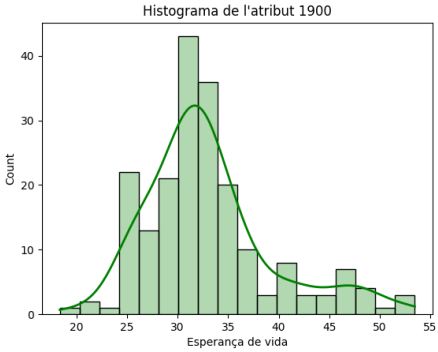

count
esperança de vida

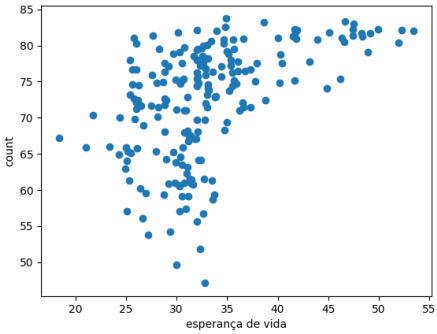

Histograma de l'atribut 1880
Count
Esperança de vida

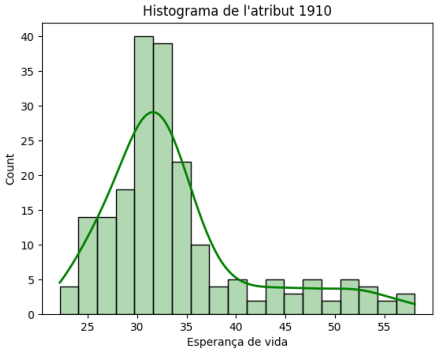

count
esperança de vida

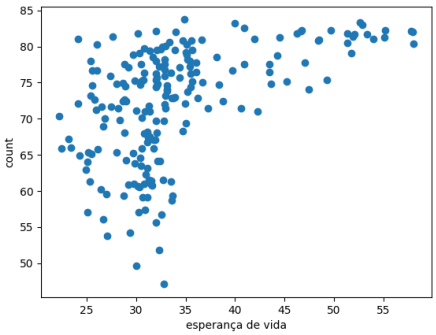

Histograma de l'atribut 1890
Count
Esperança de vida

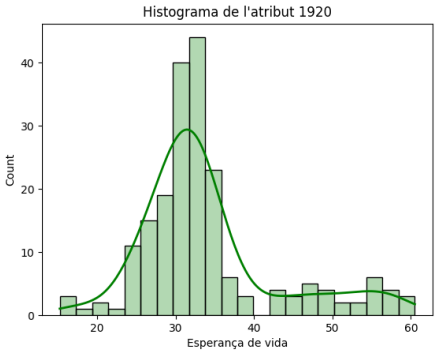

count
esperança de vida

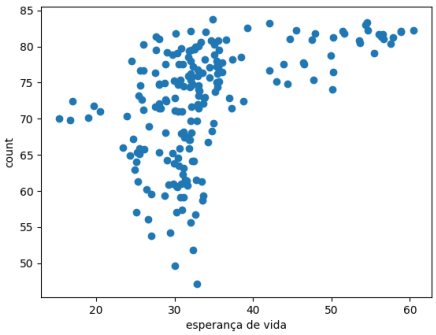

Histograma de l'atribut 1900
Count
Esperança de vida

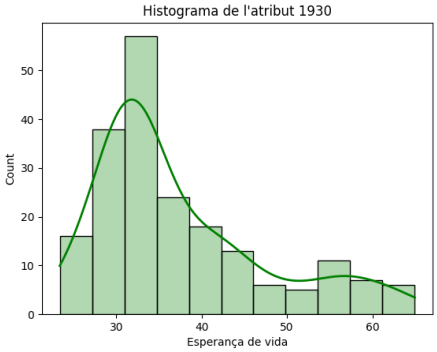

count
esperança de vida

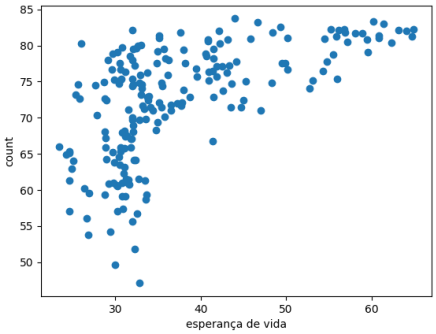

Histograma de l'atribut 1910
Count
Esperança de vida

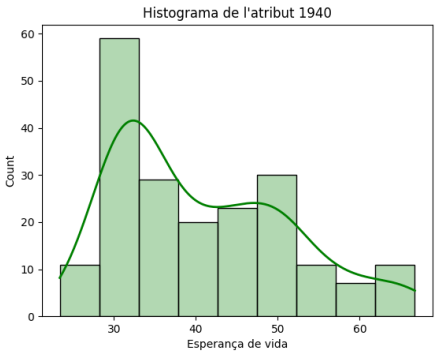

count
esperança de vida

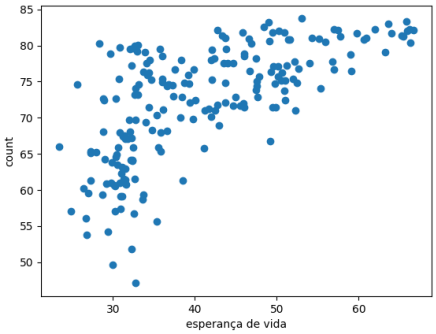

Histograma de l'atribut 1920
Count
Esperança de vida

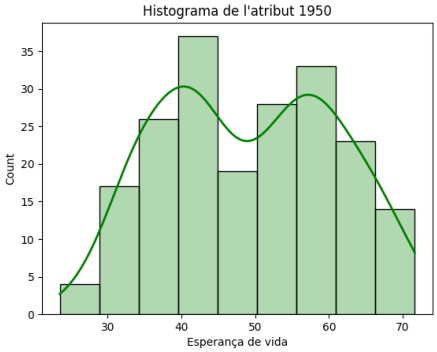

count
esperança de vida

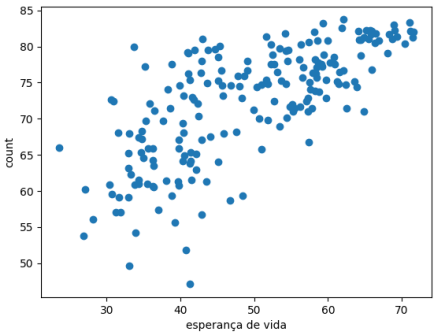

Histograma de l'atribut 1930
Count
Esperança de vida

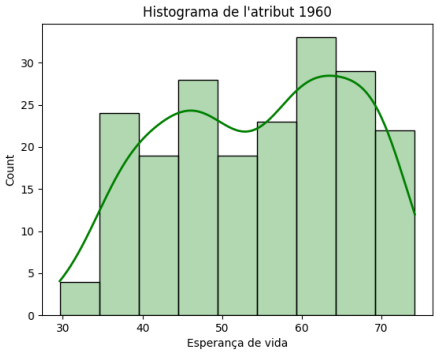

count
esperança de vida

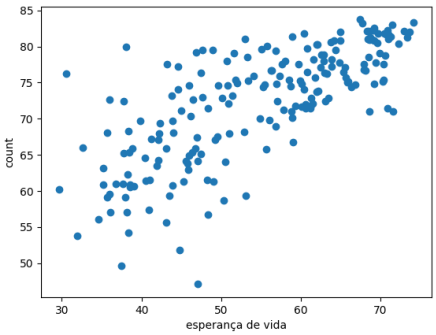

Histograma de l'atribut 1940
Count
Esperança de vida

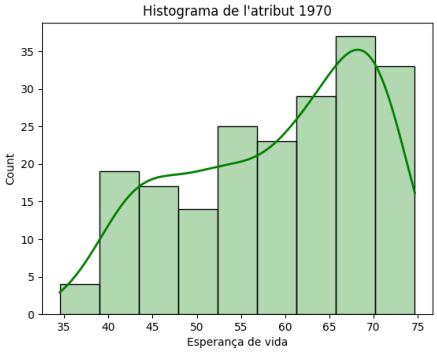

count
esperança de vida

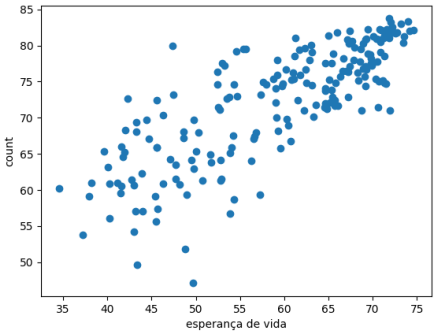

Histograma de l'atribut 1950
Count
Esperança de vida

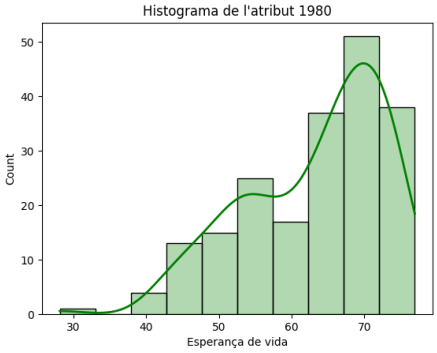

count
esperança de vida

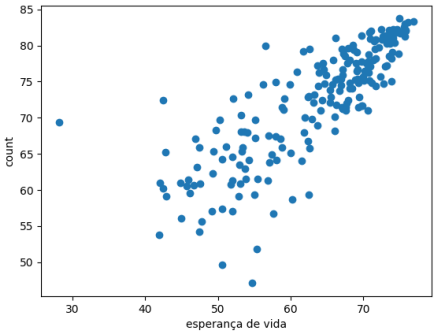

Histograma de l'atribut 1960
Count
Esperança de vida

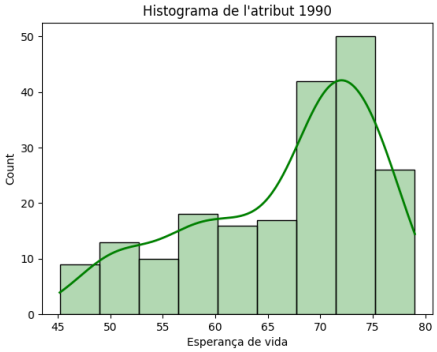

count
esperança de vida

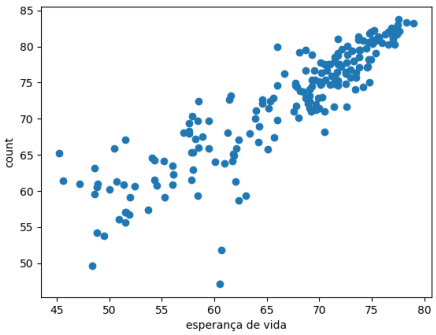

Histograma de l'atribut 1970
Count
Esperança de vida

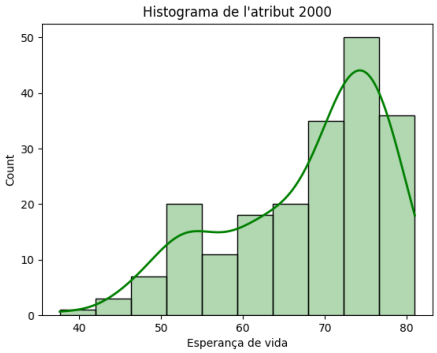

count
esperança de vida

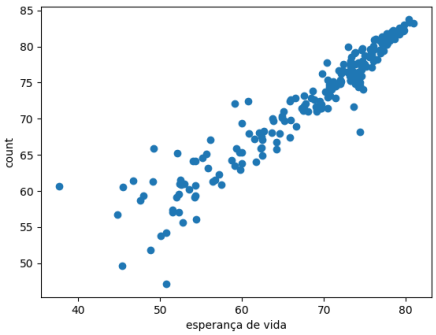

Histograma de l'atribut 1980
Count
Esperança de vida

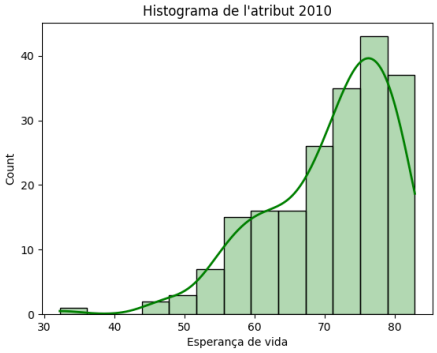

count
esperança de vida

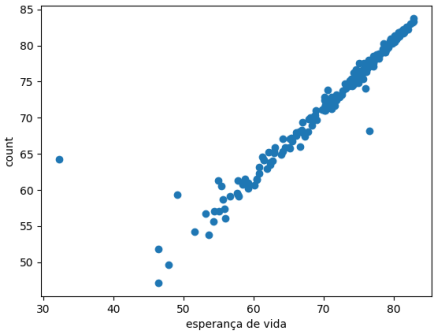


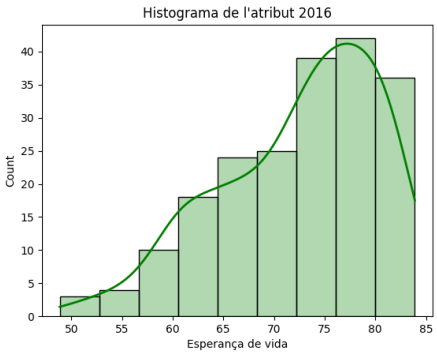


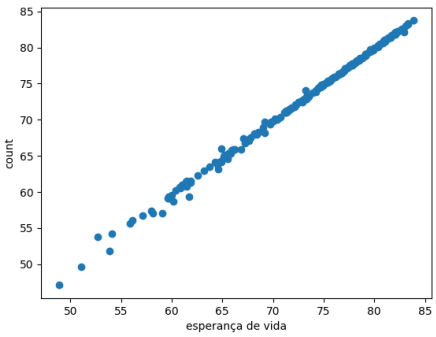












Pel que fa als diagrames de punts, podem observar que tots els països a mesura que van passant els anys augmenten la esperança de vida, tot i que hi ha alguns països que es queden al darrere en questa evolució, i augmenten en menor mesura la seva esperança de vida, tot i que la majoria com podem observar al diagrama del 2016 es troben en una esperança de vida major.

La regressió lineal es basa en tres bases; que la relació sigui de tipus lineal, que els residus segueixin una distribució normal i que la variància d'aquests residus sigui constant.

Quan les dades estan disperses, el regressor funciona millor. Tenint en compte que han de seguir una distribució normal, volem una dispersió elevada. Per tant hem de rebutjar tots aquells valors que no segueixin una distribució normal, aplicant el test de Shapiro.

El test de Shapiro rebutja aquells atributs que no segueixen una distribució normal.

Resultats test de Shapiro

Atribut 1 Any: 1800 --> Estadístic: 0.9887773394584656 | P-Valor: 0.11583148688077927 No es pot descartar la hipòtesi de que les dades es distribueixen de forma normal
Atribut 2 Any: 1801 --> Estadístic: 0.9861128926277161 | P-Valor: 0.04586431756615639 Es pot descartar la hipòtesi de que les dades es distribueixen de forma normal
Atribut 3 Any: 1802 --> Estadístic: 0.9872831106185913 | P-Valor: 0.06893709301948547 No es pot descartar la hipòtesi de que les dades es distribueixen de forma normal
Atribut 4 Any: 1803 --> Estadistic: 0.9921090006828308 | P-Valor: 0.34993278980255127 No es pot descartar la hipòtesi de que les dades es distribueixen de forma normal
Atribut 5 Any: 1804 --> Estadistic: 0.9880924820899963 | P-Valor: 0.0913628488779068 No es pot descartar la hipòtesi de que les dades es distribueixen de forma normal
Atribut 6 Any: 1805 --> Estadistic: 0.983538806438446 | P-Valor: 0.018868504092097282 Es pot descartar la hipòtesi de que les dades es distribueixen de forma normal
Atribut 7 Any: 1806 --> Estadistic: 0.9772395491600037 | P-Valor: 0.0023758108727633953 Es pot descartar la hipòtesi de que les dades es distribueixen de forma normal
Atribut 8 Any: 1807 --> Estadistic: 0.9863826632499695 | P-Valor: 0.050377920269966125 No es pot descartar la hipòtesi de que les dades es distribueixen de forma normal
Atribut 9 Any: 1808 --> Estadistic: 0.9765198230743408 | P-Valor: 0.00189547601621598

Es pot descartar la hipòtesi de que les dades es distribueixen de forma normal
Atribut 10 Any: 1809 --> Estadistic: 0.97993004322052 | P-Valor: 0.005640340968966484 Es pot descartar la hipòtesi de que les dades es distribueixen de forma normal

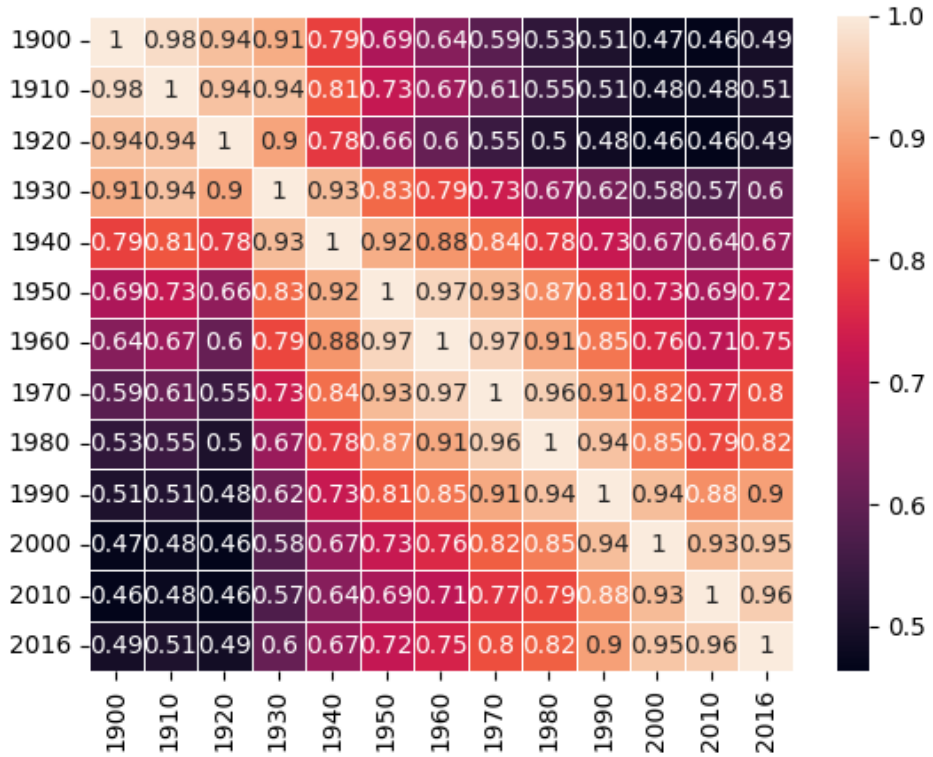
Hem posat d'exemple els resultats dels primers 10 anys, per tal de no allargar el informe, els altres resultats estan al GitbHub.

Després de veure els resultats, els atributs que no podem rebutjar són: 1, 3, 4, 5, 8, 11, 12, 13, 14, 15, 34, 35, 38, 47, 48 que són els corresponents als anys 1800, 1802, 1803, 1804, 1807, 1810, 1811, 1812, 1813, 1814, 1833, 1834, 1837, 1846, 1847.

Ens interessen aquells atributs amb molta dispersió.

Correlació entre dades

Hem analitzat la correlació dels atributs, per poder detectar si estan relacionats amb l'any objectiu, el 2016. Podem observar-ho al mapa de calor:



En el mapa de calor podem observar que com més van avançant els anys, la correlació de dades augmenta, és a dir els valors s'assemblen més al atribut objectiu. El atribut objectiu que hem agafat és la esperança de vida dels països al 2016.

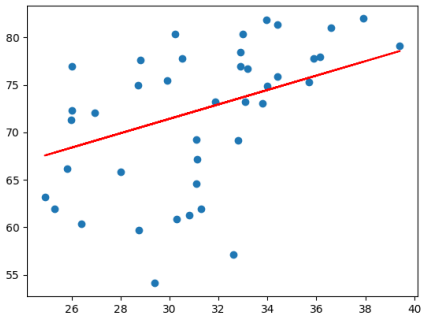
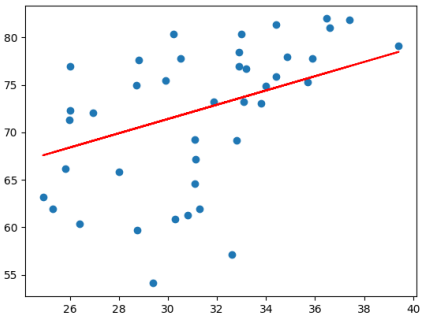
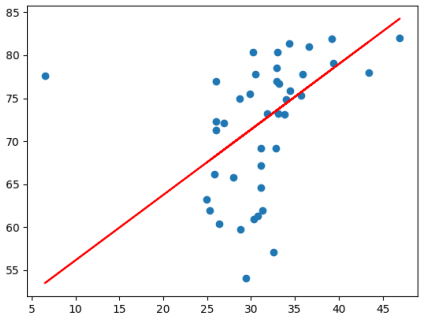
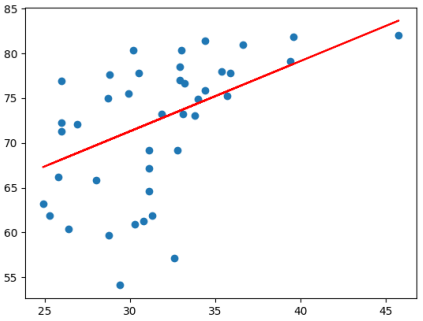
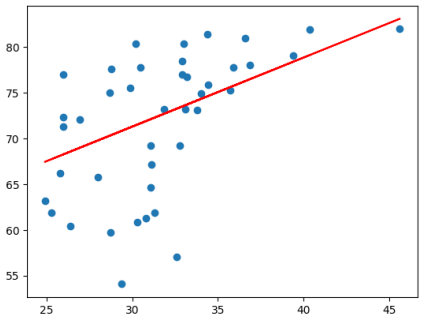
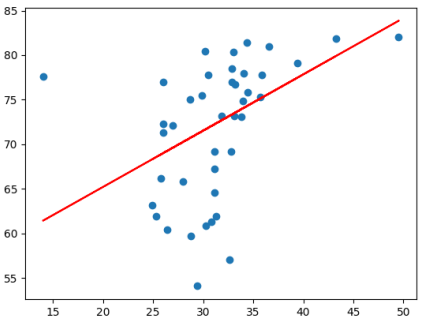
Regressió lineal

En aquest apartat farem la regressió lineal de cada atribut, en primer lloc sense normalitzar i després normalitzant-les. Tot i seguit calcularem l'error quadràtic mitjà del regressor, normalitzat i sense normalitzar.

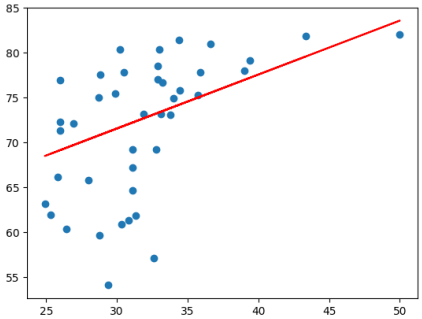
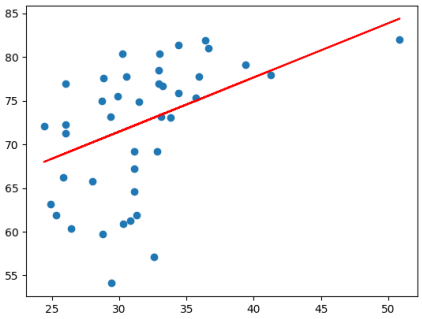
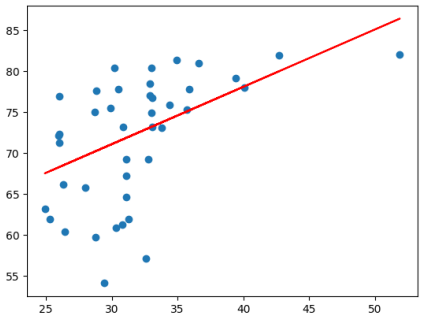
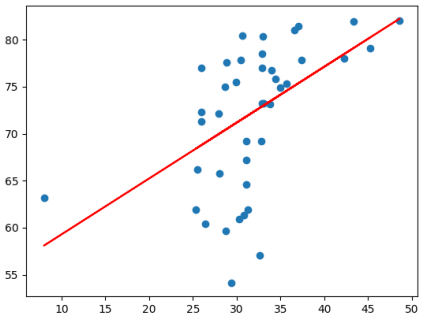
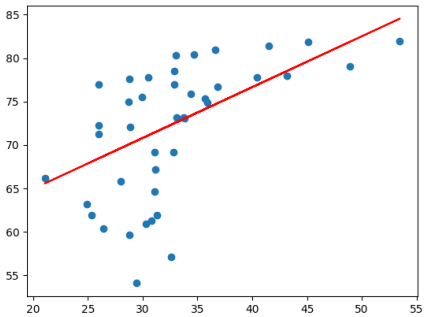
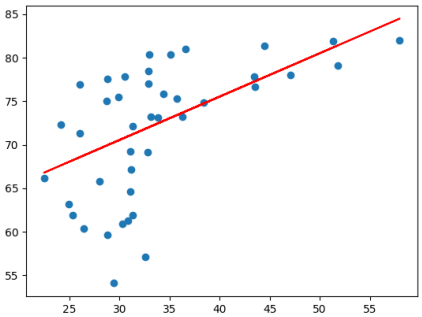
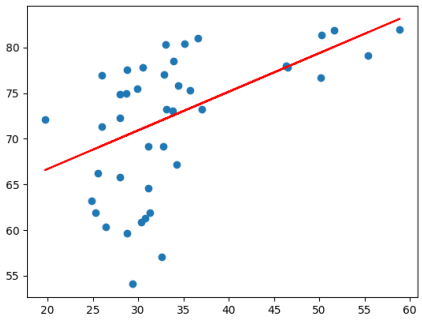
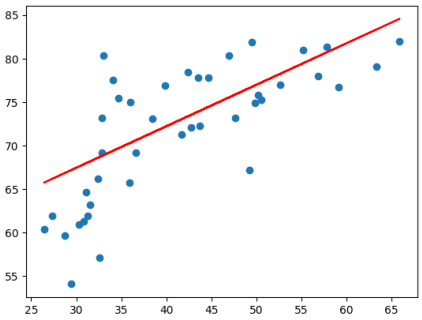
Regressió sense normalitzar

Per tal de no allargar el informe, mostrarem els anys de 10 en 10, la resta de gràfiques estan penjades al GitHub

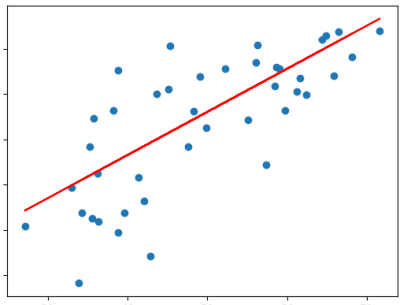
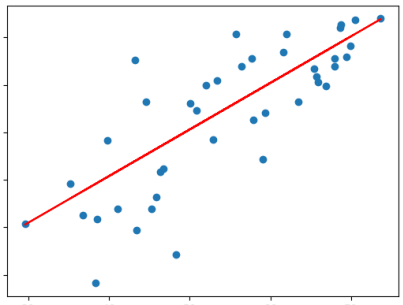
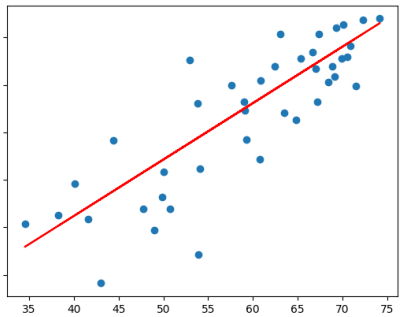
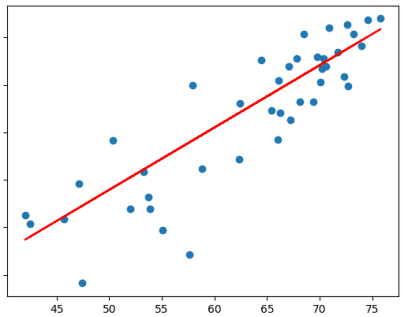
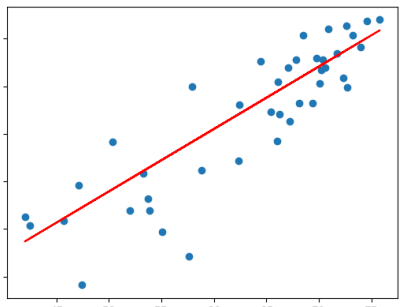
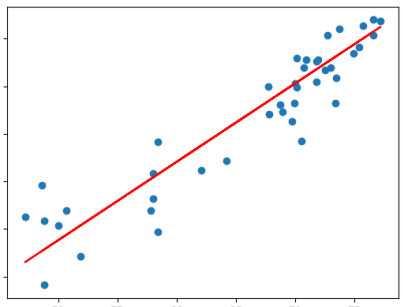
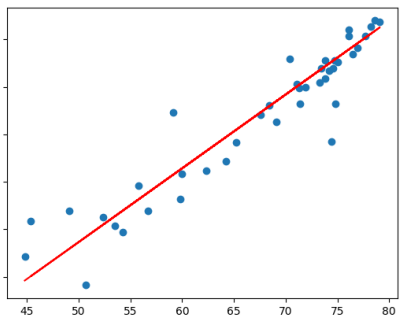
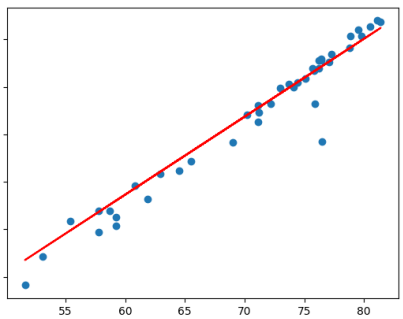
Anys 1800-1850

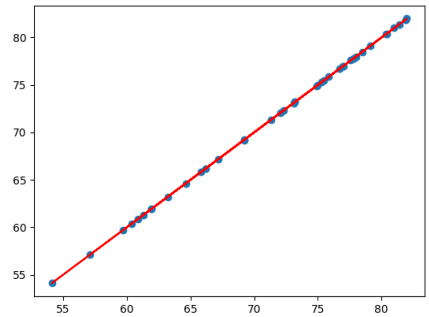
Anys 1860-1930

Anys 1940-2010

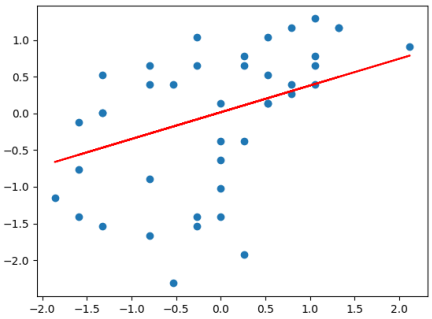
Any 2016

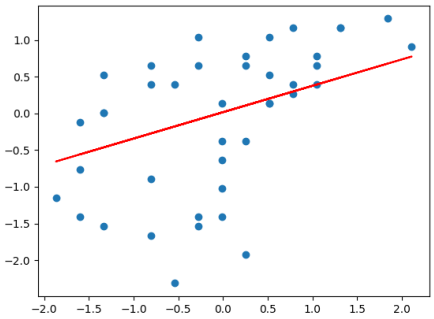


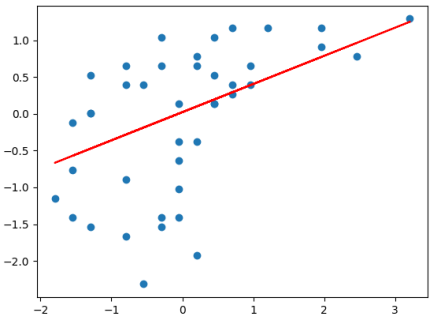
Amb els valors sense normalitzar podem veure com la recta de regressió cobreix en casi tota la majoria tots els punts. Això vol dir que per aquelles mostres que arribin al regressor, aquelles que estiguin més a prop de la recta de regressió el error serà més petit, mentre que aquelles que estiguin més lluny el error serà més gran.

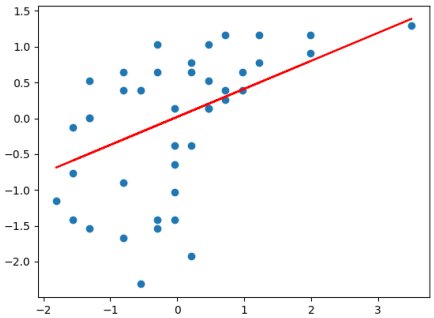
Regressió amb dades normalitzades

Anys 1800-1830

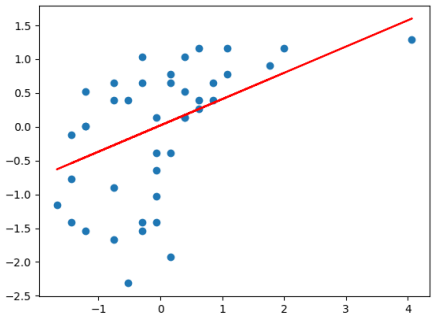
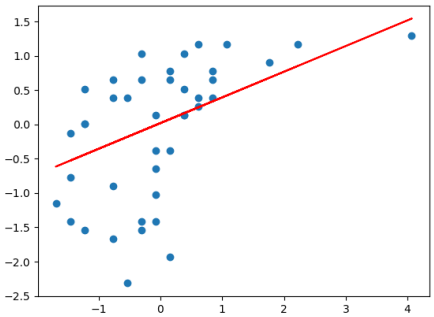
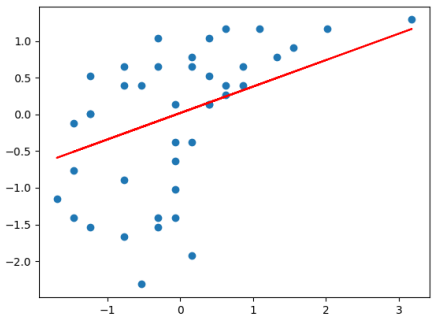
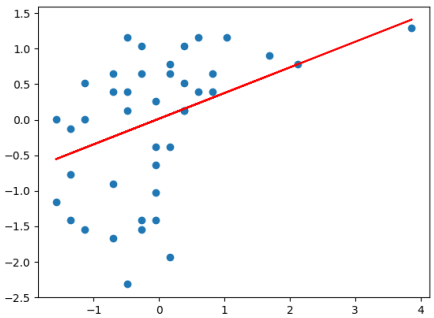
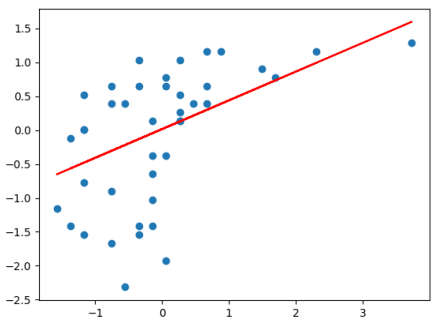
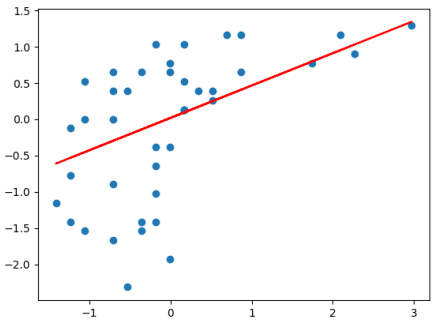
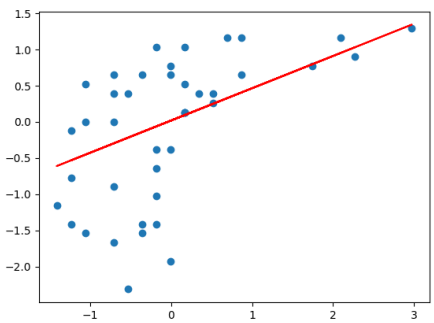
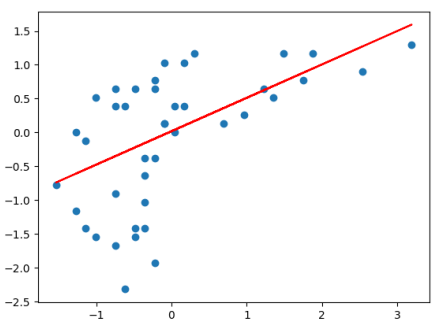




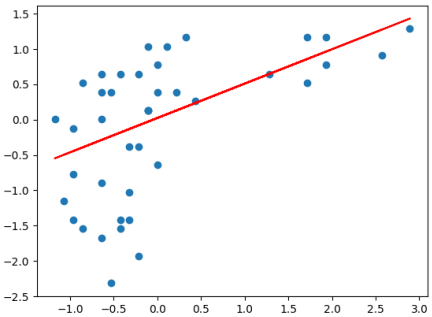
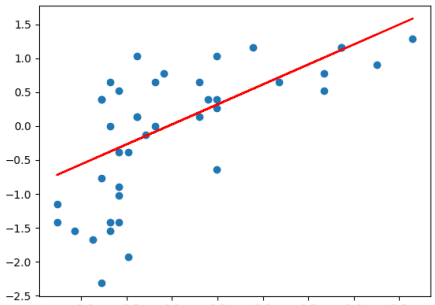
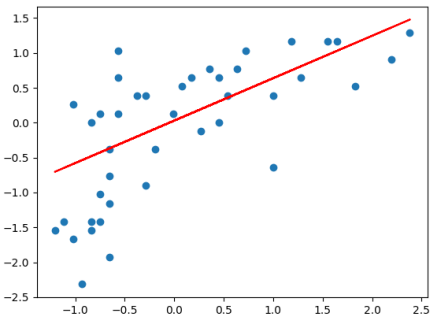
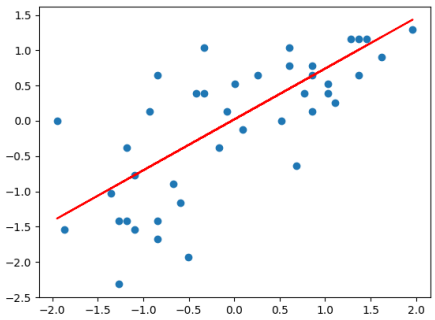
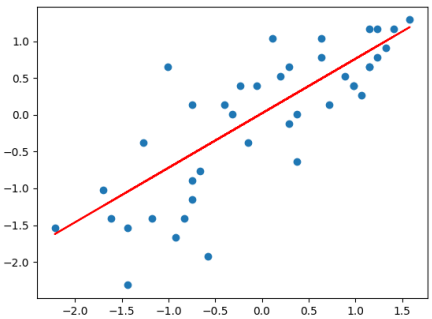
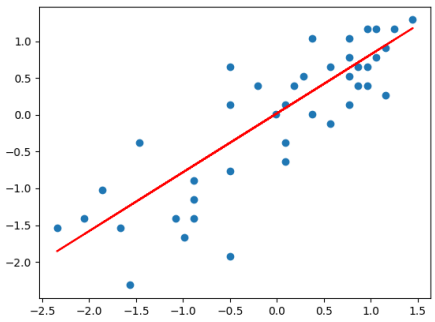
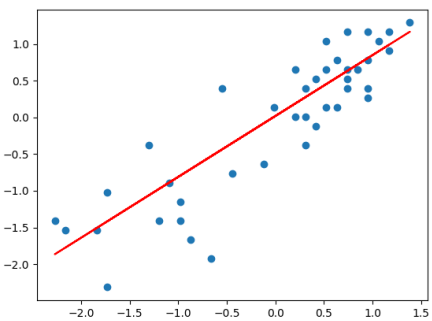
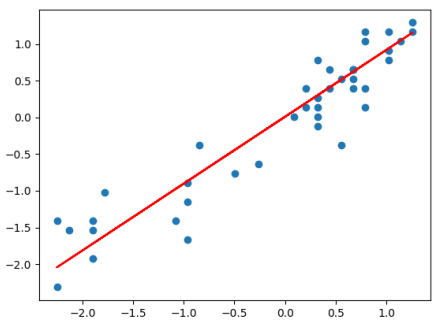




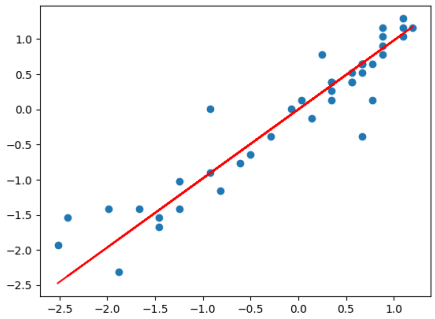
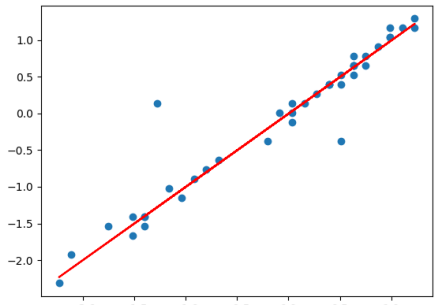
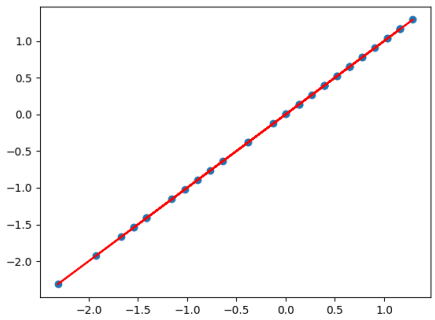
Anys 1840-1910

Anys 1920-1990

Anys 2000-2016

Observem que el fet de normalitzar les dades no fa canviar molt els gràfics. També observem altre cop que com més propers a l'objectiu, més precís és el regressor.

Error quadràtic mitjà (MSE)

En aquesta secció es calcula l'error quadràtic mitjà del regressor per cada atribut, és a dir per cada any, per tal de detectar aquells atributs amb un MSE menor. Al informe només posarem resultats d'alguns atributs per no estendre l'informe.

Atributo 1 Any: 1800 : **MSE: 44.21246510698685 R2 score: -4.881399661218707**
Atributo 11 Any: 1810 : **MSE: 43.84808616079501 R2 score: -4.922067014933038**
Atributo 31 Any: 1830 :

MSE: 42.38370179335465 R2 score: -2.749826511153811
Atributo 51 Any: 1850 : **MSE: 48.862189561219125 R2 score: -3.065682480954413**
Atributo 71 Any: 1870 : **MSE: 44.680822534197446 R2 score: -3.809068722300725**
Atributo 91 Any: 1890 : **MSE: 41.91354868870076 R2 score: -1.8771824915583322**
Atributo 111 Any: 1910 : **MSE: 39.44282456737262 R2 score: -1.6049298436703499**
Atributo 131 Any: 1930 : **MSE: 33.478544124918194 R2 score: -0.5556762414901519**
Atributo 151 Any: 1950 : **MSE: 25.946506573853956 R2 score: 0.18085976561084494**
Atributo 171 Any: 1970 : **MSE: 17.467762443140433 R2 score: 0.5597816668939357**
Atributo 191 Any: 1990 : **MSE: 8.129141058466812 R2 score: 0.8583021403391822**
Atributo 201 Any: 2000 : **MSE: 7.062119172191595 R2 score: 0.8811598725572126**
Atributo 217 Any: 2016 : **MSE: 3.07848158135029e-29 R2 score: 1.0**

Hem observat que l'error quadràtic va disminuint quan més s'apropa al any objectiu, el 2016.

Atribut escollit

Després d'aplicar d'analitzar els mapes de calor i el MSE de cada atribut, els millors atributs que podem escollir són aquells que es troben més a prop de l'any que volem predir, el 2016. Quan més ens apropem a aquest any, les diferències son poc notòries, en alguns casos arribant a ser completament nul·les nules.

Principal Component Analysis (PCA)

Ja que la nostra base de dades té molts atributs (anys des del 1800-2016), podríem aplicar un PCA per reduir la dimensió del espai observable. És a dir, si es redueix el nombre de variables a dues o tres de noves, es poden representar les dades originals en el pla o en un gràfic de 3-dimensions i, així, es visualitza de manera gràfica un resum de les nostres dades.

Conclusions

Gràcies a aquesta pràctica hem pogut entendre el funcionament del Machine Learning, utilitzant tècniques que havíem vist a classe, i com aplicar-les per solucionar un problema real. També hem après a analitzar aquests resultats. I per últim hem millorat els coneixement de python ja que aquest projecte s'ha realitzat amb aquests llenguatge.