

Process Book

Week 1:

Dag 1

Eerste Hoorcollege bijgewoond. Vervolgens is na problemen met de groepsindeling de groep gevormd. Na de groepsvorming is de dataset omgezet naar een csv bestand en de github repository aangemaakt.

Dag 2 en 3

Het cleanen en preprocessen van de database is begonnen. De dataset bestond nog uit losse jaartallen. Bovendien miste er veel waarden en bleek Liander niet consistent met het scheiden van de waarden.

Dag 4

Na het Bij elkaar voegen van alle jaartallen en het oplossen van de hierboven beschreven structurele problemen van de dataset wordt het probleem van missende waarden opgelost. We besluiten de betreffende kolom te verwijderen uit de dataset, aangezien er niet verwacht wordt dat deze geen betekenis gaat vervullen voor het beantwoorden van de onderzoeksvragen.

Dag 5

Eventueel vervangen van waarden in kolommen. Zo zijn percentages ingedeeld in categorieën(bins). Dit is gedaan met oog op het analyseren van de data.

MEETVERANTWOORDELIJKE	[1,0]	1 = Liander N.V.	0 = N.v.t.
PRODUCT	[1,0]	1 = GAS	0 = ELK
LEVERINGSRICHTING	[0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]	10 = 100%	4 = 40% - 49%
		9 = 90% - 99%	3 = 30% - 39%
		8 = 80% - 89%	2 = 20% - 29%
		7 = 70% - 79%	1 = 10% - 19%
		6 = 60% - 69%	0 = 0% - 9%
		5 = 50% - 59%	

FYSIEKE STATUS	[0,1,2,3,4,5,6,7,8,9]	9 = 90% - 100%	4 = 40% - 50%
		8 = 80% - 90%	3 = 30% - 40%
		7 = 70% - 80%	2 = 20% - 30%
		6 = 60% - 70%	1 = 10% - 20%
		5 = 50% - 60%	0 = 0% - 10%
%SJV LAAG TARIEF	[0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]	0 = 0%	5 = 40% - 50%
		10 = 90% - 100%	4 = 30% - 40%
		9 = 80% - 90%	3 = 20% - 30%
		8 = 70% - 80%	2 = 10% - 20%
		7 = 60% - 70%	1 = 1% - 10%
		6 = 50% - 60%	
%SLIMME METER	[0,1,2,3,4,5,6,7,8,9]	9 = 90% - 100%	4 = 40% - 50%
		8 = 80% - 90%	3 = 30% - 40%
		7 = 70% - 80%	2 = 20% - 30%
		6 = 60% - 70%	1 = 10% - 20%
		5 = 50% - 60%	0 = 0% - 10%
SJV (Voor covariantie)	[0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]	10 = 6500 - 100000	4 = 2100 - 2300
		9 = 4300 - 6500	3 = 1900 - 2100
		8 = 3500 - 4300	2 = 1700 - 1900
		7 = 3000 - 3500	1 = 1500 - 1700
		6 = 2600 - 3000	0 = 0 - 1500
		5 = 2300 - 2600	

Dit is bepaald door eerst de verschillende kolommen in te delen in verschillende attribute types. Hieronder een overzicht daarover.

jaartal	ordinal
Straatnaam	nominal
Postcode	ordinal
productsoort	nominal
aantal aansluitingen	ordinal
%leveringsrichting	ratio

%fysieke status	ratio
%soort aansluiting	ratio
soort aansluiting naam	nominal
sjv	ordinal
%sjv laag tarief	ratio
%slimme meter	ratio

Week 2:

Dag 1

Begonnen aan EDA. Voor elke kolom zijn keuzes gemaakt over de mogelijke typen visualisaties.

Dag 2 tm 4

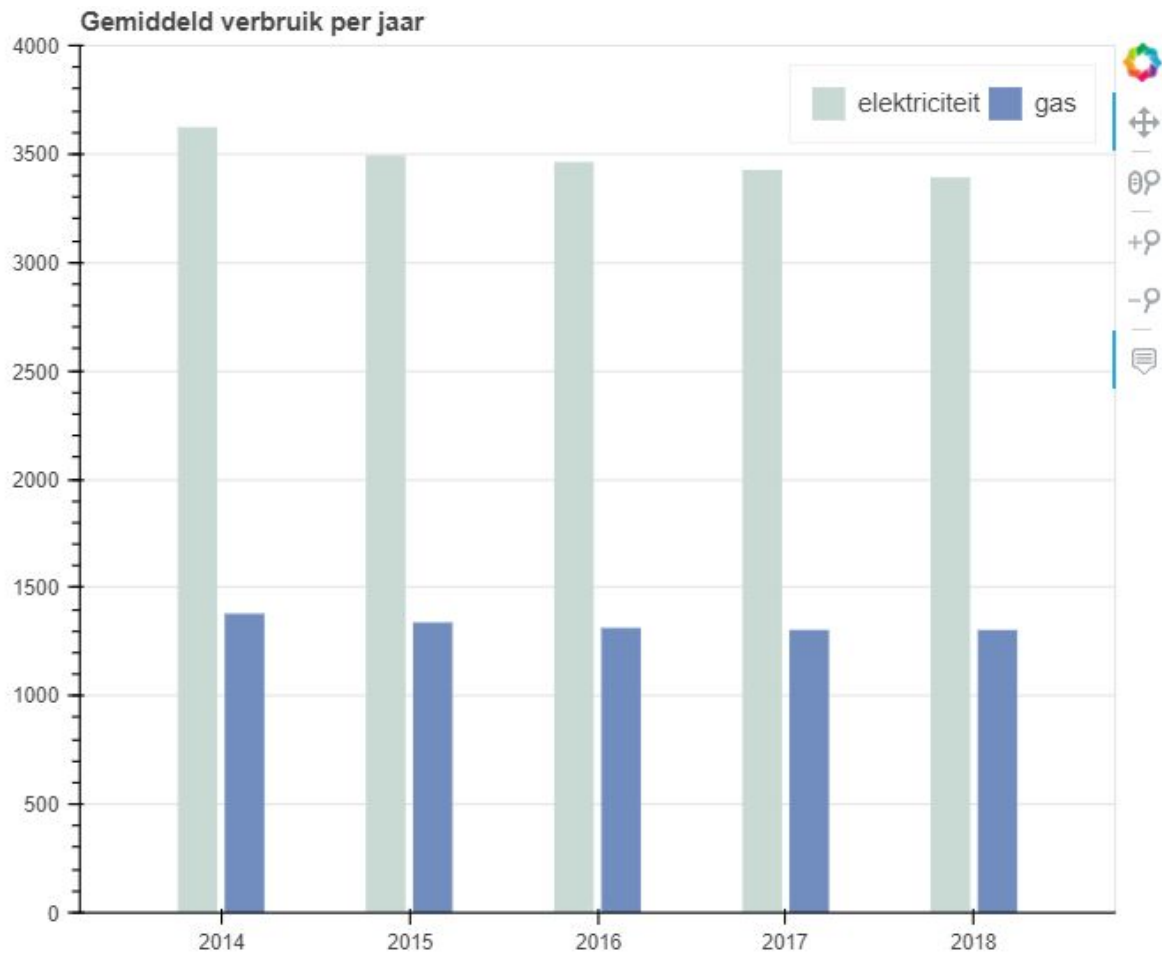
Toepassen van verschillende typen visualisaties en het schrijven van de code ervan. Toevoegen van extra onderzoeksvragen, tussen de drie eerste onderzoeksvragen bevatten niks over de slimme meter.

Zo is er sprake geweest van beschuldigingen van consumenten aan het adres van de leveranciers over het gegeven dat slimme meters de meterstanden niet waarheidsgetrouw doorstuurden naar de leveranciers. Bovendien bevat de dataset wel gegevens over het percentage slimme meter in een straat. Zo werd snel de onderzoeksvraag “Welk effect heeft het percentage van de huishoudens, dat een slimme meter heeft, op het verbruik van een straat?” opgesteld.

Dag 5

Beginnen met visualiseren van correlaties en patronen tussen verschillende kolommen. Er is gekozen om de correlaties en patronen te kiezen die van toepassing zijn op de onderzoeksvragen.

Zo is er om de onderzoeksvragen “Is de opkomst van Bitcoin mining detecteerbaar in de dataset?” en “Zijn strenge of milde winters detecteerbaar in de dataset?” gekeken naar welke gegevens de dataset bevatte en is het gemiddelde jaarlijks verbruik van zowel gas als elektriciteit van Amsterdam gevisualiseerd in een hieronder weergegeven histogram.



Dit is gedaan d.m.v. de onderstaande code.

```
from bokeh.core.properties import value
from bokeh.io import show, output_file, curdoc
from bokeh.models import ColumnDataSource, DataRange1d, Plot, LinearAxis, Grid
from bokeh.plotting import figure
from bokeh.transform import dodge
from bokeh.palettes import Spectral11
from bokeh.models.glyphs import MultiLine

year_list = ['2014', '2015', '2016', '2017', '2018']
sjv_list = [x for x in grouped['SJV']]

dic_data = {'years': year_list,
            'elk': sjv_list[0::2],
            'gas': sjv_list[1::2]}

source = ColumnDataSource(data=dic_data)

p = figure(x_range=year_list, y_range=(0, 4000), plot_height=500, title="Gemiddeld verbruik per jaar",
           toolbar_location='right', tools=["pan", "zoom_in", "wheel_zoom", "zoom_out", "hover"])

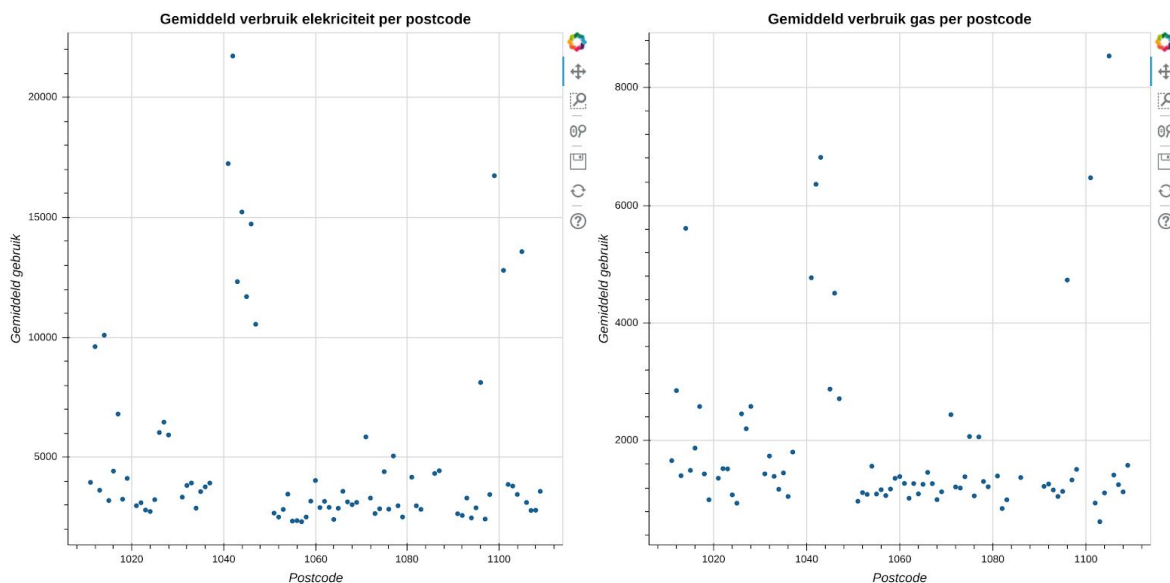
p.vbar(x=dodge('years', -0.125, range=p.x_range), top='elk', width=0.2, source=source,
       color="#c9d9d3", legend=value("elektriciteit"))

p.vbar(x=dodge('years', 0.125, range=p.x_range), top='gas', width=0.2, source=source,
       color="#718dbf", legend=value("gas"))

p.x_range.range_padding = 0.1
p.xgrid.grid_line_color = None
p.legend.location = "top_right"
p.legend.orientation = "horizontal"

show(p)
```

Om de onderzoeksvraag “Bestaan er verschillen tussen het energieverbruik van verschillende buurten in Amsterdam en zijn deze consistent door de jaren heen?” te beantwoorden, is het gemiddelde verbruik van een postcode berekend en in een tabel gezet. Gas en elektriciteit zijn in gescheiden tabellen naast elkaar gezet om zo toch de postcodes te kunnen vergelijken.



Hieronder staat de gebruikte code om de postcodes te ontdoen van de letters en het gemiddelde verbruik uit te rekenen. Om het vervolgens weer in een csv bestand te zetten

```

import pandas as pd
import numpy as np

data = pd.read_csv('../Data/clean/finalclean3.0.csv')
# Maakt aparte set van gas en elektriciteit
gas_df = data[data.PRODUCTSOORT == 1]
elk_df = data[data.PRODUCTSOORT == 0]

# Maakt lijst met alle postcodes (gas) zonder letters
postcode_g = []
final_g = []
check_g = []
for i in gas_df["POSTCODE_VAN"]:
    postcode_g.append(i)
for j in postcode_g:
    cijfers = j[:4]
    final_g.append(cijfers)

# Lijst met unieke postcodes (gas)
for k in final_g:
    if k not in check_g:
        check_g.append(k)

# Maakt lijst met alle postcodes (elektriciteit) zonder letters
postcode_e = []
final_e = []
check_e = []
for i in elk_df["POSTCODE_VAN"]:
    postcode_e.append(i)
for j in postcode_e:
    cijfers = j[:4]
    final_e.append(cijfers)

# Lijst met unieke postcodes (elk)
for k in final_e:
    if k not in check_e:
        check_e.append(k)

```

```

sjv_g = []
for g in gas_df["SJVV"]:
    sjv_g.append(g)

df_g = pd.DataFrame(
    {'sjv_g': sjv_g,
     'postcodes_g': final_g
    })
gem_sjv_gas = df_g.groupby(['postcodes_g'])['sjv_g'].mean()

# DMV een dataframe de postcodes toe voegen en er weer een csv van te maken
finalgas = pd.DataFrame(gem_sjv_gas)
finalgas['postcode_g'] = check_g

# Een rij met titels toevoegen
finalgas.loc[1010] = ['sjv_g', 'postcode_g']
gas = finalgas.apply(np.roll, shift=1)
gas.to_csv('outputgas.csv', index=False, header=None)

# Zelfde verhaal alleen dan met de elektriciteit
sjv_e = []
for e in elk_df["SJVV"]:
    sjv_e.append(e)

df_e = pd.DataFrame(
    {'sjv_e': sjv_e,
     'postcodes_e': final_e
    })
gem_sjv_elk = df_e.groupby(['postcodes_e'])['sjv_e'].mean()

finalelk = pd.DataFrame(gem_sjv_elk)

finalelk['postcode'] = check_e
finalelk.loc[1010] = ['sjv_e', 'postcode_e'] # adding a row
elk = finalelk.apply(np.roll, shift=1)
elk.to_csv('outputelk.csv', index=False, header=None)

```

Voor het verbruik per postcode per jaar is een zeer vergelijkbare code gebruikt, met enkele toevoegingen om de jaren weer aan elkaar toe te voegen. Dit resulteert in een grote en licht onoverzichtelijke tabel, dus is er voor gekozen om deze er niet in te verwerken.

Voor het beantwoorden van de vraag “Welk effect heeft het percentage van de huishoudens, dat een slimme meter heeft, op het verbruik van een straat?” is besloten om lineaire regressie toe te passen.

Week 3:

Dag 1 en 2

Stof behandelen van hoorcolleges. Vervolgens de visualisatie van verschillende correlaties en patronen tussen de kolommen afmaken.

Dag 3 en 4

Beginnen met lineaire regressie en clustering. Om de onderzoeksvraag “Welk effect heeft het percentage van de huishoudens, dat een slimme meter heeft, op het verbruik van een straat?” te beantwoorden is gekozen om lineaire regressie toe te passen. Aan de hand van dit model zou er een conclusie getrokken kunnen worden over de correlatie tussen de twee betreffende variabelen. Dit is gedaan met de onderstaande code.

```
|: elk_list = sjv_list[0::2]
   gas_list = sjv_list[1::2]
   elk_std = np.std(elk_list,axis=0)
   gas_std = np.std(gas_list,axis=0)
   print('std elk: {}'.format(elk_std))
   print('std gas: {}'.format(gas_std))

std elk: 79.69417225172768
std gas: 28.630935189368575

|: gas_df = data[data.PRODUCTSOORT == 1] # Excludes every 3rd row starting from 0
   elk_df = data[data.PRODUCTSOORT == 0] # Selects every 3rd row starting from 0

|: import sklearn
   from sklearn.linear_model import LinearRegression
   from bokeh.layouts import gridplot, row, column

   figures = [figure() for _ in range(13)]
   for index, fig in enumerate(figures):
       # Create a scatter-plot
       fig.scatter(gas_df[gas_df.columns[index]], gas_df["SJV"])

       ## Add some axis information
       fig.xaxis.axis_label = gas_df.columns[index]
       fig.yaxis.axis_label = "Verbruik"

   show(gridplot(figures, ncols=2, plot_width=400, plot_height=250, toolbar_location=None))
```



```
3]: Y = gas_df.SJV

X = np.vstack(gas_df['%Slimme Meter'])
X = np.column_stack((X, np.ones(X.shape[0])))

a, b = np.linalg.lstsq(X, Y)[0]
print(a, b)

-56.4945931384 3594.86708148
```

```
]:
```

```
3]: f = figure(plot_width=400, plot_height=250)

# Create a scatter-plot
f.scatter(gas_df["%Slimme Meter"], gas_df["SJV"])

# Create the line
x = gas_df["%Slimme Meter"]
f.line(x, a * x + b, color='red')

## Add some axis information
f.xaxis.axis_label = '%Slimme Meter'
f.yaxis.axis_label = "Verbruik"

show(f)
```

```
: r = np.array(gas_df["SJV"])
x = np.array(gas_df["%Slimme Meter"])
y = a * x + b

print(len(x))
mse = sum((r-y) **2) / len(x)
print(mse)
rmse = np.sqrt(mse)
print(rmse)

76881
5689791.13501
2385.3283076
```

```
: import sklearn
from sklearn.linear_model import LinearRegression

lreg = LinearRegression()

X_multi = gas_df.drop(['SJV', 'Soort aansluiting Naam', 'STRAATNAAM', 'POSTCODE_VAN', 'POSTCODE_TOT'], 1)

Y_target = gas_df.SJV

# Implement Linear Regression
lreg.fit(X_multi, Y_target)

: LinearRegression(copy_X=True, fit_intercept=True, n_jobs=1, normalize=False)

: print(' The estimated intercept coefficient is {0:.2f}'.format(lreg.intercept_))

print(' The number of coefficients used was {0:d}'.format(len(lreg.coef_)))

The estimated intercept coefficient is 39729.71
The number of coefficients used was 8
```

```
: from pandas import Series, DataFrame
coeff_df = DataFrame(gas_df.drop('SJV', 1).columns)
coeff_df.columns = ['Features']

# Set a new column lining up the coefficients from the linear regression
coeff_df["Coefficient Estimate"] = pd.Series(lreg.coef_)

# Show
coeff_df.sort_values(by='Coefficient Estimate', ascending=False)
```

```

: import sklearn.model_selection
# Grab the output and set as X and Y test and train data sets!
X_train, X_test, Y_train, Y_test = sklearn.model_selection.train_test_split(X, gas_df.SJV)

# Print shapes of the training and testing data sets
print(X_train.shape, X_test.shape, Y_train.shape, Y_test.shape)
print(X_train)

(57660, 2) (19221, 2) (57660,) (19221,)
[[ 1.  1.]
 [ 0.  1.]
 [ 5.  1.]
 ...,
 [ 0.  1.]
 [ 0.  1.]
 [ 4.  1.]]

: lreg = LinearRegression()
lreg.fit(X_train, Y_train)

: LinearRegression(copy_X=True, fit_intercept=True, n_jobs=1, normalize=False)

: pred_train = lreg.predict(X_train)
pred_test = lreg.predict(X_test)

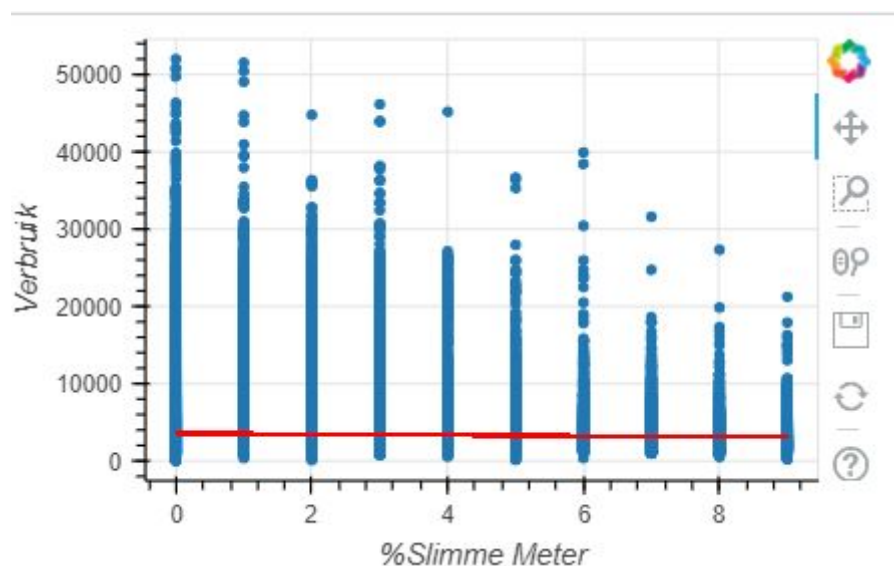
: from sklearn.metrics import mean_squared_error
mse = mean_squared_error(r, y)

print("Fit a model X_train, and calculate MSE with Y_train: {:.2f}".format(mean_squared_error(Y_train, pred_train)))
print("Fit a model X_train, and calculate MSE with X_test and Y_test: {:.2f}".format(mean_squared_error(Y_test, pred_test)))

Fit a model X_train, and calculate MSE with Y_train: 1029307.19
Fit a model X_train, and calculate MSE with X_test and Y_test: 1102370.31

```

met de onderstaande lineaire model.



Hetzelfde proces is doorlopen voor het uitzetten van het elektriciteitsverbruik tegenover het gebruik van de slimme meter

Dag 5

Beginnen aan de website en werken aan lineaire regressie en clustering. Er is alvast een eerste versie van de website voor de presentatie gemaakt. Bij het maken van de versie is vooral gelet op de indeling van de website.

Power consumption Amsterdam

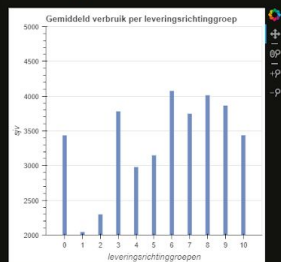
Lander

Lander levert alle elektriciteit en gas in Amsterdam. Uiteraard verzamelen ze data over het verbruik per postcode. De analyse van deze dataset is hier te vinden.

Groepje 36

Jannes, Rutger, Jeroen, Magda en Emir

Bevindingen



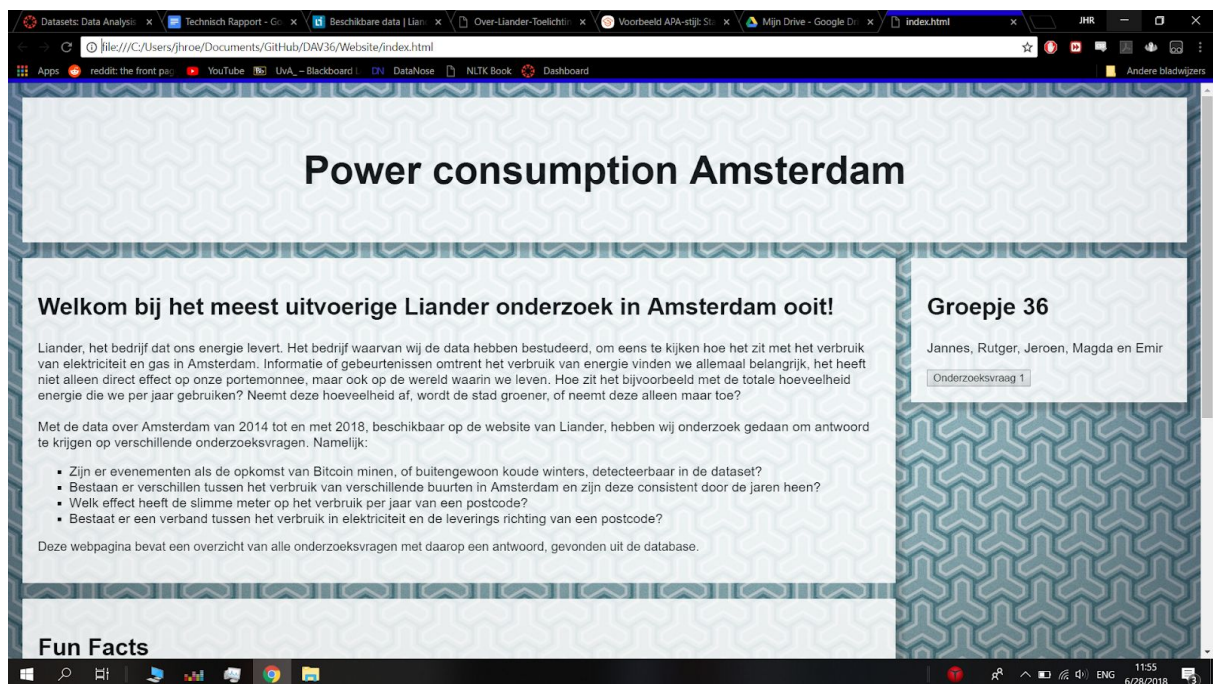
Week 4:

Dag 1

Maken eerste versie verslag zodat er donderdag feedback ontvangen kan worden. Er is ook verder gewerkt aan clustering.

Dag 2

Verder werken aan de website. De indeling was grotendeels compleet, vooral het design is aangepast.



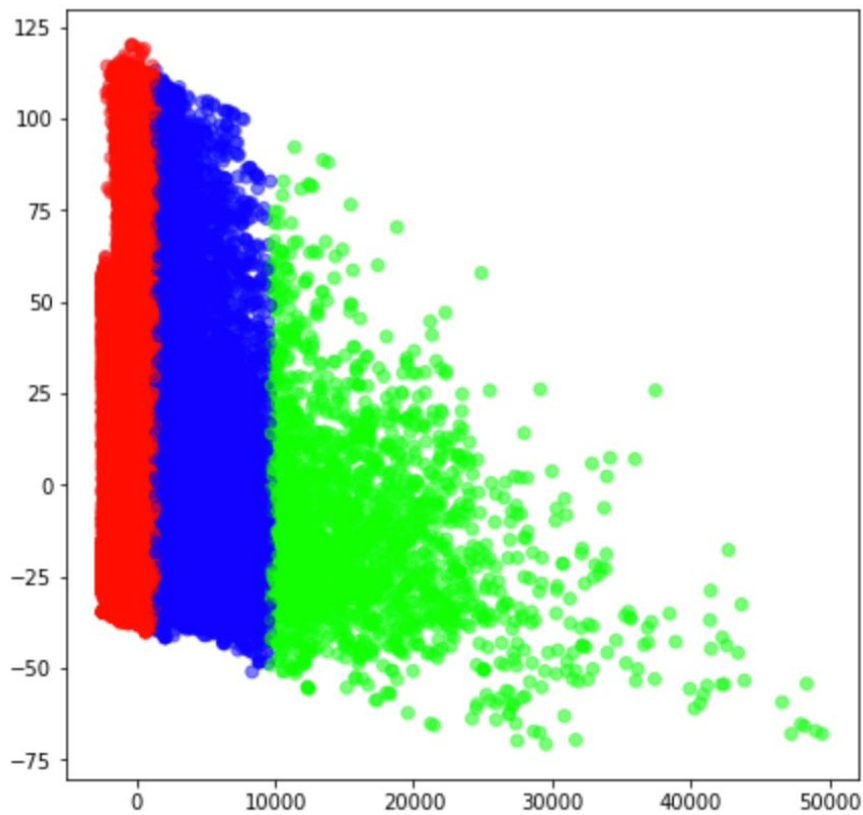


Dag 3

Veel toegevoegd aan verslag, zo was onder andere de indeling niet correct. De inleiding is bijgewerkt en er zijn bronnen gezocht om hypothesen te onderbouwen. Verder zijn de hypothesen uiteraard opgesteld en is er meer informatie en uitleg aan het verslag toegevoegd.

Na veel pogingen om t-sne te gebruiken, is er overgestapt naar pca. Ook met de pca kwam er niet een goed resultaat uit. De onderstaande afbeelding laat de clustereing zien van het verbruik en een onbekende y. Zowel de x als de y heeft negatieve waarden, wat bij de

dataset niet het geval is.

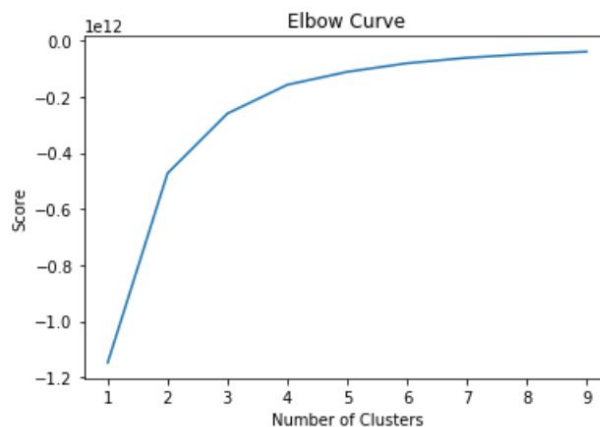


Hieronder is de gebruikte code te zien, min alle imports die gemaakt zijn. Naast het berekenen van de PCA, is de elbow ook berekend. Hieruit is er afgelezen dat 3 clusters een goede indicatie zal zijn. Na het berekenen van de PCA en elbow, is de k-means uitgerekend

en geplot.

```
In [58]: pca = PCA(n_components = 2).fit(x)
pca_c = pca.transform(x)
```

```
In [59]: Nc = range(1, 10)
kmeans = [KMeans(n_clusters=i) for i in Nc]
score = [kmeans[i].fit(pca_c).score(pca_c) for i in range(len(kmeans))]
score
pl.plot(Nc,score)
pl.xlabel('Number of Clusters')
pl.ylabel('Score')
pl.title('Elbow Curve')
pl.show()
```



```
In [65]: kmeans = KMeans(n_clusters = 3)

#Compute cluster centers and predict cluster indices
X_clustered = kmeans.fit_predict(pca_c)

#color map voor clusters
LABEL_COLOR_MAP = {0:'red', 1: 'blue', 2: 'lime'}
label_color = [LABEL_COLOR_MAP[l] for l in X_clustered]

# Diagram plotten
plt.figure(figsize = (7,7))
plt.scatter(pca_c[:,0],pca_c[:,1], c= label_color, alpha=0.5)
plt.show()
```

Dag 4

Het uiterlijk van de website aangepast, met name de achtergrond was erg afleidend. Bovendien stond er teveel tekst op de pagina. Onderstaand is een afbeelding van de update te zien. Er is geprobeerd de pagina rustiger te maken, maar tegelijkertijd wel aantrekkelijk om naar te kijken.

Power consumption Amsterdam

Facts

Het gemiddelde verbruik per postcode in Amsterdam is voor zowel gas als elektriciteit in de periode 2014 - 2018 afgenomen.

Fact #2

Er zijn meer elektriciteitsaansluitingen dan gasaansluitingen.

DAV Groep 36

Jannes Roelink, Rutger van Woerkom, Jeroen Taal, Magda Pannekoek en Emir

Met dank aan Willemijn Beks.

Snelle navigatie:

Onderzoekspraak 1

Onderzoekspraak 2

Onderzoekspraak 3

Onderzoekspraak 4

Onderzoekspraak 1:

Zijn er evenementen als de opkomst van Bitcoin minen, of buitengewoon koude winters, detecteerbaar in de dataset?

Het detecteren van de opkomst van Bitcoin is met de data van Liander die beschikbaar is niet te doen. Bitcoin werd beschikbaar om te minen begin 2009, in 2010 begon de hoeveelheid miners flink te stijgen. Onze database reikt echter van 2014 tot 2018, dit zou dus te laat zijn om de grootste groei in Bitcoin miners te detecteren, met welke database dan ook. Hiernaast is deze Database op jaarbasis, d.w.z. dat er alleen per jaar gekeken kan worden naar verschillen in stroomverbruik. Dit is een te grote tijdsperiode om iets over Bitcoin te zeggen. Er gebeurt veel in een jaar en de groei in de hoeveelheid stroom verbruikt is niet direct te linken aan Bitcoin mining.

Onderzoekspraak 2:

hoeveelheid miners flink te stijgen. Onze database reikt echter van 2014 tot 2018, dit zou dus te laat zijn om de grootste groei in Bitcoin miners te detecteren, met welke database dan ook. Hiernaast is deze Database op jaarbasis, d.w.z. dat er alleen per jaar gekeken kan worden naar verschillen in stroomverbruik. Dit is een te grote tijdsperiode om iets over Bitcoin te zeggen. Er gebeurt veel in een jaar en de groei in de hoeveelheid stroom verbruikt is niet direct te linken aan Bitcoin mining.

Onderzoekspraak 2:

Zijn er evenementen als de opkomst van Bitcoin minen, of buitengewoon koude winters, detecteerbaar in de dataset?

Het detecteren van de opkomst van Bitcoin is met de data van Liander die beschikbaar is niet te doen. Bitcoin werd beschikbaar om te minen begin 2009, in 2010 begon de hoeveelheid miners flink te stijgen. Onze database reikt echter van 2014 tot 2018, dit zou dus te laat zijn om de grootste groei in Bitcoin miners te detecteren, met welke database dan ook. Hiernaast is deze Database op jaarbasis, d.w.z. dat er alleen per jaar gekeken kan worden naar verschillen in stroomverbruik. Dit is een te grote tijdsperiode om iets over Bitcoin te zeggen. Er gebeurt veel in een jaar en de groei in de hoeveelheid stroom verbruikt is niet direct te linken aan Bitcoin mining.

Onderzoekspraak 3:

Zijn er evenementen als de opkomst van Bitcoin minen, of buitengewoon koude winters, detecteerbaar in de dataset?

Het detecteren van de opkomst van Bitcoin is met de data van Liander die beschikbaar is niet te doen. Bitcoin werd beschikbaar om te minen begin 2009, in 2010 begon de hoeveelheid miners flink te stijgen. Onze database reikt echter van 2014 tot 2018, dit zou dus te laat zijn om de grootste groei in Bitcoin miners te detecteren, met welke database dan ook. Hiernaast is deze Database op jaarbasis, d.w.z. dat er alleen per jaar gekeken kan worden naar verschillen in stroomverbruik. Dit is een te grote tijdsperiode om iets over Bitcoin te zeggen. Er gebeurt veel in een jaar en de groei in de hoeveelheid stroom verbruikt is niet direct te linken aan Bitcoin mining.

Onderzoekspraak 4:

Zijn er evenementen als de opkomst van Bitcoin minen, of buitengewoon koude winters, detecteerbaar in de dataset?

Het detecteren van de opkomst van Bitcoin is met de data van Liander die beschikbaar is niet te doen. Bitcoin werd beschikbaar om te minen begin 2009, in 2010 begon de hoeveelheid miners flink te stijgen. Onze database reikt echter van 2014 tot 2018, dit zou dus te laat zijn om de grootste groei in Bitcoin miners te detecteren, met welke database dan ook. Hiernaast is deze Database op jaarbasis, d.w.z. dat er alleen per jaar gekeken kan worden naar verschillen in stroomverbruik. Dit is een te grote tijdsperiode om iets over Bitcoin te zeggen. Er gebeurt veel in een jaar en de groei in de hoeveelheid stroom verbruikt is niet direct te linken aan Bitcoin mining.

Terug omhoog

Vervolgens werden de grafieken toegevoegd en de header van de website aangepast. Ook werd er nog tekst verwijderd, dit alles werd gedaan om een aantrekkelijk en overzichtelijke pagina te maken met de resultaten. Het uiteindelijke resultaat is hieronder te zien.

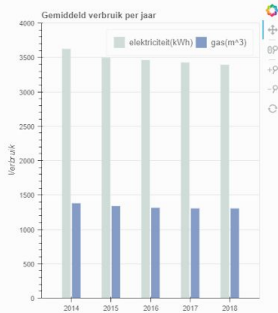
Power Consumption Amsterdam

liander



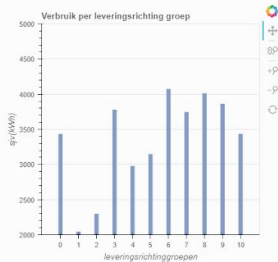
Facts

Het gemiddelde verbruik per postcode in Amsterdam is voor zowel gas als elektriciteit in de periode 2014 - 2018 afgenomen.

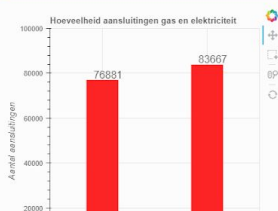


Er wordt niet persé minder verbruikt in straten waar meer huishoudens eigen stroom opwekken.

Er wordt niet persé minder verbruikt in straten waar meer huishoudens eigen stroom opwekken.



Er zijn meer elektriciteitsaansluitingen dan gasaansluitingen.



DAV 36

Jannes Roelink, Rutger van Woerkom, Jeroen Taal, Magda Pannekoek en Emir Jusic.

Met dank aan Willemijn Beks.

Snelle navigatie:

Onderzoeksvraag 1

Onderzoeksvraag 2

Onderzoeksvraag 3

DAV 36

Jannes Roelink, Rutger van Woerkom, Jeroen Taal, Magda Pannekoek en Emir Jusic.

Met dank aan Willemijn Beks.

Snelle navigatie:

Onderzoeksvraag 1

Onderzoeksvraag 2

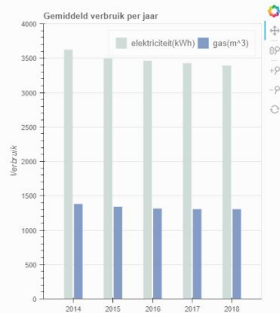
Onderzoeksvraag 3

Terug omhoog

Onderzoeksvraag 1:

Zijn er evenementen als de opkomst van Bitcoin minen, of buitengewoon koude winters, detecteerbaar in de dataset?

Het detecteren van Bitcoin of extreem koude winters? Daar is de beschikbare data helaas niet geschikt voor. De data is op jaarbasis, dit betekent dat er te veel variabelen spelen om een verband te leggen tussen groei in energieverbruik en dit soort, relatief kortdurende, evenementen.



DAV 36

Jannes Roelink, Rutger van Woerkom, Jeroen Taal, Magda Pannekoek en Emir Jusic.

Met dank aan Willemijn Beks.

Snelle navigatie:

[Onderzoeksvraag 1](#)[Onderzoeksvraag 2](#)[Onderzoeksvraag 3](#)[Terug omhoog](#)

Onderzoeksvraag 2:

Bestaan er verschillen tussen het energieverbruik van verschillende buurten in Amsterdam en zijn deze consistent door de jaren heen?

Er zijn aantoonbare verschillen in verbruik per postcode te zien. Er is een grote piek in het westelijk havengebied van Amsterdam te zien, en een in Amsterdam Zuidoost rond de Amsterdam ArenA.

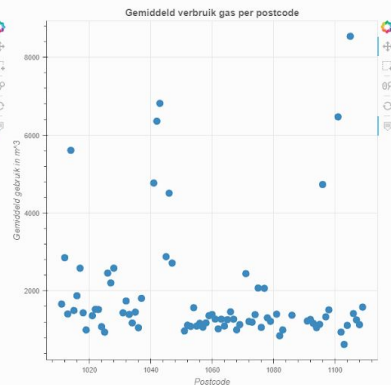
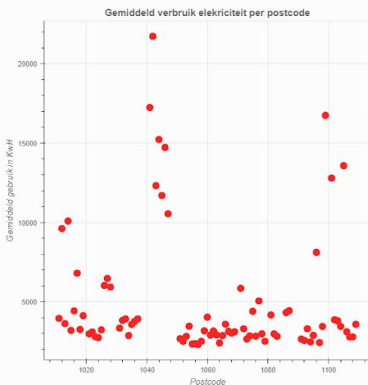
Gemiddeld verbruik elektriciteit per postcode

Gemiddeld verbruik gas per postcode

Onderzoeksvraag 2:

Bestaan er verschillen tussen het energieverbruik van verschillende buurten in Amsterdam en zijn deze consistent door de jaren heen?

Er zijn aantoonbare verschillen in verbruik per postcode te zien. Er is een grote piek in het westelijk havengebied van Amsterdam te zien, en een in Amsterdam Zuidoost rond de Amsterdam ArenA.



DAV 36

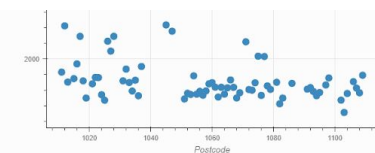
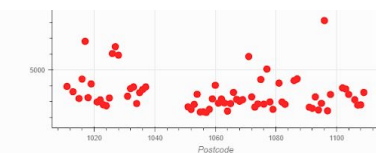
Jannes Roelink, Rutger van Woerkom, Jeroen Taal, Magda Pannekoek en Emir Jusic.

Met dank aan Willemijn Beks.

Snelle navigatie:

[Onderzoeksvraag 1](#)[Onderzoeksvraag 2](#)[Onderzoeksvraag 3](#)[Terug omhoog](#)

Onderzoeksvraag 3:



DAV 36

Jannes Roelink, Rutger van Woerkom, Jeroen Taal, Magda Pannekoek en Emir Jusic.

Met dank aan Willemijn Beks.

Snelle navigatie:

[Onderzoeksvraag 1](#)[Onderzoeksvraag 2](#)[Onderzoeksvraag 3](#)[Terug omhoog](#)

Onderzoeksvraag 3:

Welk effect heeft het percentage van de huishoudens, dat een slimme meter heeft, op het verbruik van een straat?

Aan de hand van de geanalyseerde data is er geen correlatie te vinden tussen het verbruik per jaar en het gebruik van een slimme meter. Het gebruik van de slimme meter heeft dus geen effect op het verbruik per jaar van een postcode.

