

Wettervorhersage

Gruppe NoData

(Nils-Jannik Klink, Marvin Spurk, Rico Joel Siegelin)

Roadmap Grundlage Stop 1 Datengrundlage Datenqualität Problem **Auswahl der Datenbasis** Stop 3 Wie viele Jahre? Im wirtschaftlichen Kontext (Ausblick) Stop 2 Stop 4 **Lessons Learned** Ergebnisse Algorithmus auswählen **Fazit** Lineare Reggresion (SVM) Alternativen



 OpenData-Bereich des DWD bietet Stationsdatenzugriff

Daten von 01.01.1948 01:00Uhr –
 31.12.2021 23:00Uhr

- Station:5906 -> Wetterstation Mannheim
- Temperaturwerte (C°)
- Luftfeuchtigkeit (%)
- Luftdruck (mBar)



Datenqualität



Doku der Daten lesen, falls vorhanden



Quelle prüfen



Sind die Daten zuverlässig/vollständig/...?



Müssen die Daten noch bereinigt werden?

Algorithmus braucht +10h zum durchlaufen

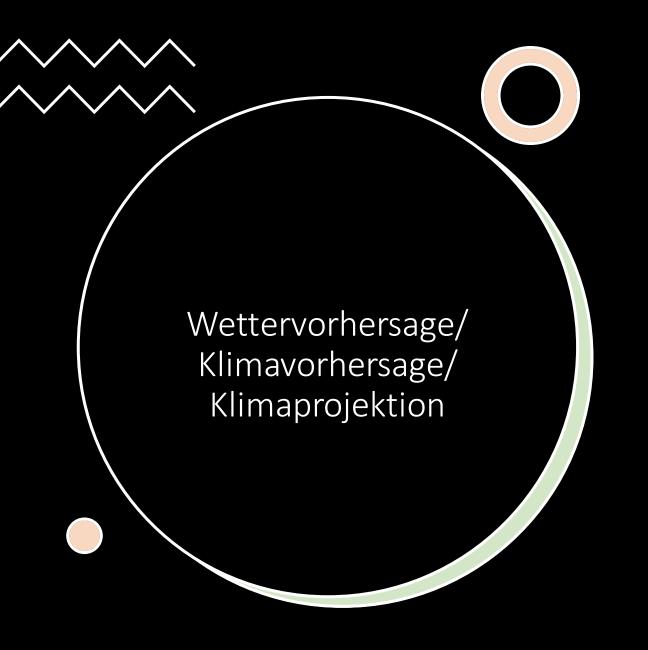
 Macht es Sinn Daten von 1948 bis 2021 zu nehmen?

 Sollte man sich nicht auf Daten der letzten Jahre beschränken (Bez. Klimaveränderung und Temperaturanstieg?

• Wenn ja wie viele Jahre?

Problem

Wie viele Stunden/Tage sagen wir voraus?



- Klassische Wettervorhersage umfasst Zeitraum von 1h bis 14 Tage (kurzfristig)
- Klimavorhersagen umfasst Zeitraum von einigen Wochen bis mehreren Jahren (mittelfristig)
- Klimaprojektion umfasst Zeitraum von 30-100 Jahren (langfristig)
- Klimavorhersagen geben nur grobe Tendenz der Klimaentwicklung über die nächsten Wochen, Monate, Jahre
- Wettervorhersagen geben detaillierte Aussagen über das Wettergeschehen der nächsten Stunde





DLWP



Deep Learning Weather Prediction



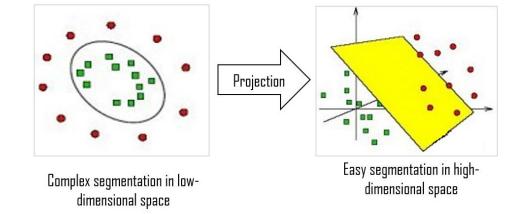
Vorhersage für 4,5 Tage

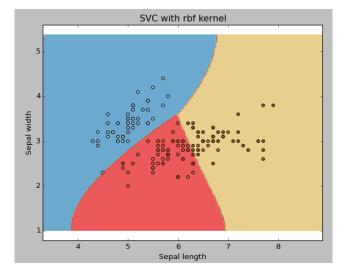


1 –2 Wochen -> sehr schlechte Vorhersagen

SVM

- Support Vector Machine
- ermittelten Klassengrenze
- lineare & nicht-lineare
- Mustererkennung
- Supervised Learning





Lineare Regression -> Support Vektor Machine (rbf)





DATEN FÜR EIN JAHR LABELN 24*365

AUFTEILEN IN TRAININGS/TESTDATEN

Wechsel in VS-Code



Model Scores Daten: 4 Jahren gamma= 0,0001 vs gamma= 1

```
Support Vector Regression
       #Support Vector Regression mit radial basis function
       svr_rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.0001)
       svr rbf.fit(X train, y train)
     ✓ 22.1s
[18]
    SVR(C=1000.0, gamma=0.0001)
     #Testen des Models
       model_test = svr_rbf.score(X_test, y_test)
       print("Model Score: ", model_test)
[19] 		✓ 2.3s
    Model Score: 0.47725488804923033
```

```
Support Vector Regression
  #from sklearn.svm import SVR
    #Support Vector Regression mit radial basis function
    svr rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=1)
    svr rbf.fit(X train, y train)

√ 46.5s

 SVR(C=1000.0, gamma=1)
    #Testen des Models
    model_test = svr_rbf.score(X_test, y_test)
    print("Model Score: ", model_test)
 Model Score: 0.4884996369132426
```



Model Scores Daten: 7 Jahren Gamma=0,0001 vs Gamma = 0,1

```
Support Vector Regression
    #from sklearn.svm import SVR
    #Support Vector Regression mit radial basis function
    svr_rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.0001)
    svr rbf.fit(X train, y train)

√ 1m 27.2s

SVR(C=1000.0, gamma=0.0001)
    #Testen des Models
    model test = svr rbf.score(X test, y test)
    print("Model Score: ", model_test)
  ✓ 8.6s
Model Score: 0.5157642111565306
```

```
#from sklearn.svm import SVR
   #Support Vector Regression mit radial basis function
   svr_rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.1)
   svr_rbf.fit(X_train, y_train)

√ 1m 47.7s

SVR(C=1000.0, gamma=0.1)
 #Testen des Models
   model test = svr rbf.score(X test, y test)
   print("Model Score: ", model test)

√ 8.5s

Model Score: 0.5210969135656605
```



Model Scores Daten: 20 Jahren Gamma = 0,0001 vs Gamma: 0,1

```
Support Vector Regression
      #from sklearn.svm import SVR
       #Support Vector Regression mit radial basis function
       svr_rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.0001)
       svr rbf.fit(X train, y train)

√ 18m 59.2s

    SVR(C=1000.0, gamma=0.0001)
       #Testen des Models
       model_test = svr_rbf.score(X_test, y_test)
       print("Model Score: ", model_test)
[72] V 1m 36.9s
   Model Score: 0.5520706659766415
```

```
#from sklearn.svm import SVR
   #Support Vector Regression mit radial basis function
   svr_rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.1)
   svr rbf.fit(X train, y train)

√ 19m 21.4s

SVR(C=1000.0, gamma=0.1)
 #Testen des Models
   model_test = svr_rbf.score(X_test, y_test)
   print("Model Score: ", model test)
 1m 39.2s
Model Score: 0.5575878076531018
```



Model Scores Daten: 20 Jahren -999 Werte -> forward fill Gamma= 0,0001 vs Gamma= 0,1

```
#from sklearn.svm import SVR
       #Support Vector Regression mit radial basis function
       svr_rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.1)
       svr rbf.fit(X train, y train)
     ✓ 20m 44.9s
   SVR(C=1000.0, gamma=0.1)
       #Testen des Models
       model test = svr rbf.score(X test, y test)
       print("Model Score: ", model_test)
[218] V 1m 39.8s
    Model Score: 0.5883114230058979
```

```
#from sklearn.svm import SVR
   #Support Vector Regression mit radial basis function
   svr rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.0001)
   svr rbf.fit(X train, y train)

√ 19m 45.4s

SVR(C=1000.0, gamma=0.0001)
   #Testen des Models
   model_test = svr_rbf.score(X_test, y_test)
   print("Model Score: ", model_test)
 1m 43.3s
Model Score: 0.5843055283955371
```

Model Scores Daten: **20** Jahren -999 Werte -> forward fill Gamma= 0,1 Vorhersage für: 1 Monat vs 1 Stunde

```
Support Vector Regression
    #from sklearn.svm import SVR
    #Support Vector Regression mit radial basis function
    svr rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.1)
    svr_rbf.fit(X_train, y_train)

→ 16m 56.2s

    #Testen des Models
    model test = svr rbf.score(X test, y test)
    print("Model Score: ", model_test)
Model Score: 0.4709705084625152
```

```
Support Vector Regression
    #from sklearn.svm import SVR
    #Support Vector Regression mit radial basis function
    svr_rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.1)
    svr rbf.fit(X train, y train)

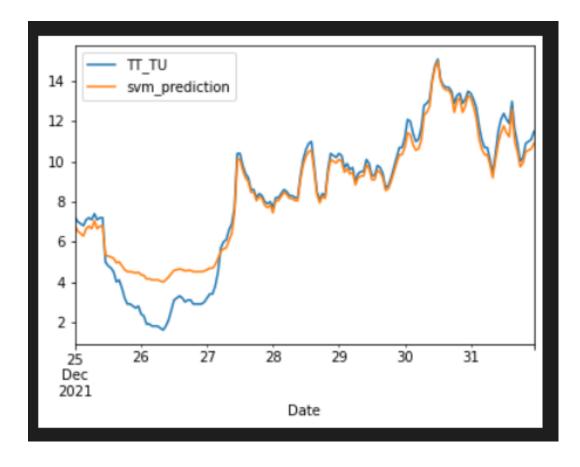
√ 68m 49.7s

SVR(C=1000.0, gamma=0.1)
  #Testen des Models
    model_test = svr_rbf.score(X_test, y_test)
    print("Model Score: ", model_test)
✓ 1m 38.7s
Model Score: 0.9797089468470823
```



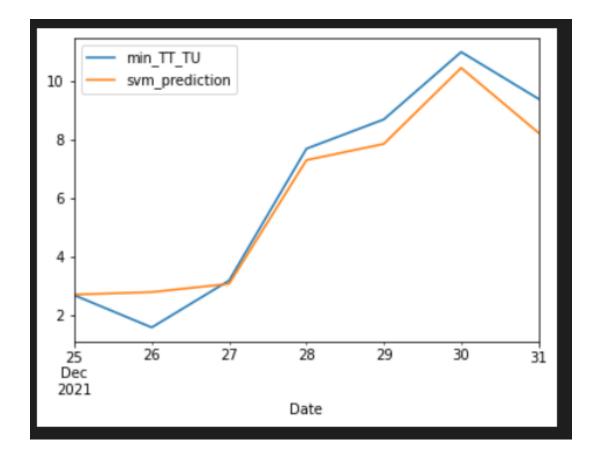
Model Score Daten: 6 Jahren Gamma = 0,1 Vorhersage: 7 Tage

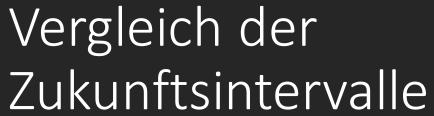
```
#from sklearn.svm import SVR
   #Support Vector Regression mit radial basis function
   svr_rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.1)
   svr_rbf.fit(X_train, y_train)
 ✓ 1m 54.4s
SVR(C=1000.0, gamma=0.1)
   #Testen des Models
   model_test = svr_rbf.score(X_test, y_test)
   print("Model Score: ", model_test)
 ✓ 8.3s
Model Score: 0.6287512948527916
```



Model Score Daten: 6 Jahren Gamma = 0,1 Vorhersage: 7 Tage

```
#from sklearn.svm import SVR
   #Support Vector Regression mit radial basis function
   svr_rbf = SVR(kernel="rbf", C=1e3, gamma=0.1)
   svr_rbf.fit(X_train, y_train)
 ✓ 0.5s
SVR(C=1000.0, gamma=0.1)
   #Testen des Models
   model_test = svr_rbf.score(X_test, y_test)
   print("Model Score: ", model_test)
 ✓ 0.4s
Model Score: 0.6218844037539035
```





• 1 Tag

• 7 Tage -> 1 Woche

• 14 Tage -> 2 Wochen

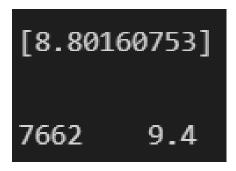
• 28 Tage -> 4 Wochen

• 365 Tage -> 1 Jahr

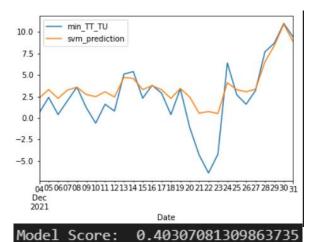
• 1460 Tage -> 4 Jahre

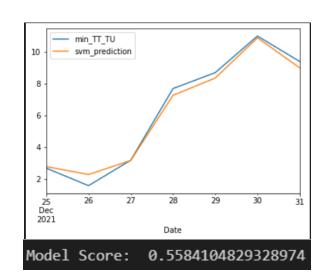


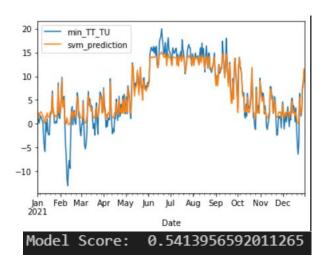
Vorhersagen mit SVM MIN MAX

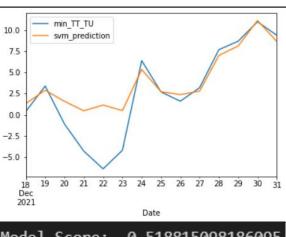


Model Score: 0.8267743055176537

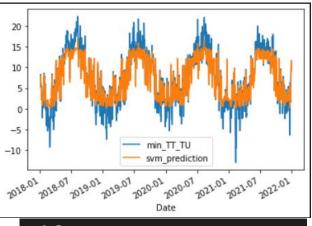








0.518815098186095 Model Score:



0.5311766626870413 Model Score:

Zusammenfassend

• Mehr Daten -> Score besser

48% -> 52

 -999 Werte durch vorherige Werte ersetzen statt diese zu löschen:

52.02% -> 58.43%

- Umso geringer die Vorhersage Dauer -> Score umso besser
- Schlechter Score -> keine große Aussagekraft
- Datenbasis verstehen



ERFOLGSFAKTOR

Wirtschaftlicher Kontext (Use Case)

Wirtschaftlicher Teil

 Minimum Viable Product abgeschlossen (geringst mögliches Produkt)

Next Steps:

- Weiterentwicklung des Produktes bei Investment
- Parameter (Feuchtigkeit/Luftdruck/ Sonnenstunden/etc.)
- Vermarktung des Produktes an Landwirtschaft, Festival Planung etc.
- Hauptzielgruppen: Erneuerbare Energien / Luftfahrt



Ausblick: Erneuerbare Energien / Luftfahrt

- Für erneuerbaren Energien: Windstärke / Windrichtung
 - -> damit Windräder richtig ausgerichtet werden können
 - -> führt zur besseren Versorgung / Strom wird billiger
- Für die Luftfahrt: Windstärke / Windrichtung
 - -> Flugzeuge können ihre Tankreserve reduzieren
 - -> Große Flugzeugflotte --> hohe Kosteneinsparung





 Wettervorhersage wichtig für die Wirtschaft

Hauptziel:

- Kosten zu senken von aktuellem Verfahren durch Ressourceneinsparung
- Bessere Ergebnisse?

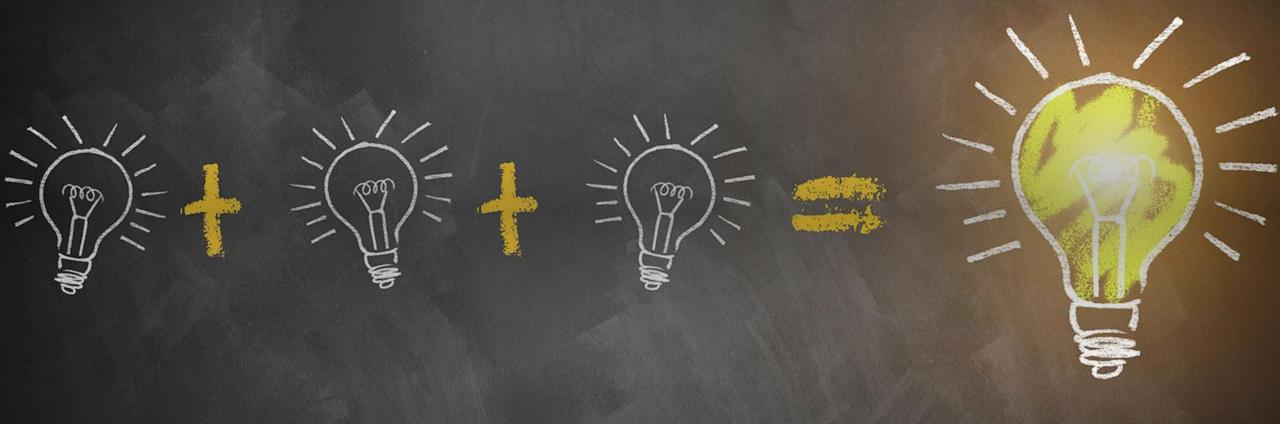


LESSONS LEARNED



- Datenbasis beeinflusst den Score stark
- Mehr Daten -> Score besser
- Optimale Parameterwahl
- Sinnvollhaftigkeit von längeren Vorhersagen
- Werte ersetzen statt diese zu löschen -> besserer Score
- Daten immer visualisieren / greifbar machen
- Datenbasis verstehen

Ergebnisse



Ergebnisse

- Score von **97,9%** bei Vorhersage von **1h**
- Score von **55,8%** bei Vorhersage von **7d**
- Score von **51,9%** bei Vorhersage von **14d**
- Score von **40,3%** bei Vorhersage von **1m**
- Score von 58,4% bei Vorhersage von 1y
- Score von **53,1%** bei Vorhersage von **4y**



Danke für eure Aufmerksamkeit!

Noch Fragen?