DATENVORVERARBEITUNG

Joern Ploennigs · AI4SC

FEHLENDE BEOBACHTUNGEN

In vielen Datensätzen aus der Praxis stoßen wir auf fehlende Werte. Sie enstehen weil (i) Werte nicht regelmäßig erfasst wurden, (ii) Werte historisch nicht gemessen wurden, (iii) Messgeräte ausfallen oder (iv) Werte entfernt worden sind, weil man dachte, dass sie nicht benötigt werden.

Solche fehlenden Werte, können sehr schnell Berechnungen verfälschen oder unmöglich machen. Zum Beispiel, meldet ein Temperatursensor auf einer Brücke im Fehlerfall `-9999`. Wird dieser Wert bei der Mittelwertbildung nicht erkannt, könnte er die statistische Analyse verfälschen. Deshalb ist es wichtig, fehlende Werte zu identifizieren und diese richtig zu behandeln.

Wie werden fehlende Daten codiert?

Grundsätzlich ist es wichtig das man fehlende Werte in den Daten codiert und abspeichert, denn nur so kann man unterscheiden, ob sie *bewusst* oder *zufällig* fehlen.

Sprache / Tool	Fehlender Wert
Python (NumPy)	`np.nan`
Python (Pandas ab v1.0)	`pd.NA`
R	`NA`
Julia	`missing`
Excel	Leeres Feld
Geräte	`-9999`, `99999` o.ä.

Dabei unterscheidet sich auch die Bedeutung der Codierung. In Numpy steht `np.nan` eigentlich für “Not a Number”. In Pandas steht `pd.NA` für “Not Available” und ist eindeutiger als `np.nan`. Diese Vielfalt macht es notwendig, sich immer die Datendokumentation anzusehen.

Umgang mit fehlenden Werten

Um den Umgang mit fehlenden Werten zu lernen, schauen wir uns den Wetter Datensatz des DWD für die Wetterstation in Warnemünde vor 1960 an.

```
import numpy as np # Import von NumPy
import pandas as pd # Import von Pandas
np.random.seed(3) # Fixierung des Zufallszahlgenerators zur beseren Erklärung

wetter = pd.read_csv("../data/Wetter/warnemuende_1960.csv", sep=';')
wetter.shape
```

```
(7209, 19)
```

Die Originaldaten enthalten {glue}: `wetter_size1` Zeilen und {glue}: `wetter_size2` Spalten.

Als erstes schauen wir uns die Daten mal an. Hierfür bieten sich die `*.head()` und `*.tail()` Funktionen, da sie uns den Anfang und das Ende des Datensatzes zeigen.

```
wetter.head()
```

	STATIONS_ID	MESS_DATUM	QN_3	FX	FM	QN_4	RSK	RSKF	SDK	SHK_TAG	NM	VPM	PM	TMK	UPM	TXK	TNK	TGK	eor
0	4271	19470101	-999	-999	-999.0	5	-999.0	-999	-999.0	-999	-999.0	4.1	1019.3	-2.1	78.0	-1.5	-3.3	-5.8	eor
1	4271	19470103	-999	-999	-999.0	3	-999.0	-999	-999.0	-999	-999.0	3.6	1032.4	-4.8	80.0	-2.4	-6.2	-4.5	eor
2	4271	19470105	-999	-999	-999.0	5	-999.0	-999	-999.0	-999	-999.0	1.9	1031.9	-12.9	79.0	-9.4	-14.0	-16.0	eor
3	4271	19470108	-999	-999	-999.0	5	-999.0	-999	-999.0	-999	-999.0	1.9	1023.1	-12.9	82.0	-9.8	-15.3	-19.0	eor
4	4271	19470109	-999	-999	-999.0	5	-999.0	-999	-999.0	-999	-999.0	2.4	1017.5	-9.9	84.0	-8.7	-13.7	-19.0	eor

Als erstes schauen wir uns die Daten mal an. Hierfür bieteten sich die `head` und `tail` Funktionen, da sie uns den Anfang und das Ende des Datensatzes zeigen.

```
wetter.tail()
```

	STATIONS_ID	MESS_DATUM	QN_3	FX	FM	QN_4	RSK	RSKF	SDK	SHK_TAG	NM	VPM	PM	TMK	UPM	TXK	TNK	TGK	eor
7204	4271	19660926	5	-999	6.6	5	0.3	1	2.2	0	6.6	12.8	1014.0	13.1	86.0	15.1	9.5	7.9	eor
7205	4271	19660927	5	-999	10.0	5	0.0	1	6.1	0	5.8	10.1	1014.3	12.0	72.0	13.3	10.9	10.4	eor
7206	4271	19660928	5	-999	4.5	5	0.0	0	9.9	0	2.6	9.1	1017.5	9.7	74.0	12.5	7.7	8.7	eor
7207	4271	19660929	5	-999	3.3	5	0.0	0	7.8	0	4.8	9.2	1015.8	9.7	78.0	14.9	5.1	3.1	eor
7208	4271	19660930	5	-999	3.5	5	0.0	0	7.8	0	2.2	10.9	1007.9	11.1	83.0	16.1	5.8	4.8	eor

Es gibt also am Anfang des Datensatzes sehr viele Werte die `-999` oder `-999.0` sind. Am Ende allerdings nur noch in der Spalte `FX`. Wir können also davon ausgehen, dass in dem Datensatz fehlende Werte mit `-999` codiert worden sind. Die fehlenden Werte sind auch erklärbar, da 1947 Messungen noch händisch durchgeführt wurden und nur einfache Größen wie Temperatur erfasst wurden.

Diese fehlenden Werte müssen wir mit `np.nan` oder `pd.NA` ersetzen. Hierfür können wir die Dataframe-Methode `replace` an.

```
wetter = wetter.replace(-999, pd.NA)
wetter.head()
```

	STATIONS_ID	MESS_DATUM	QN_3	FX	FM	QN_4	RSK	RSKF	SDK	SHK_TAG	NM	VPM	PM	TMK	UPM	TXK	TNK	TGK	eor
0	4271	19470101	<NA>	<NA>	<NA>	5	<NA>	<NA>	<NA>	<NA>	<NA>	4.1	1019.3	-2.1	78.0	-1.5	-3.3	-5.8	eor
1	4271	19470103	<NA>	<NA>	<NA>	3	<NA>	<NA>	<NA>	<NA>	<NA>	3.6	1032.4	-4.8	80.0	-2.4	-6.2	-4.5	eor
2	4271	19470105	<NA>	<NA>	<NA>	5	<NA>	<NA>	<NA>	<NA>	<NA>	1.9	1031.9	-12.9	79.0	-9.4	-14.0	-16.0	eor
3	4271	19470108	<NA>	<NA>	<NA>	5	<NA>	<NA>	<NA>	<NA>	<NA>	1.9	1023.1	-12.9	82.0	-9.8	-15.3	-19.0	eor
4	4271	19470109	<NA>	<NA>	<NA>	5	<NA>	<NA>	<NA>	<NA>	<NA>	2.4	1017.5	-9.9	84.0	-8.7	-13.7	-19.0	eor

Alternativ können wir die Daten direkt aus der CSV mit NA Werten laden, indem wir den Parameter `na_values` angeben.

```
wetter = pd.read_csv("../data/Wetter/warnemuende_1960.csv", sep=';', na_values=['-999','NA'])
```

Jetzt haben wir einen Datensatz, in dem die fehlenden Werte richtig codiert sind. Jetzt ist es sinnvoll zu evaluieren, wie viele Daten fehlen. Wir können mit der Methode `count` beginnen: Diese Methode gibt die Anzahl der *gültigen* Beobachtungen für ein Dataframe oder eine einzelne Variable an. Und "gültig" bedeutet hier alles außer `np.nan`. Die Anzahl der gültigen Beobachtungen für jede Variable ist:

```
wetter.count()
```

```
STATIONS_ID    7209
MESS_DATUM     7209
QN_3           4656
FX                0
FM             4656
QN_4           7209
RSK            5752
RSKF           5752
SDK            5752
SHK_TAG        5752
NM             5752
VPM            7209
PM             7209
TMK            7209
UPM            7209
TXK            7209
TNK            7209
TGK            7209
eor            7209
dtype: int64
```

Wir können sehen, dass einige Variablen, z.B. *TNK* und *TGK*, gültige Werte für alle {glue}: `wetter_size1` Fälle haben, während *FX* keinen einzigen gültigen Werte hat.

Alternativ können wir die Anzahl der fehlenden Werte direkt zählen. Hierfür können wir zwei Methoden kombinieren: `isna` (oder `isnull`) gibt für jede Beobachtung an, ob sie fehlt (wahr oder falsch), und `sum` addiert diese Wahrheitswerte und Falschwerte, wobei Wahrheitswerte in Einsen und Falschwerte in Nullen umgewandelt werden. Auf diese Weise kann dieser Ansatz wie `count` die Anzahl der fehlenden Werte für jede Variable in einem Dataframe oder nur für eine einzelne Variable in einer Serie produzieren. So können wir die Anzahl der fehlenden Werte wie folgt erhalten:

```
wetter.isna().sum()
```

```
STATIONS_ID       0
MESS_DATUM        0
QN_3           2553
FX             7209
FM             2553
QN_4              0
RSK            1457
RSKF           1457
SDK            1457
SHK_TAG        1457
NM             1457
VPM               0
PM                0
TMK               0
UPM               0
TXK               0
TNK               0
TGK               0
eor               0
dtype: int64
```

Offensichtlich können wir das gleiche Ergebnis erzielen, indem wir die Anzahl gültigen Werte von der Anzahl der Zeilen abziehen

```
wetter.shape[0] - wetter.count()
```

Diese beiden Beispiele zeigen `count` und `isna`, die auf Dataframes angewendet werden. Wenn wir nur die Anzahl der fehlenden Werte in einer einzelnen Variablen zählen wollen, können wir einfach diese Variable auswählen. Zum Beispiel auf die Spalte `QN_3`:

```
wetter.QN_3.count()
```

```
np.int64(4656)
```

Ein guter Weg, um fehlende Beobachtungen zu entfernen, ist die Verwendung der Methode `dropna`. Standardmäßig werden *alle Zeilen entfernt, die einen fehlenden Wert enthalten*.

```
t = wetter.dropna()
t.shape
```

```
(0, 19)
```

Wir haben keine Beobachtungen mehr! Es gibt keine einzige Zeile, die gültige Werte in allen Zellen hat. Während dieser Fehler hier leicht zu erkennen ist—da nachfolgende Analysen ohne Werte scheitern werden—können solche Probleme insbesondere bei großen Datensätzen und in automatisierten Datenanalyseverfahren zu Fehlern und falschen Ergebnissen führen, die nicht augenscheinlich falsch sind. Stellen Sie sich den Fall vor, dass das Entfernen von fehlenden Werten unseren Datensatz um 90 % verkleinert, weil eine irrelevante Variable größtenteils fehlt. Es sei denn, wir überprüfen die resultierende Anzahl von Zeilen, könnten wir unsere Analyse auf einem völlig falschen Subset abschließen.

Wie die obigen Tabellen nahelegen, ist der Hauptverursacher die Spalte *FX* die keine einzigen gültigen Wert enthält. In solchen Fällen ist es sinnvoll solche Spalten komplett zu entfernen. Dies können wir auch mit der Methode `dropna` machen, indem wir sie nur auf Spalten anwenden (`axis=1`) und diese entfernen, wenn alle Werte darin fehlen (`how="all"`):

```
t = wetter.dropna(axis=1, how="all")
t.shape
```

```
(7209, 18)
```

Wenn unsere Analyse nur bestimmte Variablen erfordert, sollten wir nicht alle solchen Zeilen entfernen, sondern nur diejenigen Zeilen entfernen, in denen unsere wichtigen Variablen fehlen. Wollen wir z.B. nur die Temperatur (`TMK`) und Luftfeuchtigkeit (`UPM`) analysieren, können wir die fehlenden Zeilen nur in diesen beiden Variablen entfernen, indem wir das Argument `subset` verwenden:

```
w = t.dropna(subset=["TMK", "UPM"])
w.shape
```

```
(7209, 18)
```

```
w.head()
```

	STATIONS_ID	MESS_DATUM	QN_3	FM	QN_4	RSK	RSKF	SDK	SHK_TAG	NM	VPM	PM	TMK	UPM	TXK	TNK	TGK	eor
0	4271	19470101	NaN	NaN	5	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	4.1	1019.3	-2.1	78.0	-1.5	-3.3	-5.8	eor
1	4271	19470103	NaN	NaN	3	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	3.6	1032.4	-4.8	80.0	-2.4	-6.2	-4.5	eor
2	4271	19470105	NaN	NaN	5	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.9	1031.9	-12.9	79.0	-9.4	-14.0	-16.0	eor
3	4271	19470108	NaN	NaN	5	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.9	1023.1	-12.9	82.0	-9.8	-15.3	-19.0	eor
4	4271	19470109	NaN	NaN	5	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	2.4	1017.5	-9.9	84.0	-8.7	-13.7	-19.0	eor

Wenn unsere Analyse nur bestimmte Variablen erfordert, sollten wir nicht alle solchen Zeilen entfernen, sondern nur diejenigen Zeilen entfernen, in denen unsere wichtigen Variablen fehlen. Stellen Sie sich vor, wir möchten hier nur die Variablen *TMK* und *UPM* analysieren. Wir können die fehlenden Zeilen nur in diesen beiden Variablen entfernen, indem wir das Argument `subset` verwenden:

FALSCHE BEOBACHTUNGEN

Bisher haben wir diskutiert, wie wir mit fehlenden Werten umgehen. Es gibt darüber hinaus weitere Gründe für fehlerhafte und ungewöhnliche Daten, wie Messfehler, Eingabefehler, Einheitenfehler, Skalierungsfehler, Berechnungsfehler, etc. Diese Werte könne Ergebnisse sehr stark verzerren. Deshalb ist es wichtig sie zu identifizieren und zu behandeln. Man unterscheidet die folgenden Arten:

- **Fehlende Werte**: Sind Werte bei denen bekannt ist, dass sie fehlen.
- **Außerhalb des Wertebereichs** (Out-of-range): Sind Werte die logisch ausschließbar sind. Zum Beispiel weil sie außerhalb des definierten Wertebereichs liegen (z.B. Temperatur < -273.15°C), außerhalb des Messbereichs liegen (z.B. Raumtemperatursensor > 60°C), oder offensichtlich Falsch sind (z.B. 200 Jahre alter Mensch).
- **Ausreißer**: Sind Werte, die statistisch deutlich von den restlichen Daten abweichen. Sie können entweder viel größer oder viel kleiner sein als die meisten anderen Werte. Sie sind insbesondere dann ein Problem, wenn sie häufiger auftreten als statistisch erklärbare Werte.
- **Anomalien**: Sind Werte, die Kausal erklärbar sind, aber vom erwarteten Verhalten abweichen, z.B. Wetteranomalien.

Diese fehlerhaften oder ungewöhnlichen Werte werden meist unterschiedlich behandelt:

- Werte außerhalb des Wertebereichs werden meist als fehlende Werte codiert und genauso behandelt, weil sie ja nicht erklärbar auftreten können.
- Die Behandlung von Ausreißer ist schwieriger, da sie statistisch vorkommen können und somit erklärbar wären. Man behandelt sie meist nur dann, wenn sie statistisch ungewöhnlich häufig auftreten (ein Indiz für Fehler) oder aber z.B. beim Berechnen von stabilen ML-Modellen stören, da sie sehr starke Varianzen erzeugen.
- Anomalien sind ungewöhnlich, aber erklärbar und häufig ist es ein Ziel von ML-Modellen diese zu identifizieren (Anomalierkennung). Deshalb entfernt man sie nur selten, wenn man anomaliefreie Datensätze braucht, um ML-Modelle zu trainieren die das Normalverhalten vorhersagen (z.B. zur Anomalieerkennung).

Sie können die Ergebnisse statistischer Analysen verzerren und die Modellierung erschweren. Daher ist es wichtig, Ausreißer zu identifizieren und den richtigen Umgang mit ihnen zu wählen.

Der erste Ansatz ist die Wertebereiche der Daten zu prüfen. Hier kann man deskriptive Methoden benutzen, um eventuelle verdächtige Werte zu erkennen. Bei numerischen Werten ist der offensichtlichste Ausgangspunkt, den Wertebereich zu überprüfen. Zum Beispiel - was ist der kleinste und größte Wert in unserem Wetter Datensatz:

Prüfen wir zum Beispiel die Mittlere Tagestemperatur (TMK):

```
wetter.TMK.min(), wetter.TMK.max()
```

```
(np.float64(-14.8), np.float64(27.8))
```

Die Werte liegen durchaus im realistischen Bereich und erfordern keine Änderung notwendig ist. Schauen wir auf die relative Luftfeuchtigkeit (UPM):

```
wetter.UPM.min(), wetter.UPM.max()
```

```
(np.float64(42.0), np.float64(1000.0))
```

Dann stellen wir fest, dass diese zwischen 42% und 1000% liegt. Letzteres ist nicht möglich und könnte ein Tippfehler sein. Bei solchen fehlerhaften Werten wissen wir allerdings nicht, was der originale Wert war, deshalb ist es sinnvoll ihn mit `pd.NA` ersetzen. Hierfür können wir die Funktion `mask` nutzen:

```
wetter["UPM"]=wetter.UPM.mask(cond=wetter.UPM > 100, other=pd.NA)
```

Wenn wir jetzt die Min und Max bestimmen, sehen wir, dass die Werte sich jetzt im Definitionsbereich liegen:

```
wetter.UPM.min(), wetter.UPM.max()
```

```
(np.float64(42.0), np.float64(100.0))
```

Wie wir mit Ausreißern und Anomalien umgehen, werden wir später behandeln.

Fehlende Werte Ersetzen

Manchmal möchten man fehlenden Werte durch neuen Wert ersetzen. Hier unterscheidet man unterschiedliche Fälle:

- *Fehlende Werte mit sinnvollen Standartwerten*: Es gibt Datensätze, wo man durchaus sinnvolle Standartwerte annehmen kann für fehlende Werte. Zum Beispiel, zählen wir die Unfälle auf Baustellen pro Tag. Da diese nur registriert werden, wenn welche auftreten, ist für die anderen Tage anzunehmen (aber nicht garantiert), dass keine aufgetreten sind.

  Man könnte zum Beispiel annehmen, dass die Schneetiefe in unserem Wetterdatensatz 0 ist (Das wäre allerdings falsch), wenn sie nicht angegeben ist. In diesem Fall können wir die fehlenden Werte `pd.NA` mit `fillna` ersetzen:

```
wetter.SHK_TAG.fillna(value=0)
```

```
0       0.0
1       0.0
2       0.0
3       0.0
4       0.0
       ...
7204    0.0
7205    0.0
7206    0.0
7207    0.0
7208    0.0
Name: SHK_TAG, Length: 7209, dtype: float64
```

Wenige Fehlende Werte Ersetzen

Bei Zeitreihen, wie den Wetterdaten, kann man fehlende Werte zwischendurch ersetzen, wenn man davon ausgehen kann, dass sie sich nicht schnell ändern. Dazu nutzt man Methoden der Interpolation. Pandas unterstützt

- `ffill` - Ersetzt NA/NaN-Werte, indem Sie die letzte gültige Beobachtung verwenden, um die Lücke zu füllen.
- `bfill` - Ersetzt NA/NaN-Werte, indem Sie die nächste gültige Beobachtung nutzt, um die Lücke zu füllen.
- `interpolate` - Ersetzt NA/NaN-Werte mit einer Interpolationsmethode, die mit dem Parameter `method` angegeben wird:
  - `linear` - Interpoliert linear zwischen dem letzten und dem nächsten Wert.
  - `nearest` - Wählt entweder den letzten und dem nächsten Wert, je nachdem welcher zeitlich näher liegt.
  - `polynomial` - Interpoliert zwischen dem letzten und dem nächsten Wert mit einem Polynom der agebenen Ordnung (z.B. `order=5`).
  - `cubic` - Interpoliert zwischen dem letzten und dem nächsten Wert mit einem cubischen Polynom (das Überschwingen vermeidet).

Bei allen diesen Methoden ist empfohlen den Parameter `limit` zu nutzen. Er bestimmt wie viele nacheinander folgende Werte ersetzt werden dürfen (andere bleiben `NA`). So mag es akzeptabel sein, ein einzelner Tag zu interpolieren, allerdings nicht eine ganze Woche, da der anzunehmende Interpolationsfehler zu groß wird.

Schauen wir uns die mittlere Temperatur an:

```
wetter.TMK[:10]
```

```
0    -2.1
1    -4.8
2   -12.9
3   -12.9
4    -9.9
5    -9.1
6   -10.8
7    -9.3
8    -1.1
9     2.6
Name: TMK, dtype: float64
```

Hier fehlen mehrere Werte. Wir können diese interpolieren mit:

```
wetter["TMK"]=wetter.TMK.interpolate(method="cubic", limit=1)
wetter.TMK[:10]
```

```
0    -2.1
1    -4.8
2   -12.9
3   -12.9
4    -9.9
5    -9.1
6   -10.8
7    -9.3
8    -1.1
9     2.6
Name: TMK, dtype: float64
```

Fehlende Werte Am Anfang und Ende

Fehlende Werte am Anfang oder Ende einer Zeitreihe kann diese nicht Interpolieren, da Information über Vorgängerwerte oder Nachfolgerwerte fehlen. In solchen Fällen spricht man von Extrapolation. Prinzipiell kann man hier die Funktionen `ffill` und `bfill` verwenden. Da halt allerdings Randwertinformationen fehlen ist der anzunehmende Extrapolationsfehler meist groß, weshalb unbedingt `limit` zu verwenden ist.

```
wetter["RSK"]=wetter.RSK.ffill(limit=1)
```

Fehlende Datumswerte hinzufügen

Gerade bei der Analyse von Zeitreihen ist es oft wichtig das Messungen in festem Abstand (Equidistant) aufgenommen werden. Um das zu prüfen müssen wir als erstes die Datumsangabe in unserm Wetterdatensatz in einen nutzbaren Datentyp für Zeiten umwandeln. Dies können wir mit der Funktion `pd.to_datetime` umwandeln. Dafür müssen wir die originale Datumsspalte `MESS_DATUM` in einen String umwandeln, der von `to_datetime` verwendet werden kann und ein String der das `format` repräsentiert (siehe Umgang mit Zeitstempeln):

```
wetter["DATUM_DT"] = pd.to_datetime(wetter.MESS_DATUM.astype(str), format="%Y%m%d", utc=True)
```

Als nächstes empfiehlt es sich den Datensatz nach der Zeit zu sortieren:

```
wetter.sort_values(by="DATUM_DT", inplace=True) # Sortier nach der Spalte "MESS_DATUM" und ersetzt den Dataframe direkt (inplace)
```

Dann können wir prüfen, mit welcher Häufigkeit, welche zeitlichen Differenzen auftreten. Wir können dafür die `diff` Funktion nutzen, um die Zeitdifferenz zu bestimmen. Diese verketten wir mit `value_counts`. um die Häufigkeit der Differenzen zu berechnen.

```
wetter.DATUM_DT.diff().value_counts()
```

```
DATUM_DT
1 days    7205
2 days       2
3 days       1
Name: count, dtype: int64
```

Wir sehen, dass in unserem Datensatz mehre Messwerte fehlen, da Differenz von mehr als 1 Tag vorkommen.

Um diese Daten wiederherzustellen können wir die Funktion `resample` benutzen. Dafür müssen wir zuerst die Datumsspalte zum Index des Dataframes machen, so dass eine richtige mehrdimensionale Zeitreihe draus wird.

```
wetter.set_index("DATUM_DT", inplace=True)
```

Jetzt können wir mit `resample` den Dataframe in eine regelmäßige tägliche Auflösung bringen. Dabei müssen wir eine Funktion zur Interpolation der fehlenden Werte mit angeben.

```
wetter1D=wetter.resample('1d').ffill(limit=1)
```

Nun können wir den Index wieder zu eine Spalte machen

```
wetter1D.reset_index(inplace=True)
```

Der neue Dataframe hat jetzt einen lückenlosen täglichen Zeitindex. Es können aber weiterhin fehlende Werte in einzelnen Variablen vorhanden sein, wenn diese durch `ffill(limit=1)` nicht ersetzt wurden.

```
wetter1D.DATUM_DT.diff().value_counts()
```

```
DATUM_DT
1 days    7212
Name: count, dtype: int64
```

Fehlende Werte und mathematische Operationen

Die Methoden `.sum` und `.mean` von Pandas ignorieren fehlende Werte. Berechnen wir den Mittelwert der täglich Sonnenscheindauer (SDK):

```
wetter1D.SDK.mean()
```

```
np.float64(4.904363699582754)
```

Sie liegt bei 4.9 Studen.

Wenn wir jedoch den Mittelwert entsprechend der Formel für den arithmetischen Mittelwert

$$\bar{x} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i.$$

selbst berechnen

```
wetter1D.SDK.sum()/len(wetter1D.SDK)
```

```
np.float64(3.9109801746845974)
```

Dann ergibt sich ein komplett anderes Ergebnis. Dies liegt daran, dass `len` fehlende Werte nicht ignoriert und daher die Summe durch die Gesamtzahl der Fälle teilen, inklusive der fehlenden Fälle.

In dem Fall wäre die Berechnung mit `count` richtig, da dann `NA` Werte ignoriert werden.

```
wetter1D.SDK.sum()/wetter1D.SDK.count()
```

```
np.float64(4.904363699582754)
```

Wenn wir jedoch einen fehlenden Wert mit einer Zahl vergleichen, ergibt sich `False` und nicht ein fehlender Wert `pd.NA`, was formal richtig wäre, da für die fehlenden Werte ja keine Aussage getroffen werden kann. Das kann sehr schnell zu falschen Ergebnissen führen. Wollen wir zum Beispiel die Anzahl der Sonnentage mit mehr als 8 Stunden Sonnenschein bestimmen, so ist es intuitiv zu berechnen:

```
sonnentage = wetter1D.SDK < 8
sonnentage.value_counts(dropna=False)
```

```
SDK
True     4180
False    3033
Name: count, dtype: int64
```

Das ist allerdings Falsch. Wir haben die Informationen über die fehlenden Werte im Prozess verloren und Tage mit fehlenden Werten automatisch zu keinem Sonnentag gemacht. Die richtige Berechnung kann man mit der Funktion `map` bestimmen, da mit dem Parameter `na_action='ignore'` enthaltene `NA` Werte belassen werden:

```
sonnentage = wetter1D.SDK.map(lambda x: x < 8, na_action='ignore')
sonnentage.value_counts(dropna=False)
```

```
SDK
True     4180
False    1572
NaN      1461
Name: count, dtype: int64
```

Dies unterstreicht die Bedeutung der Behandlung von fehlenden Werten in Daten und das man sich mit dem Umgang der Standardfunktionalität von Pandas mit `NA` vertraut machen sollte.

KONVERTIERUNG VON VARIABLEN

Konvertierung von kategorischen Variablen

Verwenden von `pd.cut`

`pd.cut` ist eine dedizierte Funktion von Pandas, um kontinuierliche numerische Daten in vordefinierte Intervalle zu schneiden. Es wird wie folgt aufgerufen:

```
pd.cut(x, bins, right=True, labels=None)
```

wo `x` die Variable ist, die geschnitten werden soll, `bins` sind die Intervallgrenzen, `labels` sind die Intervallnamen und `right` gibt an, ob der rechte Grenzwert im Intervall enthalten ist (`right = True` bedeutet, dass die Grenzen rechts offen sind). Es ist hauptsächlich für das Aufteilen von kontinuierlichen Werten gedacht, kann aber auch leicht für diskrete Werte verwendet werden. Lassen Sie uns diese Daten in gewünschte Intervalle aufteilen:

```
wetter1D["TemperaturKlasse"]=pd.cut(wetter1D.TMK,
        bins = [-np.inf, 13, 18, 24, 30, np.inf],
        labels = ["Cold", "Cool", "Mild", "Warm", "Hot"],
        right=False)
```

```
wetter1D["TemperaturKlasse"].value_counts(dropna=False)
```

```
TemperaturKlasse
Cold    4861
Cool    1836
Mild     503
Warm      12
NaN        1
Hot        0
Name: count, dtype: int64
```

Verwendung von `np.where`

Eine weitere Option ist die Verwendung von `np.where`, einer vektorisierten Version einer `if-else`-Anweisung. `np.where` nimmt drei Argumente entgegen: eine vektorisierte logische Bedingung, den Wert, wenn die Bedingung wahr ist, und den Wert, wenn sie falsch ist. Wir können die Funktion verschachteln, um alternative Bedingungen zu prüfen. Zum Beispiel wollen wir die Heizgradtage bestimmen (Mittlere Temperatur < 15°C) und die Kühlgradtage (Mittlere Temperatur > 22°C).

```
wetter1D["HeizKuehlTage"] = np.where(wetter1D.TMK > 22, "Kühlgradtag", np.where(wetter1D.TMK < 15, "Heizgradtag", "Normaltag"))
wetter1D["HeizKuehlTage"].value_counts(dropna=False)
```

```
HeizKuehlTage
Heizgradtag    5611
Normaltag      1559
Kühlgradtag      43
Name: count, dtype: int64
```

Es ist zu beachten, dass die logische Bedingung in `np.where` wieder `NA` Werte auf False mapt. Deshalb sollte man das wieder gezielt behandeln:

```
wetter1D["HeizKuehlTage"] = np.where(wetter1D.TMK.isna(), pd.NA, np.where(wetter1D.TMK > 22, "Kühlgradtag", np.where(wetter1D.TMK < 15, "Heizgradtag", "Normaltag")))
wetter1D["HeizKuehlTage"].value_counts(dropna=False)
```

```
HeizKuehlTage
Heizgradtag    5611
Normaltag      1558
Kühlgradtag      43
NaN               1
Name: count, dtype: int64
```

Mit der `map` Funktion lässt sich das auch realisieren:

```
wetter1D["HeizKuehlTage"] = wetter1D.TMK.map(lambda x: "Heizgradtag" if x < 15 else "Kühlgradtag" if x > 22 else "Normaltag", na_action='ignore')
```

Ersetzen ausgewählter Werte im Dataframe

Häufig ist es notwendig bestimmte Werte gezielt zu ersetzen, auf Basis einer logischen Bedingung zu modifizieren. Dies kann man indem man den `.loc` -Index eines Dataframes nutzt. Das kann man auch nutzen, um neue Spalten zu berechnen. Wir erstellen eine neue leere Spalte und passen sie anschließend nach unseren Bedürfnissen an. Beachten Sie, dass dies einen gemischten Indexierungsansatz erfordert. Wir werden die Zeilen anhand eines logischen Vektors (logische Bedingung) und die Spalten anhand ihres Namens indizieren. Die Spalte `QN_3` im Datensatz zum Beispiel codiert die Datenqualität, mit den folgenden kategorischen Werten.

```
wetter1D["QNS_4"] = pd.NA
wetter1D.loc[wetter1D.QN_4 ==  1, "QNS_4"] = "nur formale Prüfung"
wetter1D.loc[wetter1D.QN_4 ==  2, "QNS_4"] = "nach individuellen Kriterien geprüft"
wetter1D.loc[wetter1D.QN_4 ==  3, "QNS_4"] = "automatische Prüfung und Korrektur"
wetter1D.loc[wetter1D.QN_4 ==  5, "QNS_4"] = "historische, subjektive Verfahren"
wetter1D.loc[wetter1D.QN_4 ==  7, "QNS_4"] = "geprüft, gepflegt, nicht korrigiert"
wetter1D.loc[wetter1D.QN_4 ==  8, "QNS_4"] = "Qualitätsicherung ausserhalb ROUTINE"
wetter1D.loc[wetter1D.QN_4 ==  9, "QNS_4"] = "nicht alle Parameter korrigiert"
wetter1D.loc[wetter1D.QN_4 == 10, "QNS_4"] = "Qualitätsprüfung und Korrektur beendet"

wetter1D["QNS_4"].value_counts(dropna=False)
```

```
QNS_4
historische, subjektive Verfahren       7202
automatische Prüfung und Korrektur         3
nur formale Prüfung                        2
nach individuellen Kriterien geprüft       2
Qualitätsicherung ausserhalb ROUTINE       2
<NA>                                       1
nicht alle Parameter korrigiert            1
Name: count, dtype: int64
```

Für solche komplexeren Mappings kann man auch die `map` Funktion verwenden und in dieser eine speziell definierte Mappingfunktion.

```
def QN_Mapping(x):
    if x == 1: return "nur formale Prüfung"
    if x == 2: return "nach individuellen Kriterien geprüft"
    if x == 3: return "automatische Prüfung und Korrektur"
    if x == 5: return "historische, subjektive Verfahren"
    if x == 7: return "geprüft, gepflegt, nicht korrigiert"
    if x == 8: return "Qualitätsicherung ausserhalb ROUTINE"
    if x == 9: return "nicht alle Parameter korrigiert"
    if x == 10: return "Qualitätsprüfung und Korrektur beendet"
    return pd.NA

wetter1D["QNS_4"] = wetter1D.QN_4.map(QN_Mapping, na_action='ignore')
```

Konvertierung kategorischer Variablen in Dummy-Variablen

Im vorherigen Abschnitt haben wir uns damit beschäftigt, Variablen in Kategorien umzuwandeln. In vielen Fällen müssen Kategorien für Analysen oder Modelle in eine maschinenlesbare Darstellung überführt werden.

```
QN_Dummies = pd.get_dummies(wetter1D.QNS_4, prefix="QN")
QN_Dummies
```

	QN_Qualitätsicherung ausserhalb ROUTINE	QN_automatische Prüfung und Korrektur	QN_historische, subjektive Verfahren	QN_nach individuellen Kriterien geprüft	QN_nicht alle Parameter korrigiert	QN_nur formale Prüfung
0	False	False	True	False	False	False
1	False	False	True	False	False	False
2	False	True	False	False	False	False
3	False	True	False	False	False	False
4	False	False	True	False	False	False
...	...	...	...	...	...	...
7208	False	False	True	False	False	False
7209	False	False	True	False	False	False
7210	False	False	True	False	False	False
7211	False	False	True	False	False	False
7212	False	False	True	False	False	False

7213 rows × 6 columns

Für bestimmte technische Zwecke gibt es auch die Funktion `pd.factorize`. Sie ordnet jeder Kategorie eine ganze Zahl zu und gibt zusätzlich das zugehörige Mapping zurück. Diese Darstellung ist praktisch, wenn man Kategorien kompakt speichern oder später wieder zurückübersetzen möchte. Für nominale Kategorien sollte man sie jedoch nicht unkritisch als metrische Modellvariable interpretieren, weil die Zahlen eine künstliche Reihenfolge erzeugen können.

```
QN_Factors_Values, QN_Factors_Mapping = pd.factorize(wetter1D.QNS_4)
QN_Factors_Values, QN_Factors_Mapping
```

```
(array([0, 0, 1, ..., 0, 0, 0], shape=(7213,)),
 Index(['historische, subjektive Verfahren',
        'automatische Prüfung und Korrektur', 'nur formale Prüfung',
        'nach individuellen Kriterien geprüft',
        'Qualitätsicherung ausserhalb ROUTINE',
        'nicht alle Parameter korrigiert'],
       dtype='str'))
```

Zu beachten ist, dass die Funktion ein Tupel mit den numerischen Werten und dem Mapping zurück gibt. Wir können die Werte als neue Spalte dem Dataframe hinzufügen, sollten aber im Hinterkopf behalten, dass diese Zahlen nur Codes und keine inhaltlich geordneten Messwerte sind.

```
wetter1D["QNF_4"] = QN_Factors_Values
```

KOMBINIEREN VON DATEN IN DATAFRAMES

Verknüpfen von Daten mit `pd.concat`

`pd.concat` kann Serien und Dataframes auf verschiedene Weise kombinieren. Lassen Sie uns dies anhand einiger Beispiele demonstrieren.

So wollen wir zum Beispiel unseren originalen Wetter Dataframe, um die erstellten Spalten im `QN_Dummies` erweitern.

```
wetter_ext = pd.concat((wetter1D, QN_Dummies), axis=1)
wetter_ext
```

	DATUM_DT	STATIONS_ID	MESS_DATUM	QN_3	FX	FM	QN_4	RSK	RSKF	SDK	...	TemperaturKlasse	HeizKuehlTage	QNS_4	QNF_4	QN_Qualitätsicherung ausserhalb ROUTINE	QN_automatische Prüfung und Korrektur
0	1947-01-01 00:00:00+00:00	4271.0	19470101.0	NaN	NaN	NaN	5.0	NaN	NaN	NaN	...	Cold	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0	False	False
1	1947-01-02 00:00:00+00:00	4271.0	19470101.0	NaN	NaN	NaN	5.0	NaN	NaN	NaN	...	Cold	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0	False	False
2	1947-01-03 00:00:00+00:00	4271.0	19470103.0	NaN	NaN	NaN	3.0	NaN	NaN	NaN	...	Cold	Heizgradtag	automatische Prüfung und Korrektur	1	False	True
3	1947-01-04 00:00:00+00:00	4271.0	19470103.0	NaN	NaN	NaN	3.0	NaN	NaN	NaN	...	Cold	Heizgradtag	automatische Prüfung und Korrektur	1	False	True
4	1947-01-05 00:00:00+00:00	4271.0	19470105.0	NaN	NaN	NaN	5.0	NaN	NaN	NaN	...	Cold	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0	False	False
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
7208	1966-09-26 00:00:00+00:00	4271.0	19660926.0	5.0	NaN	6.6	5.0	0.3	1.0	2.2	...	Cool	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0	False	False
7209	1966-09-27 00:00:00+00:00	4271.0	19660927.0	5.0	NaN	10.0	5.0	0.0	1.0	6.1	...	Cold	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0	False	False
7210	1966-09-28 00:00:00+00:00	4271.0	19660928.0	5.0	NaN	4.5	5.0	0.0	0.0	9.9	...	Cold	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0	False	False
7211	1966-09-29 00:00:00+00:00	4271.0	19660929.0	5.0	NaN	3.3	5.0	0.0	0.0	7.8	...	Cold	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0	False	False
7212	1966-09-30 00:00:00+00:00	4271.0	19660930.0	5.0	NaN	3.5	5.0	0.0	0.0	7.8	...	Cold	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0	False	False

7213 rows × 30 columns

Dieses Beispiel zeigt die wichtigsten Argumente von `pd.concat`. Das erste Argument ist ein beliebig langes *Tuple* von Daten (Serien oder Dataframes), die wir zusammenführen möchten (alternativ kann auch eine Liste verwendet werden). Wir setzen den Parameter `axis=1`, um anzugeben, dass wir die Serien spaltenweise zusammenführen möchten, nicht zeilenweise.

Wenn die Dataframes kompatibel sind, können wir sie auch zeilenweise kombinieren, indem wir `axis=0` angeben.

Zum Beispiel wollen wir unseren Wetterdatensatz um die Werte nach 1960 erweitern.

```
wetter_ab_1960 = pd.read_csv("../data/Wetter/warnemuende_ab_1960.csv", sep=';', na_values=['-999','NA'])
wetter_ab_1960["DATUM_DT"] = pd.to_datetime(wetter_ab_1960.MESS_DATUM.astype(str), format="%Y%m%d")
wetter_ab_1960
```

	STATIONS_ID	MESS_DATUM	QN_3	FX	FM	QN_4	RSK	RSKF	SDK	SHK_TAG	NM	VPM	PM	TMK	UPM	TXK	TNK	TGK	eor	DATUM_DT
0	4271	19600101	5.0	NaN	4.1	5	1.4	1.0	0.000	0.0	7.8	8.9	1003.40	7.0	90.00	7.9	4.9	4.1	eor	1960-01-01
1	4271	19600102	5.0	NaN	2.4	5	1.4	1.0	0.000	0.0	8.0	9.7	1004.80	6.8	97.00	8.0	6.3	5.2	eor	1960-01-02
2	4271	19600103	5.0	NaN	1.7	5	0.1	1.0	0.000	0.0	7.8	8.8	1014.20	5.2	99.00	6.7	4.8	4.0	eor	1960-01-03
3	4271	19600104	5.0	NaN	2.5	5	0.0	1.0	0.000	0.0	8.0	8.3	1027.10	4.3	98.00	5.3	3.3	3.4	eor	1960-01-04
4	4271	19600105	5.0	NaN	7.1	5	1.6	1.0	0.000	0.0	7.8	9.1	1016.00	5.9	95.00	9.3	3.8	3.5	eor	1960-01-05
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
23439	4271	20240304	1.0	11.0	3.1	1	0.0	0.0	8.667	0.0	3.9	8.3	1010.80	7.1	81.54	12.0	3.1	1.8	eor	2024-03-04
23440	4271	20240305	1.0	10.2	3.5	1	0.0	6.0	1.183	0.0	5.7	6.6	1017.63	3.7	82.50	6.0	2.1	0.7	eor	2024-03-05
23441	4271	20240306	1.0	8.1	2.7	1	0.0	0.0	1.383	0.0	7.7	7.1	1024.36	4.2	85.96	6.2	2.8	2.4	eor	2024-03-06
23442	4271	20240307	1.0	7.4	2.7	1	0.0	0.0	7.783	0.0	3.1	6.1	1026.72	4.4	74.04	9.5	0.6	-1.1	eor	2024-03-07
23443	4271	20240308	1.0	8.2	2.7	1	0.0	0.0	5.667	0.0	2.8	6.1	1020.17	2.5	84.29	8.9	-0.4	-3.1	eor	2024-03-08

23444 rows × 20 columns

Es ist wichtig zu erkennen, dass beim horizontalen Verketten von Daten `pd.concat` **die Beobachtungen nicht zeilenweise, sondern nach Index kombiniert**. Wenn wir beispielsweise versuchen beide Dataframes direkt zu kombinieren so wird das nicht gut ausgehen:

```
wetter_all=pd.concat((wetter1D, wetter_ab_1960), axis=0)
wetter_all
```

	DATUM_DT	STATIONS_ID	MESS_DATUM	QN_3	FX	FM	QN_4	RSK	RSKF	SDK	...	TMK	UPM	TXK	TNK	TGK	eor	TemperaturKlasse	HeizKuehlTage	QNS_4	QI
0	1947-01-01 00:00:00+00:00	4271.0	19470101.0	NaN	NaN	NaN	5.0	NaN	NaN	NaN	...	-2.1	78.00	-1.5	-3.3	-5.8	eor	Cold	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0.
1	1947-01-02 00:00:00+00:00	4271.0	19470101.0	NaN	NaN	NaN	5.0	NaN	NaN	NaN	...	-2.1	78.00	-1.5	-3.3	-5.8	eor	Cold	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0.
2	1947-01-03 00:00:00+00:00	4271.0	19470103.0	NaN	NaN	NaN	3.0	NaN	NaN	NaN	...	-4.8	80.00	-2.4	-6.2	-4.5	eor	Cold	Heizgradtag	automatische Prüfung und Korrektur	1.
3	1947-01-04 00:00:00+00:00	4271.0	19470103.0	NaN	NaN	NaN	3.0	NaN	NaN	NaN	...	-4.8	80.00	-2.4	-6.2	-4.5	eor	Cold	Heizgradtag	automatische Prüfung und Korrektur	1.
4	1947-01-05 00:00:00+00:00	4271.0	19470105.0	NaN	NaN	NaN	5.0	NaN	NaN	NaN	...	-12.9	79.00	-9.4	-14.0	-16.0	eor	Cold	Heizgradtag	historische, subjektive Verfahren	0.
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
23439	2024-03-04 00:00:00	4271.0	20240304.0	1.0	11.0	3.1	1.0	0.0	0.0	8.667	...	7.1	81.54	12.0	3.1	1.8	eor	NaN	NaN	NaN	N
23440	2024-03-05 00:00:00	4271.0	20240305.0	1.0	10.2	3.5	1.0	0.0	6.0	1.183	...	3.7	82.50	6.0	2.1	0.7	eor	NaN	NaN	NaN	N
23441	2024-03-06 00:00:00	4271.0	20240306.0	1.0	8.1	2.7	1.0	0.0	0.0	1.383	...	4.2	85.96	6.2	2.8	2.4	eor	NaN	NaN	NaN	N
23442	2024-03-07 00:00:00	4271.0	20240307.0	1.0	7.4	2.7	1.0	0.0	0.0	7.783	...	4.4	74.04	9.5	0.6	-1.1	eor	NaN	NaN	NaN	N
23443	2024-03-08 00:00:00	4271.0	20240308.0	1.0	8.2	2.7	1.0	0.0	0.0	5.667	...	2.5	84.29	8.9	-0.4	-3.1	eor	NaN	NaN	NaN	N

30657 rows × 24 columns

Obwohl beide Dataframes eine unterschiedliche Anzahl an Spalten haben (Es fehlen bei `wetter_ab_1960` die Spalten, die wir hinzugefügt haben), kann `concat` beide Dataframes kombinieren. Hierbei werden fehlende Spalten mit `np.NaN` aufgefüllt. Deshalb ist es sinnvoll erst zusammenzufügen, bevor man abgeleitete Werte berechnet. Dies können wir korrigieren, indem wir die fehlenden Werte neu berechnen.

```
wetter_all["TemperaturKlasse"]=pd.cut(wetter_all.TMK, bins = [-np.inf, 13, 18, 24, 30, np.inf], labels = ["Cold", "Cool", "Mild", "Warm", "Hot"], right=False)
wetter_all["HeizKuehlTage"] = wetter_all.TMK.map(lambda x: "Heizgradtag" if x < 15 else "Kühlgradtag" if x > 22 else "Normaltag", na_action='ignore')
wetter_all["QNS_4"]    = wetter_all.QN_4.map(QN_Mapping, na_action='ignore')
wetter_all["QNF_4"], _ = pd.factorize(wetter_all.QNS_4)
```

Dataframe kombinieren

Meist will man nicht nur Daten kombinieren, die nicht gleich groß sind oder den gleichen Index haben. Zum Beispiel wollen wir die Wetterdaten mit den Energiedaten der Universität Rostock kombinieren, um diese später zu analysieren.

```
uros_egy=pd.read_csv("../data/UROS/Energy1D_kW.csv", parse_dates=["Date"])
uros_egy.head()
```

	Date	EV_HT_740	EV_NT_740	E_AV_Lab	E_SV_Lab	ES_Lab
0	2020-12-30 00:00:00+00:00	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-12-31 00:00:00+00:00	NaN	NaN	1256.0	291.0	5.0
2	2021-01-01 00:00:00+00:00	0.0	4080.0	1221.0	290.0	1.0
3	2021-01-02 00:00:00+00:00	1170.0	2630.0	1243.0	284.0	2.0
4	2021-01-03 00:00:00+00:00	0.0	3750.0	1222.0	283.0	2.0

Die Daten können wir mit der Methode `pd.merge()` kombinieren, die wie ein SQL Join funktioniert. Hierbei können wir die Spalten die gematcht werden sollen mit `left_on` und `right_on` spezifizieren (oder `on` wenn die Spalten gleich sind). Mit `how="left"` spezifizieren wir, dass nur die Zeilen genommen werden sollen, die im Energiedatensatz vorhanden sind.

```
uros_egy_weater=pd.merge(uros_egy, wetter_all, right_on="DATUM_DT", left_on="Date", how="left")
uros_egy_weater.head()
```

```
---------------------------------------------------------------------------
ValueError                                Traceback (most recent call last)
Cell In[49], line 1
----> 1 uros_egy_weater=pd.merge(uros_egy, wetter_all, right_on="DATUM_DT", left_on="Date", how="left")
      2 uros_egy_weater.head()

File ~/Documents/code/Lehre/IntroductionMachineLearning/.venv/lib/python3.12/site-packages/pandas/core/reshape/merge.py:385, in merge(left, right, how, on, left_on, right_on, left_index, right_index, sort, suffixes, c
    371     return _cross_merge(
    372         left_df,
    373         right_df,
   (...)    382         validate=validate,
    383     )
    384 else:
--> 385     op = _MergeOperation(
    386         left_df,
    387         right_df,
    388         how=how,
    389         on=on,
    390         left_on=left_on,
    391         right_on=right_on,
    392         left_index=left_index,
    393         right_index=right_index,
    394         sort=sort,
    395         suffixes=suffixes,
    396         indicator=indicator,
    397         validate=validate,
    398     )
    399     return op.get_result()

File ~/Documents/code/Lehre/IntroductionMachineLearning/.venv/lib/python3.12/site-packages/pandas/core/reshape/merge.py:1031, in _MergeOperation.__init__(self, left, right, how, on, left_on, right_on, left_index, righ
   1027 self._validate_tolerance(self.left_join_keys)
   1029 # validate the merge keys dtypes. We may need to coerce
   1030 # to avoid incompatible dtypes
-> 1031 self._maybe_coerce_merge_keys()
   1033 # If argument passed to validate,
   1034 # check if columns specified as unique
   1035 # are in fact unique.
   1036 if validate is not None:

File ~/Documents/code/Lehre/IntroductionMachineLearning/.venv/lib/python3.12/site-packages/pandas/core/reshape/merge.py:1839, in _MergeOperation._maybe_coerce_merge_keys(self)
   1837 # datetimelikes must match exactly
   1838 elif needs_i8_conversion(lk.dtype) and not needs_i8_conversion(rk.dtype):
-> 1839     raise ValueError(msg)
   1840 elif not needs_i8_conversion(lk.dtype) and needs_i8_conversion(rk.dtype):
   1841     raise ValueError(msg)

ValueError: You are trying to merge on datetime64[us, UTC] and object columns for key 'Date'. If you wish to proceed you should use pd.concat
```

Hierbei kann es bei Spalten vom Typ Datetime schnell zu Problemen kommen. Was daran liegt, dass es bei dem Datentypen schnell zu inkompabilitäten gibt, die ggf. nicht direkt ersichtlich sind. Wenn das auftritt hilft es meist, beide Spalten nochmal neu zu konvertieren.

```
uros_egy["Date"]=pd.to_datetime(uros_egy['Date'], utc=True)
wetter_all["DATUM_DT"]=pd.to_datetime(wetter_all['DATUM_DT'], utc=True)

uros_egy_weater=pd.merge(uros_egy, wetter_all, right_on="DATUM_DT", left_on="Date", how="left")
uros_egy_weater.head()
```

	Date	EV_HT_740	EV_NT_740	E_AV_Lab	E_SV_Lab	ES_Lab	DATUM_DT	STATIONS_ID	MESS_DATUM	QN_3	...	TMK	UPM	TXK	TNK	TGK	eor	TemperaturKlasse	HeizKuehlTage
0	2020-12-30 00:00:00+00:00	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	2020-12-30 00:00:00+00:00	4271.0	20201230.0	10.0	...	4.0	81.0	4.6	2.9	2.2	eor	Cold	Heizgradtag
1	2020-12-31 00:00:00+00:00	NaN	NaN	1256.0	291.0	5.0	2020-12-31 00:00:00+00:00	4271.0	20201231.0	10.0	...	3.4	83.0	4.4	2.3	0.9	eor	Cold	Heizgradtag
2	2021-01-01 00:00:00+00:00	0.0	4080.0	1221.0	290.0	1.0	2021-01-01 00:00:00+00:00	4271.0	20210101.0	10.0	...	2.0	90.0	3.0	1.1	0.3	eor	Cold	Heizgradtag
3	2021-01-02 00:00:00+00:00	1170.0	2630.0	1243.0	284.0	2.0	2021-01-02 00:00:00+00:00	4271.0	20210102.0	10.0	...	3.3	95.0	4.0	2.6	2.0	eor	Cold	Heizgradtag
4	2021-01-03 00:00:00+00:00	0.0	3750.0	1222.0	283.0	2.0	2021-01-03 00:00:00+00:00	4271.0	20210103.0	10.0	...	3.5	81.0	4.6	2.4	0.8	eor	Cold	Heizgradtag

5 rows × 30 columns

DUPLIKATE ENTFERNEN

Nachdem wir beide Datensätze zusammengefügt haben, ergibt sich das neue Problem, duplizierter Daten. Das kann in Datensätzen vorkommen, so dass es immer sinnvoll ist, auf Duplikate zu prüfen. Hierfür gibt es die Funktion `duplicated`. Sie gibt einen boolesche Serie zurück, die Wahr ist für Zeilen, wo alle Werte doppelt vorkommen.

```
sum(wetter_all.duplicated())
```

```
2465
```

Das ist nur sinvoll, wenn sich Zeilen vollständig wiederholen. In unserm Fall ist das Datum, der eigentliche Index und es ist empfohlen `duplicated` auf diesen anzuwenden. Wenn wir unseren zusammengefügte Dataframe prüfen, so sehen wir, dass wir einige Duplikate haben, d.h. Daten für die mehr als eine Messung existiert.

```
sum(wetter_all.duplicated(subset=['DATUM_DT']))
```

```
2465
```

Um diese herauszufiltern können wir die Funktion `drop_duplicates` nutzen, die ähnliche Parameter verwendet.

```
wetter_all.drop_duplicates(subset=['DATUM_DT'], inplace=True)
wetter_all.shape
```

```
(28192, 24)
```

Damit haben wir jetzt einen gereinigten Dataframe, den wir uns für die weitere Verwendung abspeichern.

```
wetter_all.to_csv("../data/Wetter/warnemuende_clean.csv", sep=';', index=False)
uros_egy_weater.to_csv("../data/UROS/Energy1D_weather_clean.csv", index=False)
```

DATAFRAMES TRANSFORMIEREN

Bisher haben wir mit einem Datensatz in Spaltendarstellung gearbeitet. Das ist für uns Menschen eine gewohnte tabellarische Darstellung. Für viele Berechnungen und Visualisierungen, ist das allerdings nicht immer das beste Format. Da braucht man häufig die Daten in einer Zeilendarstellung.

Dataframe Format in Spalten und Zeilendarstellung

```
wetter_melted = wetter_all.melt(id_vars=['DATUM_DT', "TemperaturKlasse"], value_vars=["TXK","TMK","TNK"])
wetter_melted
```

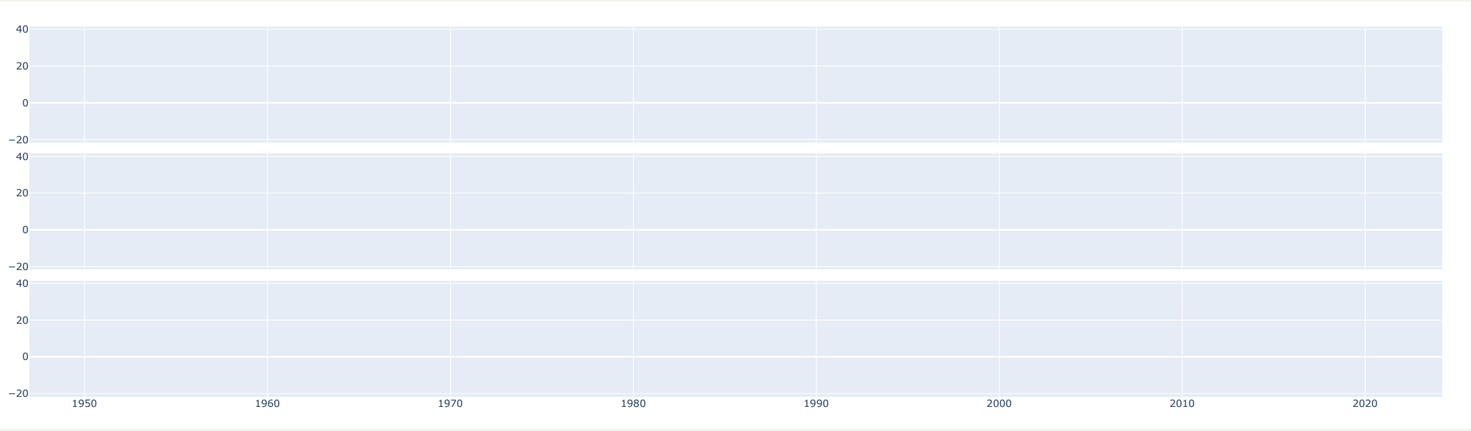
	DATUM_DT	TemperaturKlasse	variable	value
0	1947-01-01 00:00:00+00:00	Cold	TXK	-1.5
1	1947-01-02 00:00:00+00:00	Cold	TXK	-1.5
2	1947-01-03 00:00:00+00:00	Cold	TXK	-2.4
3	1947-01-04 00:00:00+00:00	Cold	TXK	-2.4
4	1947-01-05 00:00:00+00:00	Cold	TXK	-9.4
...	...	...	...	...
84571	2024-03-04 00:00:00+00:00	Cold	TNK	3.1
84572	2024-03-05 00:00:00+00:00	Cold	TNK	2.1
84573	2024-03-06 00:00:00+00:00	Cold	TNK	2.8
84574	2024-03-07 00:00:00+00:00	Cold	TNK	0.6
84575	2024-03-08 00:00:00+00:00	Cold	TNK	-0.4

84576 rows × 4 columns

Aus der Zeilendarstellung könnten wir jetzt ein einzelnes ML-Modell bauen, was den Zusammenhang zwischen der Temperaturklasse und den Werten in `value` lernt und `variable` nur als Unterscheidungskriterium nutzt. Alternativ können wir damit auch die Zeitreihen einfacher darstellen. So lässt sich damit ein sehr übersichtliches Diagramm zum Vergleich aller Zeitreihen erstellen. Im nächsten Abschnitt Visuelle Datenanalyse gehen wir detaillierte darauf ein.

```
import plotly.express as px

px.line(wetter_melted, x="DATUM_DT", y="value", facet_row ="variable")
```



Diese Zeilendarstellung wird auch oft bei komplexen Dataframes mit vielen kategorischen Variablen benutzt. So gibt es viele Datensätze des Statistischen Bundesamtes auf dem GENESIS-Portal im CSV-Flat format, was deutlich einfacher zu verarbeiten ist. Allerdings muss dann der Datensatz aus der Reihendarstellung in eine Spaltendarstellung überführt werden.

Hierfür bietet Pandas die Methode `pivot` an. Jeder, der sich gewundert hat, wofür man die Pivot-Darstellung in Excel nutzt, hat jetzt eine Antwort. Ähnlich zur `melt` -Methode, müssen wir bei der `pivot` -Methode die Spalten identifizieren, welche die Werte `values` enthält, die Spalte(n) `columns` welche in neue Spaltennamen umzuwandeln sind und die beizubehaltenden Indexe `index` .

```
wetter_hardened = wetter_melted.pivot(columns='variable', index=['DATUM_DT', "TemperaturKlasse"], values='value')
wetter_hardened
```

	variable	TMK	TNK	TXK
DATUM_DT	TemperaturKlasse			
1947-01-01 00:00:00+00:00	Cold	-2.1	-3.3	-1.5
1947-01-02 00:00:00+00:00	Cold	-2.1	-3.3	-1.5
1947-01-03 00:00:00+00:00	Cold	-4.8	-6.2	-2.4
1947-01-04 00:00:00+00:00	Cold	-4.8	-6.2	-2.4
1947-01-05 00:00:00+00:00	Cold	-12.9	-14.0	-9.4
...	...	...	...	...
2024-03-04 00:00:00+00:00	Cold	7.1	3.1	12.0
2024-03-05 00:00:00+00:00	Cold	3.7	2.1	6.0
2024-03-06 00:00:00+00:00	Cold	4.2	2.8	6.2
2024-03-07 00:00:00+00:00	Cold	4.4	0.6	9.5
2024-03-08 00:00:00+00:00	Cold	2.5	-0.4	8.9

28192 rows × 3 columns

Mit der bekannten Methode `reset_index()` wandeln wir den Index in Spalten um:

```
wetter_hardened.reset_index()
```

variable	DATUM_DT	TemperaturKlasse	TMK	TNK	TXK
0	1947-01-01 00:00:00+00:00	Cold	-2.1	-3.3	-1.5
1	1947-01-02 00:00:00+00:00	Cold	-2.1	-3.3	-1.5
2	1947-01-03 00:00:00+00:00	Cold	-4.8	-6.2	-2.4
3	1947-01-04 00:00:00+00:00	Cold	-4.8	-6.2	-2.4
4	1947-01-05 00:00:00+00:00	Cold	-12.9	-14.0	-9.4
...	...	...	...	...	...
28187	2024-03-04 00:00:00+00:00	Cold	7.1	3.1	12.0
28188	2024-03-05 00:00:00+00:00	Cold	3.7	2.1	6.0
28189	2024-03-06 00:00:00+00:00	Cold	4.2	2.8	6.2
28190	2024-03-07 00:00:00+00:00	Cold	4.4	0.6	9.5
28191	2024-03-08 00:00:00+00:00	Cold	2.5	-0.4	8.9

28192 rows × 5 columns

QUESTIONS