Gesundheitsausgaben-Analyse

Projektübersicht

Dieses Projekt analysiert Gesundheitsausgaben basierend auf verschiedenen Kategorien wie Finanzierungsquellen, Arten von Gesundheitsleistungen und Zeiträumen.

Ziel ist es, Einblicke in die Entwicklung der Gesundheitskosten zu gewinnen und Muster zu identifizieren.

Verwendete Datensätze

- 0GD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1.csv (Daten zu den Gesundheitsausgaben)
- 0GD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-HCGES-0.csv (Gesundheitsleistungen und -güter)
- 0GD gesausgaben01 HVD HCHF 1 C-ZEITGES-0.csv (Zeitreihen der Gesundheitsausgaben)
- 0GD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_HEADER.csv (Metadaten über Spaltenbezeichnungen)

Projektstruktur

- notebooks/ → Enthält das Jupyter Notebook
- data/ → Enthält die Anfangsdaten
- data/corr/ → Enthält die bereinigten Daten
- data/prep → Enthält die vorbereiteten Daten

1 Team

- Itmam Alam
- · Akos Papp

2 Daten

The dataset is about Laufende Gesundheitsausgaben (HC x HF) which means current health expenditure.

2.2 Daten Laden

2.3 Initiale Datenanalyse

Warum verwenden wir ; als Delimiter?

Die CSV-Dateien verwenden das Semikolon (;) als Trennzeichen (wir glauben um Verwechslungen mit Dezimalkommas zu vermeiden)

Daher muss beim Einlesen delimiter=';' explizit angegeben werden, um die Daten korrekt zu parsen.

Später im Projekt werden wir Beistrich ('.') als Delimiter verwenden, um die Daten zu speichern, da Pandas Kommas benötigt um Zahlen richtig zu parsen.

```
In [3]: def analyze_dataframe(df, name):
            Initale standard Analyse eines df
            :param df: DataFrame
            :param name: Name des DataFrames
            print(f"\n--- {name} ---")
            print("\nErste 5 Zeilen:")
            display(df.head())
            print("\nStichprobe:")
            display(df.sample(5))
            print("\nDateninfo:")
            df.info()
            print("\nStatistiken (numerische und kategoriale Werte):")
            display(df.describe())
            # Unique Werte für jede Spalte)
            print("\nAnzahl eindeutiger Werte pro Spalte:")
            for col in df.columns:
                unique values = df[col].nunique()
                print(f"{col}: {unique_values} eindeutige Werte")
                # print(f" Werte: {df[col].unique()}") # unnötig zu viel output
            # ganz wichtig noch null werte!
            print(f"Fehlende Werte in {name}:")
            display(df.isnull().sum())
In [4]: for df_name, df in dataframes.items():
            analyze_dataframe(df, df_name)
       --- OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-HCGES-0 ---
```

Erste 5 Zeilen:

	code	name	FK	en	_name	de_desc	de_link	en_desc	en_link	de_syn	en_syn
0	HC- HC1- HC2	HC.1+HC.2 Leistungen der kurativen und rehabil	NaN	Curati	+HC.2 ve and litative care	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	HC- HC3	HC.3 Langzeitpflege	NaN	ter	B Long- m care health)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	HC- HC4	HC.4 Hilfsleistungen der Gesundheitsversorgung	NaN	S	HC.4 ncillary ervices (non- fied by func	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	HC- HC5	HC.5 Medizinische Güter	NaN	good speci	Medical s (non- fied by nction)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	HC- HC6	HC.6 Prävention	NaN	Prev	HC.6 ventive care	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Sti	.chprob	e:									
	code	r	ame	FK	en	_name o	de_desc	de_link e	en_desc	en_link	de_syn
37	HC- HC61		_	HC- HC6	educat	HC.6.1 mation, tion and ling p	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
39	HC- HC63	H Früherkennungsprogra	C.6.3 mme	HC- HC6	de	.3 Early disease etection rammes	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
9	HC- HC11- HC21	HC.1.1+HC.2.1 Statio		HC- HC1- HC2	Ir curat	+HC.2.1 npatient tive and nabilit	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
	11021										
14	HC- HC22	9		HC- HC1- HC2		2.2 Day ilitative care	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
	HC-	rehabilitativen Gesund HC.1.3 Ambulante kur	ative	HC1-	rehab Out	ilitative	NaN NaN	NaN NaN	NaN NaN	NaN NaN	NaN NaN

Data columns (total 10 columns): # Column Non-Null Count Dtype --- ----- ------0 code 46 non-null object 1 name 46 non-null object 2 FK 39 non-null object 3 en_name 46 non-null object 4 de_desc 0 non-null float64
5 de_link 0 non-null float64
6 en_desc 0 non-null float64 en_link 0 non-null float64 8 de_syn 0 non-null 9 en_syn 0 non-null float64 float64

dtypes: float64(6), object(4)

memory usage: 3.7+ KB

Statistiken (numerische und kategoriale Werte):

	de_desc	de_link	en_desc	en_link	de_syn	en_syn
count	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
mean	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
std	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
min	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
25%	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
50%	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
75 %	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
max	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

Anzahl eindeutiger Werte pro Spalte:

code: 46 eindeutige Werte
name: 45 eindeutige Werte
FK: 7 eindeutige Werte
en_name: 46 eindeutige Werte
de_desc: 0 eindeutige Werte
de_link: 0 eindeutige Werte
en_desc: 0 eindeutige Werte
en_link: 0 eindeutige Werte
de_syn: 0 eindeutige Werte
en_syn: 0 eindeutige Werte

Fehlende Werte in OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-HCGES-0:

code name FΚ 7 en name 0 de_desc 46 de_link 46 en_desc 46 en_link 46 de_syn 46 46 en_syn dtype: int64

--- OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1 ---

Erste 5 Zeilen:

	C- ZEITGES- 0	C- HCGES- 0	F-HF1	F-HF11	F-HF12	F-HF121	F- HF122	F-HF2	F-HF21	F-HF22	F- HF23
0	ZEITGES- 2004	HC- HC1- HC2	10808,144	3806,276	7001,868	7001,868	0,000	963,953	821,200	142,753	0,000
1	ZEITGES- 2004	НС-НСЗ	2440,161	2427,924	12,236	12,236	0,000	39,711	0,000	39,711	0,000
2	ZEITGES- 2004	НС-НС4	487,615	36,592	451,023	451,023	0,000	133,839	0,000	133,839	0,000
3	ZEITGES- 2004	HC-HC5	2604,742	3,820	2600,922	2600,922	0,000	44,169	44,169	0,000	0,000
4	ZEITGES- 2004	HC-HC6	378,498	293,059	85,439	85,439	0,000	47,713	0,000	7,916	39,797
4											>

Stichprobe:

	C- ZEITGES- 0	C- HCGES- 0	F-HF1	F-HF11	F-HF12	F-HF121	F- HF122	F-HF2	F-HF21	F- HF22	F- HF23
161	ZEITGES- 2008	HC- HC12	136,051	74,788	61,263	61,263	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
124	ZEITGES- 2007	HC- HC12	104,982	54,857	50,125	50,125	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
125	ZEITGES- 2007	HC- HC13- HC23	4721,420	904,273	3817,147	3817,147	0,000	122,391	98,898	23,493	0,000
477	ZEITGES- 2016	HC- HC52	697,324	0,000	697,324	697,324	0,000	124,334	124,334	0,000	0,000
131	ZEITGES- 2007	HC- HC23	202,422	65,046	137,376	137,376	0,000	21,649	0,000	21,649	0,000

Dateninfo:

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 729 entries, 0 to 728
Data columns (total 16 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	C-ZEITGES-0	729 non-null	object
1	C-HCGES-0	729 non-null	object
2	F-HF1	729 non-null	object
3	F-HF11	729 non-null	object
4	F-HF12	729 non-null	object
5	F-HF121	729 non-null	object
6	F-HF122	729 non-null	object
7	F-HF2	729 non-null	object
8	F-HF21	729 non-null	object
9	F-HF22	729 non-null	object
10	F-HF23	729 non-null	object
11	F-HF3	729 non-null	object
12	F-HF31	729 non-null	object
13	F-HF32	729 non-null	object
14	F-HF4	729 non-null	object
15	F-ALLE_HF	729 non-null	object
alaborate		\	

dtypes: object(16)
memory usage: 91.3+ KB

Statistiken (numerische und kategoriale Werte):

	C- ZEITGES- 0	C- HCGES- 0	F- HF1	F- HF11	F- HF12	F- HF121	F- HF122	F- HF2	F- HF21	F- HF22	F- HF23	F- HF3	F- HF31
count	729	729	729	729	729	729	729	729	729	729	729	729	729
unique	19	43	622	567	513	513	1	491	380	248	20	534	515
top	ZEITGES- 2021	HC- HC1- HC2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
freq	43	19	35	86	103	103	729	171	285	401	667	135	154
4													•

```
Anzahl eindeutiger Werte pro Spalte:
C-ZEITGES-0: 19 eindeutige Werte
C-HCGES-0: 43 eindeutige Werte
F-HF1: 622 eindeutige Werte
F-HF11: 567 eindeutige Werte
F-HF12: 513 eindeutige Werte
F-HF121: 513 eindeutige Werte
F-HF122: 1 eindeutige Werte
F-HF2: 491 eindeutige Werte
F-HF21: 380 eindeutige Werte
F-HF22: 248 eindeutige Werte
F-HF23: 20 eindeutige Werte
F-HF3: 534 eindeutige Werte
F-HF31: 515 eindeutige Werte
F-HF32: 217 eindeutige Werte
F-HF4: 1 eindeutige Werte
F-ALLE_HF: 672 eindeutige Werte
Fehlende Werte in OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1:
C-ZEITGES-0
              0
C-HCGES-0
              0
F-HF1
              0
F-HF11
              0
F-HF12
              0
F-HF121
              0
F-HF122
              0
F-HF2
              0
F-HF21
              0
F-HF22
              0
F-HF23
             0
F-HF3
             0
F-HF31
F-HF32
F-HF4
F-ALLE HF
dtype: int64
--- OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_HEADER ---
```

Erste 5 Zeilen:

	code	name	en_name	Unnamed: 3	Unnamed: 4	Unnamed: 5	Unnamed: 6	Unna
0	C- ZEITGES- 0	Zeit	Time	NaN	NaN	NaN	NaN	
1	C- HCGES-0	Gesundheitsleistungen_Güter (HC)	Health care functions (HC)	NaN	NaN	NaN	NaN	
2	F-HF1	HF.1 Finanzierungssystem Staat und verpflichte	HF.1 Government schemes and compulsory contrib	NaN	NaN	NaN	NaN	
3	F-HF11	HF.1.1 Finanzierungssystem Staat	HF.1.1 Government schemes	NaN	NaN	NaN	NaN	
4	F-HF12	HF.1.2 Verpflichtende Beitragssysteme: Kranken	HF.1.2 Compulsory contributory health insuranc	NaN	NaN	NaN	NaN	
4								•

Stichprobe:

	code	name	en_name	Unnamed:	Unnamed:	Unnamed: 5	Unnamed: 6	Unnamed: 7	Uni		
13	F- HF32	HF.3.2 Selbstbehalte (Kostenteilung mit Dritten)	HF.3.2 Cost- sharing with third-party payers	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN			
11	F- HF3	HF.3 Selbstzahlungen der privaten Haushalte	HF.3 Household out-of- pocket payment	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN			
9	F- HF22	HF.2.2 Finanzierungssystem Private Organisatio	HF.2.2 NPISH financing schemes	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN			
12	F- HF31	HF.3.1 Selbstzahlungen ohne Selbstbehalte	HF.3.1 Out- of-pocket excluding cost-sharing	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN			
3	F- HF11	HF.1.1 Finanzierungssystem Staat	HF.1.1 Government schemes	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN			
♦	oninf-								•		
	<pre>Dateninfo:</pre>										
		x: 16 entries. 0 to									

RangeIndex: 16 entries, 0 to 15 Data columns (total 10 columns):

Data	Cocumins	(cat io cotumns,	
#	Column		Non-Null Count	Dtype
0	code		16 non-null	object
1	name		16 non-null	object
2	en_name		16 non-null	object
3	Unnamed:	3	0 non-null	float64
4	Unnamed:	4	0 non-null	float64
5	Unnamed:	5	0 non-null	float64
6	Unnamed:	6	0 non-null	float64
7	Unnamed:	7	0 non-null	float64
8	Unnamed:	8	0 non-null	float64
9	Unnamed:	9	0 non-null	float64
			_, , , , , , , ,	

dtypes: float64(7), object(3) memory usage: 1.4+ KB

Statistiken (numerische und kategoriale Werte):

	Unnamed: 3	Unnamed: 4	Unnamed: 5	Unnamed: 6	Unnamed: 7	Unnamed: 8	Unnamed: 9
count	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
mean	NaN						
std	NaN						
min	NaN						
25%	NaN						
50%	NaN						
75 %	NaN						
max	NaN						

```
Anzahl eindeutiger Werte pro Spalte:
code: 16 eindeutige Werte
name: 16 eindeutige Werte
en name: 16 eindeutige Werte
Unnamed: 3: 0 eindeutige Werte
Unnamed: 4: 0 eindeutige Werte
Unnamed: 5: 0 eindeutige Werte
Unnamed: 6: 0 eindeutige Werte
Unnamed: 7: 0 eindeutige Werte
Unnamed: 8: 0 eindeutige Werte
Unnamed: 9: 0 eindeutige Werte
Fehlende Werte in OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_HEADER:
code
name
              0
en_name
              0
Unnamed: 3
             16
Unnamed: 4
Unnamed: 5
             16
Unnamed: 6
Unnamed: 7
             16
Unnamed: 8
             16
Unnamed: 9
             16
dtype: int64
--- OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-ZEITGES-0 ---
Erste 5 Zeilen:
         code name Unnamed: 2 en_name de_desc de_link en_desc en_link de_syn en_syn
0 ZEITGES-2004
                2004
                              NaN
                                       2004
                                                NaN
                                                        NaN
                                                                 NaN
                                                                         NaN
                                                                                 NaN
                                                                                         NaN
1 ZEITGES-2005
                2005
                                       2005
                                                                         NaN
                                                                                 NaN
                                                                                         NaN
                              NaN
                                                NaN
                                                        NaN
                                                                 NaN
2 ZEITGES-2006
                2006
                                                                                         NaN
                              NaN
                                       2006
                                                NaN
                                                        NaN
                                                                 NaN
                                                                         NaN
                                                                                 NaN
3 ZEITGES-2007
                2007
                              NaN
                                       2007
                                                NaN
                                                        NaN
                                                                 NaN
                                                                         NaN
                                                                                 NaN
                                                                                         NaN
4 ZEITGES-2008
                2008
                              NaN
                                       2008
                                                NaN
                                                        NaN
                                                                 NaN
                                                                         NaN
                                                                                 NaN
                                                                                         NaN
Stichprobe:
           code name Unnamed: 2 en_name de_desc de_link en_desc en_link de_syn en_syn
12 ZEITGES-2016
                 2016
                               NaN
                                        2016
                                                                                  NaN
                                                                                          NaN
                                                  NaN
                                                         NaN
                                                                  NaN
                                                                          NaN
 0 ZEITGES-2004
                 2004
                               NaN
                                        2004
                                                  NaN
                                                         NaN
                                                                  NaN
                                                                          NaN
                                                                                  NaN
                                                                                          NaN
13 ZEITGES-2017
                 2017
                               NaN
                                        2017
                                                  NaN
                                                         NaN
                                                                  NaN
                                                                          NaN
                                                                                  NaN
                                                                                          NaN
15 ZEITGES-2019
                 2019
                                        2019
                                                  NaN
                                                         NaN
                                                                   NaN
                                                                          NaN
                                                                                  NaN
                                                                                          NaN
                               NaN
 6 ZEITGES-2010
                 2010
                               NaN
                                        2010
                                                  NaN
                                                         NaN
                                                                  NaN
                                                                          NaN
                                                                                  NaN
                                                                                          NaN
Dateninfo:
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 19 entries, 0 to 18
Data columns (total 10 columns):
#
    Column
                Non-Null Count Dtype
- - -
    -----
                -----
0
    code
                19 non-null
                                object
1
    name
                19 non-null
                                int64
    Unnamed: 2 0 non-null
 2
                                float64
3
    en name
                19 non-null
                                int64
 4
    de desc
                0 non-null
                                float64
5
    de link
                0 non-null
                                float64
6
                0 non-null
                                float64
    en desc
 7
    en_link
                0 non-null
                                float64
 8
                0 non-null
                                float64
    de_syn
9
                0 non-null
                                float64
    en_syn
dtypes: float64(7), int64(2), object(1)
```

Statistiken (numerische und kategoriale Werte):

memory usage: 1.6+ KB

	name	Unnamed: 2	en_name	de_desc	de_link	en_desc	en_link	de_syn	en_syn
count	19.000000	0.0	19.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
mean	2013.000000	NaN	2013.000000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
std	5.627314	NaN	5.627314	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
min	2004.000000	NaN	2004.000000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
25%	2008.500000	NaN	2008.500000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
50%	2013.000000	NaN	2013.000000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
75 %	2017.500000	NaN	2017.500000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
max	2022.000000	NaN	2022.000000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

Anzahl eindeutiger Werte pro Spalte:

code: 19 eindeutige Werte
name: 19 eindeutige Werte
Unnamed: 2: 0 eindeutige Werte
en_name: 19 eindeutige Werte
de_desc: 0 eindeutige Werte
de_link: 0 eindeutige Werte
en_desc: 0 eindeutige Werte
en_link: 0 eindeutige Werte
de_syn: 0 eindeutige Werte
en_syn: 0 eindeutige Werte

Fehlende Werte in OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-ZEITGES-0:

code name Unnamed: 2 19 en name de_desc 19 de_link 19 en desc 19 en link 19 de syn 19 19 en syn dtype: int64

2.3 Ergebnisse

2.3.1 Hauptdatensatz (Gesundheitsausgaben)

- Anzahl: 729 Zeilen, 16 Spalten.
- **Datentypen:** Alle Spalten sind vom Typ object . Möglicherweise wurden numerische Werte nicht richtig erkannt.
- Null Werte: Keine Null Werte.
- TODO: Überprüfung der Datenformate (z. B. Zahlen als Text) und Konvertierung in numerische Typen.

2.3.2 Gesundheitsleistungen und -güter (HC)

- Anzahl: 46 Zeilen, 10 Spalten.
- Null Werte:
 - Spalten de_desc , de_link , en_desc , en_link , de_syn , en_syn enthalten ausschließlich fehlende Werte und sollten entfernt werden.
 - Die Spalte FK weist 7 fehlende Werte auf, welche genauer überprüft werden müssen (z. B. Kategorie oder Obergruppe).
- TODO:
 - Löschen von Spalten mit ausschließlich fehlenden Werten.
 - Umgang mit fehlenden Werten in FK (Ersatz, Gruppierung oder Löschung).

2.3.3 Zeitreihen der Gesundheitsausgaben

- Anzahl: 19 Zeilen, 10 Spalten.
- Null Werte:
 - Die Spalte Unnamed: 2 enthält nur NaN -Werte und sollte entfernt werden.
 - Weitere Spalten (de_desc , de_link , etc.) sind auch vollständig leer.
- Datentypen:
 - Die Spalten name und en_name sind als int64 klassifiziert sollte überprüft werden, ob dies korrekt ist.
- TODO:
 - Entfernen leerer Spalten.
 - Datentypen anpassen, falls erforderlich.

2.3.4 Header-Metadaten

- Anzahl: 16 Zeilen, 10 Spalten.
- · Null Werte:
 - Unbenannte Spalten Unnamed: 3 bis Unnamed: 9 enthalten ausschließlich Null Werte und können entfernt werden.
- · TODO:
 - Entfernen leerer Spalten zur Reduzierung unnötiger Daten.

3 Datenbereinigung

3.0 Konvertierung der Daten in numerische Werte

Der main Datensatz verwendet , anstatt von . für die Zahlen und muss umformatiert werden. Es hat keine null Werte.

 Pandas kann nur in nummern umwandeln, wenn die Daten korrekt formatiert sind. mit einem shcieß, gehts ned.

```
In [5]: # TWO DAYS AND 10 CHIPS PACKETS AND 50 COFFES LATER WE DISCOVERED THAT THE DATA IS NOT NUMERIC AND
# DHIS BULLSHIT IS NOT NUMERIC
# df_main.iloc[:, 2:] = df_main.iloc[:, 2:].replace(',', '.', regex=True).apply(pd.to_numeric)
# THIS IS NOT WORKING

# SO WE NEED TO DO IT MANUALLY

# F*ck it, we save the data to csv and read it again

df_main.replace(',', '.', regex=True).to_csv('data/corr/OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_corr.csv', inc
df_main = pd.read_csv('data/corr/OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_corr.csv') # read and check if it wor
df_main.info()
```

3.1 Bereinigung der Sprach- und Null-Spalten

- In den Datensätzen sind Spalten in deutscher und english. Da die englischen Spalten redundant sind, werden sie entfernt.
- Zusätzlich werden alle vollständig leeren Spalten aus den Daten gelöscht.

```
In [6]: def clean df(df, name):
            print(f"\n--- Bereinigung für {name} ---\n")
            # 1. Englische Spalten entfernen (beginnen mit 'en_')
            df_cleaned = df.drop(columns=[col for col in df.columns if col.startswith('en_')])
            # 2. Vollständig leerer Spalten
            empty_cols = df_cleaned.columns[df_cleaned.isnull().all()].tolist()
            print(f"Leere Spalten in {name}: {empty_cols}")
            # 3. Entfernen ovn leeren Spalten
            df_cleaned.drop(columns=empty_cols, inplace=True)
            # 4. Speichern der bereinigten DataFrames
            file_name = name + "_corr.csv"
            df_cleaned.to_csv(f'data/corr/{file_name}', index=False)
            print(f"Bereinigte Datei für {name} gespeichert als {file name}")
        del dataframes['OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1'] # remove main dataframe (already clean)
        for name, df in dataframes.items():
            clean_df(df, name)
```

```
--- Bereinigung für OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-HCGES-0 ---

Leere Spalten in OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-HCGES-0: ['de_desc', 'de_link', 'de_syn']

Bereinigte Datei für OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-HCGES-0 gespeichert als OGD_gesausgaben01_HVD_H

CHF_1_C-HCGES-0_corr.csv
--- Bereinigung für OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_HEADER ---

Leere Spalten in OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_HEADER: ['Unnamed: 3', 'Unnamed: 4', 'Unnamed: 5', 'Unnamed: 6', 'Unnamed: 7', 'Unnamed: 8', 'Unnamed: 9']

Bereinigte Datei für OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_HEADER gespeichert als OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_HEADER_corr.csv
--- Bereinigung für OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-ZEITGES-0 ---

Leere Spalten in OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-ZEITGES-0: ['Unnamed: 2', 'de_desc', 'de_link', 'de_syn']

Bereinigte Datei für OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-ZEITGES-0 gespeichert als OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-ZEITGES-0
```

3.2 Ersetzung von Codes durch Namen

- Die Spalten C-ZEITGES-0 und C-HCGES-0 im Hauptdatensatz werden durch verständliche Namen ersetzt. Dies geschieht mit Mapping aus den Metadaten (ahhhhh dafür sind sie da).
- Bevor das getan werden kann, mappen wir die Oberkategorien in der HC-GES Datei auf die Unterkategorien, da sie mittels FK mit der Oberkat. verknüpft sind.
- Außerdem werden die Spaltennamen gemappt, da wir das auch erkannt haben.
- Nach der Ersetzung speichern wir die aktualisierten Daten für die weitere Verarbeitung.
- · Nach alldem, werden die Metadaten nicht mehr benötigt.

```
In [7]: # korrigierte dfs aus dem letzen Schritt laden
    df_main_corr = df_main # copy the main dataframe, don't need to read it again
    df_hc_corr = pd.read_csv('data/corr/OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-HCGES-0_corr.csv')
    df_time_corr = pd.read_csv('data/corr/OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_C-ZEITGES-0_corr.csv')
    df_header_corr = pd.read_csv('data/corr/OGD_gesausgaben01_HVD_HCHF_1_HEADER_corr.csv')

In [8]: # --- 1. Mapping für 'C-HCGES-0' mit df_hc_corr ---
    hc_mapping = df_hc_corr.set_index('code')['name'].to_dict()
    df_main_corr['C-HCGES-0'] = df_main_corr['C-HCGES-0'].apply(lambda x: hc_mapping.get(x, x))

# --- 2. Mapping für 'C-ZEITGES-0' mit df_time_corr ---
    time_mapping = df_time_corr.set_index('code')['name'].to_dict()
    df_main_corr['C-ZEITGES-0'] = df_main_corr['C-ZEITGES-0'].apply(lambda x: time_mapping.get(x, x))

# --- 3. Mapping der Spaltennamen mit df_header_corr ---
    header_mapping = df_header_corr.set_index('code')['name'].to_dict()
    df_main_corr.rename(columns=header_mapping, inplace=True)

df_main_corr.to_csv('data/corr/korr.csv', index=False)
```

4. Datenvorbereitung

4.1-2 Numerische Werte

- Enthält alle Spalten mit numerischen Daten (z. B. int64, float64).
- Diese Daten werden extrahiert und in einer separaten Datei gespeichert.
- **Dateiname:** num.csv

```
df numeric = df main corr.select dtypes(include=['int64', 'float64'])
 df_numeric.to_csv('data/prep/num.csv', index=False)
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 729 entries, 0 to 728
Data columns (total 16 columns):
# Column
Non-Null Count Dtype
0 Zeit
729 non-null int64
1 Gesundheitsleistungen_Güter (HC)
729 non-null object
2 HF.1 Finanzierungssystem Staat und verpflichtende Beitragssysteme der Gesundheitsfinanzierung
729 non-null float64
3 HF.1.1 Finanzierungssystem Staat
729 non-null float64
4 HF.1.2 Verpflichtende Beitragssysteme: Krankenversicherungssysteme
729 non-null float64
5 HF.1.2.1 Finanzierungssystem Sozialversicherungsträger
729 non-null float64
6 HF.1.2.2 Verpflichtende private Krankenversicherungssysteme
729 non-null
               float64
7 HF.2 Freiwillige Systeme der Gesundheitsfinanzierung
729 non-null float64
8 HF.2.1 Freiwillige Krankenversicherungssysteme
729 non-null float64
9 HF.2.2 Finanzierungssystem Private Organisationen ohne Erwerbszweck
729 non-null float64
10 HF.2.3 Finanzierungssystem Unternehmen
729 non-null float64
11 HF.3 Selbstzahlungen der privaten Haushalte
729 non-null float64
12 HF.3.1 Selbstzahlungen ohne Selbstbehalte
729 non-null float64
13 HF.3.2 Selbstbehalte (Kostenteilung mit Dritten)
729 non-null float64
14 HF.4 Finanzierungssystem übrige Welt
729 non-null
              float64
15 Alle HF - Alle Finanzierungssysteme
729 non-null
              float64
dtypes: float64(14), int64(1), object(1)
memory usage: 91.3+ KB
 4.3-4 Nominale Werte
  • Enthält alle kategorialen und textbasierten Daten (z. B. category, object).
```

- Diese Werte werden extrahiert und separat gespeichert.
- Dateiname: nom.csv

In [9]: # Numerische Werte extrahieren
df main corr.info()

```
In [10]: # Nominale Werte extrahieren (kategorische und objektbasierte Spalten)
df_nominal = df_main_corr.select_dtypes(include=['category', 'object'])
df_nominal.to_csv('data/prep/nom.csv', index=False)
```

4.5-6 Normalisierte Werte

- Für eine bessere Vergleichbarkeit und Skalierung werden die numerischen Daten normalisiert.
- Die Min-Max-Normalisierung wird verwendet, um die Werte in den Bereich von 0 bis 1 zu bringen.
- Dateiname: norm.csv

```
In [11]: # Normalisierung der numerischen Werte (Min-Max-Normalisierung)
df_normalized = (df_numeric - df_numeric.min()) / (df_numeric.max() - df_numeric.min())
```

5. Visualisierung

5.1 Farbpalette

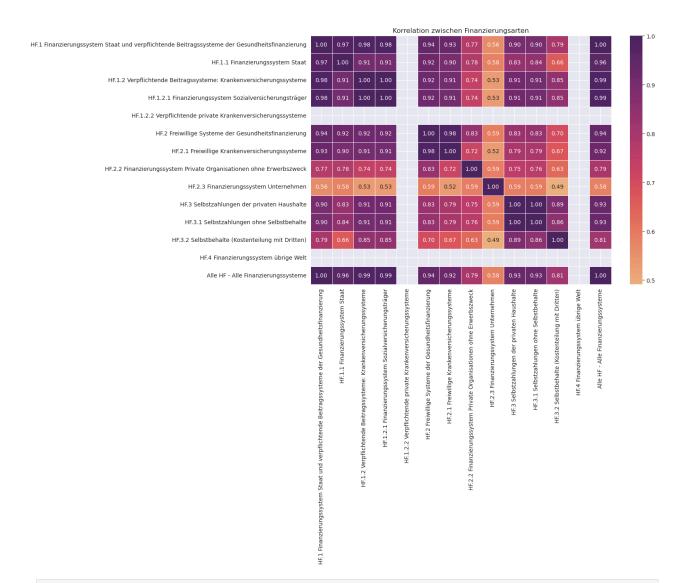
Farbpalletten aus:

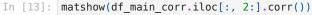
- https://seaborn.pydata.org/tutorial/color_palettes.html
- https://www.practicalpythonfordatascience.com/ap_seaborn_palette

5.2 Korrelationen

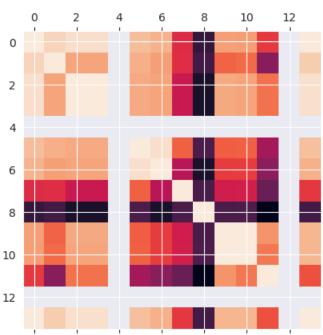
- Hohe Korrelation innerhalb ähnlicher Finanzierungsarten:
 - zb Staatliche und verpflichtende Systeme korrelieren stark (>0,95)
- Unterschiede zwischen öffentlichen und privaten Systemen:
 - Private Organisationen und Unternehmen zeigen geringere Korrelation (0,5-0,8) im Vergleich zu staatlichen Systemen
- Selbstbeteiligungen:
 - HF.3.1 (Selbstzahlungen ohne Selbsbehalte) hat eine 1.0 Korrelation mit Selbstzahlungen der privaten Haushalte (HF.3)
- Finazierungssystem Unternehmen:
 - Korreliert kaum mit anderen Finanzierungsarten (max. 0,59)

```
In [12]: plt.figure(figsize=(12, 8))
    corr = df_main_corr.iloc[:, 2:].corr()
    sns.heatmap(corr, annot=True, fmt=".2f", linewidths=0.5, cmap="flare")
    plt.title("Korrelation zwischen Finanzierungsarten")
    plt.show()
```





Out[13]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x7f85f38f2990>



5.3 Pairplot zur Untersuchung der Beziehungen

- · Lineare Zusammenhänge:
 - Mehrheit der Finanzierungsarten zeigen lineare Beziehungen
- Nicht-lineare Muster:
 - "Alle HC Alle Gesundheitsleistungen" (pink) zeigt gekrümmte Trends
- Clusterbildung:
 - Erkennbare Gruppen in einigen Finanzierungsarten
- Dichteverteilungen:
 - Starke Konzentration niedriger Werte mit Ausreißern

In [14]: sns.pairplot(df_main_corr.iloc[:, 1:], diag_kind="kde", palette="bone", hue="Gesundheitsleistungen_ plt.show()

5.4 Box vs Violinplot

- · Ausreißer:
 - Boxplot zeigt mehr Ausreißer als Violinplot
- Dichteverteilung:
 - Violinplot zeigt Verteilungsdichte besser als Boxplot

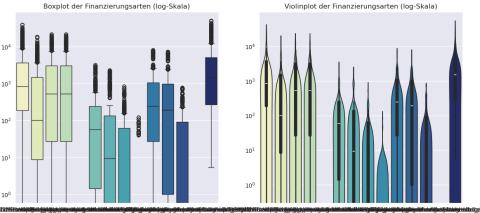
Median und Quartile:

- Beide Plots zeigen ähnliche Werte für Median und Quartile
- Aber man sieht die Whiskers im Boxplot besser

```
In [15]: # subplot mit Boxplot und Violinplot
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 6))
# iloc[:, 2:] um nur numerische Werte zu verwenden
sns.boxplot(data=df_main_corr.iloc[:, 2:], ax=axes[0], palette="YlGnBu")
axes[0].set_yscale("log") # Logarithmische Skalierung weil sonst di Boxen zu klein sind hätte man
axes[0].set_title("Boxplot der Finanzierungsarten (log-Skala)")

sns.violinplot(data=df_main_corr.iloc[:, 2:], ax=axes[1], palette="YlGnBu")
axes[1].set_yscale("log")
axes[1].set_title("Violinplot der Finanzierungsarten (log-Skala)")

plt.show()
```



5.5 Histogramm / KDE-Plot

HF.1 FinanzierungssystemFSt2aVerndh

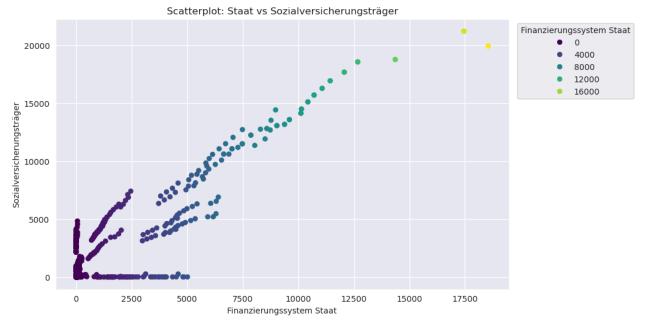
```
In [16]: # mit KDE (Kernel Density Estimation) sieht es nicht gut aus,
    plt.figure(figsize=(14, 6))
    sns.histplot(data=df_main_corr.iloc[:, 2:], bins=14, alpha=0.5, multiple="stack", palette="viridis"
    plt.title("Histogramm der Finanzierungsarten")
    plt.xlabel("Wert")
    plt.ylabel("Häufigkeit")
    plt.show()
```



5.6 Scatterplot

• Finanzierungsarten:

Staatliche und verpflichtende Systeme zeigen lineare Korrlationen



5.7 Linien- und Balkendiagramme

- "Analyse":
 - Steigende Tendenz über die Jahre
 - Ruckartigee Anstieg zwischen 2020 und 2021
- "Balkendiagramm":
 - Sieht besser aus als Linienplot
 - Nachteil: Meherer Kategorien sind schwer zu vergleichen
- "Linienplot":
 - Gute Darstellung von mehreren Werten auf einem Punkt

```
In [18]: # Daten gruppieren und summieren
    df_grouped = df_main_corr.groupby('Zeit').sum().iloc[:, 1:]

# Umwandeln in ein langes Format
    df_grouped_melted = df_grouped.reset_index().melt(id_vars=['Zeit'], var_name='Finanzierungsart', va

# Liniendiagramm erstellen
    plt.figure(figsize=(15, 6))
    sns.lineplot(data=df_grouped_melted, x='Zeit', y='Gesamtfinanzierung', hue='Finanzierungsart', mark
    plt.title("Entwicklung der Finanzierungsarten über die Zeit")
```

```
plt.xlabel("Jahr")
plt.ylabel("Gesamtfinanzierung")
plt.legend(title='Finanzierungsart', bbox_to_anchor=(1.01, 1), loc='best') # endlich mal ein schöne
plt.show()

# Umwandeln der Daten in das lange Format
df_grouped_stacked = df_grouped.reset_index().melt(id_vars=['Zeit'], var_name='Finanzierungsart', v

# Gestapeltes Balkendiagramm
plt.figure(figsize=(12, 6))
sns.barplot(data=df_grouped_stacked, x='Zeit', y='Gesamtfinanzierung', hue='Finanzierungsart')
plt.title("Entwicklung der Finanzierungsarten über die Zeit")
plt.xlabel("Jahr")
plt.ylabel("Gesamtfinanzierung")
plt.legend(title='Finanzierungsart', bbox_to_anchor=(1.01, 1), loc='best')
plt.show()

Entwicklung der Finanzierungsarten über die Zeit

HB1 Innazierungsystem Staat und verglichtende Betragsysteme der Gesundheitsfinanzierung
HB1.1 Finanzierungsystem Staat
HB1.2 Menterungsystem Staat
```

