Praca domowa 2 Bartosz Siński In [64]: import pandas as pd import numpy as np import seaborn as sns from matplotlib import pyplot as plt from category_encoders import TargetEncoder from category_encoders import HashingEncoder from category_encoders import BinaryEncoder from sklearn.impute import KNNImputer from sklearn.metrics import mean_squared_error In [3]: df_trans = pd.read_csv("./src/allegro-api-transactions.csv") In [153... df_trans.head(5) lp date item_id categories pay_option_on_delivery pay_option_transfer seller price Out [153... ['Komputery', 2016-'Dyski i 0 04-03 4753602474 napędy', 1 radzioch666 59.99 21:21:08 'Nośniki', 'No... ['Odzież, 2016-Obuwie, 04-03 1 1 4773181874 Dodatki', 1 1 InwestycjeNET 4.90 15:35:26 'Bielizna damska',... ['Dom i 2016-Ogród'. 4781627074 'Budownictwo 2 2 04-03 1 otostyl_com 109.90 14:14:31 i Akcesoria'. 'Śc... ['Książki i 2016-Komiksy', 18.50 4783971474 1 1 Matfel1 3 3 04-03 'Poradniki i 19:55:44 albumy', 'Z... ['Odzież. Obuwie, 2016-4787908274 1 PPHU_RICO 19.90 04-03 Dodatki'. 18:05:54 'Ślub i wesele', '... 1. Kodowanie zmiennych kategorycznych In [6]: df_trans['it_location'] = TargetEncoder().fit_transform(df_trans['it_location'],df_trans['it_location'], df_trans C:\Users\komp\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.8_qbz5n2kfra8p0 \LocalCache\local-packages\Python38\site-packages\category_encoders\utils.py:21: Futur eWarning: is_categorical is deprecated and will be removed in a future version. Use i s_categorical_dtype instead elif pd.api.types.is_categorical(cols): item id Out[6]: date categories pay_option_on_delivery pay_option_transfer ['Komputery', 2016-'Dyski i 04-03 4753602474 radzi napędy', 21:21:08 'Nośniki', 'No... ['Odzież, 2016-Obuwie, Dodatki', 1 1 04-03 4773181874 1 1 Inwesty 'Bielizna damska',... ľDom i Ogród', 2016-'Budownictwo i 2 2 4781627074 1 1 04-03 otosi Akcesoria', 14:14:31 'Śc... ['Książki i 2016-Komiksy', 3 1 04-03 4783971474 1 'Poradniki i 19:55:44 albumy', 'Z... ['Odzież. 2016-Obuwie, PPHL 4 04-03 4787908274 1 1 Dodatki', 'Ślub i 18:05:54 wesele', '... ['RTV i AGD', 2016-'Sprzęt audio 420015 420015 04-03 6099625607 0 iwo dla domu', 20:27:13 'Odtwar... ['Uroda', 2016-'Makijaż', 420016 6099634607 1 04-03 Dolce_Co 'Oczy', 'Tusze 22:35:02 do rzęs'] ['Odzież, 2016-Obuwie, 420017 420017 04-03 6099780407 Dodatki', 1 1 pe 22:38:57 'Przebrania, kosti... ['Dla Dzieci', 2016-'Rowery i 420018 0 420018 04-03 6099801007 1 pojazdy', 22:44:17 'Rowery bie... ['Motoryzacja', 2016-'Części 0 420019 420019 04-03 6099873207 0 Mal samochodowe', 23:08:23 'Koła, f... 420020 rows × 14 columns Przewagą target encoding nad one-hot encoding jest to, że one-hot encoding dla wielu zmiennych kategorycznych może w sposób znaczący zwiększać wymiarowość naszego zbioru danych. Będzie to szczególnie uciążliwe dla zbioru danych zawierających małą liczbę rekordów. In [11]: df_trans_onehot = pd.get_dummies(df_trans,prefix="",prefix_sep="", columns=['main_cate df_trans_onehot Out[11]: lp date item_id categories pay_option_on_delivery pay_option_transfer ['Komputery', 2016-'Dyski i 04-03 0 0 4753602474 1 1 radzi napędy', 21:21:08 'Nośniki', 'No... ['Odzież, 2016-Obuwie, 1 1 4773181874 Dodatki', Inwesty 04-03 15:35:26 'Bielizna damska',... ['Dom i Ogród', 2016-'Budownictwo i 2 2 04-03 4781627074 1 1 otosi Akcesoria', 14:14:31 'Śc... ['Książki i 2016-Komiksy', 3 4783971474 1 1 04-03 'Poradniki i 19:55:44 albumy', 'Z... ['Odzież, 2016-Obuwie, 4787908274 PPHU 04-03 Dodatki', 'Ślub i 18:05:54 wesele', '... ['RTV i AGD', 2016-'Sprzet audio 04-03 0 0 **420015** 420015 6099625607 iwo dla domu', 20:27:13 'Odtwar... ['Uroda', 2016-'Makijaż', **420016** 420016 04-03 6099634607 1 Dolce_Co 'Oczy', 'Tusze 22:35:02 do rzęs'] ['Odzież, Obuwie, 2016-**420017** 420017 6099780407 1 04-03 Dodatki', pe 22:38:57 'Przebrania, kosti... ['Dla Dzieci', 2016-'Rowery i **420018** 420018 04-03 6099801007 1 0 pojazdy', 22:44:17 'Rowery bie... ['Motoryzacja', 2016-'Części **420019** 420019 6099873207 0 0 Mal 04-03 samochodowe', 23:08:23 'Koła, f... 420020 rows × 40 columns In [76]: df_trans_hashing = HashingEncoder(cols='main_category').fit_transform(df_trans) df_trans_hashing Out[76]: col_0 col_1 col_2 col_3 col_4 col_5 col_6 col_7 date categories pay_opt ['Komputery', 2016-'Dyski i 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 04-03 napędy', 21:21:08 'Nośniki', 'No... ['Odzież, Obuwie, 2016-0 0 0 0 1 0 1 0 0 04 - 03Dodatki', 15:35:26 'Bielizna damska',... ['Dom i Ogród', 2016-'Budownictwo i 2 0 0 0 0 0 0 1 0 2 04-03 Akcesoria', 14:14:31 'Śc... ['Książki i 2016-Komiksy', 3 0 0 1 0 0 0 0 0 04-03 'Poradniki i 19:55:44 albumy', 'Z... ['Odzież, 2016-Obuwie, 4 0 0 1 0 0 0 0 0 04-03 Dodatki', 'Ślub i 18:05:54 wesele', '... ['RTV i AGD', 2016-'Sprzęt audio 420015 0 0 0 1 0 0 0 420015 04-03 dla domu', 20:27:13 'Odtwar... ['Uroda', 2016-'Makijaż', 420016 0 0 0 0 1 0 0 420016 04-03 'Oczy', 'Tusze 22:35:02 do rzęs'] ['Odzież, 2016-Obuwie, 420017 0 0 1 0 0 0 0 0 420017 04-03 Dodatki', 22:38:57 'Przebrania, kosti... ['Dla Dzieci', 2016-'Rowery i 420018 0 0 0 0 1 0 420018 04-03 poiazdy'. 'Rowery bie... ['Motoryzacja', 2016-'Części 420019 0 0 0 0 0 0 0 1 420019 04-03 samochodowe', 23:08:23 'Koła, f... 420020 rows × 21 columns In [22]: df_trans_binary = BinaryEncoder(cols='main_category').fit_transform(df_trans) df_trans_binary C:\Users\komp\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.8_qbz5n2kfra8p0 \LocalCache\local-packages\Python38\site-packages\category_encoders\utils.py:21: Futur eWarning: is_categorical is deprecated and will be removed in a future version. s_categorical_dtype instead elif pd.api.types.is_categorical(cols): date item_id categories pay_option_on_delivery pay_option_transfer Out[22]: ['Komputery', 2016-'Dyski i 0 0 04-03 4753602474 1 1 radzi napędy', 21:21:08 'Nośniki', 'No... ['Odzież, 2016-Obuwie, 1 1 1 4773181874 1 04-03 Dodatki', Inwesty 15:35:26 'Bielizna damska',... ['Dom i Ogród', 2016-'Budownictwo i 2 2 04-03 4781627074 1 1 otosi Akcesoria', 14:14:31 'Śc... ['Książki i 2016-Komiksy', 3 3 4783971474 1 1 04-03 'Poradniki i 19:55:44 albumy', 'Z... ['Odzież, 2016-Obuwie, 04-03 4787908274 1 **PPHL** 4 1 Dodatki', 'Ślub i 18:05:54 wesele', '... ['RTV i AGD', 2016-Sprzęt audio 04-03 **420015** 420015 6099625607 0 0 iwo dla domu', 20:27:13 'Odtwar... ['Uroda', 2016-'Makijaż', **420016** 420016 6099634607 04-03 1 Dolce_Co 'Oczy', 'Tusze 22:35:02 do rzęs'] ['Odzież, 2016-Obuwie, **420017** 420017 04-03 6099780407 Dodatki', 1 1 pe 22:38:57 'Przebrania, kosti... ['Dla Dzieci', 2016-'Rowery i **420018** 420018 6099801007 1 0 04-03 pojazdy', 22:44:17 'Rowery bie... ['Motoryzacja', 2016-'Części **420019** 420019 0 0 04-03 6099873207 Mal samochodowe', 23:08:23 'Koła, f... 420020 rows × 19 columns One-hot encoding każdej zmiennej kategorycznej przypisuje wartość 1 lub 0, co może spowodowac powstanie wielu nowych kolumn i zwiększenie wymiarowości naszego zbioru danych. Hash Encoder hashuje wartości naszych zmiennych kategorycznych za pomocą zer i jedynek w n-nowych wymiarach. n jest ustawiane przez użytkownika co pozwala na zmniejszego liczby nowo powstałych kolumn. Jeżeli jednak damy za małe n dla liczby kategorii naszej zmiennej możemy spowodować, że różne kategorie będą miały ten sam klucz hashujący. W binary encoding na początku przekształcamy każdy kategorie na liczbę, a później zapisujemy ją z uzyciem nowych kolumn w formie binarnej. 2. Uzupełnienie braków Do tego ćwiczenia ograniczami liczbę rekordów, ponieważ czasy wykonywania niektórych poleceń były zbyt długie. In [94]: df_trans_num = df_trans.loc[0:42000,['price','it_seller_rating','it_quantity']] df_trans_num price it_seller_rating it_quantity Out[94]: 59.99 50177 997 4.90 12428 9288 1 109.90 7389 895 3 18.50 15006 971 32975 19.90 950 41996 15.49 2111 2 41997 9306 1515 2.40 41998 9306 1515 2.40 41999 2.00 15108 0 42000 31.90 58407 10 42001 rows × 3 columns In [154... np.random.seed = 42rows = np.random.randint(42000, size=4200) df_trans_num_nan = df_trans_num.copy() df_trans_num_nan.loc[rows,['it_seller_rating']] = np.nan df_trans_num_nan.info() <class 'pandas.core.frame.DataFrame'> RangeIndex: 42001 entries, 0 to 42000 Data columns (total 3 columns): Column Non-Null Count Dtype 0 price 42001 non-null float64 it_seller_rating 38019 non-null float64 1 it_quantity 42001 non-null int64 dtypes: float64(2), int64(1)memory usage: 984.5 KB In [138... df_trans_num0 = KNNImputer(n_neighbors=2, weights="<mark>uniform"</mark>).fit_transform(df_trans_number) df_trans_num0 = pd.DataFrame(df_trans_num0, columns = ['price','it_seller_rating','it_ mean_squared_error(df_trans_num[['it_seller_rating']],df_trans_num0[['it_seller_rating']] Out[138... 11480.113498137582 In [124... results=[] for i in range(10): rows = np.random.randint(42000, size=4200) df_trans_num_nan = df_trans_num.copy() df_trans_num_nan.loc[rows,['it_seller_rating']] = np.nan df_trans_numn = KNNImputer(n_neighbors=5, weights="uniform").fit_transform(df_transform) df_trans_numn = pd.DataFrame(df_trans_numn, columns = ['price','it_seller_rating', results.append(mean_squared_error(df_trans_num[['it_seller_rating']],df_trans_numr results [10564.600834113731, 9992.760400096075, 10584.291893799562, 10451.74108676633, 10619.484925893386, 10771.398424160236, 10478.281088182579, 10479.164839099258, 11545.609595426336, 10162.721629064645] In [131... results2=[] for i in range(10): rows = np.random.randint(42000, size=4200) rows2 = np.random.randint(42000, size=4200)df_trans_num_nan = df_trans_num.copy() df_trans_num_nan.loc[rows,['it_seller_rating']] = np.nan
df_trans_num_nan.loc[rows2,['it_quality']] = np.nan df_trans_numn = KNNImputer(n_neighbors=5, weights="uniform").fit_transform(df_transform) df_trans_numn = pd.DataFrame(df_trans_numn, columns = ['price','it_seller_rating' results2.append(mean_squared_error(df_trans_num[['it_seller_rating']],df_trans_num results2 Out[131... [11068.384934664069, 10386.379369630931, 10367.339464944635, 9937.964992207473, 10954.33570429183, 11032.97871210406, 10344.344936546402, 10748.24741873876, 10723.349179136445, 11218.042721545351] In [132... print("Odchylenie standardowe błędów wartości zmiennej it_seller_rating dla: jednej : print("Średni błąd RMSE it_seller_rating dla: jednej zmiennej usuniętej="+str(np.mean Odchylenie standardowe błędów wartości zmiennej it_seller_rating dla: jednej zmiennej usuniętej=390.45331409134707, dwóch zmiennych usuniętych=386.51506839255734 Średni błąd RMSE it_seller_rating dla: jednej zmiennej usuniętej=10565.005471660214, d wóch zmiennych usuniętych=10678.136743380997 Wartości błędów są rzędu 10^4, czyli taki samo jak wartości it_seller_rating więc wypełnienie luk nie jest dokładne. Może być to spowodowane tym, że szukamy sąsiadów na podstawie tylko dwóch pozostałych zmiennych. Widzimy także na poniższym wykresie, że wartości są rozłożone nierównomiernie co także może powodować wysoki błąd metody najbliższych sąsiadów. Wynik są też dokładniejsze gdy zmienne na podstawie, których wypełniamy braki, także nie posiadają wartości None lub NaN. In [144... sns.histplot(data=df_trans_numn, x="it_seller_rating") Out[144... <AxesSubplot:xlabel='it_seller_rating', ylabel='Count'> 8000 7000 6000 5000 4000 3000 2000 1000 0 50000 100000 150000 200000 250000 300000 it_seller_rating Poniżej znajduje się histogram błędów RMSE dwóch pomiarów, results1 to eksperymenty gdzie brakowało jednej zmiennej, a results2 to eksperymenty, gdzie brakowało dwóch zmiennych. In [152.. df_results=pd.DataFrame({'results1':results,'results2':results2}) df_results= pd.melt(df_results) sns.histplot(data=df_results, x="value", hue="variable", multiple = "dodge") Out[152... <AxesSubplot:xlabel='value', ylabel='Count'> variable results2 3 Count 2 1 10000 10200 10400 10600 10800 11000 11200 11400 11600 value