同様に、「item_price」についても確認してみましょう。

■図2-4:データの揺れ(商品金額)

In [4]: uriage_data["item_price"].head()
Out[4]: 0 100.0
1 NaN
2 NaN
3 2600.0
4 NaN
Name: item_price, dtype: float64

欠損値「NaN」がデータとして確認できます。このような状態をデータ欠損といい、欠損値をどのように補完するかが今後のデータ分析に影響します。

このように集計対象のデータに揺れや欠損値が存在していると正しい集計が得られません。

試しに、このまま集計を行ってみましょう。

ノック13: データに揺れがあるまま集計してみよう

データの揺れがどれくらい集計に影響するかを確認する事で、いかにデータの 整合性が重要か分かると思います。

まずは「売上履歴」から商品ごとの月売上合計を集計してみましょう。

uriage_data["purchase_date"] = pd.to_datetime(uriage_data["purchase_dat
e"])

uriage_data["purchase_month"] = uriage_data["purchase_date"].dt.strftime("
%Y%m")

res = uriage_data.pivot_table(index="purchase_month", columns="item_name",
aggfunc="size", fill_value=0)

res

■図2-5:データ補正前の集計結果(商品毎)

	uriage_data["purchase_date"] = pd.to_datetime(uriage_data["purchase_date"]) uriage_data["purchase_sonth"] = uriage_data["purchase_date"].dd.strftime("%Cha") res = uriage_data.pivot_table(index="purchase_month", columns="item_nase", assfunc="size", fill_value=0) res																					
	item_name	商品 W	商品	商品 E	商品 M	商品 P	商品	商品 W	高森 X	商品	商品Q	***	商品 k	商品	商品	高品 p	品質	商品 5	商品 t	高品 V	商品 X	商品
	purchase_month																					
	201901	0	1	0	0	0	0	0	0	0.	0		1	1	1	0	0	0	0	0	0	
	201902	9	0	0	0	0	0	0	1	0	0	100	0	0	0	0	0	1	1	1	0	
	201903	0	0	3	1	1	9	0	0	0	0		0	0	0	0	9	0	0	0	0	
	201904	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1		0	0	0	0	0	1	0	0	0	
	201905	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0		0	3	0	0	0	0	0	0	0	
	201906	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	500	0	0	0	1	0	0	0	0	1	
	201907	0	0	θ	0	0	0	0	0	11	0		0	0	1	0	2	0	0	0	0	

1~2行目は日付型の定義と、日付を年月の形に変換を行っています。これは 第1章でも実施していますので復習しておきましょう。集計単位に合わせて日付 を変換する処理は実際かなり行われます。

3行目で縦軸に購入年月、横軸に商品として件数を集計しています。

4行目は画面上に集計結果を表示しています。

データの揺れを補正せずに集計をしてみました。結果の表を見ると、一部省略されていますが、「商品S」や「商品s」等、本来同じ商品が別の商品として集計されている事が確認できます。

また、表の最後の「7 rows × 99 columns」に注目してください。

今回横軸(columns)は「商品」として集計しました。つまり、データの揺れがあるため、本来26個の商品が99商品に増えてしまっている事が分かります。

同様に横軸に「item_price」を設定し集計してみましょう。

res = uriage_data.pivot_table(index="purchase_month", columns="item_name",
values="item_price", aggfunc="sum", fill_value=0)

res