XGBoost feature importance analysis

В данном отчете риведены SHAP plots и краткий анализ для моделей градиентного бустинга на различных наборах данных. В последнем разделе приведены рекомендации по улучшению пайплайна и табличной модели.

Примечания

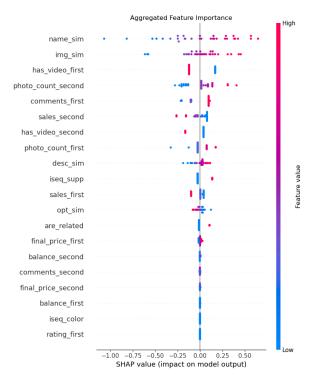
Набор данных labeled.csv (данные + файл разметки sku_labeled_original_elena.csv) - он же wb_5k_paired (5 тысяч пар товаров из разных категорий с разметкой конкурент/не конкурент)

1. Анализ признаков на WB-5k-paired

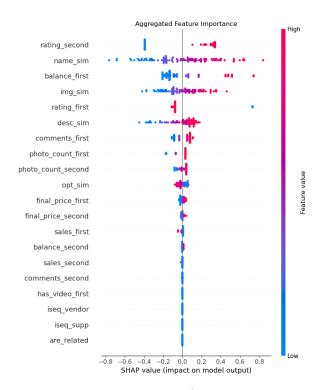
Используемые модели:

- model_params_big_test
- res_balanced_accuracy

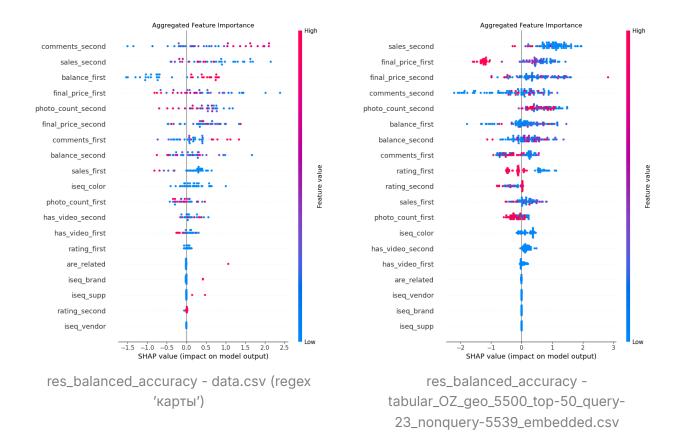
Используемый набор данных: labeled.csv (data.csv внутри чекпоинтов моделей). Модели были обучены на всех данных, без деления на train/val/test.



model_params_big_test - data.csv (regex 'карты')



model_params_big_test tabular_OZ_geo_5500_top-50_query-23_nonquery-5539_embedded.csv



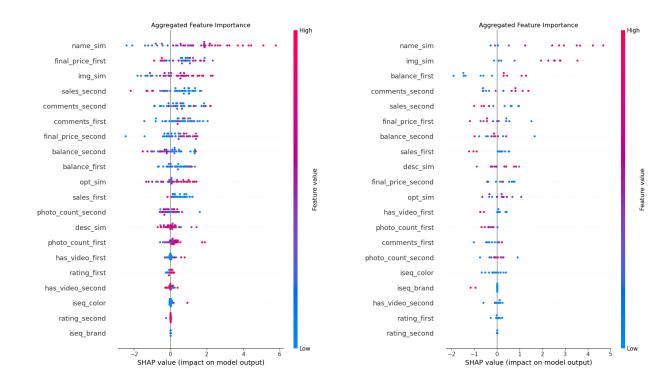
2. Анализ признаков на WB_5k_paired с выделением тестовой выборки

2.1 С скорами похожести товаров (sims=True)

Используемая модель: не сохранилась.

F1 Score: Precision:	0.8934 0.8880 0.9131 0.8795			
Classificat	ion Report:			
	precision	recall	f1-score	support
	0 0.85	0.99	0.91	69
	1 0.98	0.77	0.86	53
accurac	y		0.89	122
macro av	/g 0.91	0.88	0.89	122
weighted av	/g 0.90	0.89	0.89	122

Accuracy: F1 Score: Precision: Recall:	0.8286 0.6500 0.6322 0.6855				
Classificat	tion Rep	ort:			
	prec	ision	recall	f1-score	support
	0	0.93	0.87	0.90	62
	1	0.33	0.50	0.40	8
accura	cv			0.83	70
macro av	,	0.63	0.69	0.65	70
weighted a	/g	0.86	0.83	0.84	70



2.2 Со стратификацией по категориям

Используемая модель: stratified_clusters=9

	category_name	category_size	ассигасу	f1_score	precision	recall
category_id						
0	Одежда женская (платья, юбки, блузки, кофты, б	404	0.851485	0.838637	0.845745	0.833364
1	Одежда мужская (рубашки, футболки, брюки, шорт	12	0.750000	0.733333	0.750000	0.728571
2	Одежда гимнастическая (гимнастическая форма, о	56	0.839286	0.753786	0.784783	0.734347
5	Карта и путеводители (карты настенные, карты с	65	0.876923	0.679803	0.750000	0.648810
6	Товары для уборки (перчатки резиновые, швабры,	429	0.846154	0.825687	0.835188	0.818602
7	Товары для готовки (соевые соусы,)	3	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
8	Мебель (столы, стулья, диваны, кровати,)	11	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
9	Аксессуары для компьютеров (флешки с гравировк	3	0.333333	0.250000	0.166667	0.500000
10	Всё остальное (игра настольная для детей, игру	12	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
	Метрики модели stratified_cluste	rs=9 На отлож	кенном те	есте (10%	6)	

2.3 Со стратификацией по категориям, со скорами похожести обхектов

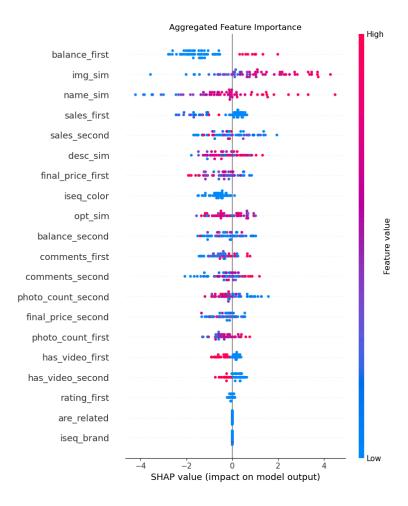
Используемая модель: sims=True_stratified_clusters=9

	category_name	category_size	ассигасу	f1_score	precision	recall
category_id						
0	Одежда женская (платья, юбки, блузки, кофты, б	404	0.861386	0.845919	0.866523	0.834594
1	Одежда мужская (рубашки, футболки, брюки, шорт	12	0.583333	0.555556	0.562500	0.557143
2	Одежда гимнастическая (гимнастическая форма, о	56	0.892857	0.849732	0.849732	0.849732
5	Карта и путеводители (карты настенные, карты с	65	0.861538	0.695471	0.706140	0.686508
6	Товары для уборки (перчатки резиновые, швабры,	429	0.834499	0.807758	0.829545	0.795314
7	Товары для готовки (соевые соусы,)	3	0.666667	0.666667	0.750000	0.750000
8	Мебель (столы, стулья, диваны, кровати,)	11	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
9	Аксессуары для компьютеров (флешки с гравировк	3	0.666667	0.666667	0.750000	0.750000
10	Всё остальное (игра настольная для детей, игру	12	0.916667	0.899160	0.944444	0.875000
	MOTOMICA MODELLA : T			/	100/\	

Метрики модели sims=True_stratified_clusters=9 на отложенном тесте (10%)

3. Анализ признаков на OZ_geo_5500 в разрезе FN, FP ошибок

Используемая модель: model_params_big_test



3.1 False Negatives (True=1, Predicted=0)

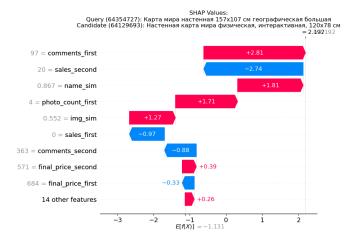
Очень похожи на матч по всем параметрам и имеют ненлувые продажи, но всё равно предсказаны как не-матч из-за:

- sales_second
- sales_first
- · comments_second

При этом наибольшее положительное влияние оказали:

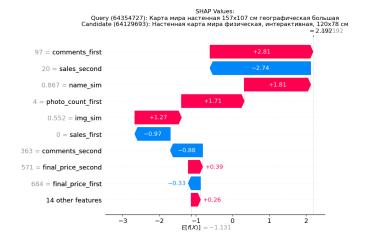
- comments_first (чем больше комментариев у query, тем выше шанс кандидатов)
- name_sim
- photo_count_first

Query and Candidate SKU fields: Query SKU Candidate SKU sku 178005436.00 54671906.00 final price 1178.00 988.00 0.00 balance 0.00 sales 3.00 0.00 rating 5.00 5.00 comments 27.00 2075.00 name_sim 0.71 0.71 img_sim 0.68 0.68 desc_sim 0.88 0.88 opt_sim 0.93 0.93

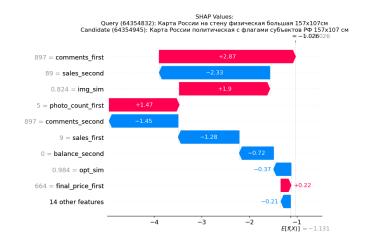


Разный размер, но обе физические

Query and Ca	andidate SKU	fields:
		Candidate SKU
sku	64354727.00	64129693.00
final_price	684.00	571.00
balance	0.00	62.00
sales	0.00	20.00
rating	5.00	5.00
comments	97.00	363.00
<pre>name_sim</pre>	0.87	0.87
img_sim	0.55	0.55
desc_sim	0.74	0.74
opt sim	0.85	0.85



Query and Ca	andidate SKU	fields:
	Query SKU	Candidate SKU
sku	64354832.00	64354945.00
final_price	664.00	708.00
balance	0.00	0.00
sales	9.00	89.00
rating	5.00	5.00
comments	897.00	897.00
name_sim	0.73	0.73
img_sim	0.82	0.82
desc_sim	0.87	0.87
opt_sim	0.98	0.98



3.2 False Positives (True=0, Predicted=1)

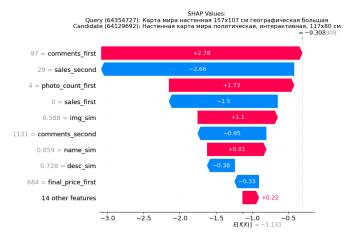
Очень похожи на матч по всем параметрам и имеют ненлувые продажи, но всё равно предсказаны как матч из-за:

- comments_first
- photo_count_first
- img_sim

Тем не менее, наибОльшее негативное влияние по-прежнему оказали:

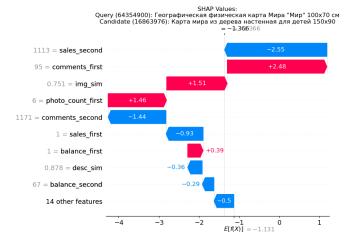
- sales_second
- sales_first
- comments_second

Query and Ca	andidate SKU	fields:
	Query SKU	Candidate SKU
sku	64354727.00	64129692.00
final_price	684.00	449.00
balance	0.00	178.00
sales	0.00	29.00
rating	5.00	5.00
comments	97.00	1131.00
name_sim	0.86	0.86
img_sim	0.59	0.59
desc_sim	0.73	0.73
opt_sim	0.82	0.82



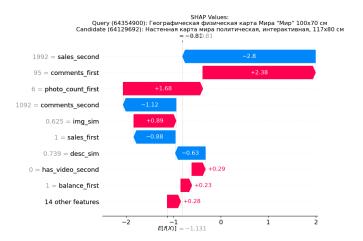
Товары были бы (другой тип по атрибутам - одна физическая, другая физико-политическая)

Query and Ca	andidate SKU	fields:
	Query SKU	Candidate SKU
sku	64354900.00	16863976.00
final_price	432.00	2525.00
balance	1.00	67.00
sales	1.00	1113.00
rating	5.00	5.00
comments	95.00	1171.00
<pre>name_sim</pre>	0.72	0.72
img_sim	0.75	0.75
desc_sim	0.88	0.88
opt_sim	0.80	0.80



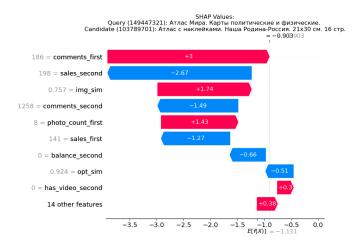
Высокие похожести по эмбеддингам, хотя товары явно разные (другой тип по атрибутам - одна физическая, другая ДЕРЕВЯННАЯ)

Query and Ca	andidate SKU	fields:
	Query SKU	Candidate SKU
sku	64354900.00	64129692.00
final_price	432.00	441.00
balance	1.00	309.00
sales	1.00	1992.00
rating	5.00	5.00
comments	95.00	1092.00
name_sim	0.78	0.78
img_sim	0.62	0.62
desc_sim	0.74	0.74
opt_sim	0.86	0.86



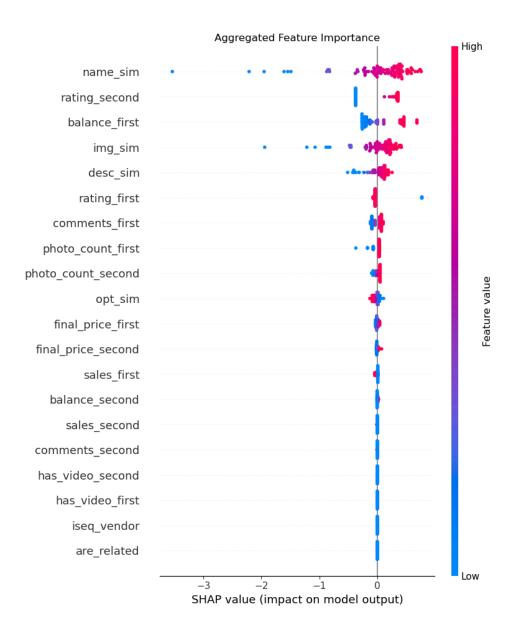
Товары разные, но сложно отличить по изображению или названию (другой тип по атрибутам - одна физическая, другая физико-политическая)

Query and C	andidate SKU f	ields:
	Query SKU	Candidate SKU
sku	149447321.00	103789701.00
final_price	288.00	295.00
balance	0.00	0.00
sales	141.00	198.00
rating	5.00	5.00
comments	186.00	1258.00
name sim	0.64	0.64
img_sim	0.76	0.76
desc sim	0.88	0.88
opt_sim	0.92	0.92



Товары разные, но сложно отличить по изображению или названию (другой тип по атрибутам - одна карта мира, а другая карта России)

4. Анализ признаков на OZ_geo_5500 в разрезе FN, FP ошибок



4.1. Bad candidates

Кандидаты признаются матчами, несмотря на то что имеют совершенно различное содержание.

Предсказание смещается в положительную сторону из-за:

- 1. name_sim, img_sim (Высокие скоры схожести для различных товаров)
- 2. rating_second (кандидат имеет высокий рейтинг с **НИЗКИМ** кол-во отзывов)

- 3. balance_first (при высоком наличии целевого товара больше вероятность посчитать кого-либо как конкурента)
- 4. rating_first (при низком рейтинге целевого товара)

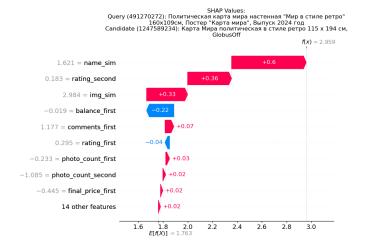
Query and Candidate SKU fields:					
Query SKU	Candidate SKU				
491270272.00	1581230356.00				
1153.00	1196.00				
41.00	497.00				
9.00	0.00				
4.80	4.90				
1483.00	10.00				
0.82	0.82				
0.82	0.82				
0.87	0.87				
0.64	0.64				
	Query SKU 491270272.00 1153.00 41.00 9.00 4.80 1483.00 0.82 0.82 0.87				

Высокие скоры схожести для различных товаров

	SHAP Valu ry (491270272): Политическая карта м 160х109см, Постер "Карта мі idate (1581230356): Карта мира насте большая 18(ира настенная "I ира", Выпуск 202 нная политическ	4 год
$-0.154 = rating_second$		+0.34	
$-0.019 = balance_first$		-0.22	
1.223 = name_sim		+0.21	
0.433 = desc_sim	+0.16		
2.491 = img_sim	+0.12		
$1.177 = comments_first$	+0.07		
$-0.913 = {\color{red} \textbf{photo_count_second}}$	+0.05		
0.295 = rating_first	-0.04		
$-0.233 = photo_count_first$	+0.03		
14 other features	+0.04		
	1.8 2.0 2.2 E[f(X)] = 1.763	2 2.4	2.6

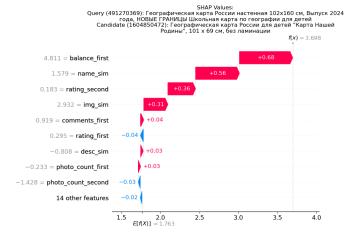
Query and Candidate SKU fields:			
	Query SKU	Candidate SKU	
sku	491270272.00	1876314221.00	
final_price	1153.00	668.00	
balance	41.00	3.00	
sales	9.00	0.00	
rating	4.80	5.00	
comments	1483.00	1.00	
name_sim	0.83	0.83	
img_sim	0.83	0.83	
desc_sim	0.86	0.86	
opt_sim	0.64	0.64	
obt_sim	0.64	0.04	

Высокие скоры схожести для различных товаров



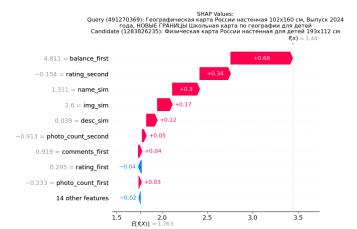
Query and Candidate SKU fields:		
	Query SKU	Candidate SKU
sku	491270369.00	1604850472.00
final_price	813.00	402.00
balance	899.00	50.00
sales	117.00	0.00
rating	4.80	5.00
comments	1257.00	4.00
name_sim	0.87	0.87
img_sim	0.87	0.87
desc_sim	0.78	0.78
opt sim	0.68	0.68

- Высокие скоры схожести для различных товаров;
- высокий баланс целевого товара



Query and Candidate SKU fields:			
	Query SKU	Candidate SKU	
sku	491270369.00	1283826235.00	
final_price	813.00	1166.00	
balance	899.00	691.00	
sales	117.00	2.00	
rating	4.80	4.90	
comments	1257.00	90.00	
name_sim	0.84	0.84	
img_sim	0.84	0.84	
desc_sim	0.84	0.84	
opt_sim	0.70	0.70	

- высокий баланс целевого товара
- различные товары по названию

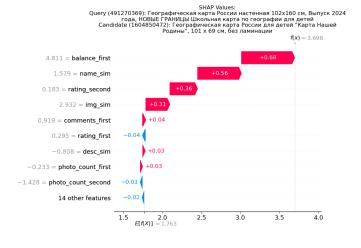


Query and Ca	Query and Candidate SKU fields:			
	Query SKU	Candidate SKU		
sku	491270369.00	1604850472.00		
final_price	813.00	402.00		
balance	899.00	50.00		
sales	117.00	0.00		
rating	4.80	5.00		
comments	1257.00	4.00		
name_sim	0.87	0.87		
img_sim	0.87	0.87		
desc_sim	0.78	0.78		
opt_sim	0.68	0.68		

- высокий баланс целвого товара
 - завышенный рейтинг
 - различные товары по

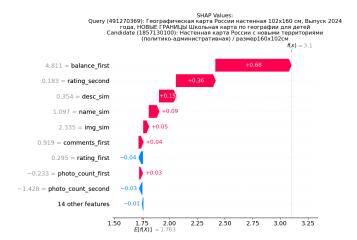
КАТЕГОРИАЛЬНЫМ АТРИБУТАМ с

высокими скорами похожести



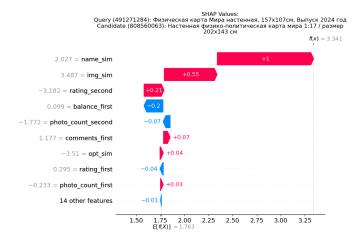
Query and Candidate SKU fields: Query SKU candidate SKU sku 491270369.00 1857130100.00 final_price 813.00 1037.00 balance 899.00 14.00 sales 117.00 1.00 rating 4.80 5.00 comments 1257.00 62.00 name_sim 0.81 0.81 img_sim 0.81 0.81 0.81 desc_sim 0.86 0.86 opt_sim 0.66				
sku 491270369.00 1857130100.00 final_price 813.00 1037.00 balance 899.00 14.00 sales 117.00 1.00 rating 4.80 5.00 comments 1257.00 62.00 name_sim 0.81 0.81 img_sim 0.81 0.81 desc_sim 0.86 0.86	Query and Candidate SKU fields:			
sku 491270369.00 1857130100.00 final_price 813.00 1037.00 balance 899.00 14.00 sales 117.00 1.00 rating 4.80 5.00 comments 1257.00 62.00 name_sim 0.81 0.81 img_sim 0.81 0.81 desc_sim 0.86 0.86				
final_price 813.00 1037.00 balance 899.00 14.00 sales 117.00 1.00 rating 4.80 5.00 comments 1257.00 62.00 name_sim 0.81 0.81 img_sim 0.81 0.81 desc_sim 0.86 0.86		Query SKU	Candidate SKU	
balance 899.00 14.00 sales 117.00 1.00 rating 4.80 5.00 comments 1257.00 62.00 name_sim 0.81 0.81 img_sim 0.81 0.81 desc_sim 0.86 0.86	sku	491270369.00	1857130100.00	
sales 117.00 1.00 rating 4.80 5.00 comments 1257.00 62.00 name_sim 0.81 0.81 img_sim 0.81 0.81 desc_sim 0.86 0.86	final_price	813.00	1037.00	
rating 4.80 5.00 comments 1257.00 62.00 name_sim 0.81 0.81 img_sim 0.81 0.81 desc_sim 0.86 0.86	balance	899.00	14.00	
comments 1257.00 62.00 name_sim 0.81 0.81 img_sim 0.81 0.81 desc_sim 0.86 0.86	sales	117.00	1.00	
name_sim 0.81 0.81 img_sim 0.81 0.81 desc_sim 0.86 0.86	rating	4.80	5.00	
img_sim 0.81 0.81 desc_sim 0.86 0.86	comments	1257.00	62.00	
desc_sim 0.86 0.86	name_sim	0.81	0.81	
	img_sim	0.81	0.81	
opt_sim 0.66 0.66	desc_sim	0.86	0.86	
	opt_sim	0.66	0.66	

 различные товары по ЧИСЛОВЫМ АТРИБУТАМ с высокими скорами похожести



Query and Ca	andidate SKU f	ields:
	Query SKU	Candidate SKU
sku	491271284.00	808560063.00
final_price	821.00	2411.00
balance	62.00	5.00
sales	24.00	0.00
rating	4.80	4.00
comments	1483.00	22.00
name_sim	0.94	0.94
img_sim	0.94	0.94
desc_sim	0.74	0.74
opt sim	0.61	0.61

 различные товары по ЧИСЛОВЫМ АТРИБУТАМ с высокими скорами похожести

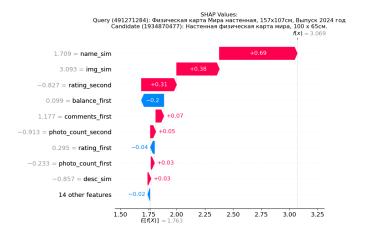


Query and Candidate SKU fields:			
	Query SKU	Candidate SKU	
sku	491271284.00	1934870477.00	
final_price	821.00	383.00	
balance	62.00	76.00	
sales	24.00	2.00	
rating	4.80	4.70	
comments	1483.00	198.00	
name_sim	0.89	0.89	
img_sim	0.89	0.89	
desc_sim	0.78	0.78	
opt sim	0.69	0.69	

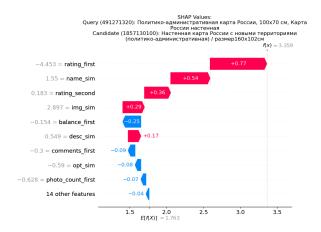
- различные товары по

КАТЕГОРИАЛЬНЫМ АТРИБУТАМ с

высокими скорами похожести



Query and Candidate SKU fields:			
	Query SKU	Candidate SKU	
sku	491271320.00	1857130100.00	
final_price	522.00	1037.00	
balance	17.00	14.00	
sales	0.00	1.00	
rating	0.00	5.00	
comments	185.00	62.00	
name_sim	0.87	0.87	
img_sim	0.87	0.87	
desc_sim	0.88	0.88	
opt_sim	0.82	0.82	



 различные товары по ЧИСЛОВЫМ АТРИБУТАМ с высокими скорами похожести

4.2. Bad predictions over bad candidates

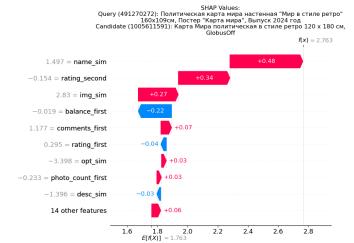
Кандидаты признаются матчами, несмотря на низкие продажи, баланс.

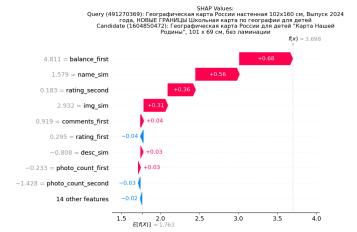
Предсказание смещается в положительную сторону из-за:

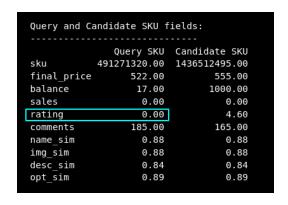
- name_sim (высокие скоры для непохожих товаров)
- · rating_second
 - (кандидат имеет высокий рейтинг с НИЗКИМ кол-во отзывов)
 - (кандидат имеет высокий рейтинг со СРЕДНИМ кол-во отзывов)
- img_sim (высокие скоры для непохожих товаров)
- rating_first (целевой товар имеет низкий рейтинг)

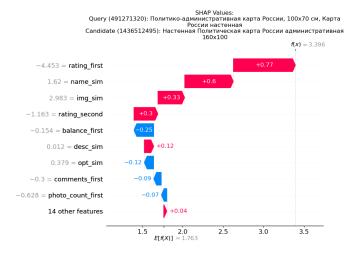
Query and Candidate SKU fields:			
		Candidate SKU	
	491270272.00	1005611591.00	
final_price	1153.00	4049.00	
balance	41.00	3.00	
sales	9.00	0.00	
rating	4.80	4.90	
comments	1483.00	67.00	
name_sim	0.86	0.86	
img_sim	0.86	0.86	
desc_sim	0.74	0.74	
opt_sim	0.62	0.62	

- высокие скоры похожести для совершенно различных товаров
 высокий рейтинг со средним колвом комментариев
- Query and Candidate SKU fields: Query SKU Candidate SKU 1604850472.00 491270369.00 sku 813.00 final price 402.00 balance 899.00 50.00 sales 117.00 0.00 rating 4.80 5.00 comments 1257.00 4.00 name_sim 0.87 0.87 img_sim 0.87 0.87 desc sim 0.78 0.78 opt_sim 0.68 0.68
- баланс целевого
 высокий рейтинг с низким кол-вом комментариев









5. Рекомендации по улучшению модели

Таким образом, для улучшения определения кандидатов, необходимо:

- 1. На вход табличной модели подавать скор похожести, адекватно отражающий различие товаров внутри категории. Для этого нужно файнтюнить модель различения товаров по содержанию для каждой категории (необходимо больше примеров на категорию в WB_5k_paired максимум 300 пар на категорию).
- 2. Убрать неэффективные признаки:
 - a. Не подавать *rating_second* в табличную модель, либо нормализовать рейтинг в соответствии с кол-во оценок
 - b. Не подавать balance_first в табличную модель, либо составить достаточно примеров, где высокий баланс у целевого товара, но кандидаты не являются конкурентами (label=0)
- 3. Добавить относительные признаки типа:
 - а. Отношение цен товаров (price_first / price_second)
 - b. Отношение наличия товаров товаров (balance_first / balance_second)
 - с. Отношение продаж товаров
 - d. И т.д.