

#### CONTENTS

데이터 소개 데이터 전처리 ANOVA(분산분석) 추천 시스템

# 조원 및 역할

• 주로 맡은 업무들은 다음과 같습니다.

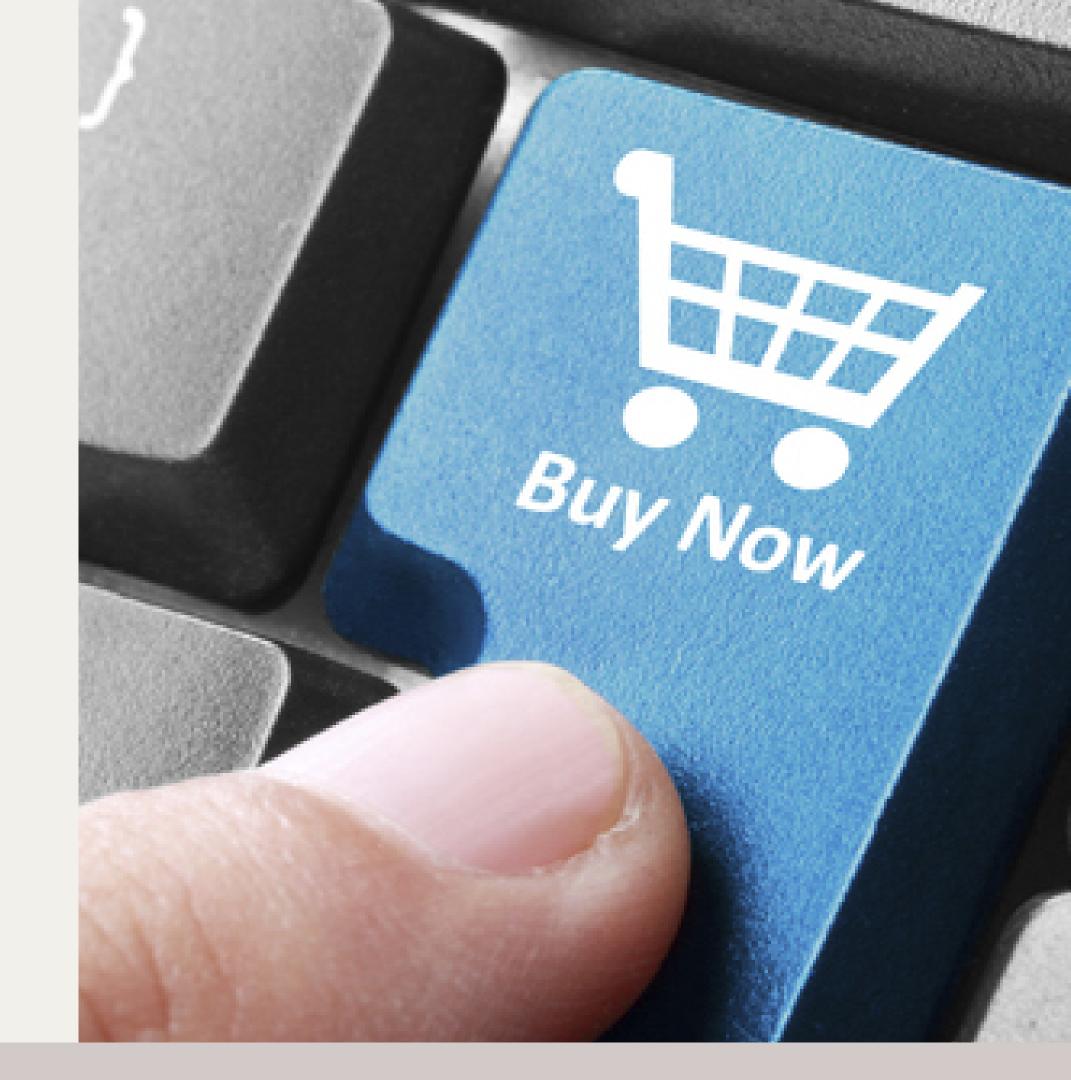






#### 데이터소개

- 실제 전자상거래에서의 사용자 행동 데이터
- 데이터 크기: 13.67GB (변수9개, 관측치 1억개 이상)
- 특징:1) 전자상거래에서 쌓이는 데이터가 변수
  - 2) numeric, categorical 변수 존재
  - 3) 전처리가 되어있는 데이터가 아닌 날 것의 데이터
  - 4) 대용량 데이터
- 목표: 1) ANOVA 분석으로 사용자의 event 수에 따라 평균구매가격의 차이가 존재하는지 파악
  - 2) 추천시스템 모델로 사용자에게 구매하지 않은 물건 중 좋아할 만한 상품들을 추천



# 공통적으로 사용된 데이터 전처리 요약

- 결측치를 행 기준으로 삭제
- Category\_code값을 '.' 기준으로 split, 각 특성으로 새로운 범주열 생성
- NaN을 N으로 변환해 프로그램이 인식하게 함

# 공통적으로 사용된 데이터 전처리 요약

- 유효한 열을 선정하여 category to numeric (label encoding) 진행
- 두 개의 전처리 한 csv 파일을 합치고 생성하여 데이터 크기를 14GB에서
   GB로 줄여 40% 이상 효율적으로 만들어 뒤에서 진행하는 ANOVA 분석과
  - ALS 추천 모델을 더 빠르게 진행가능하게 했음

# 데이터 전처리 (생성된데이터)

• 전처리하여 얻은 데이터 ('.' 기준 split)

# 데이터 전처리 (생성된 데이터)

• 전처리하여 얻은 데이터 (label encoding)

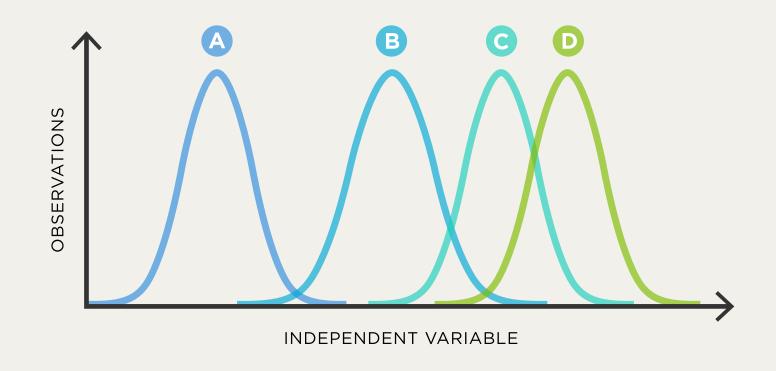
i	+	oroduct_id  category_id br +		p,,,,,	user_id +	+			category_code_type3  ++	
2019-10-01 00:00:00	1	3900821   2053013552326770905	1	33.2	554748717	9333dfbd-b87a-470	1]	1	0	1
2019-10-01 00:00:01	1	1307067   2053013558920217191	2	251.74	550050854	7c90fc70-0e80-459	21	0	0	2
2019-10-01 00:00:04	1	1004237   2053013555631882655	3	1081.98	535871217	c6bd7419-2748-4c5	3	0	0	3
2019-10-01 00:00:05	1	1480613   2053013561092866779	4	908.62	512742880	0d0d91c2-c9c2-4e8	21	0	1 0	4
2019-10-01 00:00:10	1	28719074   2053013565480109009	5	102.71	520571932	ac1cd4e5-a3ce-422	4	3	0	5
2019-10-01 00:00:11	1	1005011   2053013555631882655	8	900.64	530282093	50a293fb-5940-41b	3	0	0	
2019-10-01 00:00:11	11	2900536   2053013554776244595	7	51.46	555158050	b5bdd0b3-4ca2-4c5	11	4	0	6
2019-10-01 00:00:11	1	1004545   2053013555631882655	6	566.01	537918940	406c46ed-90a4-478	3	0	0	
2019-10-01 00:00:13	1	3900746   2053013552326770905	9	102.38	555444559	98b88fa0-d8fa-4b9	1	1	0	
2019-10-01 00:00:16	1	13500240   2053013557099889147	10	93.18	555446365	7f0062d8-ead0-4e0	5	5	0	
2019-10-01 00:00:18	1	1801995   2053013554415534427	9	193.03	537192226	e3151795-c355-4ef	3	6	0	
2019-10-01 00:00:18	1	10900029   2053013555069845885	11	58.95	519528062	901b9e3c-3f8f-414	1	4	0	
2019-10-01 00:00:19	1	1005135   2053013555631882655	3	1747.79	535871217	c6bd7419-2748-4c5	3	0	0	
2019-10-01 00:00:19	11	1306631   2053013558920217191	12	580.89	550050854	7c90fc70-0e80-459	2	0	0	
2019-10-01 00:00:20	1	4803399   2053013554658804075	13	33.21	555428858	8a6afed4-77f8-40c	3	7	0	10
2019-10-01 00:00:20	1	1003306   2053013555631882655	3	588.77	555446831	6ec635da-ea15-4a5	3	0	0	200
2019-10-01 00:00:22	1	1480714   2053013561092866779	4	921.49	512742880	0d0d91c2-c9c2-4e8	2	0	0	
019-10-01 00:00:23	1	6200260   2053013552293216471	15	47.62	538645907	7d9a8784-7b6c-426	1	1	0	1
019-10-01 00:00:23	1	1004739   2053013555631882655	14	197.55	519530528	9882d21f-2c5f-496	3	0	1 0	
019-10-01 00:00:24	1	1003306   2053013555631882655	3	588.77	555446831	6ec635da-ea15-4a5	3	0	0	

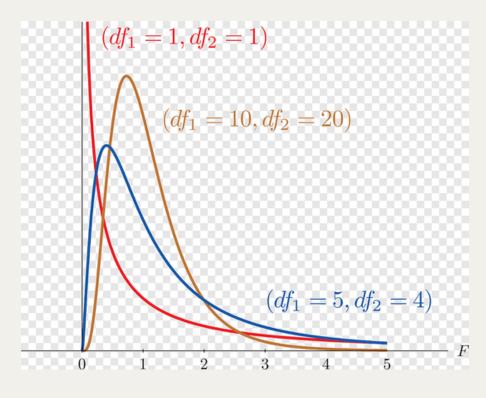
only showing top 20 rows

 세 개 이상 다수의 집단의 모평균을 서로 비교하고자 할 때 집단 내 분산과 집단 간 분산의 비가 따르는 F분포를 이용하여 가설검정하는 방법

• 예) 한, 중, 일 국가 간의 학습 기술에 따른 성적 비교를 할 때 ANOVA를 사용

가능





• 자주 쓰이는 ANOVA의 형태 중 하나인 One-Way ANOVA를 pyspark로 구

현

One-way	Analysi	s of Variance	•		
Source Factor Error	DF m-1 n-m	SS SS (Between SS (Error	) / MSE	F MSB/MSE	
Total	_n-1	SS (Total		 	$\neg$
	/		with m-1	listribution numerator and minator d.f.	d
n-1 = (m	1-1) +			tween) / (m-1) ror) / (n-m)	
SS (Tot	/ :al) =	SS (Between	n) + SS(E:	rror)	

Source of Variance	Degree of Freedom (df)	Sum Square (SS)	Mean Square (MS)	F-ratio
Between Groups (Treatment)	k-1	$SSB = \sum_{j=1}^{k} \left(\frac{T_j^2}{n_j}\right) - \frac{T^2}{n} \qquad SSB = \sum_{j=1}^{k} n_j \left(\overline{X}_j - \overline{X}_t\right)^2$	$MSB = \frac{SSB}{k-1}$	$F = \frac{MSB}{MSW}$
Within Groups (Error)	n-k	$SSW = \sum_{j=1}^{K} \sum_{i=1}^{n} X_{ij}^2 - \sum_{j=1}^{K} \left(\frac{T_j^2}{n_j}\right)$ $SSW = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i=1}^{n} (X_{ij} - \overline{X}_j)^2$	$MSW = \frac{SSW}{n-k}$	
Total	n-1	$SST = \sum_{j=1}^{K} \sum_{i=1}^{n} X_{ij}^{2} - \frac{T^{2}}{n} \qquad SST = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i=1}^{n} (X_{ij} - \overline{X}_{t})^{2}$		

SST = SSB + SSW

k: number of groups n: number of samples df: degree of freedom

- 이번 프로젝트에서는 각 사용자에게서 발생한 event 수의 수준을 사분위수
   기준으로 나누어 얻은 4개의 사용자 그룹 간 구매 가격의 모평균에 유의한
   차이가 있는지 확인하였음
- Levene의 등분산 검정, 사후분석(post-hoc analysis)은 구현을 생략하였음(구체적인 동작방식이 학부 통계 수준을 뛰어넘음)

- 귀무가설 H0: event 수에 따라 4개 그룹 간 구매가격에 차이가 없다.
- 대립가설 H1: 적어도 한 쌍의 그룹에서 구매가격에 차이가 있다.
- F-검정통계량 = 집단 내 분산과 집단 간 분산의 비율
- F값은 두 개의 자유도를 가짐
- 이를 기반으로 p-value를 계산하여 유의수준과 비교

$$H_0 = \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k$$

 $H_1 = At least two means differ$ 

Statistical test is F test

$$F = \frac{MSB}{MSW}$$

Where:

MSB is the Mean Square Between

MSW is the Mean Square Within

- 전처리된 데이터로부터 pyspark.sql.functions에 있는 메서드과 sql 쿼리를(groupby, left outer join 등) 적절히 여러 개 이용하여 사용자에 따라 event 수와 평균구매가격들을 담은 DataFrame을 추출
- 이후 중복되는 열은 삭제하였음

- event 수에 대해 udf를 새로 정의하여 사분위수와의 관계에 따라 high, intermediate, low, lowest로 categorize하였음
- 이후 직접 구현한 one\_way\_anova 함수에 이 DataFrame을 넣음

	event_time	event_type p	roduct_id	category_id	category_code	brand	price	user_id	user_session
2019-10-	01 00:00:00	view	44600062	2103807459595387724	null	shiseido	35.79	541312140	72d76fde-8bb3-4e0
2019-10-	01 00:00:00	view	3900821	2053013552326770905	appliances.enviro	agua	33.2	554748717	9333dfbd-b87a-470
2019-10-	01 00:00:01	view	17200506	2053013559792632471	furniture.living	null	543.1	519107250	566511c2-e2e3-422
2019-10-	01 00:00:01	view	1307067	2053013558920217191	computers.notebook	Lenovo	251.74	550050854	7c90fc70-0e80-459
2019-10-	01 00:00:04	view	1004237	2053013555631882655	electronics.smart	apple	1081.98	535871217	c6bd7419-2748-4c5
2019-10-	01 00:00:05	view	1480613	2053013561092866779	computers.desktop	pulser	908.62	512742880	0d0d91c2-c9c2-4e8
2019-10-	01 00:00:08	view	17300353	2053013553853497655	null	creed	380.96	555447699	4fe811e9-91de-46d
2019-10-	01 00:00:08	view	31500053	2053013558031024687	null	luminarc	41.16	550978835	6280d577-25c8-414
2019-10-	01 00:00:10	view	28719074	2053013565480109009	apparel.shoes.keds	baden	102.71	520571932	ac1cd4e5-a3ce-422
2019-10-	01 00:00:11	view	1004545	2053013555631882655	electronics.smart	huawei	566.01	537918940	406c46ed-90a4-478
2019-10-	01 00:00:11	view	-		appliances.kitche			555158050	b5bdd0b3-4ca2-4c5
2019-10-	01 00:00:11	view	1005011	205301 3555631 882655	electronics.smart	samsung	900.64	530282093	50a293fb-5940-41b
2019-10-	01 00:00:13	view			appliances.enviro			555444559	98b88fa0-d8fa-4b9
•	01 00:00:15				null				72d76fde-8bb3-4e0
2019-10-	01 00:00:16	view			furniture.bedroom	brwl	93.18	555446365	7f0062d8-ead0-4e0
•	01 00:00:17			205301 3561 6381 26333					17566c27-0a8f-450
	01 00:00:18		-		electronics.video.tv		193.03	537192226	e3151795-c355-4ef
•	01 00:00:18		10900029	2053013555069845885	appliances.kitche				901b9e3c-3f8f-414
	01 00:00:19			2053013558920217191					7c90fc70-0e80-459
2019-10-	01 00:00:19	view	1005135	205301 3555631 882655	electronics.smart	apple	1747.79	535871217	c6bd7419-2748-4c5



#### 결과

	·
event 수	평균 price
hiah	91 . 280000000000002
high	
high	
intermediate	
low	
high	
low	
low	
high	
high	129.1866666666667
high	
high	0.0
low	0.0
high	249.34
high	0.0
intermediate	0.0
low	0.0
high	0.0
low	0.0
lowest	0.0
	++
nly showing 1	top 20 rows

only showing top Zu rows

SQL 쿼리와 udf를 이용해 ANOVA 분석에 사용할 DataFrame 추출

- one\_way\_anova 함수는 DataFrame과 그룹을 나타내는 열 이름, 구매 가격을 나타내는 열 이름을 입력받아 집단 내 제곱합, 집단 간 제곱합, F 검 정통계량, 두 개의 자유도를 반환하는 함수로 구현함
- ANOVA를 시행한 결과, p=0.000\*\*\*으로 유의수준 0.001에서 그룹 간 평균의 차이가 유의하였음

sswg = 104250626206.43079, ssbg=6704092852.707795, F\_statistic=89337.40087733661, df\_1=3, df\_2=4167669 p-value = 1.1102230246251565e-16

- 직접 구현하지는 않았으나, post-hoc analysis(사후분석)을 수행하여 구체적으로 어느 그룹 쌍에서 유의한 평균 차이가 났는지 확인할 수 있음
- 이 분석 결과는 전자상거래 사이트를 운영하는 회사의 입장에서 기존 사용
   자와 신규 사용자 중 더 평균 구매 가격이 낮은 쪽을 위한 프로모션 및 홍보
   진행을 위한 근거로 유용하게 사용할 수 있으리라 기대됨

- ALS 추천 모델을 적용하여 특정 사용자에게 선호할만한 제품을 추천하는 함수를 새로 구현함.
- ALS 추천 시스템을 이용하기 위해서 이벤트 타입 별로 임의의 가중치 점수를 부여함. (event type: view=1, cart=0.2, purchase=0.3)

• 10월, 11월 데이터를 합친 후 결측치 행 제거, 불필요한 열을 제거 하여

DataFrame 생성. (user\_session, event\_time열 제거)

```
root
|-- event_type: string (nullable = true)
|-- product_id: integer (nullable = true)
|-- category_id: long (nullable = true)
|-- category_code: string (nullable = true)
|-- brand: string (nullable = true)
|-- price: double (nullable = true)
|-- user_id: integer (nullable = true)
```

- 유저별 각 제품에 대한 가중치 총점을 구하여 새로운 DataFrame 생성함.
- 기존의 DataFrame에서 user\_id, product\_id가 중복된 요소들 제거함.
- 이후 기존 DataFrame에 user\_id, product\_id값이 같은것 끼리 join함

(다음 슬라이드에 결과 사진)

tt Luceridler	t :oduct_idl	category_code	   brand		tal_score
tt-					
31198833	1005065	electronics.smart	xiaomi	218.54	0.1
88309646	1003906	electronics.smart	huawei	123.07	0.1
96041329	5100850	electronics.clocks	huawei	154.16	0.1
[116566414]	2701022	appliances.kitche	leadbros	198.2	0.1
[116566414]	2701889	appliances.kitche	l bekol	360.08	0.1
[116566414]	2702522	appliances.kitche	dauscher	185.31	0.2
[126473256]	17800342	computers.desktop	zeta	66.9	0.1
[128968633]	1802004	electronics.video.tv	yasin	253.49	0.1
[149382035]	3900652	appliances.enviro	ariston	118.38	0.1
[199915639]	4700330	auto.accessories	ibox	131.28	0.11
[213763705]	2500577	appliances.kitche	electrolux	398.72	0.1
[213763705]	2700588	appliances.kitche	indesit	293.03	0.1
[214859623]	1004767	electronics.smart	samsung	246.96	0.2
[219406386]	13200475	furniture.bedroom	permanence	864.86	0.1
[224421853]	3900805	appliances.enviro	shivaki	76.94	0.1
[226242984]	1005135	electronics.smart	apple	1728.73	0.1
[229226898]	1005121	electronics.smart	l applel	941.77	0.1
[229356564]	3900493	appliances.enviro	ariston	285.33	0.7
[237973968]	4803977	electronics.audio	samsungl	107.16	0.1
[240522111]	4804055	electronics.audio	applel	190.45	0.5
++			++	+	+
only showing	top 20 ro	)WS			

- 모델의 학습은 user\_id, product\_id, total\_score값만 포함된 Dataframe 생성하여 진행함.
- ALS 추천 모델을 만들고 RMSE 평가 지표를 사용하여 모델을 평가함.
- RMSE는 0.445 정도로 준수한 수준을 보임.

RMSE: 0.4450871956614777

- 제품 id DataFrame과 특정 유저가 본 제품 관련 DataFrame 생성함.
- 이 둘을 product\_id열을 통해 join하여 이 사용자가 보지 못한 제품들을 추출함.
- 이후 만들어진 ALS모델을 적용하여 총점을 예측하고 내림차순으로 제품정 보와 같이 보여줌.

• ex) user\_id가 219406386인 유저가 볼만한 제품 상위 5개 추천

- 제품과 사용자 간 상호작용 정보가 존재했다면 더 좋은 결과를 보였을 것으로 예상함.
- 이 추천 시스템을 통해 각 유저들에 대한 선호도를 파악하여 전자상거래 사이트 운영자들의 이익 창출과 전자상거래 이용자들에게도 도움이 될 거라기대됨.

# 결론 및 기대 효과

- ANOVA test 결과, event 수(활동 수에 비례)에 따라 평균구매가격의 모평 균 차가 유의하였다(p<0.001).</li>
- 이 분석 결과는 전자상거래 사이트를 운영하는 회사의 입장에서 기존 사용
   자와 신규 사용자 중 더 평균 구매 가격이 낮은 쪽을 위한 프로모션 및 홍보
   진행을 위한 근거로 유용하게 사용할 수 있으리라 기대된다.

# 결론 및 기대 효과

- ALS 추천 모델을 적용하여 특정 사용자에게 선호할만한 제품을 추천하는 함수를 직접 구현하였다.
- 이 추천 시스템을 통해 각 유저들에 대한 선호도를 파악하여 전자상거래 사이트 운영자들의 이익 창출과 전자상거래 이용자들에게도 도움이 될 거라기대된다.

# THANKYOU

감사합니다

