추가 설명자료

2020 빅콘테스트
2020 BIG CONTEST

챔피언리그

팀 엄덕구

목차

1. 전처리

■ Log Transfomation

- 취급액

  취급액 변수의 왜도가 심하여 이를 조정해주기 위해 로그화 적용

■ Outlier

- 취급액

  1 억원 이상의 값이 전체 데이터의 약 1%수준으로, 빈도가 적은 것에 비해 데이터의 대표성에 미치는 영향이 크므로 제거함

■ Missing Value

- 취급액

  취급액의 결측치(전체 데이터의 2.5%)는 모두 0 을 의미하므로 제거함

- 노출(분)

  다수의 Missing Value(전체 데이터의 43.8%)들이 존재하였으며, 동일 시간에 함께 판매된 제품들의 노출(분)은 최상위 데이터에만 기록되고, 아래 데이터들은 기록되지 않은 것을 발견.

  전 Row 의 값을 끌어오는 Forward Fill 방식으로 채워넣음

■ Time Adjustment

- 방송일시

  주어진 방송일시는 일별 방송 시간이 {당일 새벽 6 시~익일 새벽 2 시}로 되어 있어 자정이 넘어가는 방송의 경우 {당일, 당월, 당해}가 아닌 {익일, 익월, 익년}으로 할당이 되는 문제가 발생함.

  이를 해소하기 위해 모든 방송 시간대를 3 시간씩 당겨주었음

2. 피쳐 엔지니어링

1) 내부/내부 파생 변수

	변수명	설명	비고
1	노출(분)	원 데이터의 노출	단위 : 분
2	cast_time	해당 상품의 누적 연속 노출시간	단위 : 분
3	cast_count	해당 상품의 누적 연속 편성수	
4	cast_time_sum	해당 상품의 총 연속편성 시간	단위 : 분
5	cast_count_sum	해당 상품의 총 연속편성 횟수	
6	cast_time_ratio	cast_time_sum 대비 해당 편성의 비율	
7	마더코드	원 데이터의 마더코드	
8	상품코드	원 데이터의 상품코드	
9	상품명	원 데이터의 상품명	
10	상품명_plan	상품의 결제 관련 정보	무이자:0, 일시불:1
11	상품명_add	추가구성 여부	T : 1, F : 0
12	상품명_maker	상품명에서 추출한 브랜드명	
13	상품명_set	세트상품 여부	T : 1, F : 0
14	상품명_sex	특정 성별 전용 상품 여부	여성:1 남성:2 구분없음:0
15	상품명_kid	아동용 상품 여부	T:1, F:0
16	판매단가	원 데이터의 판매단가	
17	fake_weight	동시 편성된 여러 조건의 상품을 상품단가를 기준으로 역가중치	
18	fake_weight2	동시편성 동일단가이면서 다른 상품인지 여부	
19	가격_9x	가격 끝자리가 9 로 끝나는지 여부	
20	할인여부	판매단가에서 추가 할인이 있었는지 여부	
21	mean_amt_by_hhmm	시간당 평균 판매금액	
22	방송일시	원 데이터의 방송일시	
23	방송일시_MM	방송월	
24	방송일시_DD	방송일	
25	방송일시_hh	방송시	
26	방송일시_mm	방송분	
27	방송일시_MMDD	방송월,일	
28	방송일시_DDhh	방송일,시	(월:0~일:6)
29	방송일시_hhmm	방송시,분	

30	방송일시_MMDDhh	방송월,일,시	
31	방송일시_mmmm_1	방송일시를 분 단위로 누적	일단위 리셋
32	방송일시_mmmm_2	방송일시를 분 단위로 누적	월단위 리셋
33	방송일시_mmmm_3	방송일시를 분 단위로 누적	년단위 리셋
34	방송일시_dow	방송 요일	
35	방송일시_dow2	주말 여부	
36	time_cat1	구간화된 방송시간 1	
37	time_cat2	구간화된 방송시간 2	
38	판매단가_cat	구간화된 판매단가	
39	encoding_상품명	Label Encoding 된 상품명	
40	encoding_상품군	Label Encoding 된 상품군	
41	encoding_상품명_brand	Label Encoding 된 브랜드명	
42	encoding_new_상품명	Label Encoding 된 불필요 요소가 제거된 상품명	
43	com	동시판매 상품 여부	T(1) / F(0)
44	fake_weight3	동시판매 상품 중 몇번째인지 여부	

2)외부 변수

	변수명	설명	비고
1	review_counts	네이버쇼핑 기준 리뷰 개수	
2	internet_price	네이버 쇼핑 기준 최저가	
3	price_minus	최저가 대비 가격	
4	search_naver	네이버 쇼핑에 검색되는지 여부	
5	temperature	기온	
6	search_compare	네이버 데이터랩 기준 NS 홈쇼핑의 타 홈쇼핑 대비 상대적 검색량	
7	변동 %	해당 날짜의 전일대비 코스피 지수 상승률	
8	encoding_cat1	네이버쇼핑 API 를 통해 재분류한 상품의 대분류	라벨인코딩
9	encoding_cat2	네이버쇼핑 API 를 통해 재분류한 상품의 중분류	라벨인코딩
10	encoding_cat3	네이버쇼핑 API 를 통해 재분류한 상품의 소분류	라벨인코딩

3) 변수 선택

■ RFE(Recursive Feature Elimination)

- 모든 변수에서 시작해 사전 설정된 변수 개수에 다다를 때까지 가능한 모든 조합으로 변수를 제거하는 방법.

<변수 개수별 성능(MAPE) 비교>

변수 개수	MAPE
35	45.1
38	44.3
40	43.3
42	44.5
45	47.6

- 비교 결과 40 개의 변수를 사용할 때 가장 좋은 성능을 보임.

<선택된 40 개의 변수>

노출(분)	마더코드	상품코드	판매단가	상품명_kid
상품명_plan	상품명_add	상품명_maker	상품명_set	상품명_sex
fake_weight	fake_weight2	fake_weight3	가격_9x	할인여부
price_minus	search_naver	review_counts	internet_price	mean_amt_by_hhmm
encoding_상품군:	encoding_상품명_brand:	encoding_new_상품명:	판매단가_cat	encoding_상품명:
'cast_time	cast_count	cast_time_sum	cast_count_sum	cast_time_ratio
방송일시_hh	방송일시_MMDD	방송일시_hhmm	방송일시_MMDDhh	방송일시_dow2
time_cat2	com	encoding_cat1:	encoding_cat2:	encoding_cat3:

3. 모델링

1) 예측 모델링

■ 모델 선택

- 바닐라 모델링을 통해 다양한 모델의 기본 성능을 비교
- 모델은 트리 기반, 선형 기반, 부스팅 기반의 모델들을 골고루 사용
- 가장 기본 성능이 좋은 RF 와 XGB 를 튜닝 모델로 선택

■ 모델 튜닝

- 하이퍼 파라미터 튜닝을 위한 베이즈 서치 활용
- 하이퍼 파라미터별 특정 범위를 입력하여 최적의 파라미터 값 출력
- RF={max_depth=20, max_features='auto', n_estimators=1000, min_samples_leaf=1, min_samples_split=2}
- XGB={learning_rate=0.247, max_depth=7, n_estimators=300, colample_bytree=0.31}

■ 최종 결과

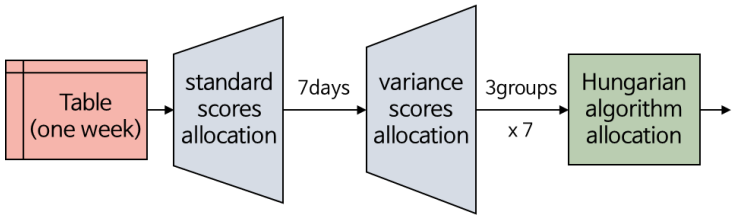
- 위 모델 튜닝으로 출력된 최적의 하이퍼 파라미터 값을 통해 모델 학습 후 테스트 스코어 출력
- RF = 33.64
- **XGB = 29.68**

2)최적화 모델링

■ 모델링 아이디어

- 가장 좋은 최적화 방안은 모든 경우의 수를 조합하여 전부 비교하는 것(모집단을 확인하려는 전수조사와 같음)
- 그러나 모든 경우의 수를 고려할 경우 연산량이 기하급수적으로 상승하여 현실적으로 불가능(하루치 편성표에 대한 연산량이 대략 20! 로 234 경의 연산량이 듦)
- 이러한 연산량을 줄이기 위해 할당 알고리즘인 헝가리안 알고리즘을 활용하고자 함
- 그러나 헝가리안 알고리즘 또한 시간복잡도가 n 의 4 승이므로 행렬의 크기가 커질수록 연산량이 기하급수적으로 상승함
- **즉, 최대한 작은 단위로 나누어 작은 행렬을 만들고 병렬연산을 통해 연산량을 줄이고 결과값을 합치는 방식을 만들어야 함**
- **따라서, ①일주일치의 상품을 하루 단위로 할당하고, ②하루 단위의 상품을 3 그룹으로 할당하여, ③헝가리안 알고리즘을 병렬적으로 진행**

■ 모델 구조

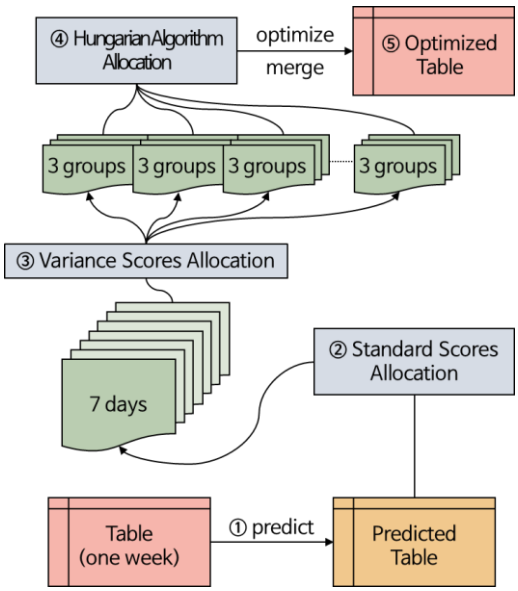


- 일주일 단위의 편성표를 최적화하는 것을 기준으로 함
- 제공되는 편성표는 예측 모델을 통해 특정 시간(예측 취급액의 분산이 가장 큰 시간)을 기준으로 모든 요일(월~일)의 예측 취급액을 추출함
- **Standard Scores Allocation**(표준점수 할당 알고리즘)
  - 본 단계는 일주일 간 판매할 상품을 하루 단위로 할당하는 과정임
  - 상품별로 최적의 요일에 할당하는 것이 목적임

- 본 단계에 헝가리안 알고리즘이 아닌 표준점수 알고리즘을 활용한 이유는 헝가리안 알고리즘은 무조건 정방행렬을 기준으로 연산을 하기 때문에 이 경우 약 140!의 연산을 해야함. 그러나 표준점수 알고리즘은 압도적으로 적은 연산량으로 헝가리안 알고리즘에 버금가는 성능을 냄.
- 알고리즘 로직은 다음과 같음
  ① 각 상품은 추출된 요일별 취급액을 표준점수화 시킴(상품별로 진행)
  ② 각 상품은 가장 높은 표준점수를 기록한 요일로 1 차 할당
  ③ 각 요일은 할당된 상품들의 표준점수를 내림차순하여 n 개를 채우고 나머지는 탈락시킴(각 요일의 할당량은 균등함)
  ④ 탈락한 상품들은 다음으로 높은 표준점수를 기록한 요일로 할당
  ⑤ 모든 요일에 상품이 균등하게 할당될 때까지 ④~⑤번을 반복

◆ **Variance Scores Allocation**(분산점수 할당 알고리즘)
- 본 단계는 하루 동안 판매할 상품을 3 그룹으로 할당하는 과정임
- 상품별, 시간대별 예측 취급액의 분산의 크기에 맞춰 최적의 그룹에 할당하는 것이 목적임
- 본 단계를 거치는 이유는 여전히 헝가리안 알고리즘이 작동하기에 너무 큰 연산량(약 20!)이 필요하기에 더 적은 연산량(6!~7!)로 줄여 최적화를 시킬 수 있도록 하는 것임
  ① (방송 시간, 판매 상품)행렬을 만들어 모든 경우의 예측 취급액 추출
  ② ①단계를 통해 추출된 취급액을 기준으로 각 방송 시간, 각 판매 상품에 대한 분산 값을 구함
  ③ ②를 통해 구해진 분산 값을 방송 시간, 판매 상품별로 내림차순하여 순서대로 1, 2, 3 그룹으로 할당
  ④ 각 방송 시간 n 그룹, 판매 상품 n 그룹을 1:1 로 매칭(방송 1 그룹:상품 1 그룹)
  ⑤ (방송 시간, 판매 상품)행렬은 (6~7, 6~7)행렬의 크기가 됨

■ 최종 편성 최적화 모형



① 일주일간 편성되어 있는 상품을 특정 시간 기준으로 예측모델을 활용하여 예상 취급액 추출

② 표준점수 할당 알고리즘을 통해 각 상품을 최적의 요일로 균등 할당

③ 각 요일별 상품 후보를 분산점수 할당 알고리즘을 통해 3 개의 그룹으로 할당

④ 시간그룹과 상품그룹을 1:1 매칭하여 헝가리안 알고리즘을 통해 최적의 조합 할당

⑤ ④번의 결과를 합쳐서 주간 편성표 확정