

3.행사 수요예측 모델 v3.0(2024_Phase2)

*모델 개선 사항

v1 → v2 모델 개선사항(참고: 2.핵심행사 수요예측 모델 v2.0(2024_phase1))

1. SPS 행사 결품 보정 데이터 활용

- a. 시간대별 결품보정이 완료된 일반 참고 매출, 행사 참고 매출 데이터 활용(SPS 전처리 매출 데이터 활용)
- b. 데이터 예시

i. 학습 기간: 2023/07/01 ~

일자	주말 여부	판매가능일수	SKU코드	행사여부	과재고행사여부	마감할인행사여부	정상가격	판매가격	할인율	결품보정 매출수원	과재고 매출수원	결품보정판매량_이동평균_2주	결품보정판매량_이동평균_4주	결품보정판매량_이동평균_1주	...
2024-07-01	0	9999	A01000016	1	0	0	6900	6300	8.7	0	0	1.038	0.679	0.143	...
2024-07-02	0	9999	A01000016	1	0	0	6900	6300	8.7	8	0	1.216	0.964	1.143	...
2024-07-03	0	9999	A01000016	1	0	0	6900	6300	8.7	0	0	1.184	0.857	1.143	...
2024-07-04	0	9999	A01000016	1	0	0	6900	6300	8.7	0	0	1.154	0.857	1.143	...
2024-07-05	0	9999	A01000016	1	0	0	6900	6300	8.7	0	0	1.125	0.857	1.143	...
2024-07-06	1	9999	A01000016	1	0	0	6900	6300	8.7	3	0	1.533	1.533	0.714	...
2024-07-07	1	9999	A01000016	1	0	0	6900	6300	8.7	0	0	1.438	1.438	0.571	...
2024-07-08	0	9999	A01000016	1	0	0	6900	6300	8.7	1	0	1.122	0.821	1.286	...
2024-07-09	0	9999	A01000016	1	0	0	6900	6300	8.7	1	0	1.119	0.821	1.429	...
2024-07-01	0	9999	A01000017	1	0	0	6900	6300	8.7	1	0	0.278	0.214	0.143	...

*행사 구분자가 Y일경우 행사 참고매출, N일경우 과재고 매출, 미등록일경우 일반 참고 매출 데이터 활용

2. 행사 정보 고도화 & 정교화

- a. SPS 데이터 셋 상에 적재된 행사 정보활용 *기대효과: V2(기존) 모델대비 정확한 행사 정보를 통해 모델 학습 데이터 정확도 개선
 - i. AS - IS: B마트 어드민내(일부 수기 데이터) 등록된 행사 상품 기반 학습→ TO-BE: SPS상 할인율이 정확히 작성되는 상품을 행사상품으로 판단하여 활용
 - 행사 기간, 할인율, 할인가격등의 정보 수집
- b. 부정확한 행사 구좌 유형 제거
 - i. 기존 MD실과 협의하였던 5가지 행사 구좌 유형 구분(번적할인, MKT 캠페인, 광고, 주말장보기, 그외 행사)자에 부정확한 데이터로 인한 학습 Noise가 발생하여 구좌 유형 정보는 제거함
- c. 행사 구좌 유형 추가
 - i. 과재고 할인 행사 & 마감할인 행사등 데이터 상에 정확히 할인이 진행된 행사들에 대한 정보 추가 학습 *기대효과: 정확하게 Tracking이 가능한 할인 유형 반영을 통해 모델의 정확도 개선

3. 상품 가격 & 할인율 정보 고도화

- a. 가격 데이터 Tracking시 전시 상품 ID(Product id) 기반하의 학습 방식 변경
 - i. 전시 상품 ID 데이터의 정합성 문제 이슈로 SKU단위의 상품 예측작업으로 Rollback
 - 1. 상품 단위의 학습 Feature 변경 작업 진행
 - AS-IS: product_id(전시 카테고리) 기반의 데이터 셋 구축 후 학습
 - 장점: 묶음 상품과 일반 상품의 구분이 가능하여 개별 학습 가능(서로 다른 가격과 할인율 정보 파악가능)
 - 단점: 묶음 상품 및 기타 상품의 구별된 학습으로 실적 분석시 과소하게 예측하는 경우 발생
 - TO-BE: sku_code(물류 카테고리-Market_item_id 동일) 기반의 데이터셋 구축 후 학습
 - 과소 예측 판매량 케이스 해소 목표
 - 앙상블 등의 기법 사용을 통해 모델 보완 방법 검

일자	sku_code	SKU명	Market_item_id	Market_item명	Product_id	Product 명	정상가격	판매가격	할인율	매출수량
2024-01-01	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	16180	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	6,300	3.67	1,356
2024-01-01	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	11375	매일 연요300 280ml	1,090	1,090	0	180
2024-01-02	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	16180	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	6,300	3.67	726
2024-01-02	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	11375	매일 연요300 280ml	1,090	1,090	0	146
2024-01-03	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	16180	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	6,300	3.67	606
2024-01-03	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	11375	매일 연요300 280ml	1,090	1,090	0	97
2024-01-04	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	16180	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	6,300	3.67	912
2024-01-04	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	11375	매일 연요300 280ml	1,090	1,090	0	105
2024-01-04	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	42656	매일 연요300 280ml	1,090	545	50	7
2024-01-05	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	16180	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	6,300	3.67	792
2024-01-05	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	42657	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	3,270	50	6
2024-01-05	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	11375	매일 연요300 280ml	1,090	1,090	0	131
2024-01-05	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	42656	매일 연요300 280ml	1,090	545	50	25
2024-01-06	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	16180	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	6,300	3.67	1,098
2024-01-06	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	11375	매일 연요300 280ml	1,090	1,090	0	127
2024-01-07	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	16180	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	6,300	3.67	1,182
2024-01-07	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	11375	매일 연요300 280ml	1,090	1,090	0	152
2024-01-08	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	16180	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	6,300	3.67	714
2024-01-08	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	11375	매일 연요300 280ml	1,090	1,090	0	101
2024-01-09	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	16180	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	6,300	3.67	654
2024-01-09	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	42657	[6개 묶음] 매일 연요300 280ml	6,540	3,270	50	36
2024-01-09	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	11375	매일 연요300 280ml	1,090	1,090	0	121
2024-01-09	A21007855	매일 연요300 280ml	10490	매일 연요300 280ml	42656	매일 연요300 280ml	1,090	545	50	14

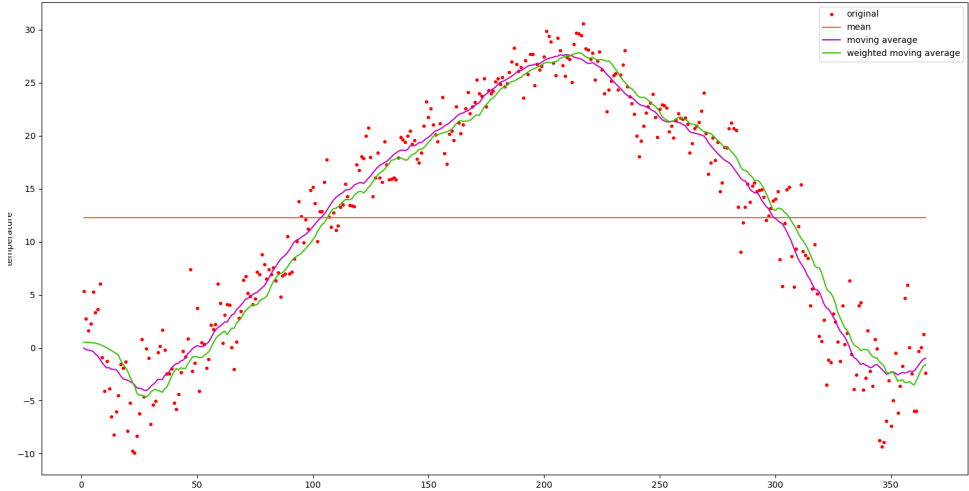
*24/1/9 일자 같은 sku_code, item_id이나 product_id는 4가지로 분산되어 각각 다른 가격과 매출 수량 정보가 학습데이터에 입력 →
모델 과소 예측 케이스의 원인으로 파악

ii. 상품 가격 & 할인율 정보 정교화

- SPS 전처리 데이터셋 정보를 통해 더욱 정확한 상품 가격 & 할인율 정보 학습 활용

4. 예측 주요 Feature 확장 & 불필요한 Feature 제거

a. 시즈널리티 반영을 위한 요일 지수 기반의 **가중 평균 데이터 활용**



*mean: 평균, moving_average: 이동평균, weighted moving average: 가중 이동 평균

*이동 평균: N일간의 판매수량의 평균 값을 산출

*가중 이동 평균: 이동 평균 판매수량 산출시 최근 판매량에 더 큰 가중치를 부여하고 오래된 판매량에 적은 가중치를 부여함

i. (특징) 최근 판매량에 조금 더 민감하게 반영하여 시즌성 상품에 정확도 개선 가능

- AS-IS: 상품 가격, 판매량, 결품(17시) 1주, 4주, 7주 평균, 표준 편차
- TO-BE
 - (1번 모델) 요일별 가중 이동 평균을 산출하여 요일별 판매량 트렌드 세부파악
 - (2번 모델) 주중 / 주말 분리 작업을 통해 가중 이동 평균을 산출하여 주중과 주말의 트렌드 파악
→ 2개의 모델에 산출된 예상 판매량을 참고하여 최종 ML 예상 판매량 산출

b. 추가 Feature 반영

i. SKU의 4주 평균 시간대별 매출 비중 값 정보 추가 → 시간대별 매출 비중 정보를 통해 SKU 특성 정보 학습 가능
Ex. 채소 상품의 경우 17-18시에 매출비중이 높으며, 과자/사탕/초콜렛의 경우 20시이후 매출비중이 높음

ii. 고가 상품 & 대용량 상품 정보 추가

b. 불필요한 Feature 제거

- 행사 구좌 유형(B마트 어드민 수기 데이터 기반) 제거
- 17시 결품률 제거(SPS 결품 보정 데이터셋을 활용하기 때문)

2. 예측 판매량 보정 작업

a. 판매량 보정시 활용하는 평균 판매량 정보 조정(최근 정보 반영)
AS-IS: 4주평균 판매량 → TO BE: 2주 평균 판매량

b. 판매량 보정 방식 변경

- (Step1) Outlier 기반의(실제 대비 과대하게 예상한 케이스만 추려서) ML/실제 판매량의 판매량 비율 산출
- (Step2) 실제 판매량 / 2주 평균 판매량, ML 예상 판매량 / 2주 평균 판매량의 비율을 산출하여 미래 예상 판매량의 비율 산출
- (Step3) 할인 행사 SKU 기반의 과대 과소 판매량 보정(SKU정보가 없을경우 4depth → 3depth → 2depth 순) *기존 방식은 2depth 기반의 보정방식이었음

카테고리4	카테고리3	카테고리4	SKU코드	실제/2주평균(SKU단위)	ML예상판매량/2주평균(SKU단위)	실제/2주평균(4depth 단위)	ML예상판매량/2주평균(4depth단위)	실제/2주평균(2depth 단위)	ML예상판매량/2주평균(2depth 단위)
건강/다이어트	건강식품	건강식품/한식채소	A21011212	1.986213215	3.892563399	1.986213215	3.892563399	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A21011421	1.568462381	3.020613333	1.568462381	3.020613333	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A21010296	1.723247232	2.276752768	1.905223881	3.348119191	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A21015556	1.162095552	1.579124194	1.905223881	3.348119191	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A21022087	0.98	1.905223881	1.905223881	3.348119191	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	S0000291	1.15625	1.905223881	1.905223881	3.348119191	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A21011273	0.142857143	0.8257142857	1.087301587	3.371031746	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A22000095	0.888888889	1.777777778	1.087301587	3.371031746	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A22000105	0.166666667	2.5	1.087301587	3.371031746	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A21022088	0	0	1.651891587	3.166399754	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A22000092	1.680813064	2.191489362	1.651891587	3.166399754	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A22000094	0.428571429	1.142857143	1.651891587	3.166399754	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A22000125	0.333333333	0.888888889	1.651891587	3.166399754	2.15362195	3.279911141
건강/다이어트	건강식품	건강식품/채소	A22000126	0.166666667	1.166666667	1.651891587	3.166399754	2.15362195	3.279911141

*활용 데이터

*데이터 예시

→ 행사 데이터에 대한 데이터 부족으로 신선 3개 카테고리의 데이터를 모두 활용하나 카테고리 정보를 통해 구분하도록 학습

1) 대상 품목: 신선 3개 카테고리(채소, 과일, 정육/수산/계란)

- 기본적으로 상품단위 정보 활용(EX. 과일 SKU의 경우 73개 FC의 합산된 판매량 정보)

2) 대상 기간: 2023-07-01 ~ 2024-08-15

3) 활용 변수: 상품 정보, 가격, 할인, 시계열 정보(이동평균선), 행사, 시간 정보등

index	데이터 유형	컬럼명	컬럼 의미	데이터타입	비고
1	기본정보	date_cd	일자	datetime	
2		category	depth카테고리	varchar	2depth, 3depth, 4depth, 5depth 정보 포함

3		sku_code	sku 코드	varchar	
4	가격, 할인	standard_sale_price	정상가격(할인전 가격)	integer	
5		sale_price	판매가격(할인후 가격)	integer	
6		discount_rate	할인율	float	행사 수기 데이터 활용
7	시계열- 가중평균 (실적, 가격)	wma_sale_qty(요일)	요일별 가중 평균 데이터 활용 (4주/7주/10주)	float	
8		wma_sale_price(요일)	요일별 판매가격 평균/ 편차 (4주/7주/10주)	float	
9		hour_prop_1 ~ 24	시간대별 판매비중 정보(4주)	float	00시 ~ 24시까지의 판매수량 매출 비중 산출(4주 평균치 정보 활용)
10	시계열- 이동평균 (실적, 가격)	wma_sale_qty(주중/주말)	요일별 이동 평균 데이터 활용 (1일/ 3일/28일/49일)	float	하루전 ~ 7주전까지의 가중 평균 데이터 활용
11		wma_sale_price(주중/주)	요일별 판매가격/판매가격 편차 (1일/ 3일/28일/49일)	float	
12	행사	event_yn	번쩍할인 행사 여부	binary	할인율이 적용된 행사 모두 포함
13		overstock_event_yn	MKT 캠페인 행사 여부	binary	과재고 할인 행사 여부(SPS 데이터 활용)
14		closeoutsale_event_yn	마감할인 행사여부	binary	마감할인 행사 여부(마감할인 TF 데이터 활용)
15	상품 정보	sku_grade	상품등급	categorical	수기데이터 활용
16		fc_storage_method	상품 보관방법	categorical	냉장, 냉동, 상온 구분
17		sale_able_dt	판매가능일수	categorical	상품의 판매가능일수
18		bundle_yn	번들상품여부	binary	
19		expensive	고가 상품여부	binary	
20		large_capacity	대용량상품여부	binary	
21	시간 정보	y	년도	categorical	미래 데이터 예측을 위해 시간 정보 추가
22		m	월	categorical	
23		d	일	categorical	
24		week_day	요일	categorical	
25		holiday_yn	휴일여부	categorical	
26	날씨 정보	temp_min	일평균 최저기온	float	API화 작업을 통해 날씨 데이터 & 날씨 중기 예보 데이터 추
27		temp_max	일평균 최고기온	float	
28		rain_yn	비/눈 여부	binary	

4) 타겟 변수: **결품보정이 완료 된 SPS 전처리 판매량**

*모델링 & 결과

- 1. 행사 수요예측 version1 모델과 동일한 LightGBM 사용
- 2. 모델 학습 결과

평가지표	행사 수요예측 모델_v3	행사 수요예측 모델_v2	행사 수요예측 모델_v1	이마트 수요예 측 모델
MAE	14.61	14.14	24.53	6~30
MAPE	40.74%	59.64%	64.5%	70-80%
SMAPE	24.3%	21%	23%	-

*이마트의 경우 주로 가공 카테고리 대상으로 분석하였으므로 신선과는 평가지표 자체에서 다른 경향성을 보일 수 있음

→ MAE 성능은 업데이트 전대비 비슷하며 MAPE 19%감소, SMAPE는 3% 증가하였음

- 3. 적용결과 분석: 7월(V2모델 적용) ~ 9월(V3모델 적용)까지 V3모델로 예측한 ML 예상 판매량 결과와 행사기간의 실제 판매량 실적 비교

a. 상대 오차 추정: 각 리스트중 되실제 판매량 - 모델 산출 판매량이 0에 수렴하는 모델 선택

행사 주자	모델기준	상품 등급									전체 평균
		S	A	S/A 등급합계	B	C	D	Z	N	등급없음	
9월4주차 (39w)	SCM	29%(38)	22%(41)	25%(79)	28%(52)	25%(44)	29%(16)	0%(0)	19%(3)	46%(23)	27%(217)
	ML	55%(72)	59%(111)	57%(183)	52%(97)	50%(88)	43%(24)	40%(2)	69%(11)	30%(15)	52%(420)
	MD	16%(21)	20%(37)	18%(58)	21%(39)	25%(44)	29%(16)	60%(3)	13%(2)	24%(12)	21%(174)
9월3주차 (38w)	SCM	42%(88)	33%(111)	37%(199)	33%(108)	29%(103)	33%(37)	0%(0)	46%(6)	33%(43)	33%(496)
	ML	39%(83)	43%(144)	42%(227)	40%(130)	37%(132)	28%(31)	0%(0)	23%(3)	36%(47)	38%(570)
	MD	19%(40)	24%(79)	22%(119)	27%(89)	35%(124)	39%(44)	100%(4)	31%(4)	32%(42)	29%(426)
9월2주차 (37w)	SCM	40%(84)	37%(112)	38%(196)	31%(85)	36%(107)	36%(37)	25%(1)	55%(12)	38%(38)	36%(476)
	ML	44%(91)	48%(144)	46%(235)	47%(130)	39%(116)	38%(39)	25%(1)	27%(6)	33%(33)	43%(560)
	MD	16%(33)	16%(47)	16%(80)	22%(59)	24%(71)	26%(27)	50%(2)	18%(4)	29%(29)	21%(272)
9월1주차 (36w)	SCM	41%(116)	38%(131)	39%(247)	31%(95)	26%(69)	27%(25)	0%(0)	44%(4)	52%(48)	35%(488)
	ML	39%(110)	40%(137)	39%(247)	47%(144)	43%(114)	38%(35)	100%(1)	44%(4)	33%(31)	41%(576)
	MD	21%(59)	22%(74)	21%(133)	22%(68)	31%(84)	34%(31)	0%(0)	11%(1)	15%(14)	24%(331)
9월 평균	SCM	38%	33%	35%	31%	29%	31%	6%	41%	42%	33%
	ML	44%	48%	46%	47%	42%	37%	41%	41%	33%	44%
	MD	18%	21%	19%	23%	29%	32%	53%	18%	25%	24%
8월 평균 (8월 2주차부터 모델 적용)	SCM	39%	37%	38%	33%	35%	35%	25%	45%	36%	38%
	ML	38%	36%	37%	37%	37%	29%	63%	47%	40%	37%
	MD	23%	26%	25%	30%	28%	37%	12%	9%	25%	25%
7월 평균 (모델 업데이트 전)	SCM	42%	40%	41%	35%	34%	32%	25%	16%	32%	38%
	ML	32%	33%	33%	34%	32%	41%	60%	28%	27%	33%
	MD	27%	28%	27%	31%	34%	27%	15%	31%	41%	29%

- ML 산출 대상: 전체 카테고리 대상(단, 학습일 기준 최근 두달간 판매 정보가 존재 하지 않은 경우 학습 불가로 대상 제외)
- 오차율 비교 대상 정의
 - i. 예상판매량 미기재 케이스 제거(ML, SCM, MD 모두)
 - ii. 상품 상태 판매증지, 상품 이슈 케이스 제거(행사 기간 전체)
→ 실제 판매량 합산이 0이었던 케이스 제거
- 결과 요약
 - i. 8월 실적 대비 ML 모델 예측정확도 7% 상승(37% → 44%)
 - 1. 8월 2주차 부터 V3 모델 적용)
 - 2. 등급없음을 제외한 구간에서 ML 예측정확도가 상대적으로 가장 높은것을 확인할 수 있음

ii. 8월 실적 대비 SCM 예측 정확도 5% 하락(38% → 33%)

iii. 8월 실적 대비 MD 예측 정확도 1% 하락(25% → 24%)

b. 절대 오차 추정: MIN(추정, 실판매) / MAX(추정, 실판매)

행사 주자	모델기준	상품 등급									전체 평균
		S	A	S/A 등급합계	B	C	D	Z	N	등급없음	
9월4주차 (39w)	SCM	75%	68%	71%	67%	69%	66%	50%	43%	58%	68%
	ML	78%	73%	75%	72%	73%	67%	71%	69%	53%	72%
	MD	65%	64%	65%	65%	70%	67%	73%	45%	54%	65%
9월3주차 (38w)	SCM	77%	75%	76%	71%	68%	66%	52%	52%	54%	70%
	ML	75%	75%	75%	71%	67%	62%	82%	48%	55%	69%
	MD	66%	69%	68%	68%	70%	69%	86%	29%	57%	67%
9월2주차 (37w)	SCM	71%	72%	72%	68%	69%	64%	19%	56%	60%	68%
	ML	71%	75%	74%	72%	69%	65%	29%	45%	58%	70%
	MD	59%	65%	62%	64%	65%	61%	33%	23%	55%	62%
9월1주차 (36w)	SCM	75%	77%	76%	73%	62%	56%	74%	56%	63%	70%
	ML	76%	76%	76%	76%	69%	56%	99%	46%	60%	72%
	MD	66%	71%	69%	68%	66%	60%	73%	35%	53%	66%
9월 평균	SCM	75%	73%	74%	70%	67%	63%	49%	52%	59%	69%
	ML	75%	75%	75%	73%	70%	63%	70%	52%	57%	71%
	MD	64%	67%	66%	66%	68%	64%	66%	33%	55%	65%
8월 평균 (8월 2주차부터 모델 적용)	SCM	76%	75%	75%	73%	71%	64%	46%	61%	57%	72%
	ML	71%	72%	73%	72%	68%	65%	49%	61%	56%	70%
	MD	68%	71%	70%	71%	68%	58%	34%	27%	53%	68%
7월 평균 (모델 업데이트 전)	SCM	77%	75%	76%	73%	67%	61%	41%	48%	48%	71%
	ML	74%	74%	74%	72%	67%	64%	39%	53%	47%	70%
	MD	72%	73%	73%	72%	67%	64%	29%	15%	48%	69%

- 실제 판매량과 추정 판매량을 비교하여 100% 환산 (100%에 가까울수록 실제판매량과 추정 판매량이 일치)
- 각 오차의 평균값을 통해 등급별 오차 산출

• 결과 요약

- 모델 업데이트 후 기준 ML(71%) > SCM(69%) > MD(65%) 순
 - i. A, B, C, D, Z, 등급에서 ML정확도가 가장 높으며, S, N등급은 SCM 정확도와 동일하고, 등급없음의 경우 SCM 정확도가 우세함

• 전체 결과

- 1번 오차 측정 기준으로 ML의 성능이 가장 좋으며 SCM과 정확도는 모델 업데이트 전대비 11% 차이 발생(ML: 44%, SCM: 33%)
 - 8월 평균 결과에서는 SCM의 정확도가 가장 높았으며, ML 정확도와 1% 차이가 발생하였음(ML: 37%, SCM: 38%)
 - 9월 평균 결과에서는 ML의 정확도가 가장 높았으며, SCM 정확도와 11% 차이가 발생하였음(ML: 44%, SCM: 33%)
- 2번 오차 측정 기준으로 ML의 성능이 가장 높으며 SCM과 정확도는 2% 차이 발생(ML: 71%, SCM: 69%)
 - 8월 평균 결과에서는 SCM의 정확도가 가장 높았으며, ML 정확도와 2% 차이가 발생하였음(ML: 72%, SCM: 70%)
 - 9월 평균 결과에서는 ML의 정확도가 가장 높았으며, SCM 정확도와 2% 차이가 발생하였음(ML: 71%, SCM: 69%)
- V3 모델의 9월 정확도는 8월 정확도 대비 전반적으로 상승하였음(1번 상대오차 7% 상승, 2번 절대오차 1% 상승)
- V3 모델 업데이트 전(7월) → 모델 업데이트 진행(8월 중순) → 모델 업데이트 후(9월) 상대오차 지표와 절대 오차 지표에서 ML 예측정확도가 크게 상승하였음
 - (1번 상대오차 기준) 7월 ML 정확도: 33% → 8월 ML 정확도: 37% → 9월 ML 정확도: 44%(7월 대비 평균 11% 상승)
 - (2번 절대 오차 기준) 7월 ML 정확도: 70% → 8월 ML 정확도: 70% → 9월 ML 정확도: 71%(7월 대비 평균 1% 상승)