

A d v a n c e d P l a n n i n g S c h e d u l i n g S y s t e m

APS System

T e a m . F u t u r e C a s t

Contents

- 01 Future Cast 팀 소개

- 02 프로젝트 개요

- 03 프로젝트 수행 절차 및 방법

- 04 프로젝트 수행 결과

- 05 자체 평가 의견

Future Cast



윤정현

- 분석 결과 검토
- 데이터 관련 자문
- Django 활용 웹구현

github.com/paulyun0

장인혁

- Orade,
- MariaDB 활용
마스터시트 작성
및 데이터 전처리

github.com/Loadmap

남동연

Future Cast_팀장

- 총괄
- Sarima를 이용한
수요 예측
- ML을 이용한 생산 예측

github.com/namdongyeon

김태현

- 최종 발표
- API
- DL을 이용한 시계열
수요 예측
- ML을 이용한 생산 예측

github.com/th08181000

옥유리

- PPT 제작
- 태블로를 활용한
시각화 및 대시보드

github.com/yul77

02 프로젝트 개요

S 회사는 콘크리트 혼화제를 생산하고 판매하는 기업입니다.

S 회사는 주로 공기연행제(Air-Entraining admixtures)를 중점적으로 생산하며, 콘크리트 감수제, PCE 등 다양한 혼화제 상품을 생산하고 판매합니다.

혼화제: 중량의 1% 정도로 사용되어 혼화재료, 콘크리트 성능 향상

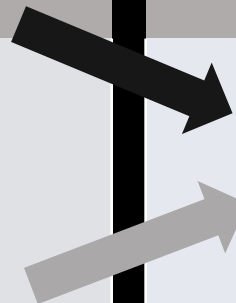
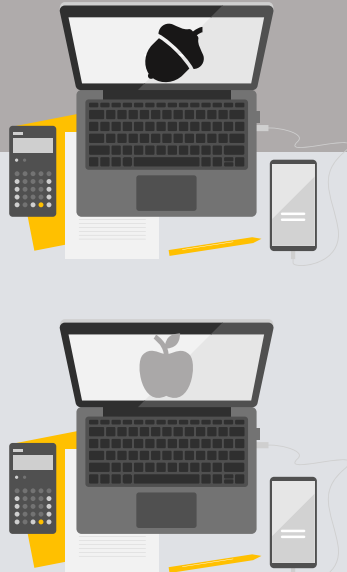
S사는 분기별로 기획팀의 생산 계획에 따른 원자재구매 발주가 진행 되는데 실수요가 정확하지 않아
생산팀이 항상 조정하여 생산 및 발주 처리하고 있어 이 부분을 개선하고자 하였습니다.



기획팀



생산팀



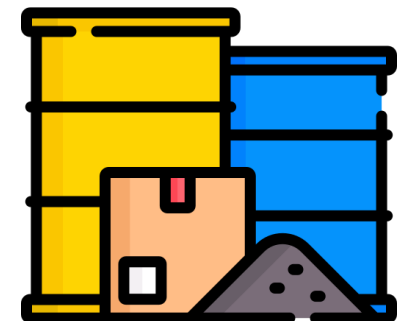
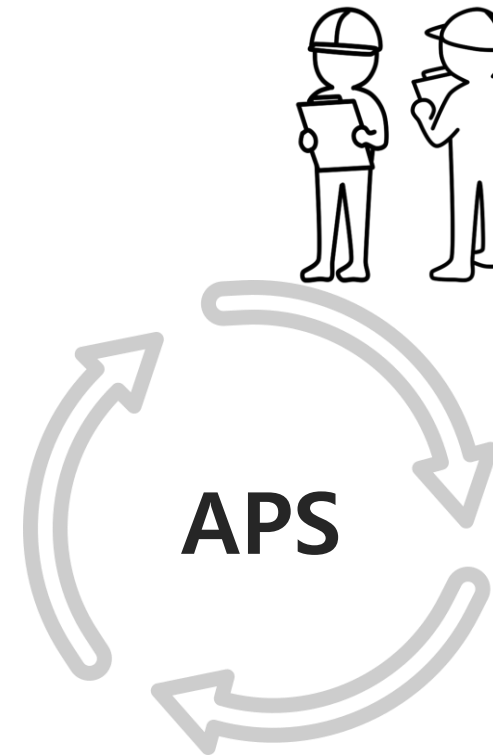
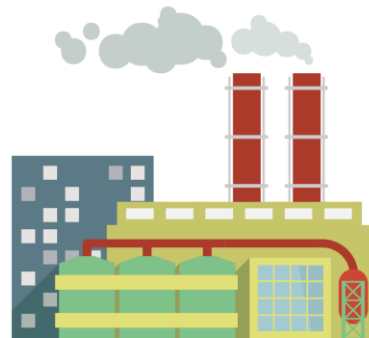
Business Issue

- 분기마다 직전 판매량을 기준으로 3개월 단위 생산 계획 **실행**
➔ 기존 Heuristic 운영 방식의 경우
생산계획과 실제 판매량이 30% 정도 차이가 **있음**
- 수요예측을 하지 않으므로 중장기적 수요에 대한
대비 및 대책 미흡
- 원재료 재고파악을 위한 비효율적인 인력 및 시간 투입
➔ 일 평균 90분

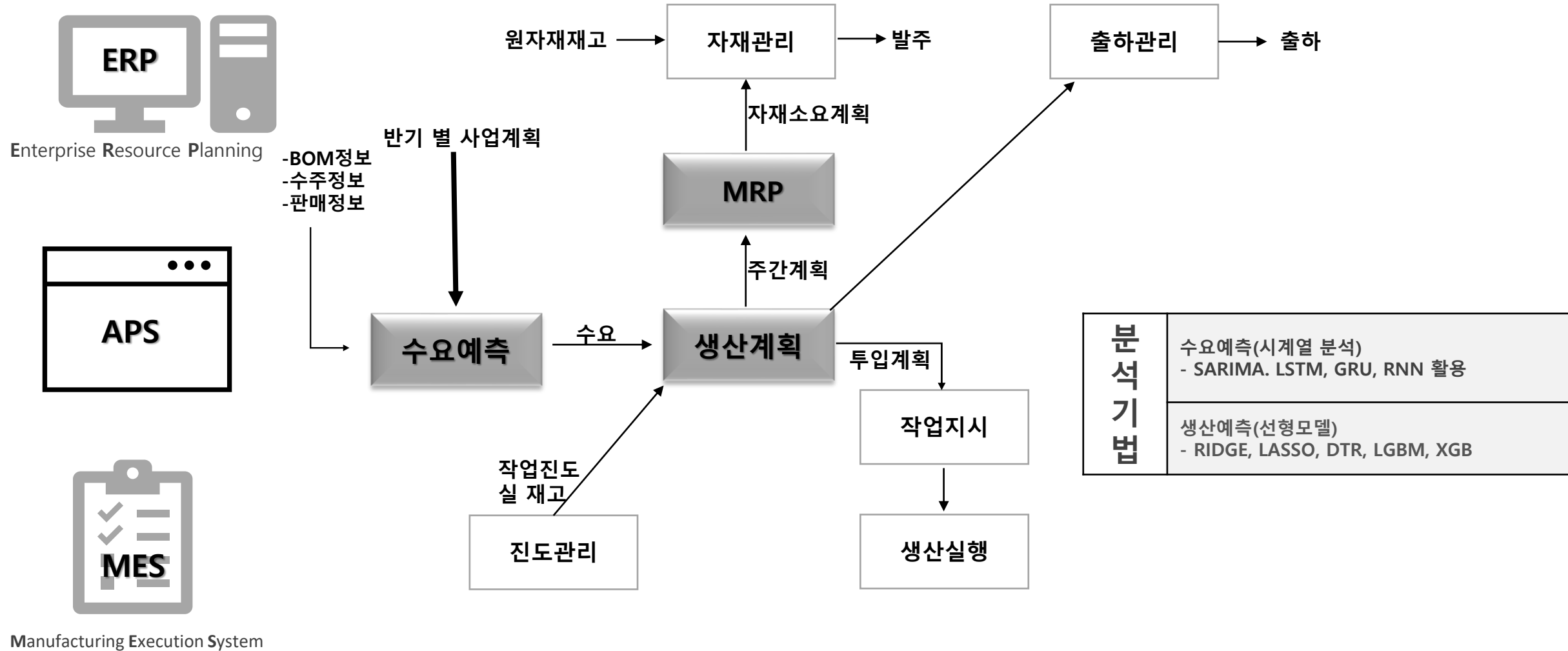


APS 시스템이란?

APS란, Advanced Planning Scheduling System의 약어로
자재/기계/인력 및 수요를 동기화하여 생산계획과 일정계획
을 수립하는 의사결정 툴이다



기존운영 시스템 +APS시스템



APS System 성공사례

D 사

불량을 26% 감소

- 영업이익 14% 증가
- 자동화율 7% 증가
- 판매 계획 및 생산계획 가시성 향상
- 생산계획 및 작업지시 자동화
(계획 초안 작성 시간 감소)
- GUI 통해 쉽고 직관적인 정보 파악 가능
- 체계적인 생산계획 인프라 구축

[출처] [성공 사례] 스마트공장 APS 시스템 구축 프로젝트

C 사

매주 16시간의 플래너 리소스 절감

- 생산주문의 빠른 순서 지정
- 생산계획 정확성 향상,
- 부서간 커뮤니케이션 향상
- 서비스 수준 97.8% --> 98.5% 상승

[출처] SIEMENS _APS 소프트웨어를 사용한 성공 사례

03 수행 절차 및 방법

Data Mart



수요예측모델

시계열모델을 통한 **6개월** 수요량 예측

➡ 중장기 수요예측을 통한 설비
투자 의사결정 지원

생산계획모델

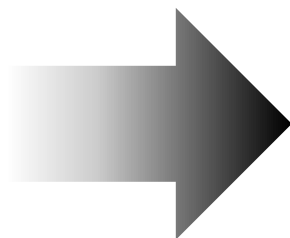
회귀모델을 통한 **3개월** 생산량 예측

➡ AI를 활용한 예측을 통한 정확도
높은 생산 및 판매계획 지원

수요예측모델

데이터 마트

	SOLDDATE	PRODNAME	SOLD_QUANT
1	18/11/08	PEMA-HR1500	12480
2	18/11/08	PEMA-HR1500	10400
3	18/11/08	PEMA-HR1500	5200
4	18/11/08	PEMA-HR1500	7280
5	18/11/09	PEMA-HR1500	4160
6	18/11/09	PEMA-HR1500	10400
7	18/11/09	PEMA-HR1500	10400
8	18/11/09	PEMA-HR1500	4160
9	18/11/09	PEMA-HR1500	10400
10	18/11/09	PEMA-HR1500	2080
11	18/11/09	PEMA-HR1500	4160



분석용 데이터셋

납기일자

	SOLDDATE	PRODNAME	SUM(SOLD_QUANT)
1	18/11/08	PEMA-HR1500	35360
2	18/11/09	PEMA-HR1500	45760

제품명

수요예측모델

RNN

RMSE : 0.086

MAPE : 56

**** 제품 AE 기준**

```
1/1 [=====] - 1s {  
MAPE: 56.7239952336976  
r2 score: 0.8890355602948762  
mean squared error: 0.007424867556509162  
rmse: 0.08616767117956224
```

GRU

RMSE : 0.12

MAPE : 70

**** 제품 AE 기준**

```
1/1 [=====] - 1s 1s/step  
MAPE: 70.52481827304067  
r2 score: 0.7799354857762686  
mean squared error: 0.01472498645819129  
rmse: 0.12134655519705242
```

LSTM

RMSE : 0.11

MAPE : 86

**** 제품 AE 기준**

```
1/1 [=====] - 1s 838ms/step  
MAPE: 86.32009539871376  
r2 score: 0.8177216460496857  
mean squared error: 0.012196633805353133  
rmse: 0.11043837107343232
```

LSTM 및 SARIMA 모델을 사용하여 클러스터 CPU 사용량 예측

2020년 7월 16일 · [Langston Nashold](#), Rayan Krishnan ·  소셜 미리보기 수정

대규모 클라우드 컴퓨팅 센터가 개별 서버보다 대중화되면서 미래 자원 수요를 예측하는 것이 중요한 문제가 되었습니다. 리소스 수요 예측을 통해 퍼블릭 클라우드 공급자는 클라우드 서비스에 대한 리소스를 사전에 할당하거나 할당 해제할 수 있습니다. 이 작업은 단기 및 장기 시간 척도에서 하나의 리소스인 CPU 사용량을 예측하려고 합니다. 특정 작업을 가장 잘 지원하는 모델 특성에 대한 통찰력을 얻기 위해 역사적으로 관련된 SARIMA 모델과 보다 현대적인 신경망인 LSTM 모델이라는 두 가지 매우 다른 아키텍처를 고려합니다. 단기 작업의 경우 다음 1시간 동안, 장기 작업의 경우 다음 3일 동안 사용량을 예측하기 위해 데이터 포인트당 20분으로 리샘플링된 Azure 데이터에 이러한 모델을 적용합니다. SARIMA 모델은 장기 예측 작업에서 LSTM을 능가했지만 단기 작업에서는 성능이 떨어졌습니다. 또한 LSTM 모델은 더 강력한 반면 SARIMA 모델은 계절성에 대한 특정 가정을 충족하는 데이터에 의존했습니다.

출처 : <https://paperswithcode.com/paper/are-transformers-effective-for-time-series>

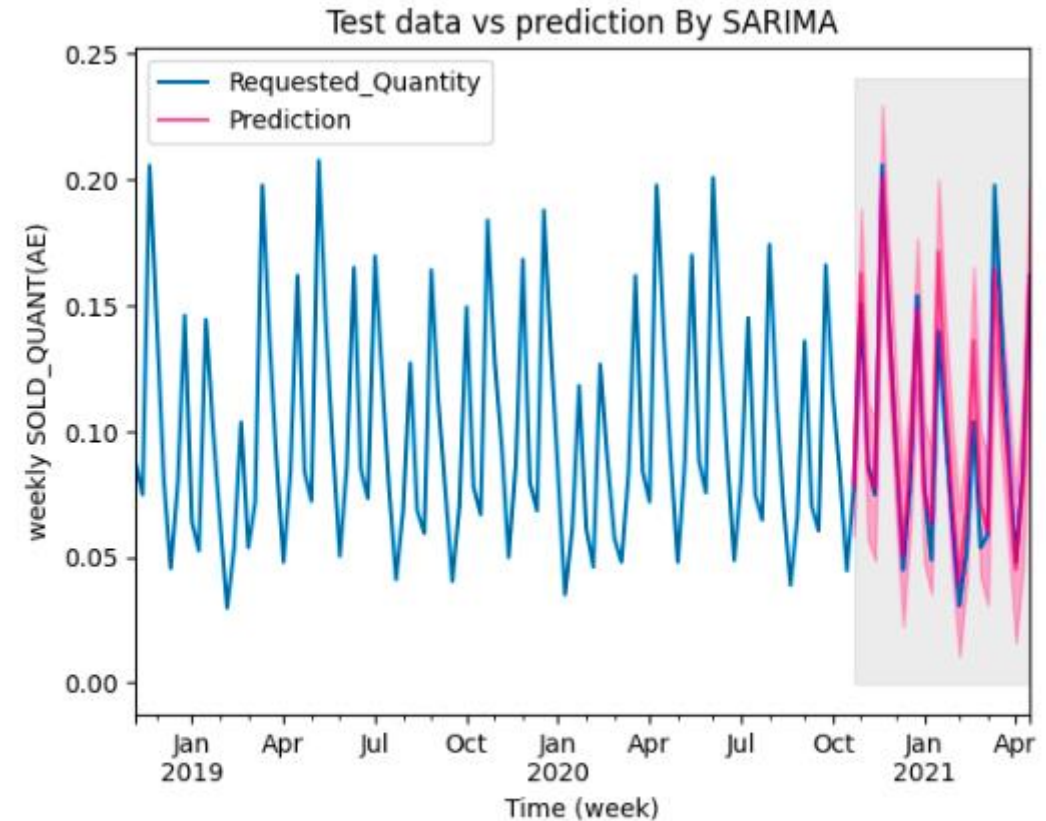
수요예측모델

SARIMA

RMSE : 0.014

MAPE : 11.8

**** 제품 AE 기준**



RMSE: 0.014194266497832628

MAPE: 11.862586813939641

생산계획모델

데이터 마트

납기일자
판매중량
제품명
예측판매중량
온도
습도
국내건설수주액
국내건설기성액



분석용 데이터세트

판매중량(주별 합계, target)
제품명
예측판매중량
온도
습도
국내건설수주액
국내건설기성액

외부데이터 선정

날씨 (습도, 온도)

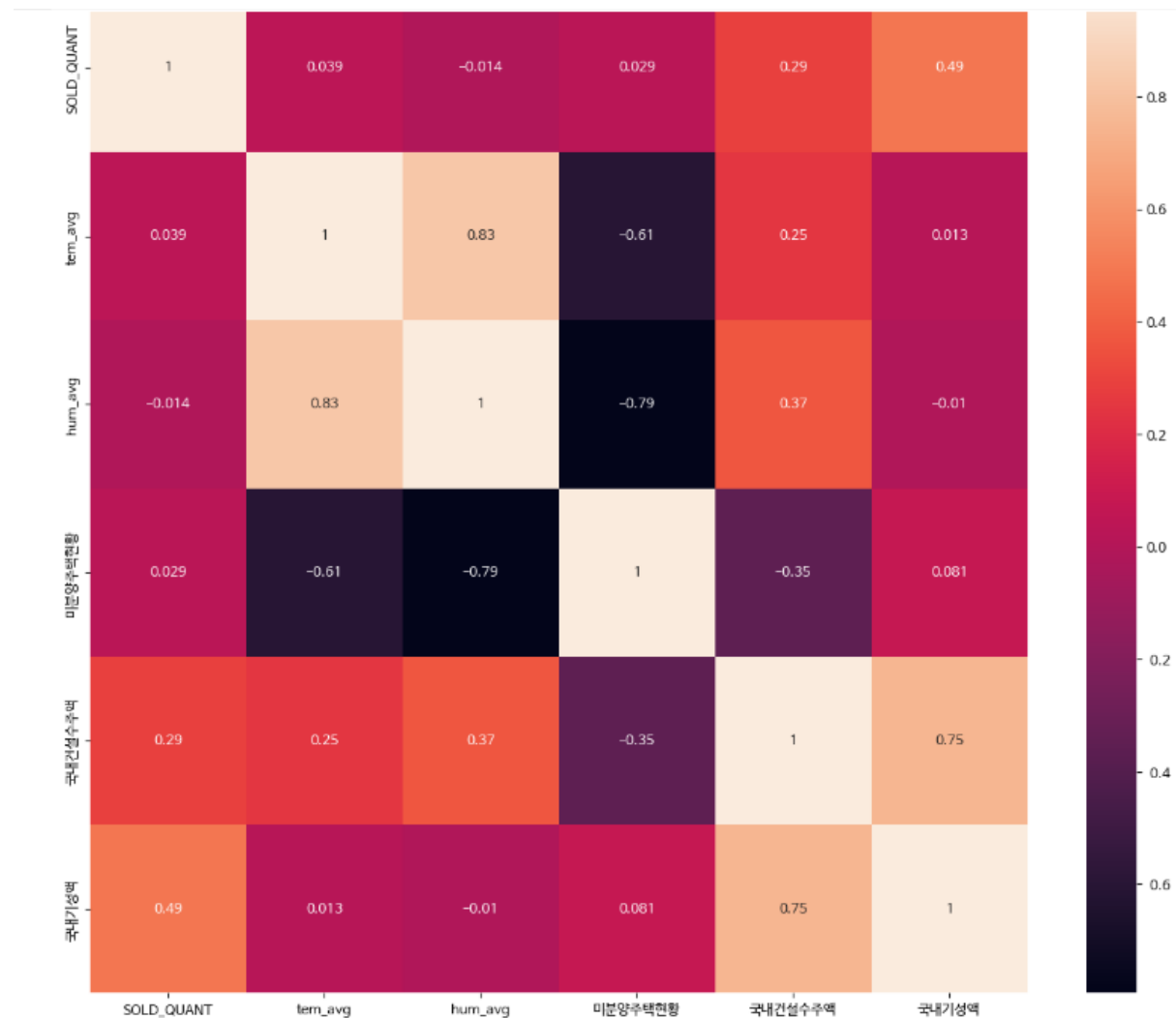
Corr 지수는 낮지만 콘크리트 혼화제 생산은 습도와 온도에 영향을 많이 받기 때문에(KS F 2403의 규정에 따라 제작된 콘크리트 공시체를 $(20 \pm 2)^{\circ}\text{C}$ 의 온도로 유지 및 95% 이상의 습윤 상태에서 양생하는 것) 선정했습니다.

※ 참고문헌: 한국콘크리트학회_표준시방서

건설지표

(국내건설수주액, 국내건설 기성액)

콘크리트 혼화제 시장에 주축을 담당하는 국내 건설지표들을 가져왔습니다 미분양 주택현황, 국내건설수주액, 국내 건설 기성액 중 Corr이 상대적으로 높은 국내건설수주액 국내 건설 기성액을 채택하였습니다



생산계획모델

데이터 마트

분석용 데이터세트

납기일자

판매중량

제품명

예측판매중량

판매중량(주별 합계, target)

제품명

예측판매중량

온도

습도

국내건설수주액

국내건설기성액



	week	prodname	tem_avg	hum_avg	order_quant	sold_quant	국내건설수주액	국내기성액
0	2018-11-05	AE	9.81	71.79	13830	14560	11924951	11419899
1	2018-11-05	CSA4000	9.81	71.79	15764	12480	11924951	11419899
2	2018-11-05	CSA4000(PCA)	9.81	71.79	0	0	11924951	11419899
3	2018-11-05	CSA5000	9.81	71.79	112083	118560	11924951	11419899
4	2018-11-05	PEMA-500FR	9.81	71.79	36817	41600	11924951	11419899

생산계획모델 선정

** 제품 AE 기준

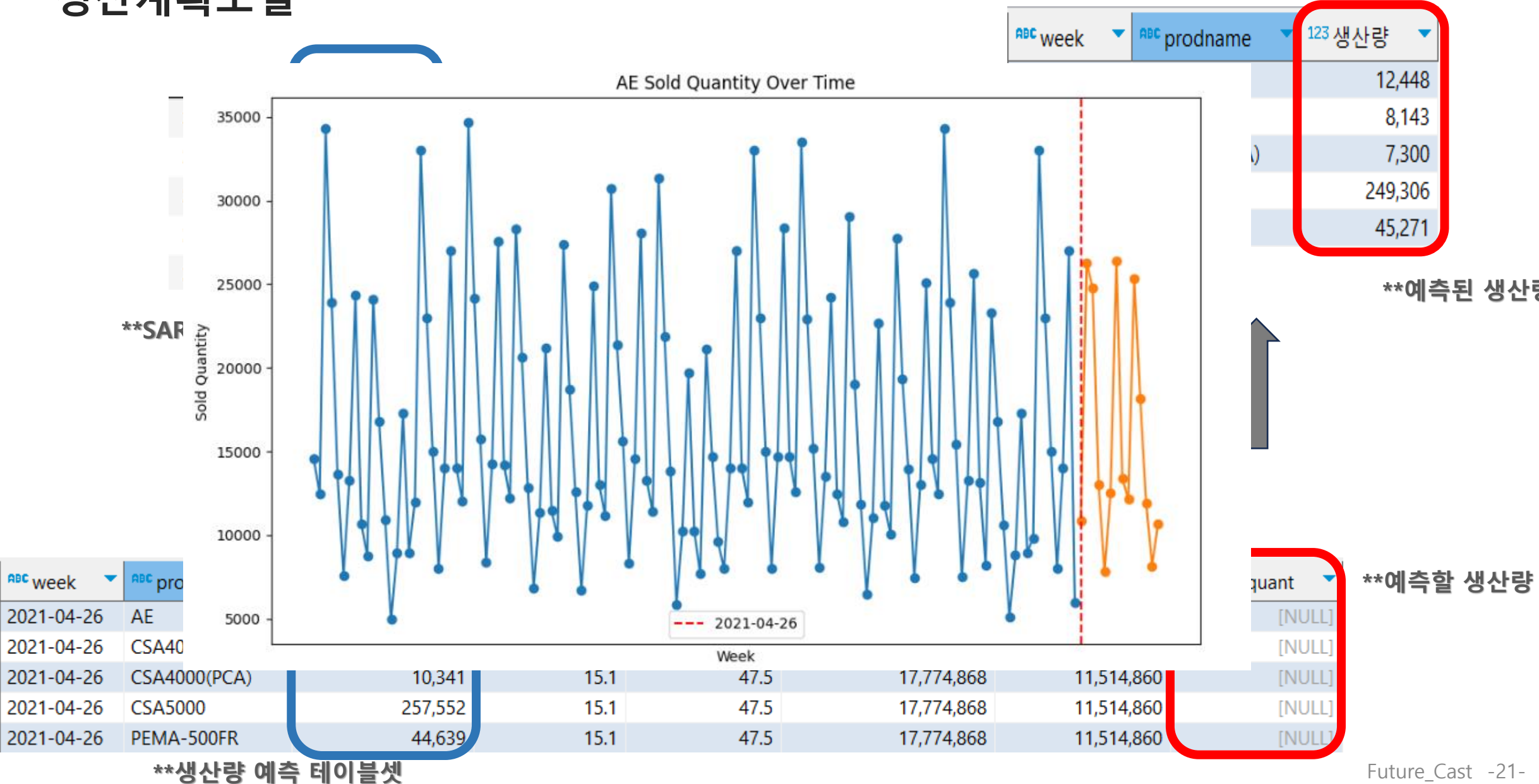
Ridge	Lasso	DTR	LGB	XGB
RMSE : 0.2 ACC : 0.769	RMSE : 0.2 ACC : 0.766	RMSE : 0.15 ACC : 0.904	RMSE : 0.21 ACC : 0.882	RMSE : 0.14 ACC : 0.920

```
XGBRegressor 최적 하이퍼 파라미터: {'learning_rate': 0.05, 'max_depth': 4, 'n_estimators': 200}
XGBRegressor 최고 MSLE:0.0274
XGBRegressor 최고 RMSLE:0.1657
MLSE scores:0.0222
RMLSE scores:0.1491
테스트 데이터 세트 정확도:0.9207
=====
```

```
<<<<< 제품명: AE >>>>>
가장 높은 데이터 세트 정확도: 0.9206567702331203
가장 높은 정확도를 가진 모델의 이름: XGBRegressor
=====
```

최종선정

생산계획모델



재고관리

ABC week ▼	ABC prodname ▼	123 생산량 ▼
2021-04-26	AE	12,448
2021-04-26	CSA4000	8,143
2021-04-26	CSA4000(PCA)	7,300
2021-04-26	CSA5000	249,306
2021-04-26	PEMA-500FR	45,271

	제품명	원자재명	비율
0	AE	RA-300S	0.046053
1	AE	공기연행제	0.545987
2	AE	사용수	0.407961
5	CSA4000	ACTICIDE-MVK	0.000585
6	CSA4000	PCA3000	0.050725
7	CSA4000	PEMA-SP1000	0.008772
8	CSA4000	RA-300S	0.049181
9	CSA4000	SRE-200SD-T	0.001287
10	CSA4000	Urea-20%	0.081439
11	CSA4000	WRE-580FX	0.005531
12	CSA4000	WRE-770	0.069556
13	CSA4000	글루콘산소다	0.024971
14	CSA4000	사용수	0.702668
15	CSA4000	소포제	0.001000
16	CSA4000	액상리그닌	0.004287

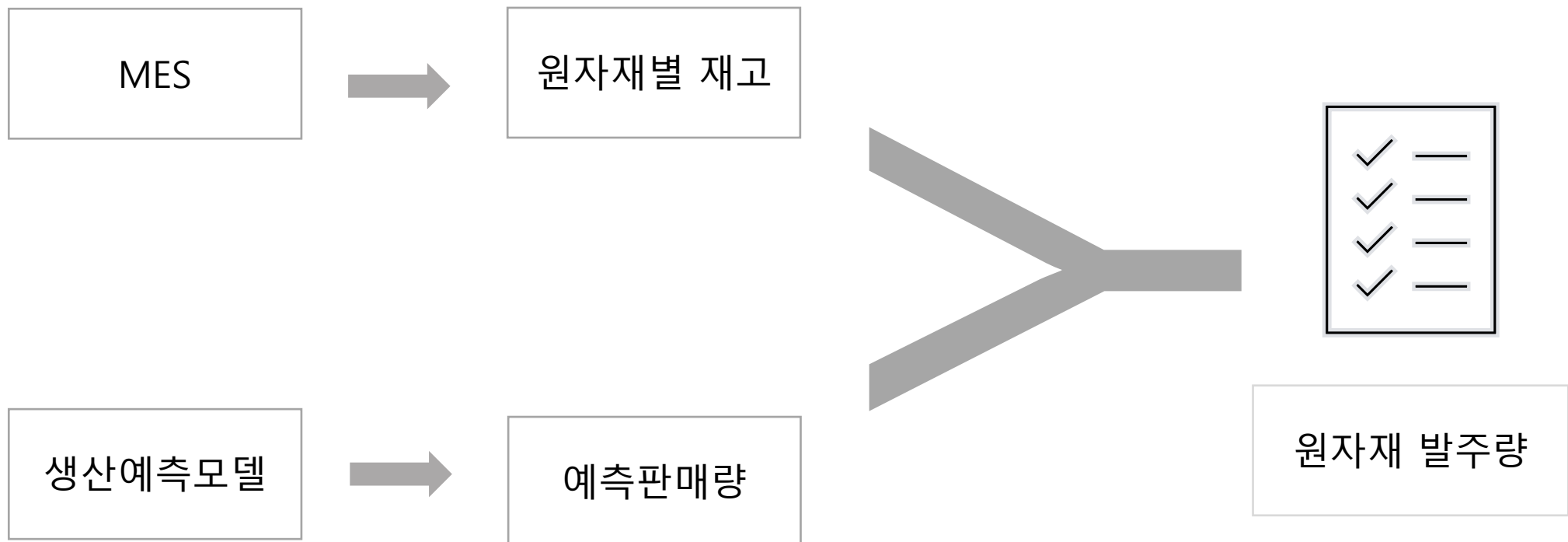
** 제품별 BOM

주별 제품 생산량을 제품BOM을
통해 주별 원자재량으로 변환

```
{'2021-04-26': {'RA-300S': 23173.184024999995,
'공기연행제': 5979.944767999999,
'사용수': 667623.7409780001,
'PC소포제': 386.073364,
'PEMA-WRE-600': 11047.236922999999,
'ACTICIDE-MVK': 397.81297400000005,
'AE': 165.871452,
'CSA5000': 1327.8077179999998,
'M30': 10888.860785,
'PCA3000': 23799.898407,
'PEMA-500FR': 11683.430583,
'PEMA-630XR': 8487.321292,
'PEMA-HR1000': 3163.56635,
'PEMA-HR1500': 1851.7057969999998,
'PEMA-PR2000': 112.968075,
'PEMA-SR2000': 1516.3036299999999,
'PEMA-SR3000F': 1288.354056,
'PEMA-SRE-200': 10364.518539,
'PEMA-WRE-550': 9343.795725,
'SRE-200SD-T': 15273.978215000001,
'Urea-20%': 66682.194655999998,
'WRE-550T': 48434.239694,
'WRE-580FX': 115524.09244599998,
'WRE-770': 87358.67112099999,
'글루콘산소다': 11376.319952,
'소포제': 793.852577,
'액상리그닌': 1748.57217,
'PEMA-550XD': 4231.207222,
'SRE-110': 2790.100731,
'DEA': 725.640719,
'VK1000': 133.370817,
'Urea': 261.48288499999995,
'PEMA-300HT': 94.90365,
'PEMA-350B': 111.18157,
'설탕': 0.025,
'PEMA-SN400': 2464.142148,
'PEMA-SP1000': 225.116176,
'BDG': 163.548,
'MONODN1501': 11.151,
'MONODN1502': 11.151},
```

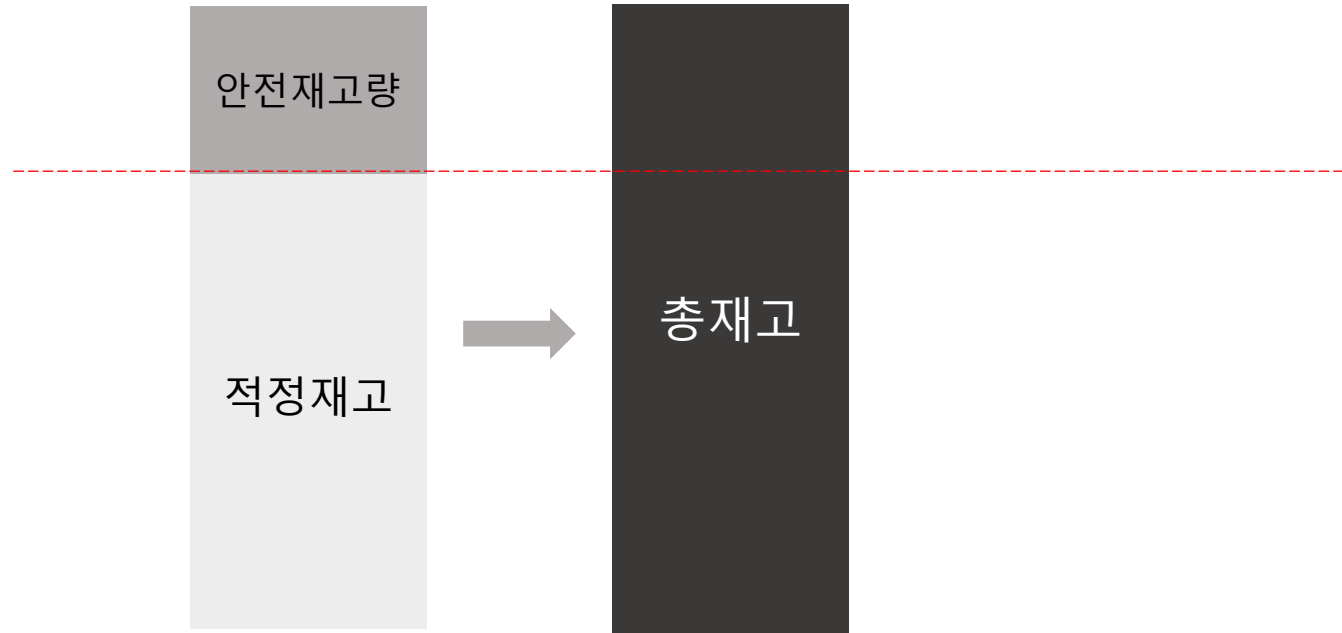
*BOM : 어떤 제품을 생산하는 데 필요한 부품의 소요량을 나타내는 물자표

재고관리



안전재고량

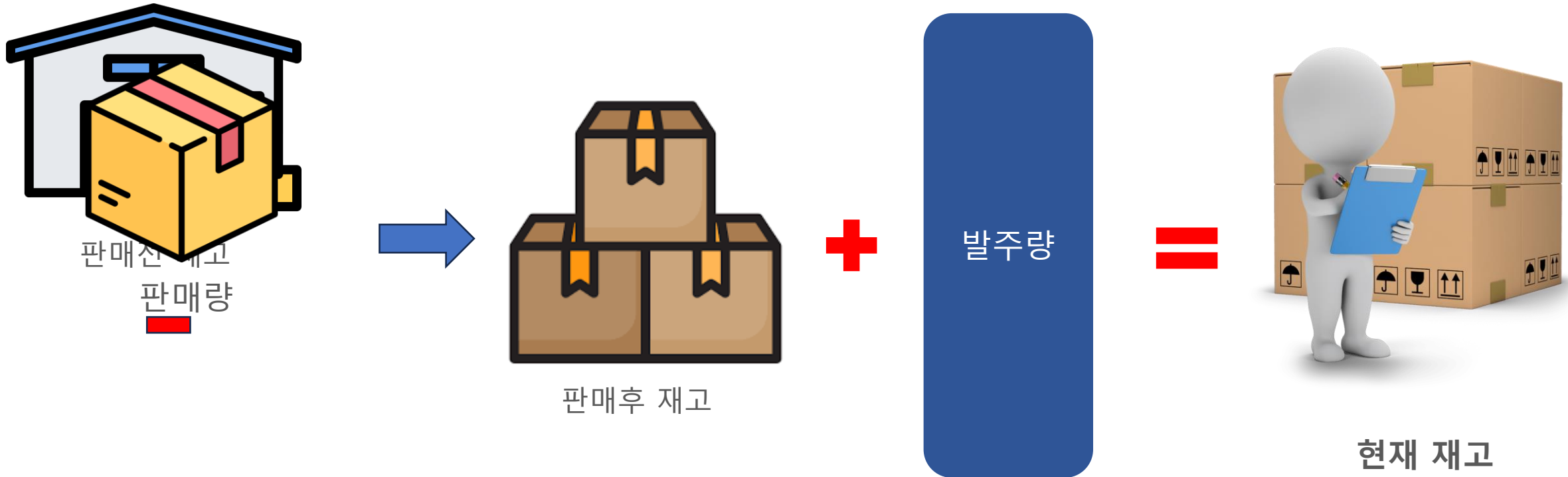
(주별최대판매량 X 최대 리드타임) – (주별 평균 판매량 X평균 리드타임)



리드타임
제품을 생산하는데 시작부터 마칠때 까지의 소요시간

안전재고 기준
리드타임 동안 발생할 수 있는 비상 수요에 대비하기 위해 보유하는 재고

원자재 자동발주 프로세스



원자재 자동발주

** 주기 별 원자재 발주 / 데이터 프레임

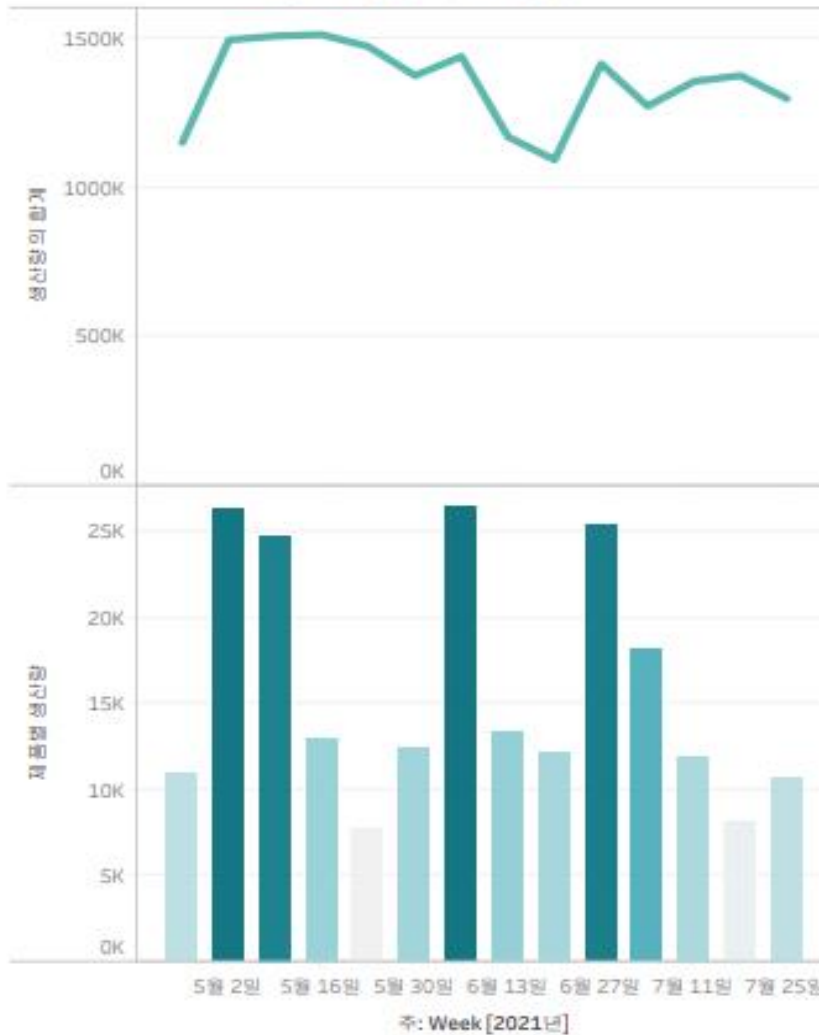
	사용수	공기연행제	RA-300S	PEMA-WRE-600(5	PC소포제	PEMA-HR1000태명	PEMA-SR3000F현	PEMA-HR1000영동	PEMA-PR2000영풍	PEMA-SR3000F대	...	PEMA-SR3000F극	PEMA-HR1500우성	PEMA-SN400하남(PEMA-SN400청명(PEMA-SN400유익(PEMA-SR2000영남	PEMA-SP1000대보	MONODN1501	MONODN1502	BDG
week																					
2021-04-26	9.188352e+05	18640.610147	40734.096372	19017.536683	443.298121	700.072834	700.895956	1089.642808	118.714930	219.901482	...	953.527798	949.412834	924.329862	3835.218135	1093.020537	876.415812	326.179485	13.2525	13.2525	194.370
2021-05-03	9.048323e+05	15689.146628	36576.995352	33810.533747	437.244113	903.411238	699.700744	1208.583685	153.196063	283.772574	...	1017.892179	871.177255	223.435398	927.075415	264.212473	1152.371379	822.132911	10.2000	10.2000	149.600
2021-05-10	8.888729e+05	23164.256824	36271.594627	4988.636693	442.768013	1195.988786	795.416274	1174.071203	202.809934	375.674778	...	1264.300025	1036.243141	237.197688	984.177740	280.486388	1326.636877	826.696612	24.8040	24.8040	363.792
2021-05-17	9.135577e+05	11437.223940	39541.052013	6406.652794	444.251024	723.752022	664.943587	1331.755382	122.730332	227.339406	...	1541.541087	1143.726291	478.071804	1983.609670	565.320154	1706.084206	810.639977	33.9105	33.9105	497.354
2021-05-24	9.905020e+05	8158.140030	40949.328263	9240.841694	506.604877	733.730600	769.290888	1228.270383	124.422450	230.473800	...	1079.298557	1018.005998	540.259848	2241.639540	638.857548	1033.888723	584.391269	25.5030	25.5030	374.044
2021-05-31	8.498050e+05	18228.256435	31308.063574	5662.110249	462.106523	638.779244	575.918866	1103.504551	108.321063	200.648412	...	1056.870641	777.461533	288.453708	1196.848590	341.096658	1174.611730	539.302365	43.8285	43.8285	642.818
2021-06-07	1.048878e+06	25078.648447	34491.599063	8140.968383	600.299017	985.530546	799.839063	1251.236830	167.121455	309.567258	...	979.892569	794.446668	404.056944	1676.508120	477.797544	1076.835063	566.162126	73.0500	73.0500	1071.400
2021-06-14	7.220526e+05	8368.584876	36788.552156	13964.775461	399.402067	682.416906	524.517976	1251.597114	115.720924	214.355538	...	1702.926971	1083.538603	478.071804	1983.609670	565.320154	2017.725426	714.682686	20.7990	20.7990	305.052
2021-06-21	8.787530e+05	17525.541550	39456.866951	21857.044547	449.355108	616.468140	635.152059	1026.669498	104.537655	193.640220	...	931.202387	897.877273	903.788550	3749.988375	1068.730425	877.563774	343.470210	13.8660	13.8660	203.368
2021-06-28	8.717554e+05	19832.106750	37475.491422	38661.338509	516.771463	651.098590	634.012938	972.736695	110.410118	204.518070	...	870.140368	863.058245	127.872585	530.567363	151.209397	973.722960	633.869106	20.4900	20.4900	300.520
2021-07-05	8.039924e+05	15044.676088	33783.911444	4403.493706	382.240149	892.838242	576.292302	1036.887344	151.403147	280.451466	...	1109.720091	992.496855	189.331179	785.570607	223.884217	1103.105634	603.740508	24.7320	24.7320	362.736
2021-07-12	8.122251e+05	9650.913210	33627.776365	5681.228350	409.862127	620.994152	641.360103	1088.072693	105.305154	195.061896	...	1292.870052	990.898182	503.884608	2090.711840	595.843808	1407.454715	723.636637	33.3900	33.3900	489.720
2021-07-19	9.157427e+05	6587.778933	39027.377910	7479.366509	446.008705	589.613890	691.931823	1095.067045	99.983843	185.204970	...	987.607598	987.873964	655.863084	2721.299070	775.558434	904.391477	409.462663	26.1705	26.1705	383.834

13 rows × 54 columns

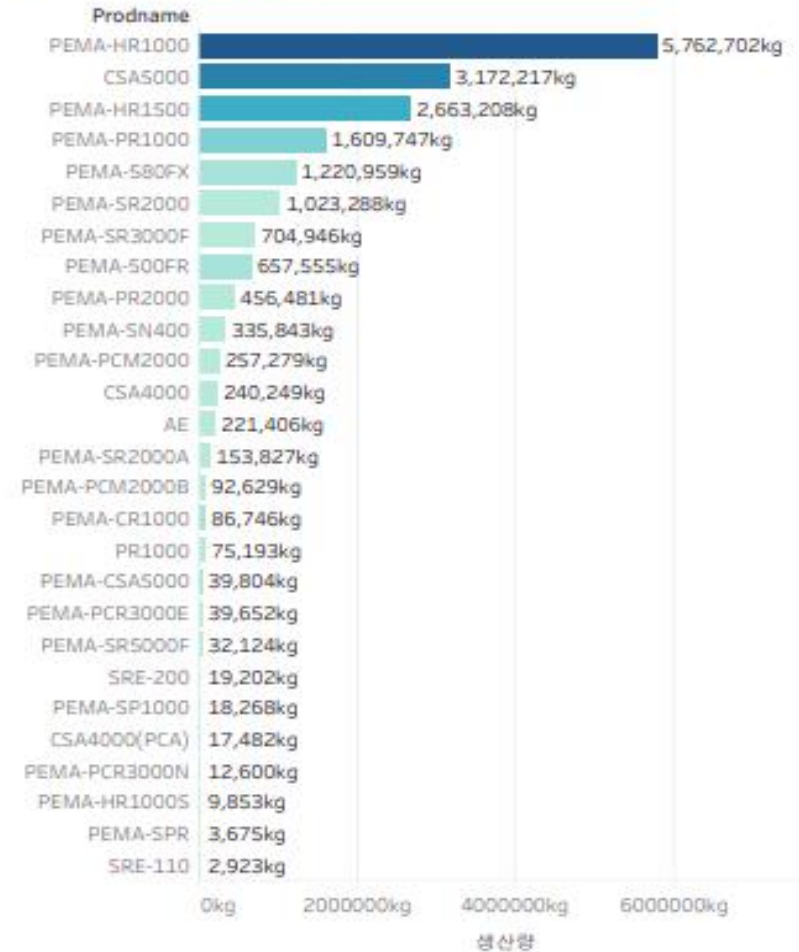
04 프로젝트 수행 결과

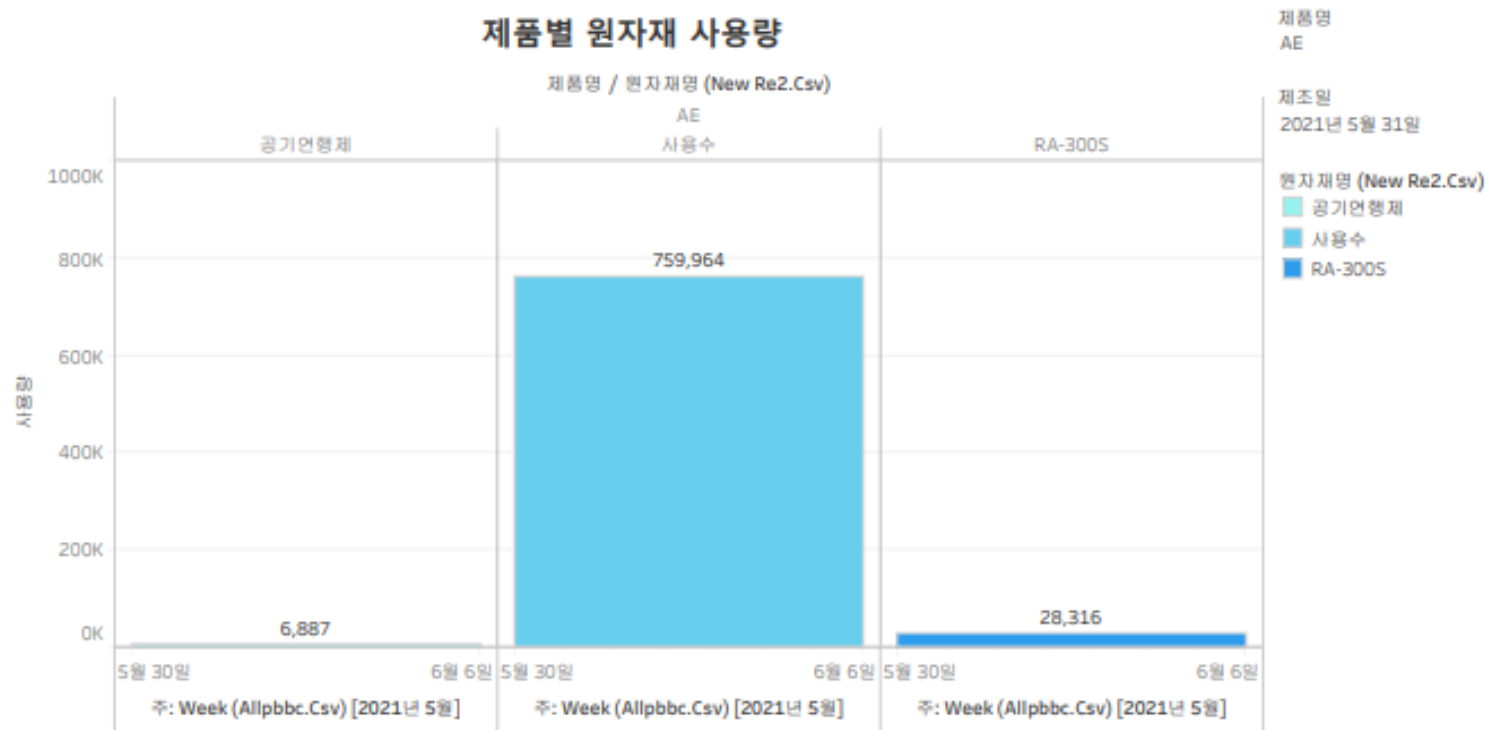
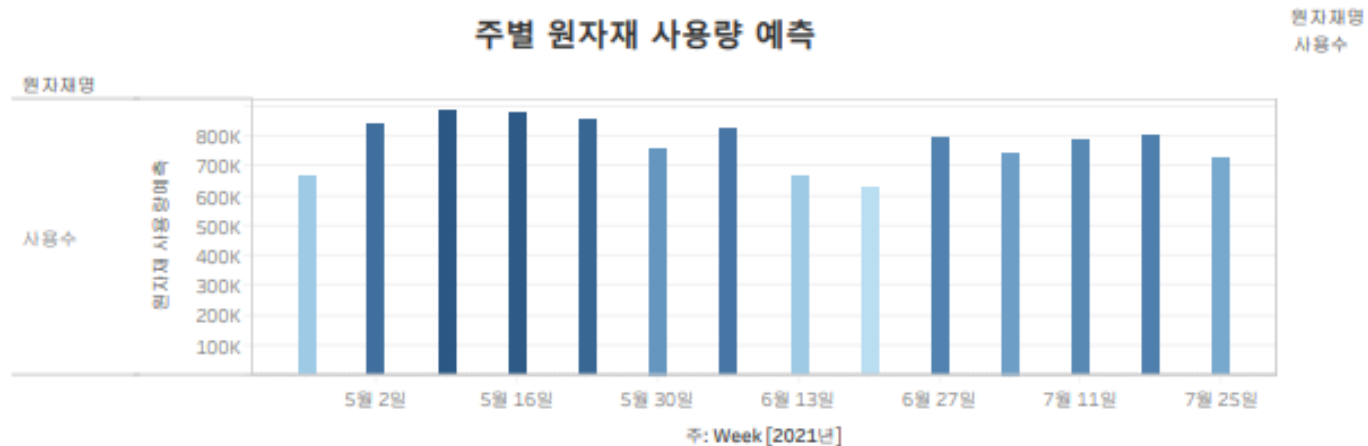
제품별 선택
AE

주별 제품 생산예측



제품별 예측 수주량





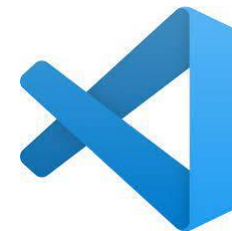
코드 시현

분석 환경 및 활용 라이브러리

분석 언어



개발 환경



05 자체 평가 의견




팀장_남동연

제조업 분야의 전체적인 프로세스와 콘크리트
혼화제 및 관련된 도메인 지식이 얼마나 중요한
지를 깨달았습니다.


코딩, 데이터 전처리, 데이터 가공, 피처 개발, 모
델링 등 다양한 작업을 프로젝트를 통해 경험하
고 배웠지만, 이 모든 과정이 쉽지 않다는 것을
깨달았습니다. 특히 시계열 데이터 있어 sarima 모
델은 시계열 데이터의 패턴과 계절성을 통해 수
요를 예측하기에 적합하다고 느꼈습니다.

하지만 딥러닝을 활용한 수요예측에 있어 어려
움을 많이 느껴 부족하고, 노력과 시간 투자가 필
요하다 생각했습니다.




옥유리

지난 프로젝트에서 데이터 관련 업무를
하지 못한 아쉬움이 많아서 이번에는 데
이터 작업을 하며 ML과 DL을 집중적으
로 습득하고자 하였으나
태블로라는 프로그램을 담당하게 되어
이번에도 ML,DL을 공부하지 못했던 부
분이 너무 많이 아쉬웠습니다.
태블로 작업 중에는 누구에게 물어볼 곳
도 학습 자료도 많지 않아 강의도 있는
대로 구매하고 교재도 여러권 정독하고
인도어로 강의하는 유튜브까지..없는 자
료 찾아가며 독학하면서 한계도 많이 느
끼고 막막함에 포기하고 싶은 순간도 많
았지만 처음으로 대시보드가 만들어졌
을 때 지난 시간이 다 보상받는 것 같았
습니다.
프로젝트 끝나면 그동안 못한 복습들 하
면서 태블로도 계속 공부해가려 합니다.
앞으로가 기대됩니다.



윤정현

Django에 대해 지식이 별로 없어서
힘들었고 원래는 현업데이터가 매일
ETL을 이용해서 Update가 되어야
주마다 하는 발주가 내용이 현실반
영이 되는데 여기서는 한번에 온 데
이터만 존재하기때문에 3개월치
발주를 한번에 작성해야하는 아쉬움
이 있습니다.






김태현

이번 프로젝트를 시작하면서 딥러닝 파트와 머신러닝 파트를 중점적으로 맡았는데 딥러닝 지식이 쌓이기 전에 시계열 딥러닝을 접하다 보니 너무 부족한점이 많았던 것 같습니다. 처음에는 r2스코어 중점으로 예측값에 정확도를 측정 할려하였고 딥러닝 모델에 r2스코어는 상당히 매력적으로 보였습니다. 그렇지만 선형회귀모델이 아닌 딥러닝 모델에 r2스코어를 측정하는 것은 상당한 오류였으며 뒤늦게 mape를 기준으로 잡아 시간을 많이 소모했습니다. 또한 모델개발에만 너무 중점적인 나머지 예측문제에 중요한 피쳐개발을 좀더 유리하게 이끌어내지 못한점, 기술적인 부분에서는 자동으로 연동화시키는 작업, 구글 클라우드를 적용했으면 어땠을까 하는 아쉬운점이있습니다. 이번 프로젝트때 아쉬운점이많아 오히려 더 성장해갈수있다 생각합니다


이후 dacon 수요예측이나 혹은 직장생활을 하며 한층 더 발전해가는 저를 만들고 싶습니다 우리팀 감사합니다.]



장인혁

이번 자동 발주 시스템이라는 주제를 가지고 2차 프로젝트를 진행하게 되면서 느낀점은 프로젝트 주제에 대해 조사해보면서 여러 어려움을 느꼈습니다. 이 시스템의 자동 발주를 구현하기 위해서 필요한 수요요청에 대한 예측을 위해 어떤 모델을 선택해야할지, 그에 맞게 받은 데이터를 어떻게 모델에 알맞게 가공 해야할지, 필요한 데이터 테이블이 무엇인지 등 어려움을 겪었지만 조금씩 조원들과 아이디어를 내보고 강사님에게 조언을 들어보고 이를 조율하면서 한 발자국씩 진행해나갈 수 있었습니다. 이번 프로젝트에서 Mariadb를 담당해서 작업을 진행하였는데 받은 데이터들을 테이블로 만들고 연관성을 고려해서 테이블들을 합쳐서 새로운 테이블을 만들거나 필요한 부분만 빼서 사용하거나 일관성이 없는 데이터를 전처리해보면서 어떻게 해야 프로젝트에 맞게 사용할 수 있을까 생각하고 책이나 구글, chatgpt를 통해 막히는 부분이나 궁금한 부분을 검색하고 찾아보면서 해결방법을 찾아보려고 노력했습니다. 덕분에 몰랐던 함수나 프로시저, 트리거 같은 기능에 대해서 알 수 있었고 간단한 프로시저 기능을 사용해서 파이썬을 통해 출력된 데이터를 Mariadb의 DB에 업데이트를 할 때에 예비 저장테이블을 생성하는데 사용할 수 있었습니다. 비록 완성된 프로젝트가 미숙하고 부족한 점이 많겠지만 프로젝트를 진행하면서 작업했던 경험이 앞으로도 많은 도움이 될 것이고 부족했던 부분은 더 공부를 해서 채워 나갈 수 있도록 노력하겠습니다.

힘든점도 있고 아쉬운점도 많았지만 조원들과 같이 노력했고 만들면서 재미있었던 부분도 있어서 개인적으로는 유익하고 만족했던 시간이었습니다.



Q & A