



선박 항차 데이터 분석

머신 러닝을 활용한 선박 대기 시간 예측





팀원 소개

Team Member

Leader



조재경

- 데이터 분석
- PPT 제작
- 발표



최서윤

- 데이터 분석
- 문서작업



이보운

- 데이터 전처리
- 데이터 분석
- 총괄 지휘



김동욱

- 데이터 전처리
- 데이터 시각화
- 데이터 분석
- 발표



박재현

- 데이터 전처리
- 데이터 분석
- PPT 제작
- 발표



목차

1

INTRO

- 1) 분석 배경
- 2) 프로젝트 이해

2

Data

- 1) 데이터 수집
- 2) 데이터 전처리
- 3) 데이터 베이스

3

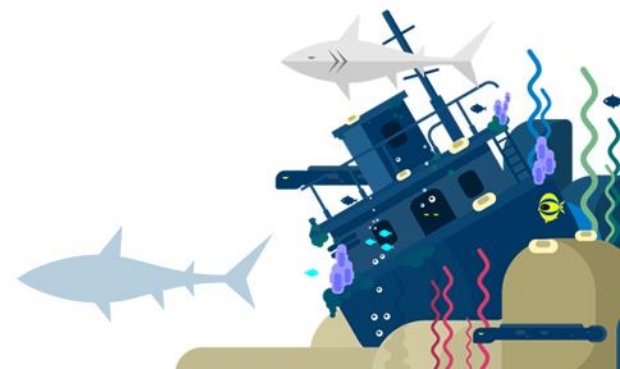
ANALYSIS

- 1) 사용 프로그램
- 2) 머신 러닝
- 3) 모델 해석

4

CONCLUSION

- 1) 기대 효과
- 2) 활용 방안





목차

1

INTRO

- 1) 분석 배경
- 2) 프로젝트 이해

2

Data

- 1) 데이터 수집
- 2) 데이터 전처리
- 3) 데이터 베이스

3

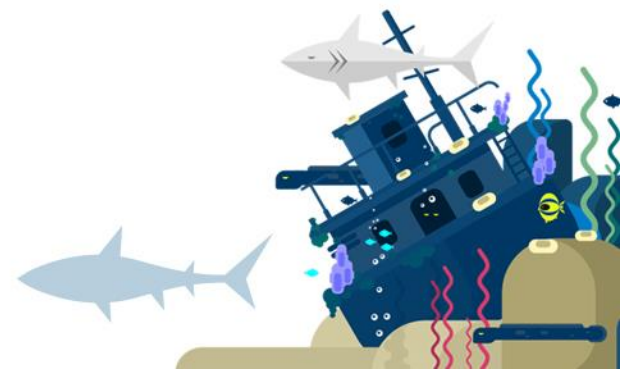
ANALYSIS

- 1) 사용 프로그램
- 2) 머신 러닝
- 3) 모델 해석

4

CONCLUSION

- 1) 기대 효과
- 2) 활용 방안





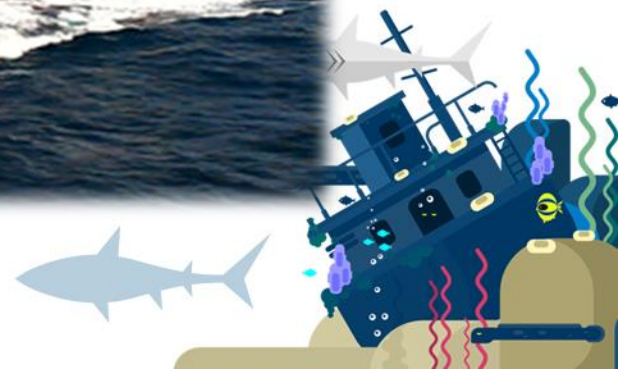
분석 배경

코로나19 이후 해운 물류 현황

코로나19 이후 물류 정체로 인해 다수의 항만에서 선박 대기 시간이 길어지고, 이로 인한 물류 지연이 화두가 되고 있습니다.

특히 전 세계 물동량의 85%를 차지하는 해운 물류 분야에서 항만 정체는 큰 문제로 인식되고 있는 상황입니다.

저희 조는 접안 전에 선박이 해상에 정박하는 시간을 대기시간으로 정의하고, 선박의 제원 및 운항 정보를 활용하여 산출된 항차 데이터를 활용해 항만 내 선박의 대기 시간을 예측하는 AI 알고리즘을 개발하였습니다.





분석 배경

부산일보

항만적체 손실 갈수록 늘어

1주 전



카고뉴스

항만체선 현상 손실 '눈덩이'

2023. 9. 14.



물류신문

선박 대기시간 줄어 경제손실비용 감소

2023. 5. 11.



연합뉴스

[울산항 정박지 부족, 여전히 과제]
대기공간 없어 손실안고 표류하는 선박들

2023. 11. 1.



이투데이

5년간 선박 체선 2조 넘는 손실 발생

2023. 6. 25.

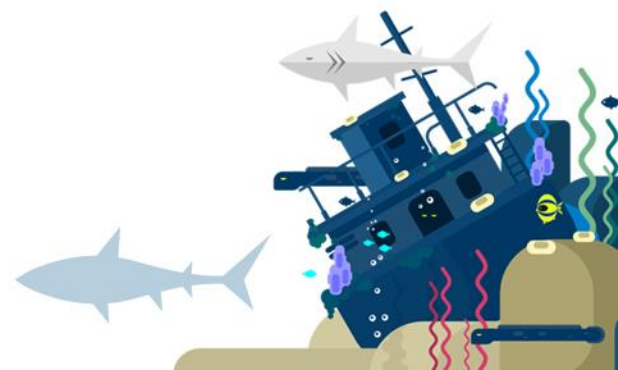


선박대기시간 감소의 중요성

기상악화 혹은 항만 사정으로 선박이 항만에 접안하지 못한 채 12시간 이상 대기하는 체선(滯船) 현상으로 인해 매년 큰 손실을 보고 있습니다.

특히 체선 현상은 정박지 부족, 기상 악화 등 다양한 이유로 일어나기 때문에 정확한 원인을 파악하는 것이 중요합니다.

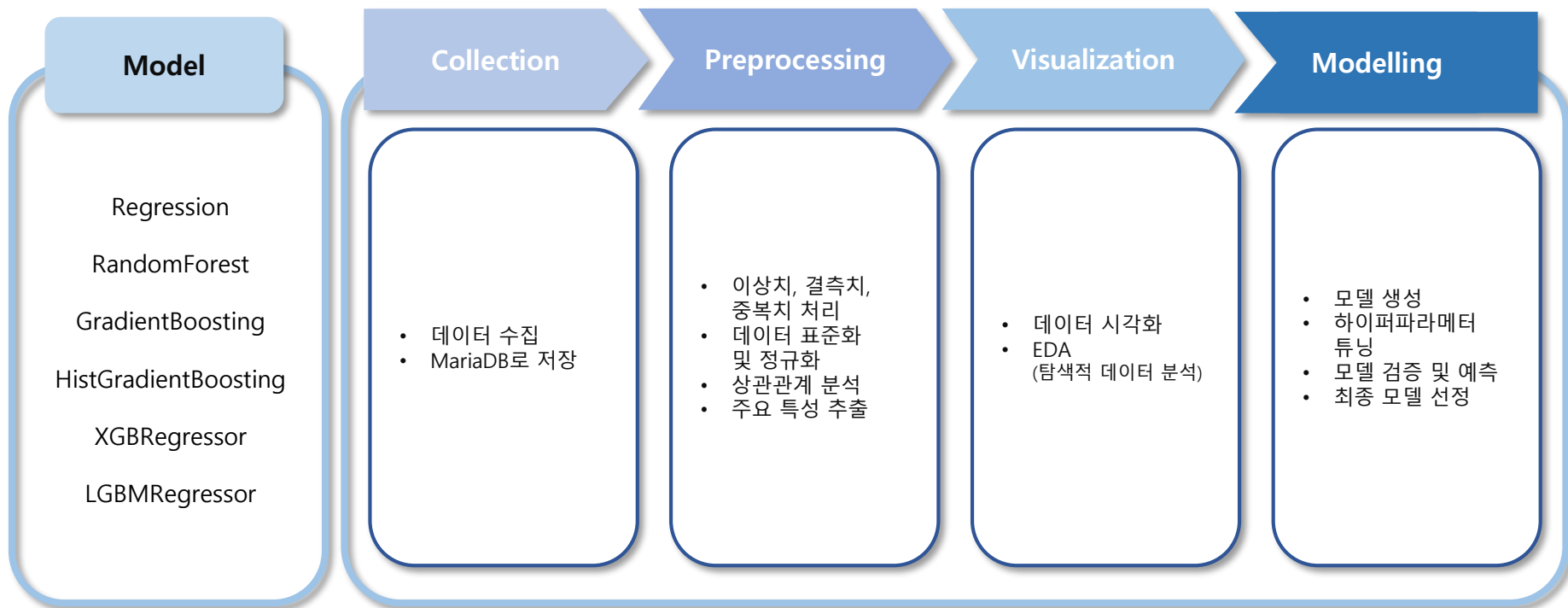
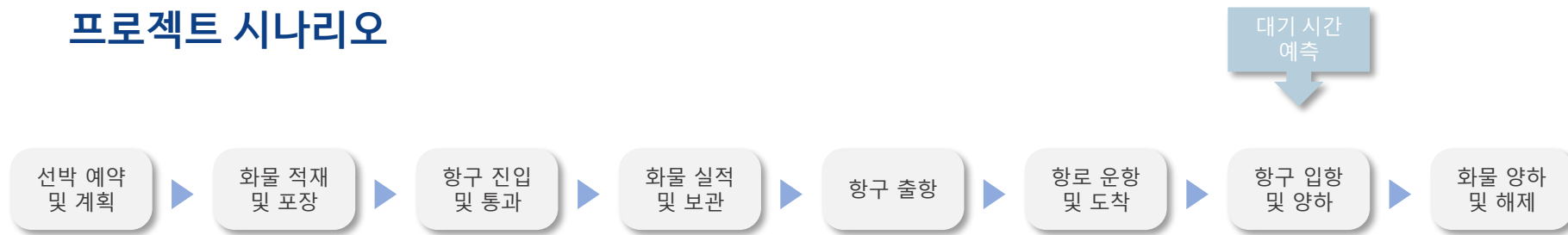
보다 정확한 선박의 접안 시간 예측을 통해 선박의 대기시간을 줄임으로써 연료 절감 및 온실가스 감축 효과를 기대할 수 있습니다.





프로젝트 이해

프로젝트 시나리오





프로젝트 이해

선박의 종류



Bulk



Tanker

Cargo



Container





목차

1

INTRO

- 1) 분석 배경
- 2) 프로젝트 이해

2

Data

- 1) 데이터 수집
- 2) 데이터 전처리
- 3) 데이터 베이스

3

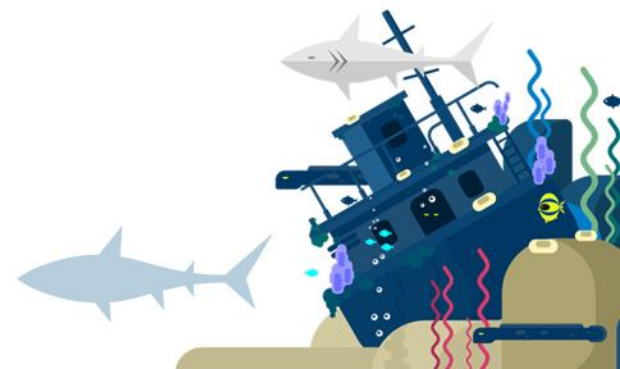
ANALYSIS

- 1) 사용 프로그램
- 2) 머신 러닝
- 3) 모델 해석

4

CONCLUSION

- 1) 기대 효과
- 2) 활용 방안





데이터 수집

데이터 수집처



기간 | 2023. 09. 25 (월) - 11. 10 (금)

주제 | 항만 內 선박 대기 시간 예측을 위한 선박 항차 데이터 분석
AI 알고리즘 개발

상금 | 총 2,000만원

참가 대상 | 국내 대학생/대학원생

주최 HD한국조선해양 AI Center

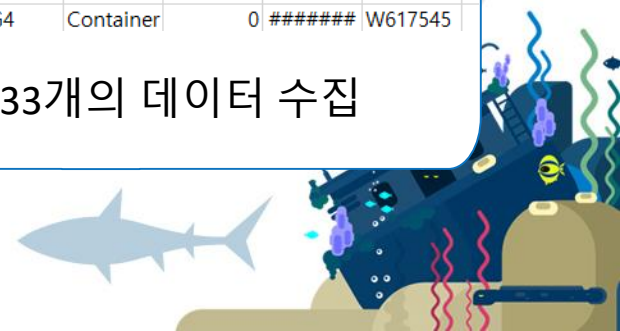
주관 DACON

- DACON(인공지능 경진대회 플랫폼)

데이터 목록

	A	B	C	D	E	F	G	
1	SAMPLE_I	ARI_CO	ARI_PO	SHIP_TYPE	DIST	ATA	ID	B
2	TEST_0000	SG	GIW5	Container	1.826589	#####	K322654	
3	TEST_0000	CN	WEY7	Cargo	25.39939	#####	E376681	
4	TEST_0000	CN	NGG6	Container	111.0795	#####	F811111	
5	TEST_0000	CA	FFM2	Bulk	9.175258	#####	A737561	
6	TEST_0000	JP	QYY1	Container	0	#####	A827175	
7	TEST_0000	BR	TMW2	Bulk	0	#####	J321515	
8	TEST_0000	IN	UJM2	Bulk	15.56862	#####	N677182	
9	TEST_0000	CA	FFM2	Bulk	9.508439	#####	N786165	
10	TEST_0000	SG	GIW5	Container	24.78372	#####	D541785	
11	TEST_0000	AU	KSF1	Bulk	35.57996	#####	U444818	
12	TEST_0000	AU	WHH4	Bulk	25.48101	#####	H615556	
13	TEST_0000	CN	WAF5	Bulk	0	#####	L133228	
14	TEST_0000	MY	LHD1	Bulk	10.15348	#####	C624433	
15	TEST_0000	RU	FCD5	Container	0.001577	#####	Z638542	
16	TEST_0000	SG	GIW5	Container	31.30004	#####	U214617	
17	TEST_0000	CN	JEN5	Bulk	14.91572	#####	H126285	
18	TEST_0000	CA	BAZ5	Bulk	12.70293	#####	X867471	
19	TEST_0000	TW	JWI3	Container	6.512424	#####	D377771	
20	TEST_0000	RU	AZU6	Bulk	4.742566	#####	L545226	
21	TEST_0000	CN	EUC8	Container	0	#####	V843875	
22	TEST_0000	TW	JWI3	Bulk	187.0438	#####	K657125	
23	TEST_0000	CN	NGG6	Container	126.7541	#####	N667434	
24	TEST_0000	MY	EFG4	Container	0	#####	W617545	

- 총 391933개의 데이터 수집





데이터 이해_분석에 사용할 변수 목록

독립 변수

항구 1곳(RGT8) 삭제
- 이유 : 데이터 null 값 (U_WIND,
V_WIND, AIR_TEMPERATURE, BN)

종속 변수

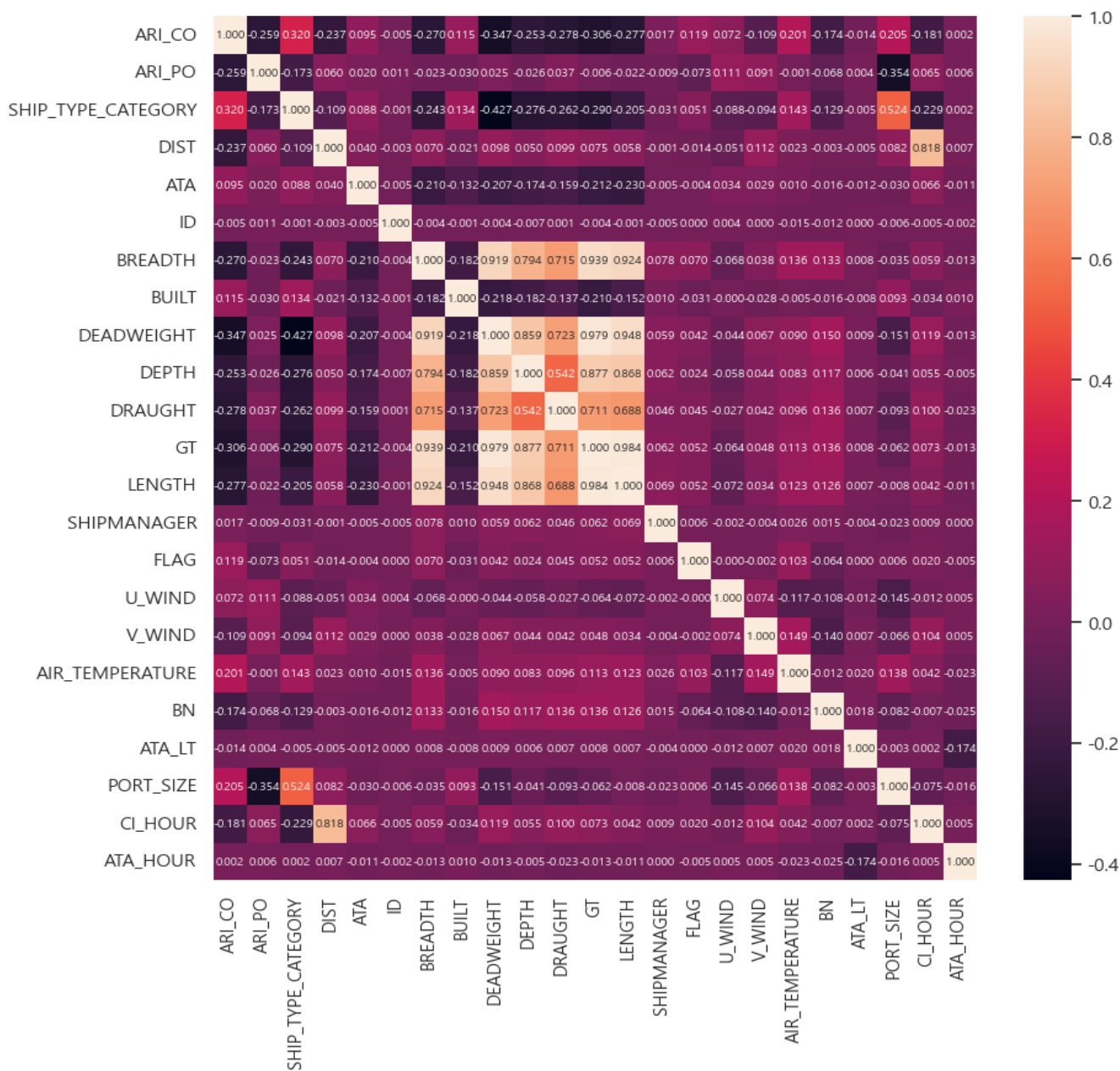
대기시간 (CI_HOUR)



소속국가 (ARI_CO)
항구명 (ARI_PO)
선박종류 (SHIP_TYPE_CATEGORY)
접안지와의 거리 (DIST)
정박시간 (ATA)
선박 일련번호 (ID)
선박의 폭 (BREADTH)
선박의 연령 (BUILT)
선박의 재화중량 (DEADWEIGHT)
선박의 깊이 (DEPTH)
흘수 높이 (DRAUGHT)
용적톤수 (GT)
선박의 길이 (LENGTH)
선박 소유주 (SHIPMANAGER)
선박의 국적 (FLAG)
풍향 u벡터 (U_WIND)
풍향 v벡터 (V_WIND)
기온 (AIR_TEMPERATURE)
보퍼트 풍량 계급 (BN)
정박시간(ATA_LT)
접안지 영역의 크기 (PORT_SIZE)



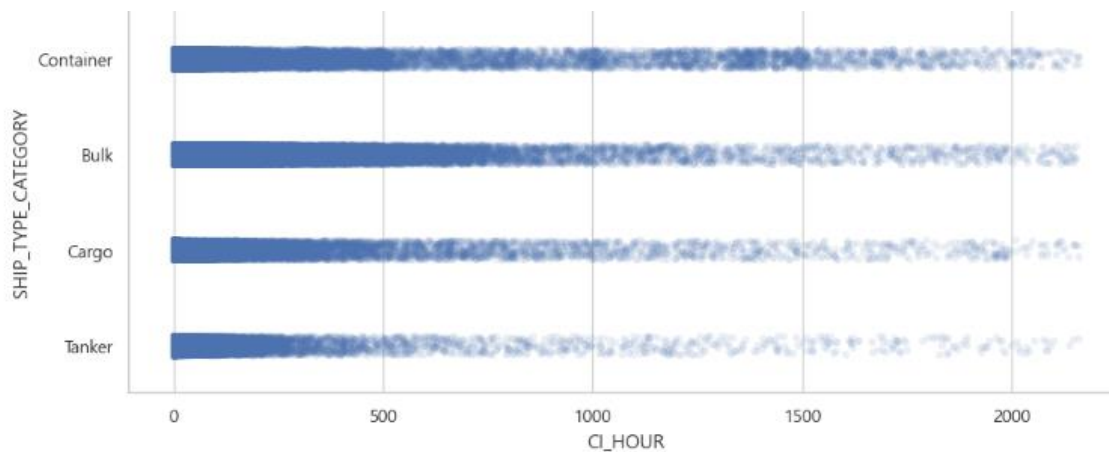
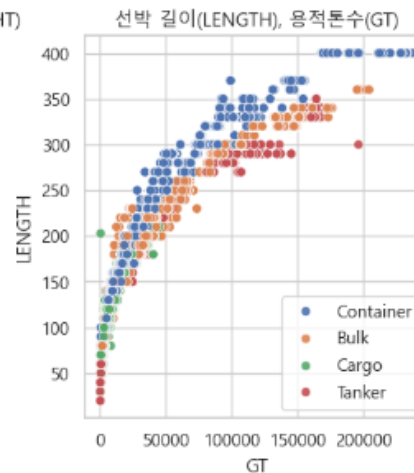
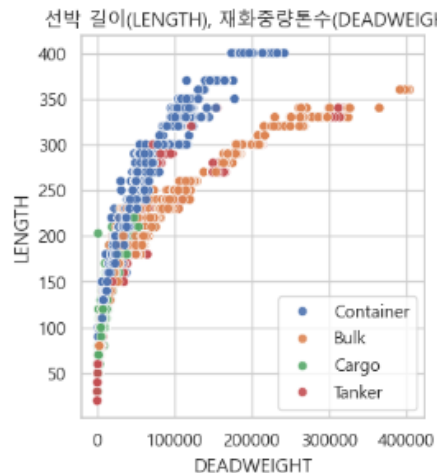
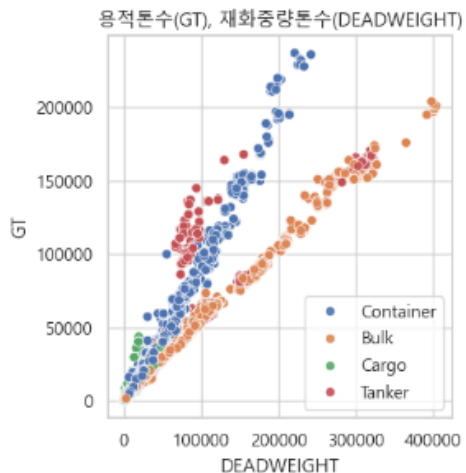
데이터 이해_상관분석





데이터 이해

범주형 데이터 시각화

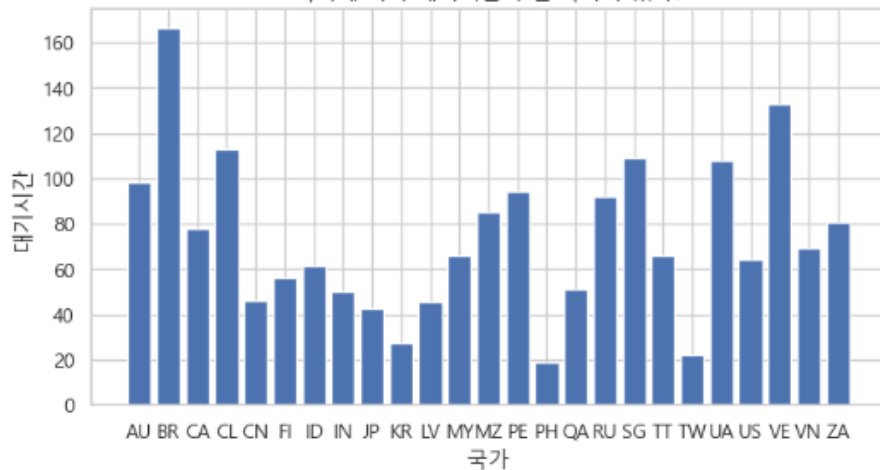




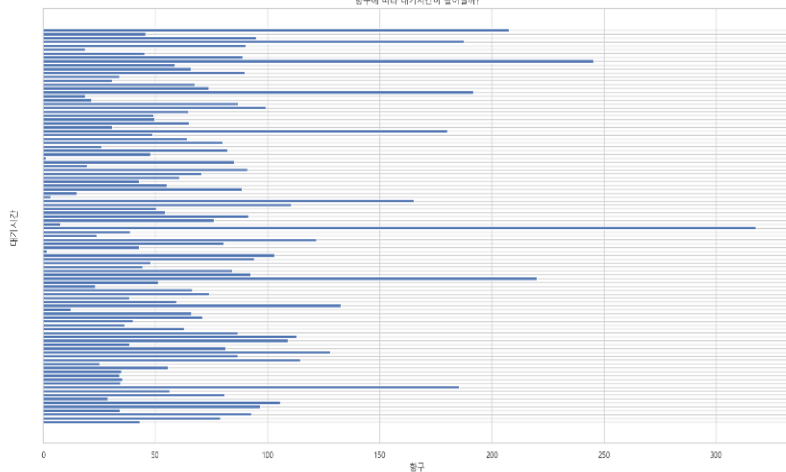
데이터 이해

범주형 데이터 시각화

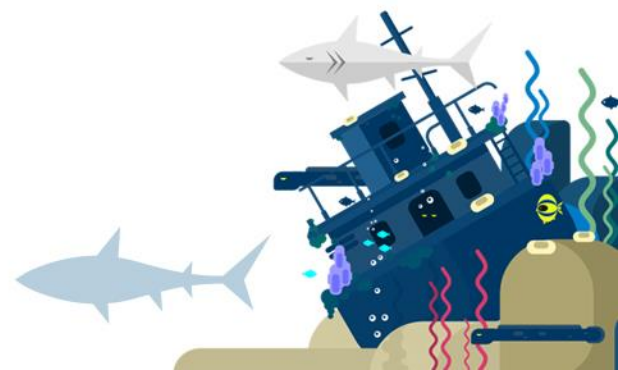
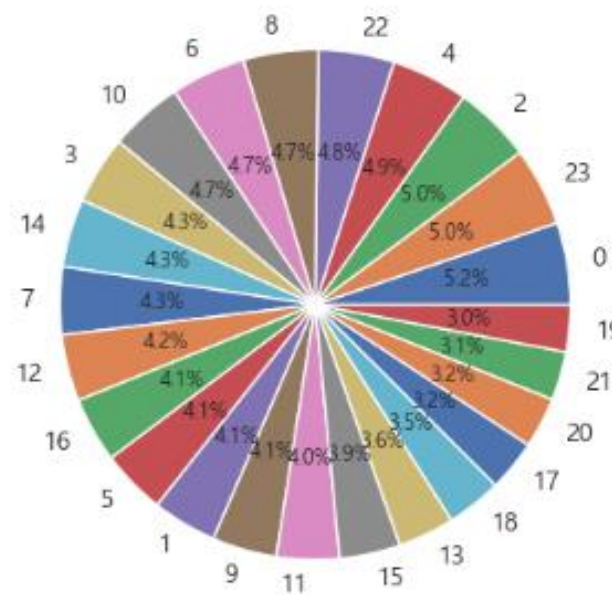
국가에 따라 대기시간이 긴 국가가 있나?



항구에 따라 대기시간이 길어질까?



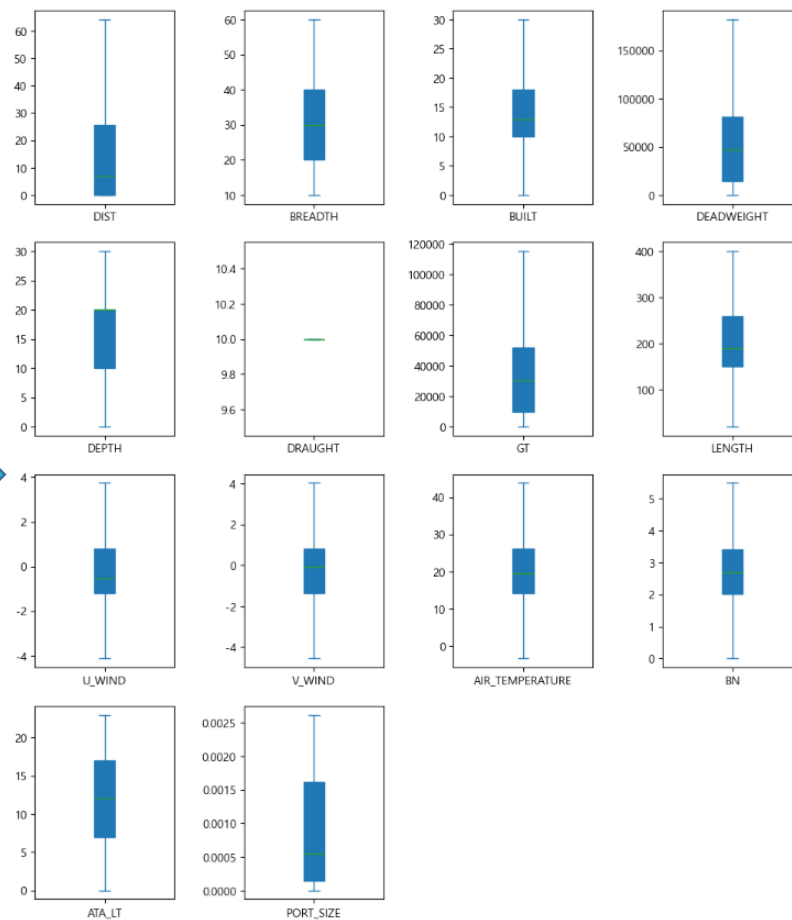
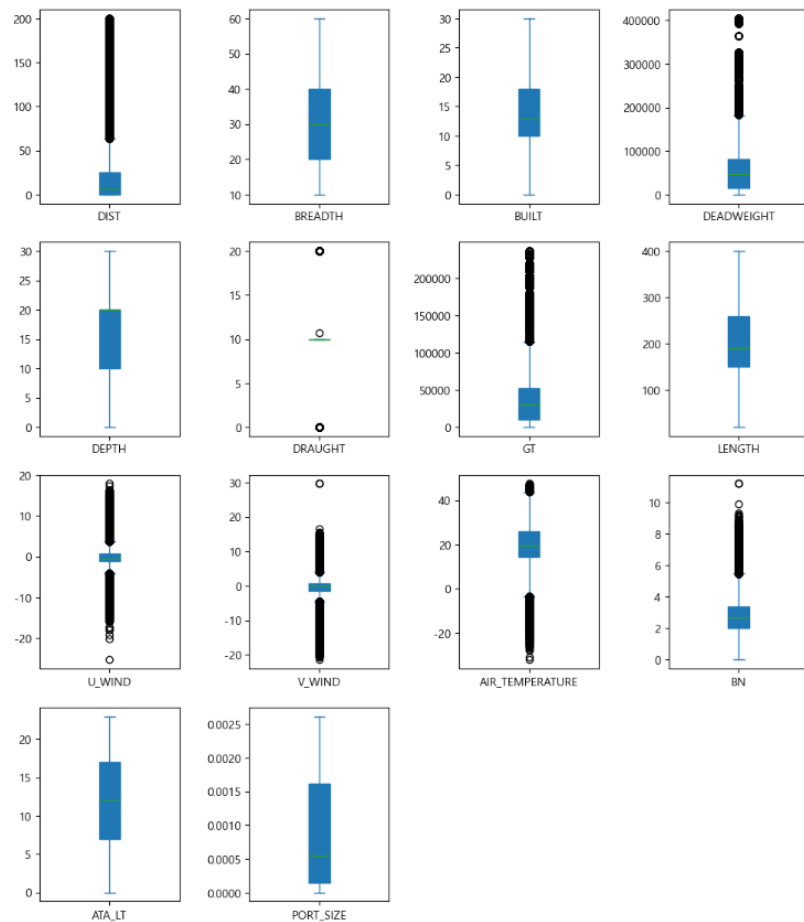
집중되는 도착시간이 있을까?(정박 시간대별 비율)





데이터 전처리

결측치 & 이상치 처리



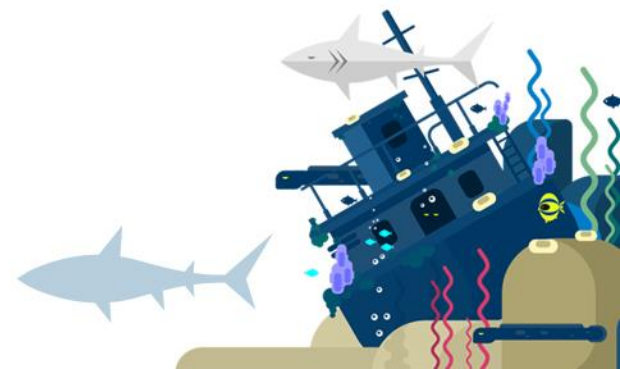
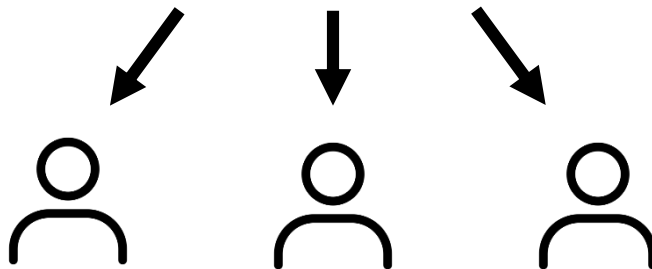


데이터 베이스

MariaDB를 활용한 데이터 공유&관리

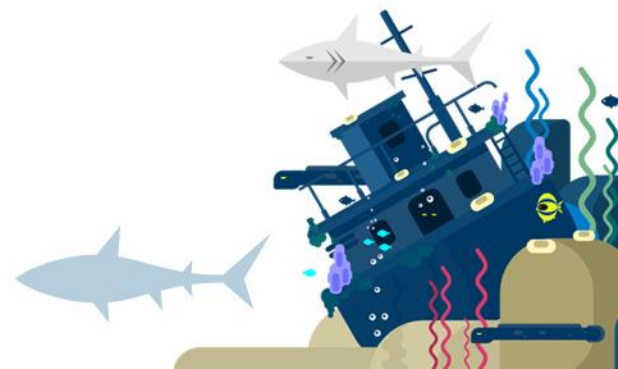
train (391,933 × 24)

#	index	SAMPLE_ID	ARI_CO	ARI_PO	SHIP_TYPE_CATEGORY	DIST	ATA	ID	BREADTH	BUILT	DEADWEIGHT	DEPTH	DRAUGHT	GT	LENGTH	SHIPMANAGER	FLAG
1	0	TRAIN_000000	SG	GIW5	Container	30.88101761	2019-12-17 21:29	Z518338	30	24	24,300	10	10	16,700	180	CQSB78	Panama
2	1	TRAIN_000001	IN	UJK2	Bulk	0	2014-09-23 6:59	X886125	30	13	35,300	10	10	23,300	180	SPHC24	Marshall Islands
3	2	TRAIN_000002	CN	EUCB	Container	0	2015-02-03 22:00	T674582	50	12	146,000	30	20	140,000	370	PNK22	Malta
4	3	TRAIN_000003	JP	ZAG4	Container	0	2020-01-17 4:02	Y847238	20	18	6,910	10	10	5,400	120	PBZV77	Bahamas
5	4	TRAIN_000004	SG	GIW5	Container	27.0376502	2020-01-26 7:51	A872328	50	10	116,000	20	10	96,600	300	GUCE76	Liberia
6	5	TRAIN_000005	AU	VH44	Bulk	49.95358543	2021-03-05 18:36	S711836	40	7	183,000	20	20	94,100	290	H2UO14	Japan
7	6	TRAIN_000006	ID	REJ1	Container	42.27628053	2016-12-11 3:00	A735263	20	30	6,800	10	10	4,810	110	HCOE27	Indonesia
8	7	TRAIN_000007	TW	JW13	Cargo	0	2022-10-07 10:06	N531887	30	18	46,600	20	10	29,800	200	EPK61	Hong Kong, China
9	8	TRAIN_000008	JP	HYG5	Cargo	0	2015-12-10 2:03	L124642	30	12	37,200	20	10	22,900	180	UOPG57	Panama
10	9	TRAIN_000009	CN	NGG6	Container	101.5215977	2018-11-30 19:29	S458225	50	7	124,000	30	20	111,000	320	YLMR26	United Kingdom
11	10	TRAIN_000010	CN	UWK6	Bulk	18.02249534	2021-09-23 2:48	U334123	30	11	35,000	20	10	22,500	180	KL333	Montenegro
12	11	TRAIN_000011	SG	GIW5	Container	26.82697615	2017-09-02 1:47	J412562	30	23	30,700	20	10	26,000	200	ENOX58	Liberia
13	12	TRAIN_000012	CN	EUCB	Container	100.7199348	2016-05-30 23:13	T684332	40	15	80,200	20	10	76,900	300	CYCP86	Japan
14	13	TRAIN_000013	CN	TD45	Bulk	21.88730703	2021-05-12 21:35	R763644	40	9	70,400	20	10	54,600	220	HJLF38	Hong Kong, China
15	14	TRAIN_000014	QA	KJL2	Bulk	5.06146197	2015-08-27 7:09	D575432	30	11	56,800	20	10	33,000	190	IOS533	Hong Kong, China
16	15	TRAIN_000015	CN	QQW1	Cargo	0	2021-04-16 15:52	L286286	20	17	13,600	10	10	9,090	130	KICF32	Panama
17	16	TRAIN_000016	TW	JW13	Bulk	0	2016-06-30 1:00	R748821	30	10	81,700	20	10	45,000	230	MBA66	Liberia
18	17	TRAIN_000017	CN	NGG6	Container	109.021105	2017-07-10 14:27	S764887	30	9	25,300	20	10	25,100	180	WNE45	Korea, South
19	18	TRAIN_000018	AU	NQ04	Cargo	29.62476772	2020-11-17 22:41	Q418441	30	27	55,800	20	10	36,000	200	GWR25	Bahamas
20	19	TRAIN_000019	CN	NGG6	Container	96.46399378	2017-07-17 22:45	U753134	30	14	34,200	20	10	26,400	210	UOQ877	Hong Kong, China
21	20	TRAIN_000020	TT	YJL2	Container	7.79648889	2017-03-02 8:31	B846657	20	18	13,700	10	10	9,960	150	ETBC24	Panama
22	21	TRAIN_000021	CN	QQW1	Container	0	2016-02-16 4:53	H341333	50	10	115,000	30	20	110,000	330	WOLG37	Singapore
23	22	TRAIN_000022	AU	YD44	Bulk	11.36544169	2016-10-08 6:16	C866378	40	17	99,300	20	10	15,300	250	BFB81	Indonesia
24	23	TRAIN_000023	JP	YV11	Bulk	9.80218885	2019-06-09 23:32	X345112	20	16	5,800	10	10	3,500	110	RCGL58	Japan
25	24	TRAIN_000024	CN	JEN5	Bulk	16.61221048	2022-05-23 22:59	D626134	30	17	30,400	10	10	17,900	170	URBJ81	Liberia
26	25	TRAIN_000025	CN	NGG6	Container	98.19756524	2015-08-20 5:58	M766643	20	17	13,800	10	10	9,950	150	HQR386	Panama
27	26	TRAIN_000026	RU	FCD5	Bulk	0	2022-01-12 9:50	IS12572	10	19	3,280	10	10	1,980	80	AOQV31	Barbados
28	27	TRAIN_000027	CN	NGG6	Container	97.79634477	2020-09-25 0:38	Q641134	20	8	12,400	10	10	9,860	140	Q3KV12	Panama
29	28	TRAIN_000028	SG	GIW5	Container	24.19579932	2018-02-15 13:48	Q311584	40	9	65,200	20	10	51,900	260	TKWC13	Marshall Islands
30	29	TRAIN_000029	KR	RKA2	Cargo	0	2021-02-24 23:30	L258551	20	12	7,670	10	10	5,140	120	DQGW56	China, People's Republic Of
31	30	TRAIN_000030	CN	EUCB	Container	78.61684388	2022-06-22 5:49	N686823	20	11	11,900	10	10	9,890	150	EGO172	Korea, South
32	31	TRAIN_000031	CN	YRT6	Bulk	0	2018-07-03 14:28	F415413	30	10	48,600	20	10	30,200	190	H2SD87	China, People's Republic Of
33	32	TRAIN_000032	CN	NGG6	Container	117.5500302	2019-11-14 15:58	L753758	20	6	12,300	10	10	9,990	140	ENFG14	Hong Kong, China





목차





사용 프로그램

언어(Language)



툴(Tool)



분석(Analysis)

preprocessing



Visualization



Modelling





머신 러닝

MAE

MSE

R2

모델 평가 기준

결정계수(R2)

설명력 = 예측력(훈련결과의 데이터를 잘 설명하고 있는지 여부 확인) : 설명계수라고 칭한다

모델의 설명력이 좋은지 나쁜지를 나타내는 지표(예측을 잘 할 수 있는지 없는지를 결정한다).

▶ 값의 범위는 0~1 : 1에 가까울수록 설명력이 좋다고 표현함 (분석 보고서에 항상 들어가는 내용이다).



머신 러닝

〈Data 1〉

선박의 종합수명 평가

한국과학기술정보연구원
전문연구위원 이순요
(9826@resear.re.kr)

1. 머리말

- 일반적으로 선박은 설계수명 25년을 표준으로 하여 설계되고 건조된다. 그렇지만 강도 혹은 기능의 열화에 의한 선박의 물리적인 수명은 취항 후의 취항해역, 조선 조건과 보전관리 조건 등에 따라 해마다 달라지므로 설계수명을 맞췄다고 해서 선박이 수명을 다했다고는 말할 수 없다.
- 가령 LNG선과 같이 초기단계부터 잘 짜여진 스펙(spec.)에 의해 설계되고 건조되며, 또한 취항 후에도 보전관리가 잘 되고 있는 배의 경우 설계수명을 넘어 더욱 수명이 긴 운행계획이 지향된다. 이렇게 긴 수명을 유지하려면 선박이 안전하면서도 안정적인 운행을 해야 하는데, 선박의 물리수명에 영향을 주는 부식과 피로라고 하는 경년 요인에 대한 배려가 필요하다.
- 이러한 경년 열화요인에 대해 선체 구조와 기기를 충분히 안전한 레벨로 유지하는 것이 필요하지만, 한편으로는 선박의 수명주기 비용을 적정하게 하는 것도 중요하다. 이러한 일을 실현하기 위해서는 첫째, 열화상태의 감시와 정확한 파악, 둘째, 잔여수명 혹은 잔여강도의 적절한 평가, 셋째, 엄정하고도 정확한 점검과 검사계획에 따르는 효과적인 보전계획의 수립과 실시가 필요하다.

제거한 컬럼

데이터

코딩

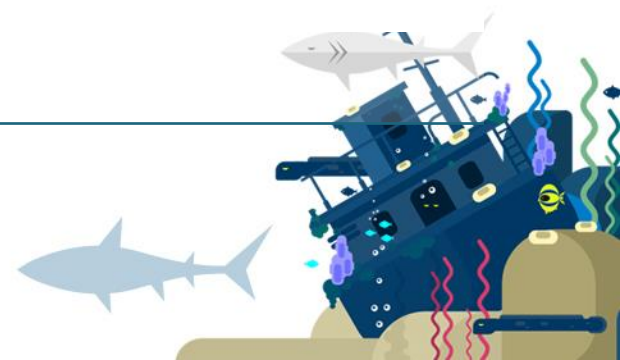




머신 러닝

〈Data 1〉

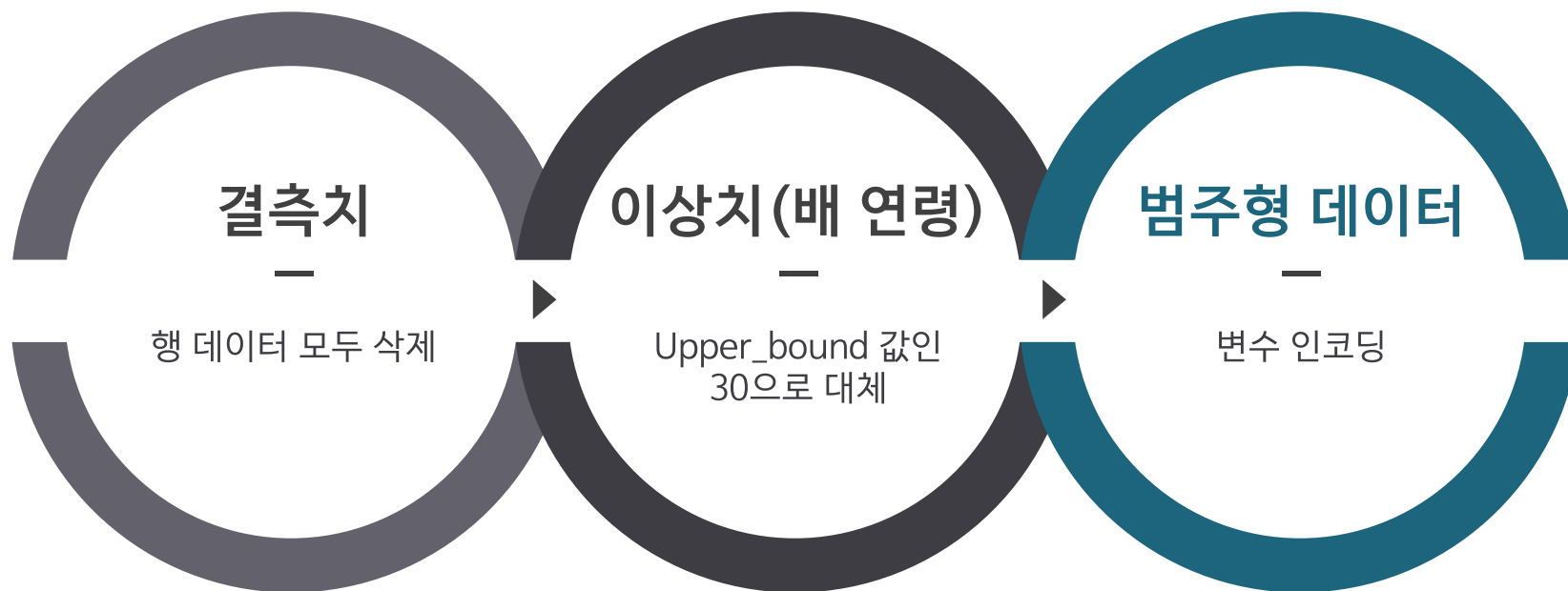
스케일링	모델	MAE	MSE	R2
MinMaxScaler	HGB	55.010970	20873.429794	0.281361
RobustScaler	HGB	55.051707	20994.448045	0.277194
StandardScaler	HGB	54.994847	20928.868991	0.279452





머신 러닝

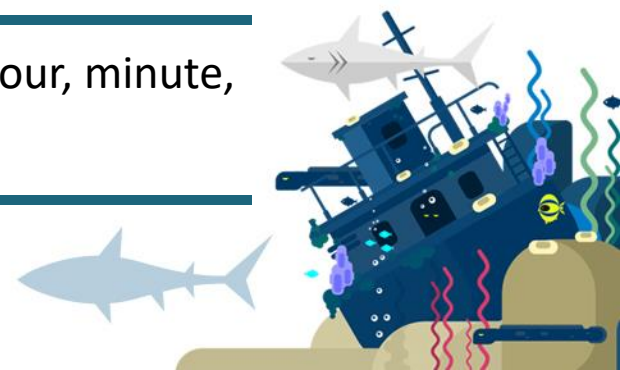
〈Data 2〉



상관성이 매우 낮음 (0.001 이하)

제거한 컬럼 : ID, SHIPMANAGER, BN, ATA_LT, month, day, hour, minute,
ARI_PO, V_WIND

p_value값이 유의수준 이상

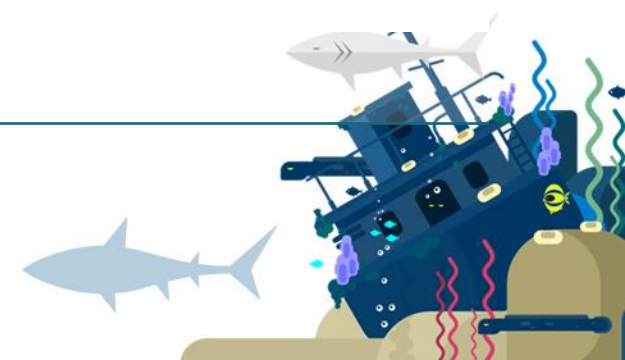




머신 러닝

〈Data 2〉

스케일링	모델	MAE	MSE	R2
MinMaxScaler	HGB	61.197034	246104765	0.252483
	XGB (랜덤1)	60.037728	23507.862577	0.276062
	XGB (랜덤2)	59.499774	23721.862577	0.269470
	XGB (랜덤3)	59.690386	23836.138246	0.265951
StandardScaler	HGB	60.981814	24318.273863	0.251104
	XGB (랜덤1)	60.139816	24362.103766	0.249754
	XGB (랜덤2)	61.004618	23725.901519	0.269346

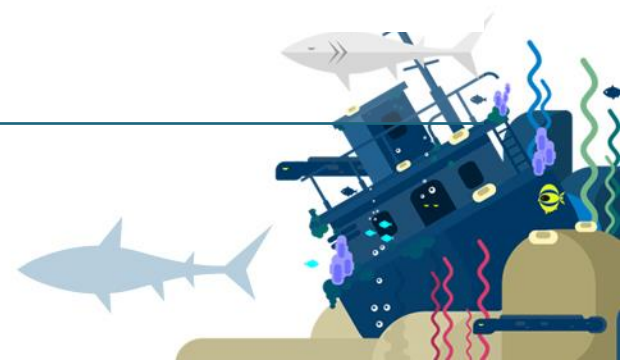




머신 러닝

〈Data 2〉

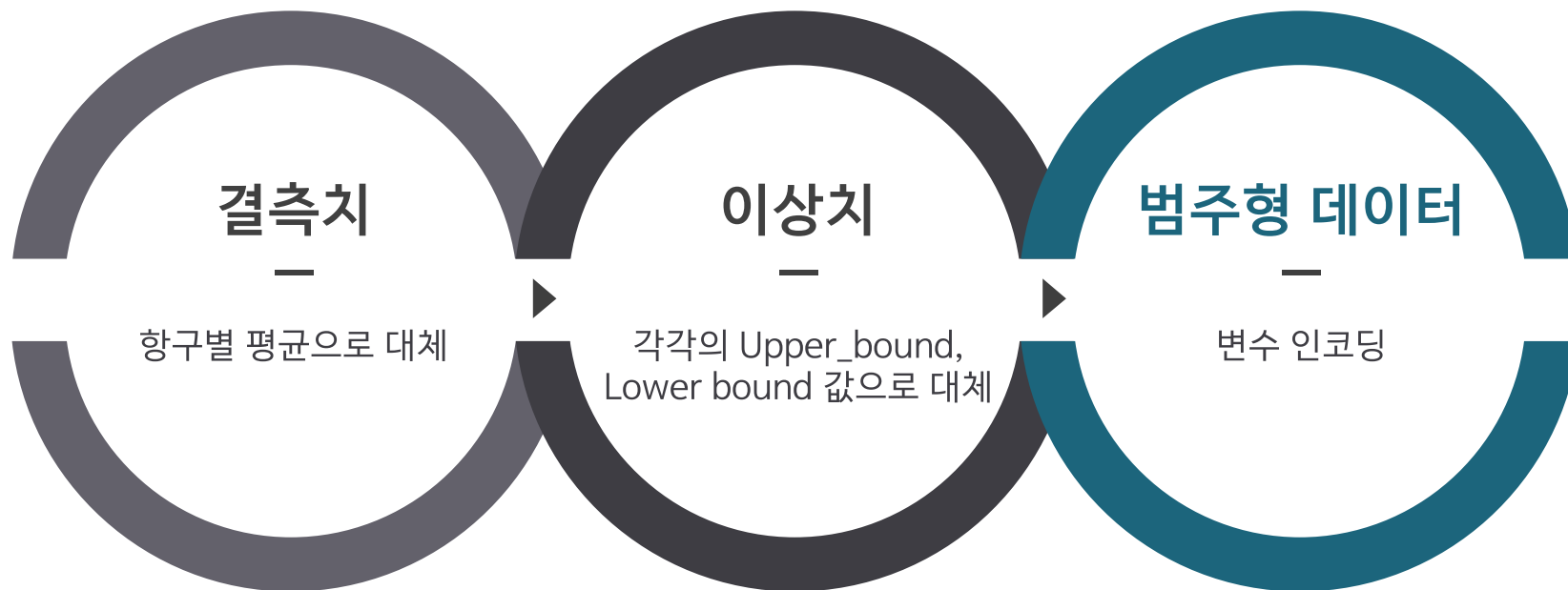
스케일링	모델	MAE	MSE	R2
RobustScaler	HGB	60.933237	24125.222525	0.257049
	XGB (랜덤1)	64.699298	24563.976314	0.243537
	XGB (랜덤2)	59.387254	23990.679197	0.261192
	XGB (랜덤3)	60.219166	23543.196341	0.274973
	GBR (랜덤1)	61.111228	24353.282403	0.250025
	GBR (랜덤2)	63.408835	25353.374114	0.219227





머신 러닝

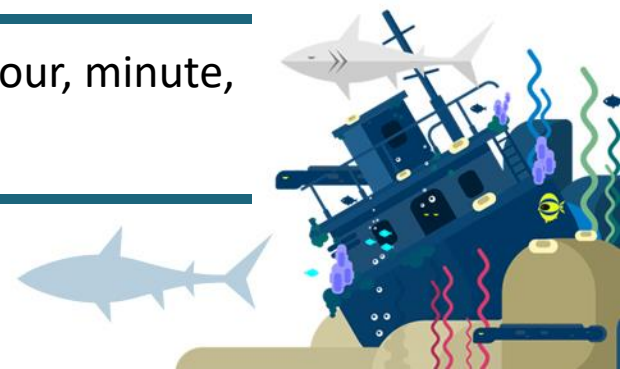
〈Data 3〉



상관성이 매우 낮음 (0.001 이하)

제거한 컬럼 : ID, SHIPMANAGER, BN, ATA_LT, month, day, hour, minute, ARI_PO, V_WIND

p_value값이 유의수준 이상

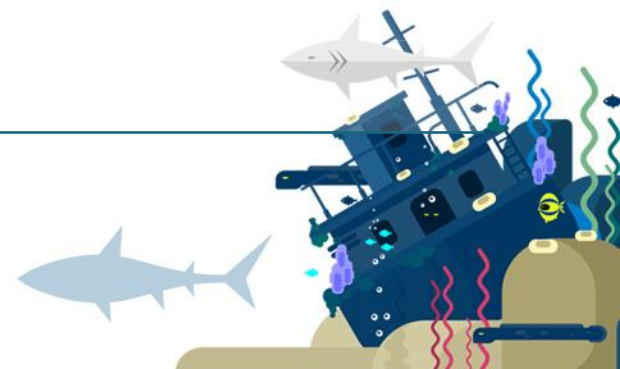




머신 러닝

〈Data 3〉

스케일링	모델	MAE	MSE	R2
MinMaxScaler	HGB	17.856958	801.199909	0.576096
	XGB	17.212070	773.719893	0.590635
RobustScaler	HGB	17.871116	802.476394	0.590684
	XGB	17.223823	773.627572	0.590684
StandardScaler	HGB	17.891397	804.434210	0.574385
	XGB	17.215817	774.059990	0.590455





머신 러닝

주성분 분석

Standard / 15

Model_Name = GradientBoostingRegressor

Train Score : 0.3959 / Test Score : 0.3900 /

Train - Test = 0.00598261232630537 /

Train MAE : 24.4758 / Test MAE : 24.5622

Train MSE : 1148.0904 / Test MSE : 1153.0116

Train R2 : 0.3959 / Test R2 : 0.3900

Model_Name = HistGradientBoostingRegressor

Train Score : 0.4617 / Test Score : 0.4485 /

Train - Test = 0.01320343119862144 /

Train MAE : 22.2648 / Test MAE : 22.5251

Train MSE : 1023.1217 / Test MSE : 1042.3856

Train R2 : 0.4617 / Test R2 : 0.4485

Model_Name = XGBRegressor

Train Score : 0.5179 / Test Score : 0.4727 /

Train - Test = 0.04515300588040283 /

Train MAE : 20.7078 / Test MAE : 21.6243

Train MSE : 916.3650 / Test MSE : 996.6091

Train R2 : 0.5179 / Test R2 : 0.4727

Standard / 14

Model_Name = GradientBoostingRegressor

Train Score : 0.5073 / Test Score : 0.5061 /

Train - Test = 0.0012198898720925389 /

Train MAE : 20.5677 / Test MAE : 20.5552

Train MSE : 936.3825 / Test MSE : 933.4795

Train R2 : 0.5073 / Test R2 : 0.5061

Model_Name = HistGradientBoostingRegressor

Train Score : 0.5566 / Test Score : 0.5496 /

Train - Test = 0.007011611826404751 /

Train MAE : 18.5502 / Test MAE : 18.6724

Train MSE : 842.6463 / Test MSE : 851.2113

Train R2 : 0.5566 / Test R2 : 0.5496

Model_Name = XGBRegressor

Train Score : 0.5941 / Test Score : 0.5661 /

Train - Test = 0.02801211874677667 /

Train MAE : 17.7026 / Test MAE : 18.2793

Train MSE : 771.3974 / Test MSE : 820.0508

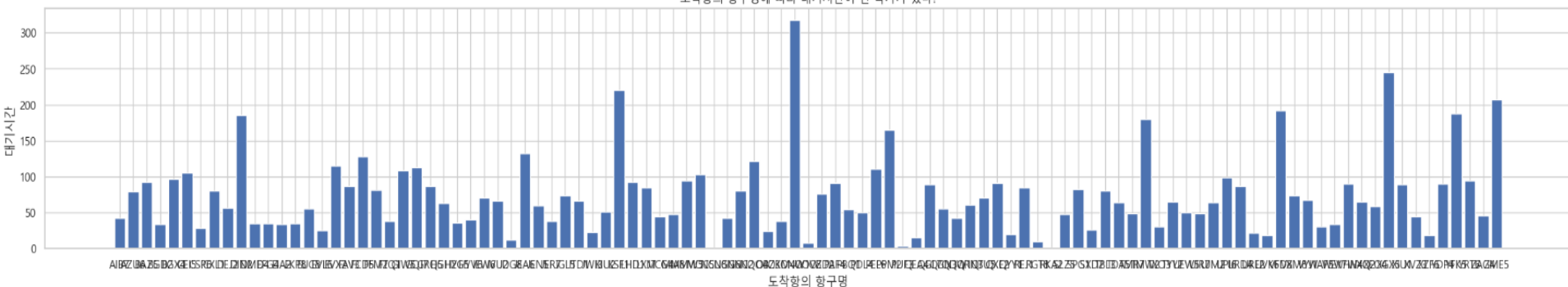
Train R2 : 0.5941 / Test R2 : 0.5661



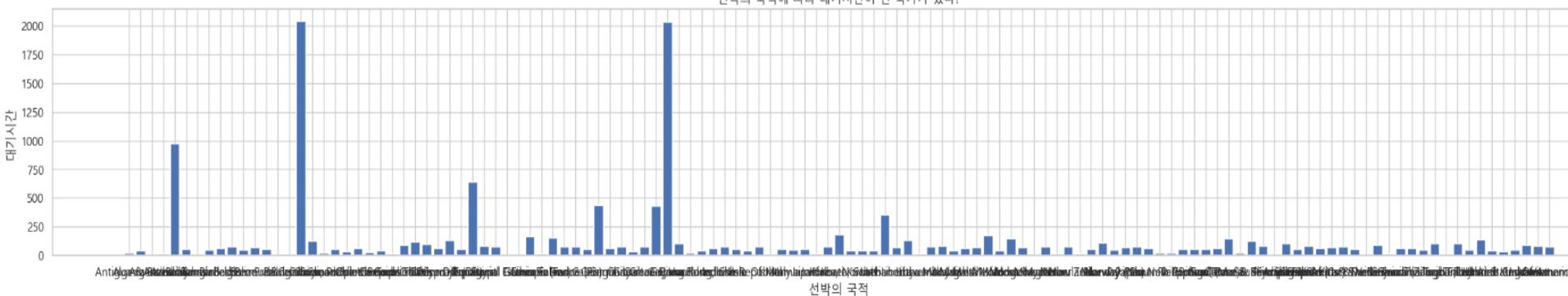
머신 러닝

범주형 데이터 수치화

도착항의 항구명에 따라 대기시간이 긴 국가가 있나?



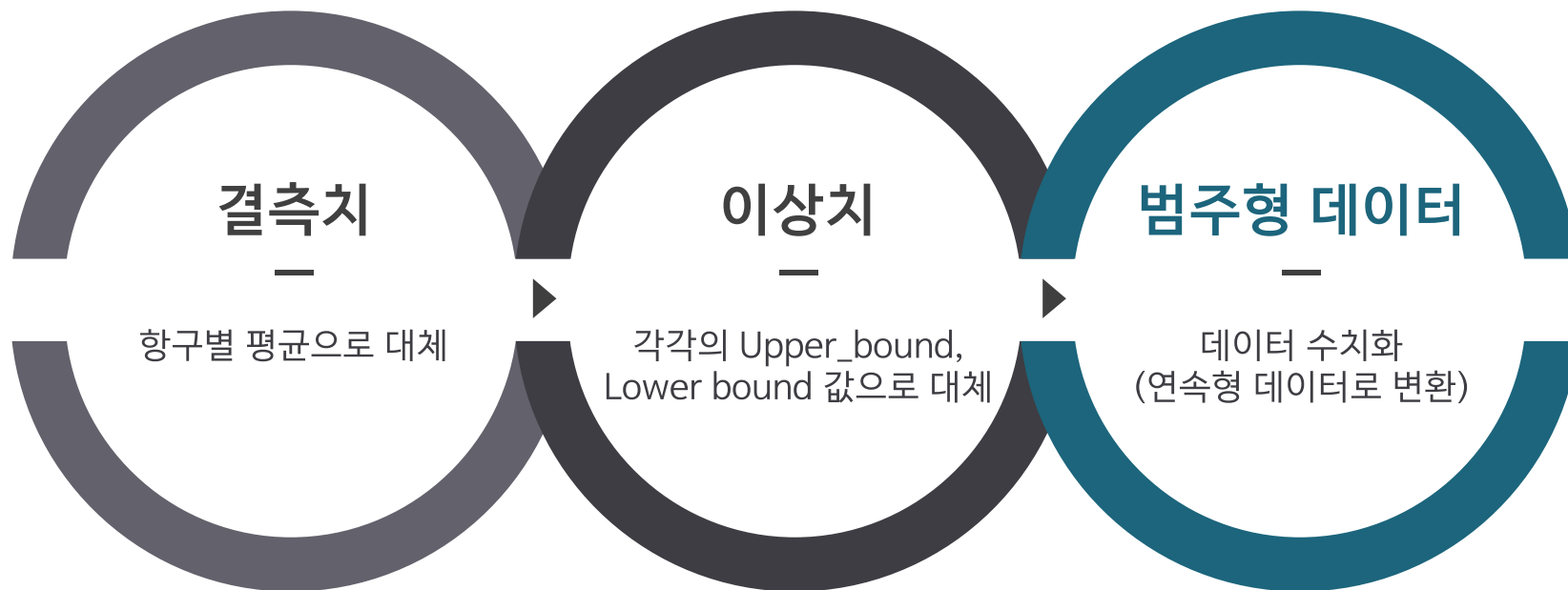
선박의 국적에 따라 대기시간이 긴 국가가 있나?





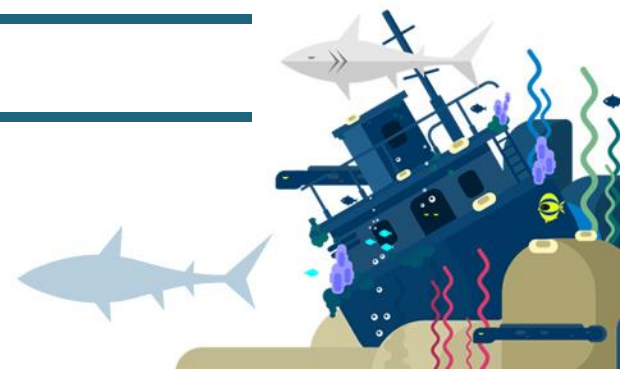
머신 러닝

〈Data 4〉



상관성이 매우 낮음 (0.001 이하)

제거한 컬럼 : ID, SHIPMANAGER

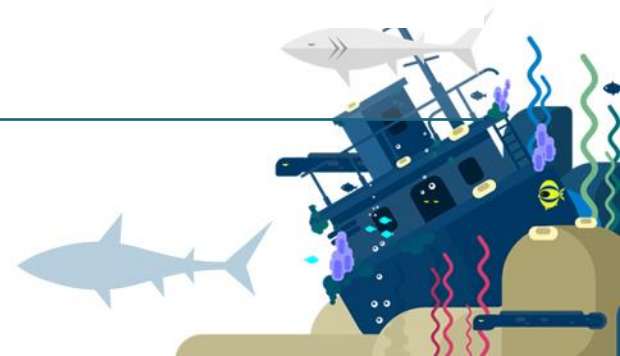




머신 러닝

〈Data 4〉

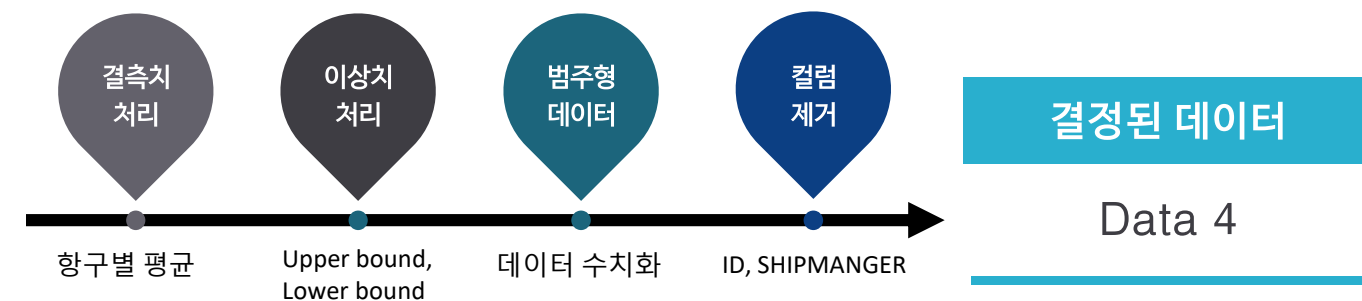
스케일링	모델	MAE	MSE	R2
MinMaxScaler	LGBM	17.482418	779.105775	0.587786
	XGB	17.109078	757.924144	0.598993
	HGB	17.727757	788.114363	0.583019
StandardScaler	LGBM	17.503978	779.611762	0.587518
	XGB	17.118151	758.266164	0.598812
	HGB	17.661751	785.756841	0.584267
	Stacking	16.684948	754.867434	0.600610



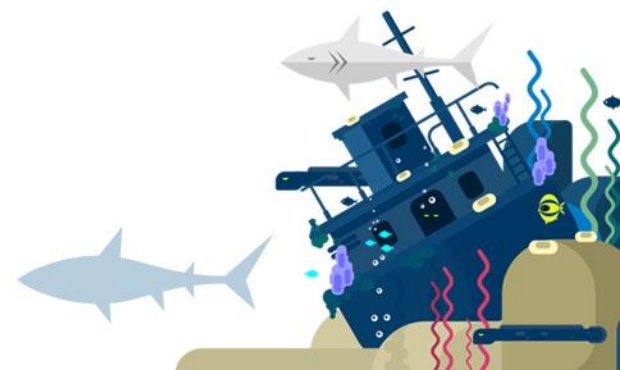


모델 해석

최종 결정 데이터&모델



스케일링	모델	MAE	MSE	R2
StandardScaler	Stacking	16.684948	754.867434	0.600610





목차

1

INTRO

- 1) 분석 배경
- 2) 프로젝트 이해

2

Data

- 1) 데이터 수집
- 2) 데이터 전처리
- 3) 데이터 베이스

3

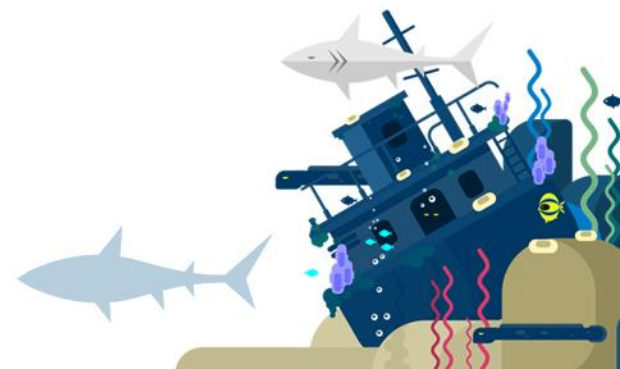
ANALYSIS

- 1) 사용 프로그램
- 2) 머신 러닝
- 3) 모델 해석

4

CONCLUSION

- 1) 기대 효과
- 2) 활용 방안





기대 효과

1. 대기 시간 최적화

선박의 항구 대기 시간 최소화를 통한 물류 및 운송 효율성 향상 목표

2. 정확한 예측 제공

다양한 요인을 고려하여 신뢰할 수 있는 선박 대기 시간 예측 모델 개발로 항구 운영자 및 물류 관리자에게 정확한 정보 제공

3. 효율적인 자원 할당

선박 도착 및 출발 시간을 더욱 정확하게 예측함으로써 항구 내 자원의 효율적 할당 및 운영 비용 절감

4. 서비스 수준 향상

물류 및 운송 관련 기업 및 단체들에게 대기 시간 예측 서비스를 제공함으로써 고객 만족도 및 서비스 수준 향상

5. 장기적인 이점 확보

정확한 대기 시간 예측을 통해 더욱 효율적인 운송 및 물류 체인을 구축함으로써 장기적인 경쟁력 확보 및 기업 가치 향상





활용 방안

1. 운영 최적화

- 선박 운항 일정 최적화
- 예측된 대기 시간을 고려하여 출발 시간 조절 및 항로 변경으로 선박 운항에 효율성 극대화

2. 리스크 관리

- 대기 시간 예측을 통해 지연으로 발생하는 비용 감소

3. 자원 할당

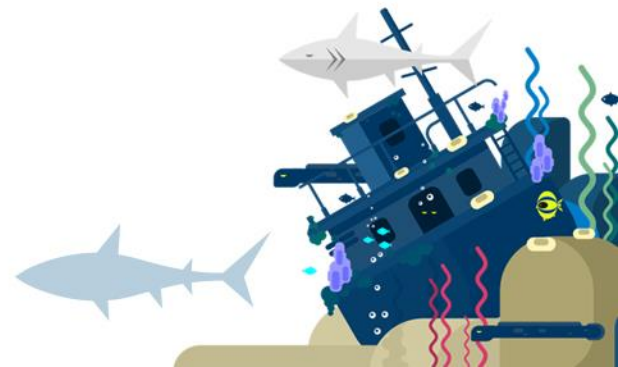
- 예측된 대기 시간에 따라 인력, 연료 등의 자원을 적절하게 배분함으로써 비용 절감 및 생산성 향상

4. 고객 서비스 향상

- 예측 결과 고객 서비스에 활용
- 정확한 예측을 통해 고객들에게 출발 및 도착 시각을 더 정확하게 안내함으로써 고객 만족도 향상

5. 정책 개발

- 항로 혼잡도 예측, 이를 기반으로 한 정책 개발로 선박 운영 환경 개선





참고 문헌

1. 데이터수집

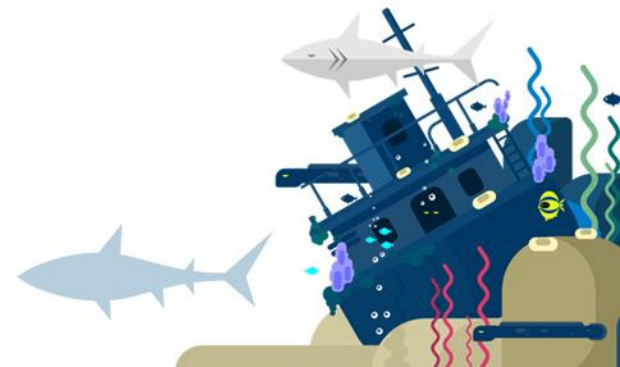
- DAICON
- <https://hwi-doc.tistory.com/entry/%EC%8A%A4%ED%83%9C%ED%82%B9Stacking-%EC%99%84%EB%B2%BD-%EC%A0%95%EB%A6%AC>

2. 선박의 종합수명 평가

- <https://scienceon.kisti.re.kr/srch/selectPORSrchReport.do?cn=KAR2008030803#;>

3. 스테킹

- <https://hwi-doc.tistory.com/entry/%EC%8A%A4%ED%83%9C%ED%82%B9Stacking-%EC%99%84%EB%B2%BD-%EC%A0%95%EB%A6%AC>





Q&A



Thank you

